UNIVERSIDAD POLITECNICA DE MADRID
ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIEROS DE MONTES

**GENERALIZACIÓN DE VARIABLES MEDIOAMBIENTALES
MEDIANTE INTERPOLACIÓN GIS**

TESIS DOCTORAL

SARA GARCIA CONDADO

Ingeniera de Montes

Madrid, 2016

DEPARTAMENTO INGENIERÍA Y GESTIÓN FORESTAL Y AMBIENTAL
ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIEROS DE MONTES

**GENERALIZACIÓN DE VARIABLES MEDIOAMBIENTALES MEDIANTE
INTERPOLACIÓN GIS**

AUTORA:

SARA GARCIA CONDADO

Ingeniera de Montes

DIRECTORA DE LA TESIS:

MARIA JESUS GARCÍA GARCÍA

Doctora Ingeniera Agrónoma

Madrid, 2016

A.M.M
L.H.D.N

“Man can believe the impossible, but can never believe the improbable”
Oscar Wilde (Intentions, 1891)

“We could be heroes”
David Bowie (∞)

AGREDIMIENTOS

Mi primer agradecimiento está dirigido a la Profesora M^a Jesús García, con la que he tenido la grandísima suerte de trabajar durante bastantes años. Su entrega, implicación, capacidad organizativa y planificación, hacen el trabajo mucho más ligero. Si a ello se une la energía y positividad que transmite en cada iniciativa o tarea a emprender, el trabajo se vuelve, incluso agradable...

Esta tesis doctoral, si bien ha requerido de esfuerzo, determinación y mucha dedicación por mi parte, no hubiera sido posible sin la ayuda desinteresada, directa o indirectamente de mucha gente. Por ello se lo quiero dedicar a mis compañeros del JRC de la Unidad MARS, grupo de investigación en el que he tenido la gran fortuna de trabajar estos últimos años. En especial, al fuera de serie Raúl López Lozano, por su generosidad al permitirme formar parte de la investigación López-Lozano et al. (2015) e igualmente, por su gran aportación en la puesta a punto de la última parte de la tesis. A Iacopo Cerrani que me ayudó a preparar parte de los datos utilizados en esta tesis, a Lorenzo Seguini por sus consejos técnicos y momentos coaching-tesis y a Elena Soto por su revisión del inglés. Un cariñoso agradecimiento por sus ánimos y consejos a Joysee Rodríguez, Gabriella Ferrari y Bettina Baruth.

A mis fantásticos padres y mi maravillosa hermana&family, su apoyo incondicional es mi particular fusión nuclear. Por último a mis amigas, que siempre, en persona o en la distancia, me escucharon, animaron y estuvieron ahí para desconectarme de los momentos más intensos de trabajo.

ÍNDICE

1	INTRODUCCIÓN	1
1.1	Justificación	5
1.2	Objetivos	10
1.2.1	Objetivo general.....	10
1.2.2	Objetivos específicos.....	10
2	MATERIALES Y MÉTODOS.....	12
2.1	Descripción de la zona de estudio.....	12
2.2	Variables, datos y estadísticas utilizadas.....	16
2.2.1	Datos meteorológicos.....	17
2.2.2	Estadísticas agrícolas.....	25
2.2.3	Datos fenológicos	28
2.2.4	Datos de coberturas y usos de suelo	35
2.3	Métodos.....	38
2.3.1	Geoestadística y técnicas de interpolación.....	38
2.3.2	Regresión espacial: Modelo GWR (“Geographically weighted regression”)	48
2.4	Procedimientos: diagrama de flujo de la metodología.....	58
2.4.1	Homogeneización de los datos y cálculo de variables.....	58
2.4.2	Interpolación de las variables climáticas.....	63
2.4.3	Análisis de relaciones entre el rendimiento del trigo y variables climáticas. Modelo GWR.....	70
3	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	75
3.1	Superficies interpoladas para las variables climáticas calculadas.....	75
3.1.1	Precipitación.....	75
3.1.2	Temperatura	104
3.1.3	Radiación.....	132
3.1.4	Evapotranspiración	159
3.2	Variabilidad inter-regional entre el rendimiento del trigo y variables climáticas acumuladas en periodos fenológicos.....	180
3.2.1	Cultivos del trigo en secano en España.....	180
3.2.2	Cultivos del trigo en los Bálticos.....	192
3.2.3	Cultivos del trigo en regadío en España.....	200
4	CONCLUSIONES	204
4.1	Futuras líneas de investigación	206
5	BIBLIOGRAFÍA	207
6	ANEXOS	223

Índice de Figuras

Figura 1: distribución geográfica de la limitación climática potencial al crecimiento vegetal derivada de estadísticas climáticas a largo plazo. Fuente Nemani et al. (2003).....	6
Figura 2: mapa de localización de España (izquierda) y de los países Bálticos (derecha) y su división provincial	12
Figura 3: Primera división climática de Europa. Fuente Metzger et al, 2005	13
Figura 4: modelo digital del terreno para España (izquierda) y los países Bálticos (derecha). La altitud se muestra en metros.	14
Figura 5: Estratificación ambiental en España basada en la clasificación de los trabajos de Jongman et al. (2005) y Metzger et al. (2005).	15
Figura 6: Estratificación ambiental en los países Bálticos basada en la clasificación de Jongman et al. (2005) y Metzger et al. (2005).	16
Figura 7: Flujo de procesamiento de la información de las estaciones meteorológicas desde la recogida de datos en campo hasta la computación de variables.	18
Figura 8: Mapa del índice de densidad de la red de estaciones meteorológicas en España a nivel provincia....	24
Figura 9: Mapa del índice de densidad de la red de estaciones meteorológicas en los Bálticos a nivel provincia.	24
Figura 10: Rendimiento del trigo blando en los países Bálticos. Serie temporal 2000 y 2013. En los años 2012 y 2013 Letonia no está incluida por no estar disponibles los datos a nivel de provincia.	26
Figura 11: Rendimiento del trigo blando en España. Serie temporal 2000 y 2013.....	27
Figura 12: Listado de estadios principales de crecimiento y diagrama del ciclo de desarrollo de plantas mono- y dicotiledóneas dividido en estadios de desarrollo principales y secundarios (HACK et al., 1992). Esquemas modificados de un esquema de Witzemberger (1989).....	29
Figura 13: datos fenológicos de siembra homogeneizados para España y Bálticos.	31
Figura 14: datos fenológicos de emergencia homogeneizados para España y Bálticos.	31
Figura 15: datos fenológicos de floración homogeneizados para España y Bálticos.	32
Figura 16: datos fenológicos de recolección homogeneizados para España y Bálticos.	32
Figura 17: Principales fases de desarrollo del trigo. Fuente (Sreenivasulu, 2011) adaptación de (Slafer, 1994). Donde: Sw: siembra, Em: emergencia, CI: comienzo del ahijamiento DR: 2 hijuelos visibles AP: fin de ahijamiento, Hd: espigado, At: floración (también denominada antesis), BGF: comienzo del llenado del grano, PM: madurez, Hv: recolección. El círculo rojo se refiere a las fases fenológicas de las que se disponía de datos tanto para España como para los países Bálticos.	33
Figura 18: Diagrama esquemático de algunos de los cambios más relevantes en la morfología, alrededor de los cuales se han marcado los periodos creados para la investigación de la tesis: P1, P2, P3 y P4.....	34
Figura 19: Cobertura de usos de suelo utilizados en la tesis para España y los países Bálticos. Fuente: Corine Land Cover 2006, ráster de 100m de resolución	37
Figura 20: superficie interpolada con la técnica IDW (Johnston et al, 2001)	41
Figura 21: Superficie generada por una función en base radial (FBR).....	43
Figura 22: observación gráfica de la autocorrelación espacial. (Navarrete Álvarez, M., 2011).....	44
Figura 23: simulación del método de interpolación kriging ordinario	45
Figura 24: Parámetros principales que definen un semivariograma	46
Figura 25: Modelos teóricos básicos más usuales para caracterizar el semivariograma.	46
Figura 26: simulación del método de interpolación del cokriging ordinario	47
Figura 27: Gráficas de la relación entre dos variables cuando ésta es positiva, negativa o inexistencia de esta relación.	48
Figura 28: esquema de una función de ponderación típica. Donde: x: es el punto de regresión, • punto de observaciones, bandwidth ("h") ancho de banda o ventana, Wij: es el peso del punto muestral j en el punto de regresión i, dij: es la distancia entre el punto de regresión i y la el punto muestral j.	50

Figura 29: esquema de búsqueda de vecindad en la función kernel de ancho de banda fijo.....	51
Figura 30: esquema de búsqueda de vecindad en la función kernel de tipo variable.	51
Figura 31: ilustración esquemática de la bondad de ajuste del coeficiente de determinación R ²	55
Figura 32: patrón de los distintos grados de distribución de valores de una variable, disperso, aleatorio (random) a clustered.....	56
Figura 33: patrón de los distintos grados de distribución de valores de una variable, disperso, aleatorio (random) a clustered.....	56
Figura 34: diagrama de flujo de la metodología.....	59
Figura 35: superficie del cultivo del trigo en secano en España y los Bálticos.....	61
Figura 36: rendimiento del cultivo del trigo en secano en España y los Bálticos	62
Figura 37: superficie del cultivo del trigo en regadío en España	62
Figura 38: rendimiento del cultivo del trigo en regadío en España.....	63
Figura 39: conjunto de estaciones utilizadas en la interpolación y validación de los métodos.....	69
Figura 40: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la precipitación acumulada durante el periodo 1 (P1, ciclo completo) y periodo 2 (P2, emergencia-madurez) seleccionados en España.....	76
Figura 41: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la precipitación acumulada durante el periodo 3 (P3, floración) y periodo 4 (P4, floración-madurez) seleccionados en España.....	77
Figura 42: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la precipitación acumulada durante el periodo 1 (P1, ciclo completo) y periodo 2 (P2, emergencia-madurez) seleccionados en los Bálticos.....	78
Figura 43: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la precipitación acumulada durante el periodo 3 (P3, floración) y periodo 4 (P4, floración-madurez) seleccionados en los Bálticos.....	79
Figura 44: Histogramas de la precipitación acumulada media (mm) en los cuatro periodos fenológicos en España. De izquierda a derecha, arriba abajo dichos periodos son: P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez].....	80
Figura 45: Histogramas de la precipitación acumulada media (mm) en los cuatro periodos fenológicos en los Bálticos. De izquierda a derecha, arriba abajo dichos periodos son: P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez].....	81
Figura 46: Boxplots (mediana, cajas para percentiles para el 25% (Q1) y 75% (Q3)), máximo y mínimo, y outliers) de la precipitación acumulada media en los cuatro periodos fenológicos en España y los Bálticos. ..	83
Figura 47: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la precipitación en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez).....	88
Figura 48: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la precipitación en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez)	88
Figura 49: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la precipitación en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez).....	89
Figura 50: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la precipitación en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez)	90
Figura 51: diagrama de cajas de los errores relativos por estación meteorológica según método de interpolación utilizado para obtener superficies de la variable de precipitación.....	91
Figura 52: diagrama de cajas de los errores relativos obtenidos al interpolar la variable precipitación	95
Figura 53: superficies de la precipitación acumulada en el periodo fenológico 1 (ciclo completo) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	96
Figura 54: superficies de la precipitación acumulada en el periodo fenológico 2 (emergencia-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	97

Figura 55: superficies de la precipitación acumulada en el periodo de floración obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	98
Figura 56: superficies de la precipitación acumulada en el periodo 4 (floración-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	99
Figura 57: precipitación acumulada media de la serie temporal 1975-2014 en España. Fuente: Base de datos MARS (JRC).....	100
Figura 58: secuencia final de la precipitación acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en España	101
Figura 59: precipitación acumulada media de la serie temporal 1975-2014 en los países Bálticos. Fuente: Base de datos MARS (JRC).....	102
Figura 60: secuencia final de la precipitación acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en los Bálticos	103
Figura 61: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la temperatura acumulada durante el periodo 1 (P1, ciclo completo) y periodo 2 (P2, emergencia-madurez) seleccionados en España.....	108
Figura 62: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la temperatura acumulada durante el periodo 3 (P3, floración) y periodo 4 (P4, floración-madurez) seleccionados en España.	109
Figura 63: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la temperatura acumulada durante el periodo 1 (P1, ciclo completo) y periodo 2 (P2, emergencia-madurez) seleccionados en los Bálticos.....	110
Figura 64: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la temperatura acumulada durante el periodo 3 (P3, floración) y periodo 4 (P4, floración-madurez) seleccionados en los Bálticos.....	111
Figura 65: Histogramas de la temperatura acumulada media (oC) en los cuatro periodos fenológicos en España. De izquierda a derecha, arriba abajo dichos periodos son: P1[Ciclo completo], P2[Emergencia-Madurez, P3[Floración] y P4[Floración-Madurez].....	112
Figura 66: Histogramas de la temperatura acumulada media (oC) en los cuatro periodos fenológicos en los Bálticos. De izquierda a derecha, arriba abajo dichos periodos son: P1[Ciclo completo], P2[Emergencia-Madurez, P3[Floración] y P4[Floración-Madurez].....	113
Figura 67: Boxplots (mediana, cajas para percentiles para el 25% (Q1) y 75% (Q3)), máximo, mínimo y outliers) de la temperatura acumulada media en los cuatro periodos fenológicos en España y los Bálticos.....	115
Figura 68: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la temperatura acumulada en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez)	119
Figura 69: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la temperatura acumulada en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez).....	119
Figura 70: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la temperatura acumulada en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez)	120
Figura 71: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la temperatura acumulada en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez).....	120
Figura 72: diagrama de cajas de los errores relativos por estación meteorológica según método de interpolación utilizado para obtener superficies de la variable de temperatura	121
Figura 73: diagrama de cajas de los errores relativos obtenidos al interpolar la variable temperatura según periodo fenológico interpolador utilizado para obtener superficies de la variable de temperatura.....	125
Figura 74: superficies de la temperatura acumulada en el periodo fenológico 1 (ciclo completo) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	126
Figura 75: superficies de la temperatura acumulada en el periodo fenológico 2 (emergencia-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	127

Figura 76: superficies de la temperatura acumulada en el periodo de floración obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	128
Figura 77: superficies de la temperatura acumulada en el periodo 4 (floración-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	129
Figura 78: temperatura diaria media anual de la serie temporal 1975-2014 en España. Fuente: Base de datos MARS (JRC).	130
Figura 79: secuencia final de la temperatura acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en España	131
Figura 80: secuencia final de la temperatura acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en España	132
Figura 81: temperatura media anual de la serie temporal 1975-2014 en los países Bálticos. Fuente: Base de datos MARS (JRC).	133
Figura 82: secuencia final de la temperatura acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en los Bálticos.	134
Figura 83: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la radiación acumulada durante el periodo 1 (P1, ciclo completo) y periodo 2 (P2, emergencia-madurez) seleccionados en España.	138
Figura 84: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la radiación acumulada durante el periodo 3 (P3, floración) y periodo 4 (P4, floración-madurez) seleccionados en España.	139
Figura 85: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la radiación acumulada durante el periodo 1 (P1, ciclo completo) y periodo 2 (P2, emergencia-madurez) seleccionados en los Bálticos.	140
Figura 86: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la radiación acumulada durante el periodo 3 (P3, floración) y periodo 4 (P4, floración-madurez) seleccionados en los Bálticos.	141
Figura 87: Histogramas de la radiación acumulada media (KJm-2) en los cuatro periodos fenológicos en España. De izquierda a derecha, arriba abajo dichos periodos son: P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]	142
Figura 88: Histogramas de la radiación acumulada media (mm) en los cuatro periodos fenológicos en los Bálticos. De izquierda a derecha, arriba abajo dichos periodos son: P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]	143
Figura 89: Boxplots (mediana, cajas para percentiles para el 25% (Q1) y 75% (Q3), máximo, mínimo y outliers) de la radiación acumulada media en los cuatro periodos fenológicos en España y los Bálticos.	145
Figura 90: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la radiación acumulada en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez)	148
Figura 91: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la radiación acumulada en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez)	149
Figura 92: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la radiación acumulada en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez)	150
Figura 93: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la radiación acumulada en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez)	150
Figura 94: diagrama de cajas de los errores relativos por estación meteorológica agrupados por los métodos de interpolación utilizados para obtener superficies de la variable de radiación	152
Figura 95: diagrama de cajas de los errores relativos obtenidos al interpolar la variable radiación	155
Figura 96: superficies de la radiación acumulada en el periodo fenológico 1 (ciclo completo) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	156
Figura 97: superficies de la radiación acumulada en el periodo fenológico 2 (emergencia-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	157
Figura 98: superficies de la radiación acumulada en el periodo de floración obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	158

Figura 99: superficies de la radiación acumulada en el periodo 4 (floración-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	159
Figura 100: radiación acumulada media anual de la serie temporal 1975-2014 en España. Fuente: Base de datos MARS (JRC).	160
Figura 101: radiación acumulada media anual de la serie temporal 1975-2014 en los países Bálticos. Fuente: Base de datos MARS (JRC).	161
Figura 102: secuencia final de la radiación acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en España...	162
Figura 103: secuencia final de la radiación acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en los Bálticos	163
Figura 104: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la evapotranspiración acumulada durante el periodo 1 (P1, ciclo completo) y periodo 2 (P2, emergencia-madurez) seleccionados en España	160
Figura 105: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la evapotranspiración acumulada durante el periodo 3 (P3, floración) y periodo 4 (P4, floración-madurez) seleccionados en España.	161
Figura 106: Histogramas de la evapotranspiración acumulada media (mm) en los cuatro periodos fenológicos en España. De izquierda a derecha y de arriba abajo dichos periodos son: P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez] España.	162
Figura 107: Boxplots (mediana, cajas para percentiles 25% (Q1) y 75% (Q3)), máximo y mínimo, y outliers) de la evapotranspiración acumulada media en los cuatro periodos fenológicos en España y los Bálticos.....	163
Figura 108: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la ETP0 acumulada en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez)	167
Figura 109: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la ETP0 acumulada en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez).....	167
Figura 110: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la ETP0 acumulada en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez)	168
Figura 111: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la ETP0 acumulada en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez).....	168
Figura 112: diagrama de cajas de los errores relativos por estación meteorológica agrupados por los métodos de interpolación utilizados para obtener superficies de la variable de ETP0.	170
Figura 113: diagrama de cajas de los errores relativos obtenidos al interpolar la variable evapotranspiración	173
Figura 114: superficies de la evapotranspiración acumulada en el periodo fenológico 1 (ciclo completo) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	174
Figura 115: superficies de la evapotranspiración acumulada en el periodo fenológico 2 (emergencia-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	175
Figura 116: superficies de la evapotranspiración acumulada en el periodo de floración obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	176
Figura 117: superficies de la evapotranspiración acumulada en el periodo 4 (floración-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.	177
Figura 118: evapotranspiración acumulada media de la serie temporal 1975-2014 en España. Fuente: Base de datos MARS (JRC).	178
Figura 119: secuencia final de la radiación acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en España...	179
Figura 120: leyenda de codificación sobre eficiencia y comparación de modelos para un país y cultivos determinados.....	181
Figura 121: gráficas de ajuste entre rendimientos observados y predichos en cada provincia por los modelos más eficaces. Donde las variables explicativas son a) CWB y c) radiación acumulada ambas entre la emergencia y madurez, b) precipitación y d) temperatura acumuladas ambas en la floración.	182

Figura 122: Matriz resultados de los modelos GWR del trigo en secano en España. Donde P: precipitación, T: temperatura, R: radiación, CBW balance climático hídrico, P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).....	184
Figura 123: resultados del test de Moran's aplicado a los residuos obtenidos de los modelos GWR del trigo en secano en España.	185
Figura 124: resultados locales del modelo univariable cuya variable explicativa es la precipitación acumulada en la floración a) valores de precipitación por provincia b) coeficientes de regresión c) residuos estandarizados d) coeficientes de determinación locales.....	187
Figura 125: resultados locales del modelo univariable cuya variable explicativa es la temperatura acumulada en la floración a) valores de precipitación por provincia b) coeficientes de regresión c) residuos estandarizados d) coeficientes de determinación locales.....	188
Figura 126: resultados locales del modelo univariable cuya variable explicativa es la radiación acumulada entre la emergencia y madurez (P2) a) valores de precipitación por provincia b) coeficientes de regresión c) residuos estandarizados d) coeficientes de determinación locales.....	189
Figura 127: resultados locales del modelo univariable cuya variable explicativa es balance climático hídrico (CWB) acumulado entre la emergencia y madurez (P2) a) valores de precipitación por provincia b) coeficientes de regresión c) residuos estandarizados d) coeficientes de determinación locales.	190
Figura 128: gráficas de ajuste entre rendimientos observados y predichos en cada provincia por los modelos más eficaces. Donde las variables explicativas son a) precipitación b) temperatura acumuladas ambas entre la floración y madurez (P4), c) radiación acumulada entre la emergencia y madurez (P2) y d) el modelo más eficaz de los Bálticos precipitación y radiación acumuladas en P4 y P2, respectivamente.	193
Figura 129: Matriz resultados de los modelos GWR del trigo en secano en los Bálticos. Donde P: precipitación, T: temperatura, R: radiación, CBW balance climático hídrico, P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).....	195
Figura 130: resultados del test de Moran's aplicado a los residuos obtenidos de los modelos GWR del trigo en los países Bálticos.	196
Figura 131: valores por provincia en los Bálticos de a) precipitación acumulada en el P2 (floración-madurez) b) radiación acumulada en el P2 (emergencia-madurez).	197
Figura 132: resultados locales del modelo multivariable cuya variable explicativa es la temperatura acumulada en la floración a) valores de precipitación por provincia b) coeficientes de regresión c) residuos estandarizados d) coeficientes de determinación locales.	198
Figura 133: resultados del test de Moran's aplicado a los residuos obtenidos de los modelos GWR del trigo en regadío en España.	201
Figura 134: Matriz resultados de los modelos GWR del trigo en regadío en España. Donde P: precipitación, T: temperatura, R: radiación, CBW balance climático hídrico, P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).....	203

Índice de Tablas

Tabla 1: Valores de índice de densidad de la red de estaciones meteorológicas calculado a nivel de país para España y los países Bálticos	21
Tabla 2: Valores de índice de densidad de la red de estaciones meteorológicas calculado a nivel de provincia en los países Bálticos.....	22
Tabla 3: Valores de índice de densidad de la red de estaciones meteorológicas calculado a nivel de provincia en España	23
Tabla 4: Estadísticas agrícolas (área, producción y rendimiento) recolectadas en España (ES), Lituania (LT), Letonia (LV) y Estonia (EE).	25
Tabla 5: Fuentes de información de donde se consiguieron las estadísticas para los distintos países.	25
Tabla 6: Datos fenológicos disponibles. Donde ES: España, EE: Estonia, LT: Lituania, LV: Letonia. Los nombres CGMS y MOCA hacen referencia a las fuentes por proyecto.	29
Tabla 7: Detalle de tipo de información fenológica disponible para cada país.	30
Tabla 8: Descripción de los periodos fenológicos seleccionados en la investigación de la tesis.	34
Tabla 9: Clasificación jerárquica de Corine Land Cover 2006 relacionados con la categoría principal (Nivel 1) de área agrícola.....	32
Tabla 10: interpretación de los resultados de los valores p y z del test de Moran en el estudio de la multicolinealidad.....	57
Tabla 11: valores de partida para comenzar a ajustar el semivariograma en los Bálticos y España.	65
Tabla 12: resumen de los indicadores utilizados para validar la calidad de los métodos de interpolación	67
Tabla 13: número de estaciones disponibles para la interpolación y validación por países.	68
Tabla 14: descripción de las variables dependientes y explicativas utilizadas en los modelos GWR	72
Tabla 15: conjunto de variables dependientes e independientes utilizadas en las distintas combinaciones GWR. Donde: fx: hace referencia a uno de los cuatro periodos fenológicos estudiados, Epi: provincia i en España, Bpi: provincia i en los países Bálticos, Rtrigo: rendimiento del trigo, PSUM/TSUM/CWBSUM: precipitación, temperatura y CWB acumulado en la correspondiente provincia.	73
Tabla 16: Estadísticos de la precipitación acumulada media (mm) en España durante los cuatro periodos fenológicos seleccionados. Donde Ee: error estándar. P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez].....	82
Tabla 17: Estadísticos de la precipitación acumulada media (mm) en los Bálticos durante los cuatro periodos fenológicos seleccionados. Donde Ee: error estándar, P1[Ciclo completo], P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez].....	83
Tabla 18: Estadísticos del test de normalidad para la precipitación acumulada media en España y Bálticos. Cuando la muestra $gl > 50$ valores el test de referencia es Kolmogorov-Smirnov. Donde P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]	84
Tabla 19: parámetros que definen los interpoladores IDW y IDW ponderado por el Mdt, más ajustado al modelo. Donde PSUM es la precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).....	85
Tabla 20: parámetros que definen los tres interpoladores (spline regularizada, multicuadrática y thin-plate Spline) de función radial más ajustados al modelo. Donde PSUM es la precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)	86
Tabla 21: parámetros que definen el interpolador kriging ordinario más ajustado al modelo. Donde PSUM es la precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).....	87
Tabla 22: parámetros que definen el interpolador cokriging ordinario más ajustado al modelo. Donde PSUM es la precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).....	89

Tabla 23: indicadores de la predicción de bondad del modelo de interpolación de la precipitación en los cuatro periodos fenológicos, P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).	92
Tabla 24: Estadísticos de la temperatura acumulada media (oC) en los cuatro periodos fenológicos seleccionados. Donde Ee: error estándar. P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]	112
Tabla 25: Estadísticos de la temperatura acumulada media (oC) en los Bálticos durante los cuatro periodos fenológicos seleccionados. Donde Ee: error estándar. P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]	112
Tabla 26: Estadísticos del test de normalidad para la temperatura acumulada media en España y Bálticos. Cuando la muestra $gl > 50$ valores el test de referencia es Kolmogorov-Smirnov. Donde P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]	113
Tabla 27: parámetros que definen los interpoladores IDW e IDW ponderado por la altitud más ajustado al modelo. Donde TSUM es la temperatura acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)	114
Tabla 28: parámetros que definen los tres interpoladores (spline regularizada, multicuadrática y thin-plate Spline) de función radial más ajustados al modelo. Donde RAD es la radiación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)	115
Tabla 29: parámetros que definen el interpolador kriging ordinario más ajustado al modelo. Donde TSUM es la temperatura acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)	116
Tabla 30: parámetros que definen el interpolador cokriging ordinario más ajustado al modelo. Donde TSUM es la temperatura acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)	118
Tabla 31: indicadores de la predicción de bondad del modelo de interpolación de la temperatura en los cuatro periodos fenológicos, P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez). Unidades: RMSE (oC), RRMSE y R2val son adimensionales	120
Tabla 32: Estadísticos de la radiación acumulada media (KJm-2) en los cuatro periodos fenológicos seleccionados. Donde Ee: error estándar. P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]	140
Tabla 33: Estadísticos de la radiación acumulada media (KJm-2) en los Bálticos durante los cuatro periodos fenológicos seleccionados. Donde Ee: error estándar. P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]	141
Tabla 34: Estadísticos del test de normalidad para la radiación acumulada media en España y Bálticos. Cuando la muestra $gl > 50$ valores el test de referencia es Kolmogorov-Smirnov. Donde P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]	142
Tabla 35: parámetros que definen los interpoladores IDW e IDW ponderado por el Mdt, más ajustado al modelo. Donde RAD es la radiación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)	143
Tabla 36: parámetros que definen los tres interpoladores (spline regularizada, multicuadrática y thin-plate Spline) de función radial más ajustados al modelo. Donde RAD es la radiación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)	144
Tabla 37: parámetros que definen el interpolador kriging ordinario más ajustado al modelo. Donde RAD es la radiación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)	145
Tabla 38: parámetros que definen el interpolador cokriging ordinario más ajustado al modelo. Donde RAD es la radiación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)	146
Tabla 39: indicadores de la predicción de bondad del modelo de interpolación de la radiación en los cuatro periodos fenológicos, P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez). Unidades: RMSE (MJm-2), RRMSE y R2val son adimensionales	149
Tabla 40: Estadísticos de la evapotranspiración acumulada media (mm) en los cuatro periodos fenológicos seleccionados. Donde Ee: error estándar. P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]	159

Tabla 41: Estadísticos del test de normalidad para la evapotranspiración acumulada media en España. Cuando la muestra $gl > 50$ valores el test de referencia es Kolmogorov-Smirnov. Donde P1[Ciclo completo], P2[Emergencia-Madurez, P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]	163
Tabla 42: parámetros que definen los interpoladores IDW e IDW ponderado por la altitud (Modelo digital del terreno), más ajustado al modelo. Donde ETP0 es la evapotranspiración potencial acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)	164
Tabla 43: parámetros que definen los tres interpoladores (spline regularizada, multicuadrática y thin-plate Spline) de función radial más ajustados al modelo. Donde ETP0 es la evapotranspiración potencial acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)	165
Tabla 44: parámetros que definen el interpolador kriging ordinario más ajustado al modelo. Donde ETP0 es la evapotranspiración potencial acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).....	166
Tabla 45: parámetros que definen el interpolador cokriging ordinario más ajustado al modelo. Donde ETP0 es la evapotranspiración potencial acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).....	168
Tabla 46: indicadores de la predicción de bondad del modelo de interpolación de la evapotranspiración potencial en los cuatro periodos fenológicos, P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez). Unidades: RMSE (mm), RRMSE y R2val son adimensionales	171
Tabla 47: estadísticos de dispersión del rendimiento del trigo en secano en el grupo norte y grupo sur.	192
Tabla 48: estadísticos de dispersión en el grupo norte y grupo sur, de las variables explicativas de los modelos GWR univariados más efectivos. Donde: P: precipitación, T: temperatura, R: radiación, CWB: balance climático hídrico, P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).....	192
Tabla 49: estadísticos de dispersión de las variables explicativas de los modelos GWR univariados más efectivos. Donde: P: precipitación, T: temperatura, R: radiación, CWB: balance climático hídrico, P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).....	194
Tabla 50: estadísticos de dispersión del rendimiento del trigo en secano y regadío en España.	200

RESUMEN

La investigación de esta tesis se centra en el estudio de técnicas geoestadísticas y su contribución a una mayor caracterización del binomio factores climáticos-rendimiento de un cultivo agrícola. El inexorable vínculo entre la variabilidad climática y la producción agrícola cobra especial relevancia en estudios sobre el cambio climático o en la modelización de cultivos para dar respuesta a escenarios futuros de producción mundial. Es información especialmente valiosa en sistemas operacionales de monitoreo y predicción de rendimientos de cultivos. Los cuales son actualmente uno de los pilares operacionales en los que se sustenta la agricultura y seguridad alimentaria mundial; ya que su objetivo final es el de proporcionar información imparcial y fiable para la regularización de mercados.

Es en este contexto, donde se quiso dar un enfoque alternativo a estudios, que con distintos planteamientos, analizan la relación inter-anual clima vs producción. Así, se sustituyó la dimensión tiempo por la espacio, re-orientando el análisis estadístico de correlación inter-anual entre rendimiento y factores climáticos, por el estudio de la correlación inter-regional entre ambas variables. Se utilizó para ello una técnica estadística relativamente nueva y no muy aplicada en investigaciones similares, llamada regresión ponderada geográficamente (GWR, siglas en inglés de “*Geographically weighted regression*”). Se obtuvieron superficies continuas de las variables climáticas acumuladas en determinados periodos fenológicos, que fueron seleccionados por ser factores clave en el desarrollo vegetativo de un cultivo. Por ello, la primera parte de la tesis, consistió en un análisis exploratorio sobre comparación de Métodos de Interpolación Espacial (MIE).

Partiendo de la hipótesis de que existe la variabilidad espacial de la relación entre factores climáticos y rendimiento, el objetivo principal de esta tesis, fue el de establecer en qué medida los MIE y otros métodos geoestadísticos de regresión local, pueden ayudar por un lado, a alcanzar un mayor entendimiento del binomio clima-rendimiento del trigo blando (*Triticum aestivum* L.) al incorporar en dicha relación el componente espacial; y por otro, a caracterizar la variación de los principales factores climáticos limitantes en el crecimiento del trigo blando, acumulados éstos en cuatro periodos fenológicos.

Para llevar a cabo esto, una gran carga operacional en la investigación de la tesis consistió en homogeneizar y hacer los datos fenológicos, climáticos y estadísticas agrícolas comparables tanto a escala espacial como a escala temporal. Para España y los Bálticos se recolectaron y calcularon datos diarios de precipitación, temperatura máxima y mínima, evapotranspiración y radiación solar en las estaciones meteorológicas disponibles. Se dispuso de una serie temporal que coincidía con los mismos años recolectados en las estadísticas agrícolas, es decir, 14 años contados desde 2000 a 2013 (hasta 2011 en los Bálticos). Se superpuso la malla de información fenológica de cuadrícula 25 km con la ubicación de las estaciones meteorológicas con el fin de conocer los valores fenológicos en cada una de las estaciones disponibles. Hecho esto, para cada año de la serie temporal disponible se calcularon los valores climáticos diarios acumulados en cada uno de los cuatro periodos fenológicos seleccionados P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez). Se calculó la superficie interpolada por el conjunto de métodos seleccionados en

la comparación: técnicas deterministas convencionales, kriging ordinario y cokriging ordinario ponderado por la altitud. Seleccionados los métodos más eficaces, se calculó a nivel de provincias las variables climatológicas interpoladas. Y se realizaron las regresiones locales GWR para cuantificar, explorar y modelar las relaciones espaciales entre el rendimiento del trigo y las variables climáticas acumuladas en los cuatro periodos fenológicos.

Al comparar la eficiencia de los MIE no destaca una técnica por encima del resto como la que proporcione el menor error en su predicción. Ahora bien, considerando los tres indicadores de calidad de los MIE estudiados se han identificado los métodos más efectivos. En el caso de la precipitación, es la técnica geoestadística cokriging la más idónea en la mayoría de los casos. De manera unánime, la interpolación determinista en función radial (spline regularizado) fue la técnica que mejor describía la superficie de precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos. Los resultados son más heterogéneos para la evapotranspiración y radiación. Los métodos idóneos para estas se reparten entre el *Inverse Distance Weighting* (IDW), IDW ponderado por la altitud y el *Ordinary Kriging* (OK). También, se identificó que para la mayoría de los casos en que el error del *Ordinary CoKriging* (COK) era mayor que el del OK su eficacia es comparable a la del OK en términos de error y el requerimiento computacional de este último es mucho menor.

Se pudo confirmar que existe la variabilidad espacial inter-regional entre factores climáticos y el rendimiento del trigo blando tanto en España como en los Bálticos. La herramienta estadística GWR fue capaz de reproducir esta variabilidad con un rendimiento lo suficientemente significativo como para considerarla una herramienta válida en futuros estudios. No obstante, se identificaron ciertas limitaciones en la misma respecto a la información que devuelve el programa a nivel local y que no permite desgranar todo el detalle sobre la ejecución del mismo.

Los indicadores y periodos fenológicos que mejor pudieron reproducir la variabilidad espacial del rendimiento en España y Bálticos, arrojaron aún, una mayor credibilidad a los resultados obtenidos y a la eficacia del GWR, ya que estaban en línea con el conocimiento agronómico sobre el cultivo del trigo blando en sistemas agrícolas mediterráneos y norteeuropeos. Así, en España, el indicador más robusto fue el balance climático hídrico (*Climatic Water Balance*) acumulado éste, durante el periodo de crecimiento (entre la emergencia y madurez). Aunque se identificó la etapa clave de la floración como el periodo en el que las variables climáticas acumuladas proporcionaban un mayor poder explicativo del modelo GWR.—Sin embargo, en los Bálticos, países donde el principal factor limitante en su agricultura es el bajo número de días de crecimiento efectivo, el indicador más efectivo fue la radiación acumulada a lo largo de todo el ciclo de crecimiento (entre la emergencia y madurez). Para el trigo en regadío no existe ninguna combinación que pueda explicar más allá del 30% de la variación del rendimiento en España.

Poder demostrar que existe un comportamiento heterogéneo en la relación inter-regional entre el rendimiento y principales variables climáticas, podría contribuir a uno de los mayores desafíos a los que se enfrentan, a día de hoy, los sistemas operacionales de monitoreo y predicción de rendimientos de cultivos, y éste es el de poder reducir la escala espacial de predicción, de un nivel nacional a otro regional.

SUMMARY

This thesis explores geostatistical techniques and their contribution to a better characterization of the relationship between climate factors and agricultural crop yields. The crucial link between climate variability and crop production plays a key role in climate change research as well as in crops modelling towards the future global production scenarios. This information is particularly important for monitoring and forecasting operational crop systems. These geostatistical techniques are currently one of the most fundamental operational systems on which global agriculture and food security rely on; with the final aim of providing neutral and reliable information for food market controls, thus avoiding financial speculation of nourishments of primary necessity.

Within this context the present thesis aims to provide an alternative approach to the existing body of research examining the relationship between inter-annual climate and production. Therefore, the temporal dimension was replaced for the spatial dimension, re-orienting the statistical analysis of the inter-annual relationship between crops yields and climate factors to an inter-regional correlation between these two variables. *Geographically weighted regression*, which is a relatively new statistical technique and which has rarely been used in previous research on this topic was used in the current study. Continuous surface values of the climate accumulated variables in specific phenological periods were obtained. These specific periods were selected because they are key factors in the development of vegetative crop. Therefore, the first part of this thesis presents an exploratory analysis regarding the comparability of spatial interpolation methods (SIM) among diverse SIMs and alternative geostatistical methodologies.

Given the premise that spatial variability of the relationship between climate factors and crop production exists, the primary aim of this thesis was to examine the extent to which the SIM and other geostatistical methods of local regression (which are integrated tools of the GIS software) are useful in relating crop production and climate variables. The usefulness of these methods was examined in two ways; on one hand the way this information could help to achieve higher production of the white wheat binomial (*Triticum aestivum* L.) by incorporating the spatial component in the examination of the above-mentioned relationship. On the other hand, the way it helps with the characterization of the key limiting climate factors of soft wheat growth which were analysed in four phenological periods.

To achieve this aim, an important operational workload of this thesis consisted in the homogenization and obtention of comparable phenological and climate data, as well as agricultural statistics, which made heavy operational demands. For Spain and the Baltic countries, data on precipitation, maximum and minimum temperature, evapotranspiration and solar radiation from the available meteorological stations were gathered and calculated. A temporal serial approach was taken. These temporal series aligned with the years that agriculture statistics had previously gathered, these being 14 years from 2000 to 2013 (until 2011 for the Baltic countries). This temporal series was mapped with a phenological 25 km grid that had the location of the meteorological stations with the objective of obtaining the phenological values in each of the available stations. Following this procedure, the daily

accumulated climate values for each of the four selected phenological periods were calculated; namely P1 (complete cycle), P2 (emergency-maturity), P3 (flowering) and P4 (flowering- maturity). The interpolated surface was then calculated using the set of selected methodologies for the comparison: deterministic conventional techniques, ordinary kriging and ordinary cokriging weighted by height. Once the most effective methods had been selected, the level of the interpolated climate variables was calculated. Local GWR regressions were calculated to quantify, examine and model the spatial relationships between soft wheat production and the accumulated variables in each of the four selected phenological periods.

Results from the comparison among the SIMs revealed that no particular technique seems more favourable in terms of accuracy of prediction. However, when the three quality indicators of the compared SIMs are considered, some methodologies appeared to be more efficient than others. Regarding precipitation results, cokriging was the most accurate geostatistical technique for the majority of the cases. Deterministic interpolation in its radial function (controlled spline) was the most accurate technique for describing the accumulated precipitation surface in all phenological periods. However, results are more heterogeneous for the evapotranspiration and radiation methodologies. The most appropriate technique for these forecasts are the *Inverse Distance Weighting* (IDW), weighted IDW by height and the *Ordinary Kriging* (OK). Furthermore, it was found that for the majority of the cases where the *Ordinary CoKriging* (COK) error was larger than that of the OK, its efficacy was comparable to that of the OK in terms of error while the computational demands of the latter was much lower.

The existing spatial inter-regional variability between climate factors and soft wheat production was confirmed for both Spain and the Baltic countries.

The GWR statistic tool reproduced this variability with an outcome significative enough as to be considered a valid tool for future studies. Nevertheless, this tool also had some limitations with regards to the information delivered by the programme because it did not allow for a detailed break-down of its procedure.

The indicators and phenological periods that best reproduced the spatial variability of yields in Spain and the Baltic countries made the results and the efficiency of the GWR statistical tool even more reliable, despite the fact that these were already aligned with the agricultural knowledge about soft wheat crop under mediterranean and northeuropean agricultural systems. Thus, for Spain, the most robust indicator was the *Climatic Water Balance outcome* accumulated throughout the growing period (between emergency and maturity). Although the flowering period was the phase that best explained the accumulated climate variables in the GWR model. For the Baltic countries where the main limiting agricultural factor is the number of days of effective growth, the most effective indicator was the accumulated radiation throughout the entire growing cycle (between emergency and maturity). For the irrigated soft wheat there was no combination capable of explaining above the 30% of variation of the production in Spain.

The fact that the pattern of the inter-regional relationship between the crop production and key climate variables is heterogeneous within a country could contribute to one of the greatest challenges that the monitoring and forecasting operational systems for crop production face nowadays. The present findings suggest that the solution may lay in downscaling the spatial target scale from a national to a regional level.

1 INTRODUCCIÓN

La geoestadística es una rama de la estadística que trata fenómenos espaciales (Journel & Huijbregts, 1978). Su interés primordial es la estimación, predicción y simulación de dichos fenómenos (Warrick y Myers, 1987a). Esta herramienta ofrece una manera de describir la continuidad espacial, que es un rasgo distintivo esencial de muchos fenómenos naturales, y proporciona adaptaciones de las técnicas clásicas de regresión para tomar ventajas de esta continuidad (Isaaks & Srivastava, 1989). Petitgas (1996), la define como una aplicación de la teoría de probabilidades a la estimación estadística de variables espaciales.

La modelación espacial es la adición más reciente a la literatura estadística. Geología, ciencias del suelo, agronomía, ingeniería forestal, astronomía, o cualquier disciplina que trabaja con datos colectados en diferentes localizaciones espaciales necesita desarrollar modelos que indiquen cuando hay dependencia entre las medidas de los diferentes sitios. Usualmente dicha modelación concierne con la predicción espacial, pero hay otras áreas importantes como la simulación y el diseño muestral (Cressie, 1989c).

En el sector medioambiental se está incrementado la necesidad de acceder a información de superficies espacialmente continuas de variables biofísicas. Por razones económicas, estas variables se suelen coleccionar de manera puntual, convirtiendo a los métodos de interpolación espacial (MIE) en una herramienta esencial para la estimación de variables biofísicas no muestreadas. Así, la interpolación espacial se define como la predicción de los valores de una variable primaria en los puntos dentro de la misma región de los lugares incluidos en la muestra. Los MIE se han aplicado en diversas disciplinas, en el caso concreto de la tesis se han utilizado variables climáticas que juegan un papel fundamental en el agricultura, y más concretamente en el rendimiento de los cultivos.

Burrough (2011), concluyó que los Sistemas de Información Geográfica (SIG), estadística y geoestadística tienen mucho que ofrecer entre ellos, especialmente cuando el SIG se utiliza en un análisis relacionado con el sector ambiental.

Inicialmente, los Sistemas de Información Geográfica (SIG) se centraron en dos temas: la elaboración de mapas de forma automatizada, y facilitar la comparación de datos en mapas temáticos. Lo primero necesitaba de gráficos de alta calidad, modelos de datos vectoriales y bases de datos de gran alcance. Lo segundo se basa en mallas de celdas en cuyas cuadrículas se crean operadores matemáticos, denominados "*map algebra*". Ambos tipos de SIG están ampliamente disponibles y extendidos. Después de más de 20 años de desarrollo, la mayoría de los SIG estándar proporcionan ambos tipos de funcionalidades y una visualización gráfica de alta calidad. Sin embargo, hasta hace poco no se habían incluido métodos estadísticos y la geoestadística como herramientas de análisis espacial. Recientemente, paquetes estadísticos estándar se han integrado con GIS, tanto para el análisis exploratorio de datos, análisis estadísticos y pruebas de hipótesis. Paquetes estadísticos estándar incluyen métodos para el análisis de muestras aleatorias, de casos u objetos que no tienen por qué estar necesariamente co-localizados en el espacio.

Los SIG pueden servir a la geoestadística en el geo-registro de los datos, lo que facilita el análisis exploratorio espacial de los datos, proporcionando un marco espacial a la interpolación de datos, así como, proporcionando herramientas fáciles de usar y eficaces para el despliegue de datos, como para su visualización.

El valor de la geoestadística para los SIG radica en el suministro de métodos de interpolación fiables, proporcionando en algunos casos los errores asociados a los mismos. También por proporcionar métodos *upscaling* y de generalización de datos; y por suministrar, igualmente, múltiples realizaciones de patrones espaciales que pueden ser utilizados en el modelado de indicadores medioambientales. Los métodos geoestadísticos o estocásticos están mejorando el entendimiento de cómo los errores en modelos de interpolación en procesos espaciales, son debidos bien a los errores en los datos o a la incompleta estructura de los modelos.

A pesar de las diferencias en la historia, planteamientos de problemas y metodologías, la integración entre SIG, estadística y geoestadística proporciona una potente y complementaria herramienta para el análisis espacial en la agricultura, medio ambiente y ciencias de la tierra (Burrough 2011).

Existen dos agrupaciones principales de técnicas de interpolación: las determinísticas y geoestadísticas. Dentro de los deterministas, técnicas globales son las que tienen en cuenta todos los puntos muestrales en cualquier valor estimado (polinomio global) y técnicas locales que sólo emplean los puntos muestrales que están en la vecindad de cada punto no muestral (IDW, polinomio local y funciones de base radial). El IDW es un modelo basado en métodos de interpolación determinista ya que se fundamenta en fórmulas matemáticas que determinan la forma de la superficie resultante. La técnica Kriging pertenece a la segunda familia de modelos basados en métodos geoestadísticos, que utilizan fundamentos matemáticos y estadísticos que incluyen auto correlaciones. Es decir, son modelos que no sólo predicen superficies de interpolación, sino que también indican el grado de exactitud y error de la predicción.

Al realizar una revisión de bibliografía especializada se pueden encontrar estudios muy completos sobre los diferentes métodos de interpolación existentes, por ejemplo (Lam et al. 1983; Burrough y McDonnell, 1998) o (Robeson et al. 1997), son menos abundantes los trabajos que realizan una comparación de la eficacia de los interpoladores aplicados a un mismo conjunto de datos, pudiendo destacar a Declercq (1996), Franke (1982), Weber y Englund (1992 y 1994) o Yang y Hodler (2000).

En la investigación de esta tesis se utilizaron variables climáticas y agro-ambientales limitantes en la agricultura, como son la precipitación, temperatura, radiación y evapotranspiración.

La precipitación es una de las principales variables climáticas (Wang et al. 2014). La estimación precisa de precipitación es esencial para diversas aplicaciones tales como la gestión de los recursos naturales, la gestión de la agricultura, la modelización de ecosistemas, y la modelización hidrológica (Aashiq et al., 2009). La comprensión de la distribución temporal y espacial de la precipitación es también un requisito previo para llevar a cabo estudios de impacto sobre el cambio climático (Busuioc et al., 2001). La temperatura del aire

es una de las variables de entrada para la evaluación de la tierra y los sistemas de caracterización, así como los modelos hidrológicos y ecológicos. La temperatura del aire es una característica importante para determinar la idoneidad del sitio para cultivos agrícolas y forestales (Hudson y Wackernagel, 1994), y se utiliza también en la parametrización del hábitat de las especies vegetales (Rubio et al., 2002; Sánchez-Palomares et al., 2003) y en la determinación de los patrones de zonación vegetativa (Richardson et al., 2004). Por otra parte, la temperatura del aire es un factor relacionado con la productividad de la planta, ya que está conectada con la longitud del período vegetativo y evapotranspiración.

La radiación solar proporciona la energía requerida por las plantas para su crecimiento y mantenimiento (Hall, 2001). La parte visible de la radiación solar juega un papel fundamental en el crecimiento de las plantas a través del proceso de fotosíntesis (Mavi y Tupper, 2004). A lo largo del ciclo estacional de crecimiento, la variación de la duración del día, cantidad de radiación global entrante, junto con la temperatura del aire y la precipitación, se traduce en eventos periodos en la vida de las plantas, como por ejemplo la fenología. Para los cultivos agrícolas, la cantidad de radiación solar determina el límite superior de la productividad (Hall, 2001; Mavi y Tupper, 2004; Rodríguez et al., 1999). En este contexto, el conocimiento de la distribución espacial y variación temporal de la radiación solar que llega a la superficie de la tierra es importante para el monitoreo del crecimiento de los cultivos y de la predicción de rendimientos de los mismos.

Otro elemento clave en este proceso es la evapotranspiración, ésta tiene importantes implicaciones en la modelización global-regional del clima y del ciclo hidrológico, así como en el entendimiento sobre el estrés medioambiental que afecta los ecosistemas agrícolas y naturales (Kustas y Norman, 1996). La concentración atmosférica de gases causantes del efecto invernadero repercute en el patrón de comportamiento de otros elementos climáticos como la precipitación, la nubosidad, temperatura del aire, la humedad y la distribución de los vientos. Uno de los procesos que puede verse afectado con estos cambios es la evapotranspiración, que a su vez juega un papel clave en el balance hidrológico. La evapotranspiración depende de dos tipos de factores: los climáticos y los intrínsecos a la superficie interaccionada. Los factores climáticos corresponden a la radiación global, la velocidad del viento, la temperatura del aire y la humedad del aire. Los principales factores locales son el albedo, la emisividad de la superficie, la rugosidad del suelo, el tipo de planta, el tipo de suelo y el contenido de agua en el suelo (Delegido et al., 1991).

De todas las variables climáticas presentadas, la precipitación es la variable más extensamente interpolada, varias son las técnicas utilizadas para interpolar los datos mensuales y anuales de precipitación; como modelos de regresión (Ninyerola et al., 2000; Vicente-Serrano et al., 2003), la ponderación de distancia inversa (IDW, de las siglas en inglés Inverse Distance Weighting) (Perry y Hollis, 2005), la ponderación distancia angular (ADW) (Kiktev et al., 2003), o kriging (KR) (Goovaerts, 2000). La técnica de interpolación Thin Plate Spline (TPS) también ha sido probada en datos de precipitación (Vicente-Serrano et al., 2003) su tendencia a sobresuavizar las superficies calculadas llevó a obtener mejores resultados en la aplicación de este método a la temperatura (Jarvis y Stuart, 2001).

Regresión ponderada geográficamente

Uno de los análisis más comunes y con mayor presencia en los SIG es el uso de regresiones (simples o múltiples), que expliquen el comportamiento de la variable dependiente de acuerdo a las variables explicativas.

Sin embargo, es habitual que se ajusten estadísticos (como la regresión lineal) en el contexto espacial sin tomar en cuenta cómo interactúan, con el supuesto de que las observaciones están de manera aleatoria entre sí y que la variable dependiente es constante independientemente de la localización en el espacio, afirmación que no es necesariamente correcta.

De allí, que puede ser posible que los errores tengan una distribución espacial no aleatoria y tal afirmación implica que la variación no forma parte del error, sino que al contrario puede estar explicada por efectos espaciales.

Así tenemos, que la ecuación de regresión lineal es una de las más habituales usadas para muchas regresiones, sin embargo no necesariamente se pueden ajustar sin tomar en cuenta las tendencias o efectos espaciales. Es ahí donde nace la regresión ponderada geográfica (GWR, en sus siglas en inglés “*Geographically weighted regression*”), que tiene en cuenta la ubicación de los puntos estableciendo una matriz de ponderación espacial en función de los vecinos influyentes sobre un punto determinado, explicado más adelante (Olaya, 2011).

Atendiendo a si las técnicas de regresión espacial consideran la condición de estacionariedad espacial entre variables (traducido del término utilizado en la literatura científica como “*spatial stationarity*”) éstas se clasificarían en técnicas globales y locales. *Spatial stationarity* es la condición mediante la cual se asume que las propiedades estadísticas de una variable son independientes de su localización en el espacio, y por tanto que la media y varianza de los valores observados de dicha variable, en distintos puntos del espacio son constantes (Sharma, 2011).

Una de las técnicas globales de regresión espacial más utilizadas es la regresión múltiple por ajuste de mínimos cuadrados (OLS, de las siglas en inglés de *Ordinary Least Square*) (Parsons Brinckerhoff, 1996; Walters y Cervero, 2003; Chu, et al., 2004; Kuby et al., 2004; Cardozo et al., 2010; Gutiérrez et al., 2011, Woolridge, 2003).

OLS es una técnica lineal y global que asume que la relación espacial entre variables es estática, es decir, que permanece constante en el espacio. Así, OLS crea una única ecuación de regresión para modelar el conjunto de variables en el área de estudio. Es una técnica ampliamente estudiada y conocida, la cual sería idónea para estudiar la relación entre procesos espaciales estacionarios. Pero en determinados procesos ocurre, que debido a que normalmente los datos espaciales están autocorrelacionados, la fuerza de la relación entre las variables del modelo no será la misma en toda el área de estudio (Clark, 2007). En este sentido, Lloyd and Shuttleworth (2005) destacan la necesidad de incluir en los modelos especificaciones más apropiadas, que consideren la naturaleza intrínseca de los datos espaciales, que normalmente están autocorrelacionados.

Así, frente a las técnicas globales se desarrollaron técnicas locales de regresión espacial, dentro de las cuales la regresión ponderada geográficamente (GWR) es una de las técnicas lineales de regresión espacial más utilizada en los últimos años. El uso de GWR permite explorar si las relaciones entre las variables dependientes y explicativas cambian entre los lugares, lo que diferencia este modelo del OLS “global”, donde sólo se ofrece un coeficiente por variable explicativa.

En todos los estudios revisados que comparaba el rendimiento o eficacia de modelos lineales de regresión globales respecto a locales, (Sharma, 2011; Módenes, 2014; Propastin, 2007). Se llega a la misma conclusión sobre la clara mejora en la modelización y predicción del modelo en los métodos locales que incorporan la condición de no-estacionariedad frente a la falta de heterogeneidad espacial considerada en los métodos globales. Similar investigación con variables de la misma naturaleza que en esta tesis, rendimiento de cultivos frente a variables climáticas, fue llevada a cabo por Sharma (2011), concluyendo la superioridad de los modelos GWR frente a los OLS tanto para modelar las relaciones espaciales entre la precipitación y los rendimientos regionales del trigo como para predecir estos últimos. Es por ello que en esta investigación se utilizó la técnica GWR para investigar las relaciones inter-regionales de los rendimientos del trigo y las variables climáticas acumuladas en cuatro periodos fenológicos distintos.

Aunque la GWR es una técnica todavía muy joven, ha sido aplicada en campos de investigación muy distintos. En el ámbito del transporte se ha utilizado para explorar las variaciones espaciales que presentan variables como los accidentes de tráfico (Hadayeghi et al., 2010), la accesibilidad (Mountain et al., 2007), la tenencia de coche (Clark, 2007), el tráfico medio anual de las carreteras (Zhao y Park, 2004), las distancias medias recorridas por los viajes diarios urbanos (Lloyd y Shuttleworth, 2005), el uso del transporte público (Chow et al., 2006 y 2010; Kobayashi y Lane, 2007; Blainey, 2010) o la influencia de las infraestructuras de transporte en el uso del suelo (Páez, 2006).

1.1 Justificación

La radiación solar, precipitación y temperatura fueron identificados por Nemani et al. (2003) como los factores climáticos potencialmente limitantes del crecimiento vegetal, siendo su influencia de mayor o menor grado dependiendo de la región de cultivo (Figura 1) (Bojanowski et al., 2013). Por ello la producción agrícola puede llegar a verse fuertemente afectada por el clima, así como por cambios en la concentración de gases de efecto invernadero. Igualmente, determinados patrones de comportamiento de la radiación y temperatura podrían tener serias consecuencias sobre el potencial del rendimiento de cultivos en secano (Supit, 2012).

Figura 1: distribución geográfica de la limitación climática potencial al crecimiento vegetal derivada de estadísticas climáticas a largo plazo. Fuente Nemani et al. (2003)

Este inexorable vínculo entre la variabilidad climática y la producción agrícola, hace que información sobre superficies como la precipitación, temperatura, radiación o evapotranspiración cobren especial relevancia en estudios sobre el cambio climático (Van der Velde et al., 2012) o en la modelización de cultivos para dar respuesta a escenarios futuros de producción mundial (p.ej. Ray et al., 2013). Igualmente, es especialmente valiosa la entrada de nuevos datos climáticos en los cada vez más extendidos, sistemas operacionales de monitoreo y predicción de rendimientos de cultivos (Baruth et al., 2008; Duveuiller, 2015; Biavetti et al., 2014).

Los sistemas de monitoreo y predicción de rendimiento de cultivos, son actualmente uno de los pilares operacionales en los que se sustenta la agricultura y seguridad alimentaria mundial. La predicción de superficies y producción de cultivos proporcionados por éstos, son de una importancia vital para los responsables políticos, ya que utilizan dicha información para la toma de decisiones, planificación en la producción y supervisión del suministro de alimentos mundial (Srivastava, 2015). Uno de los objetivos últimos de estos sistemas, es proporcionar información imparcial y fiable para la regularización de mercados, con el fin de evitar así, la especulación financiera en alimentos de primera necesidad. Debido a la crisis financiera e inmobiliaria que estalló en Estados Unidos en agosto de 2007, la necesidad de regulación de estos mercados se reavivó, ya que los especuladores rehabilitaron un viejo paraíso: los mercados de cereales (OAJNU, 2012).

Es por ello que en la actualidad existen varios sistemas de monitoreo y predicción de productos agrícolas que están operando a escala continental o global: Naciones Unidas junto a la FAO comenzaron en 1975 el *Global Information and Early Warning System* (GIEWS); dentro del Departamento de Agricultura de los Estados Unidos, la Oficina Nacional de Estadísticas Agrícolas, (*National Agricultural Statistical Service*, NASS), junto con el Servicio de Agricultura Exterior (*Foreign Agricultural Service*, FAS), han llevado a cabo en las últimas cuatro décadas vigilancia de los cultivos y el rendimiento de predicción a escala nacional y mundial. Respectivamente, en China el Sistema *CropWatch* (*System Chinese Academy of Sciences*) se puso

en marcha en 2010. Como referente a escala europea, la Unidad MARS (*Monitoring Agricultural Resources*) perteneciente al centro de investigación de la Comisión Europea, JRC (*Joint Research Centre*), lleva monitoreando desde 1992 los principales cultivos en Europa a través del sistema *MARS Crop Yield Forecasting System* (MCYFS) (López-Lozano, 2015).

Todos estos sistemas utilizan una amplia variedad de fuentes de datos y metodologías: indicadores meteorológicos, estadísticas agrícolas, productos biofísicos obtenidos por datos de teledetección y modelos operacionales de crecimiento de cultivos (Lazar et al., 2004; Van Leeuwen et al., 2011; Mueller et al., 2006; Wu et al., 2014). Adicionalmente, el conocimiento experto es fundamental, y a menudo, aspecto decisivo para la toma de decisiones dentro del proceso de predicción del rendimiento de los cultivos (Niemeyer, 2013), ya que puede ocurrir que sea finalmente el analista experto quien interprete los resultados obtenidos y decida, de entre las distintas opciones proporcionadas por el modelo, cuál debe ser el resultado final.

Es en este contexto, donde una mejora del entendimiento del binomio clima-rendimiento en cultivos cobra especial importancia. Efectivamente, desentrañar la influencia de la variabilidad climática en la variabilidad registrada por el rendimiento de un cultivo ha sido una actividad milenaria de agricultores, agrónomos y agro-climatólogos (p.ej., Porter et al., 2005). Debido a la creciente preocupación sobre el cambio climático y los esperados cambios en los principales factores climáticos, que determinan el crecimiento de un cultivo, ha surgido un renovado impulso hacia esta línea de investigación. La comprensión de la relación entre la variabilidad del clima con la producción de cultivos en el pasado es de gran importancia para evaluar la capacidad de resiliencia de nuestros sistemas de producción agrícola a las condiciones climáticas futuras, así como para la identificación de medidas adecuadas para adaptarse al cambio climático (Ceglar et al., 2016).

De esta forma, en las últimas décadas se ha planteado el estudio de dicha relación desde con distintos puntos de vista: López-Lozano et al., (2015) llevo a cabo un estudio exploratorio a escala regional sobre la relación entre productos biofísicos fAPAR¹ y la variabilidad inter-anual de estadísticas de rendimiento del trigo, cebada y maíz a lo largo de la serie temporal 1992-2012, evaluando así, limitaciones y oportunidades del uso de datos de teledetección en sistemas operacionales de pronósticos de cultivos a escala europea. Lobell (2010) sugirió que era necesario un mayor rendimiento de los modelos estadísticos de cultivos w.r.t (“*weight of crop roof*” modelos que cuantifican la biomasa de las raíces) para identificar mayores sinergias clima-rendimiento. Aunque recientemente, Ceglar et al. (2016) acaba de publicar un estudio sobre los impactos intra-estacionales en la variabilidad inter-anual del rendimiento de cultivo en Francia, la mayoría de los análisis estadísticos sobre la variabilidad inter-anual del rendimientos no utilizan distintas escalas temporales dentro del ciclo cultivo, sino que se basan en los valores medios respecto ciclos de crecimiento o estacionales completos (p.ej., Lobell et al., 2008; Tebaldi y Lobell, 2008; Schlenker y Roberts, 2009; Lobell y Burke, 2010; Ceglar y Kajfež-Bogata, 2012; Michel y Makowski, 2013).

¹ fAPAR de las siglas en inglés “*Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation*”. Es la fracción de la radiación fotosintéticamente activa (PAR) absorbida por una cubierta de vegetación.

En esta tesis se quiso dar un enfoque alternativo a los estudios anteriores, añadiendo el factor espacial al binomio clima-rendimiento. De tal forma, que se substituyó la dimensión tiempo por la espacial, re-orientando el análisis estadístico de correlación inter-anual entre rendimiento y factores climáticos, por el estudio de la correlación inter-regional entre ambas variables.

Poder demostrar que existe un comportamiento heterogéneo en la relación inter-regional entre el rendimiento y principales variables climáticas, podría contribuir a uno de los mayores desafíos a los que se enfrentan, a día de hoy, los sistemas de monitoreo y predicción de rendimientos de cultivos, y éste es el de poder reducir la escala espacial de predicción, de un nivel nacional a otro regional. Actualmente, la mayoría de los sistemas operacionales de monitoreo de cultivos suelen cubrir un área global o continental (p.ej. escala europea) poseen una escala de predicción a nivel de país, debido a que el área de monitoreo es tan grande y debe de tener un nivel de respuesta en casi tiempo real (aproximadamente 2 días de respuesta), que debe existir un balance entre la calidad de la precisión y el coste operacional.

Estos sistemas son herramientas de monitoreo y predicción muy completas y complejas debido al gran número de componentes de los que están formados (bases de datos, modelos de predicción, estadísticas, analistas, teledetección, etc...), por lo que bajar la escala de precisión a un nivel provincial o regional supondría un elevado coste de recursos, tanto humanos como económicos. Es por ello, que previo a llevar a cabo esta decisión, se debería estudiar, confirmar que dicha heterogeneidad existe dentro de un país, con tal nivel de significancia que realmente es necesario llevarlo a cabo para avanzar en la mejora de la precisión y rendimiento de los mismos.

Existen nuevas técnicas estadísticas que aprovechan las propiedades espaciales, para aplicar un modelo de regresión que incorpore los patrones de organización espacial. Éstas se basan en la 1ª Ley Geográfica de Tobler, la cual cita: “*que todo está relacionado con todo, pero las cosas próximas entre sí están más relacionadas que las distantes*” (Olaya, 2011). Así, se utilizó la técnica geoestadística raramente aplicada en investigaciones similares a la tesis, llamada regresión ponderada geográficamente (GWR, siglas en inglés de “*Geographically weighted regression*”) y que ha sido introducida en el apartado anterior. Los pocos estudios que han abordado estudios de similar naturaleza a la de la tesis, (Sharma et al., 2011; Cai et al., 2014) realizaron un análisis exploratorio del patrón espacial de la heterogeneidad de la variabilidad entre valores anuales o mensuales medios de precipitación y rendimiento del maíz o soja en EEUU. Una conclusión común en ambos estudios, fue la necesidad ampliar el estudio a nuevas variables climáticas como temperatura o radiación. En todos los casos revisados, se trabajaron con datos de precipitación medios anuales o mensuales.

Profundizando más en la relación clima-rendimiento y con el objetivo de conseguir una mayor caracterización agronómica de la misma, se incorporaron al análisis distintos componentes:

- Principales *factores climáticos*: radiación solar, precipitación y temperatura, adicionalmente en España se calculó el indicador climático de déficit de disponibilidad hídrica CWB (de las siglas en inglés *Climatic Water Balance*).

- *Fenología*, calculando las variables climáticas acumuladas en cuatro periodos fenológicos seleccionados de acuerdo con las etapas clave en el rendimiento y ciclo de un cultivo (siembra, emergencia, floración, madurez y cosecha).
- *Tipos de agricultura* diferentes, como son la mediterránea y norteyropea, focalizando el análisis en España y Bálticos, respectivamente
- *Prácticas agrícolas*, en España se incluyó el análisis el trigo en sistemas con riego

Partiendo de la hipótesis de que existe la variabilidad espacial de la relación entre factores climáticos y rendimiento, se quiso dar respuesta a las siguientes preguntas de investigación, discutiendo adicionalmente cuando fue posible, los resultados desde el punto de vista del conocimiento agronómico:

✓ *¿Existe la correlación entre la variabilidad inter-regional del clima y el rendimiento?, y si es así, ¿Cuáles son las diferencias o sinergias de dicha relación entre la agricultura mediterránea y norteyropea?*

✓ *¿La herramienta estadística GWR integrada en el software ArcGIS es capaz de caracterizar dicha variabilidad? Limitaciones y oportunidades encontradas.*

✓ *¿Cuál es el factor climático y periodo fenológico que mejor caracteriza la variabilidad inter-regional del rendimiento del trigo en la agricultura mediterránea y norteyropea?*

Los valores regionales en España y los Bálticos necesarios para el análisis GWR se obtuvieron de la primera parte de investigación de esta tesis sobre comparación de métodos de interpolación y variables climáticas acumuladas en periodos fenológicos.

La selección de un MIE (método de interpolación espacial) apropiado para los datos que nos ocupa es fundamental, pero no es tarea fácil. El rendimiento de los MIEs depende de muchos factores (Vicente-Serrano et al., 2007). No hay una respuesta sencilla en cuanto a la elección de un MIE más adecuado al fenómeno que se quiere reproducir debido a que un método es "mejor" sólo para situaciones específicas (Isaaks et al., 1989; Li et al., 2014). Existen un gran número de factores que pueden afectar el rendimiento de los método de interpolación (Li et al., 2014). Éstos incluyen: la densidad de la muestra, (Isaaks y Srivastava, 1989; Englund et al., 1992; Burrough y McDonnell, 1998; Dirks et al., 1998; Hartkamp et al., 1999; Stahl et al., 2006), la distribución espacial de muestra (Collins y Bolstad, 1996), agrupaciones o cluster que se crean en muestra (Isaaks y Srivastava, 1989; Laslett, 1994; Zimmerman et al., 1999), tipo de superficie (MacEachren y Davidson, 1987; Stein et al., 1988; Voltz y Webster, 1990; Zimmerman et al., 1999), variabilidad de los datos (Collins y Bolstad, 1996; Martínez-Cob, 1996; Schloeder et al., 2001), normalidad de los datos (Rossi et al., 1992; Weber y Englund, 1992; Cressie, 1993; Wu et al., 2006), calidad de la información secundaria utilizada (Ahmed y De Marsily, 1987; Collins y Bolstad, 1996; Martínez-Cob, 1996; Goovaerts, 1997; Juang y Lee, 1998; Goovaerts, 2000; Bishop y McBratney, 2001; Wang et al., 2005; Hernandez-Stefanoni y Ponce- Hernandez, 2006; Hengl, 2007), estratificación (Brus et al., 1996; Voltz y Webster, 1990), y el tamaño del pixel o resolución (Hengl, 2007). Interacciones entre distintos factores también podría existir (Zimmerman et al., 1999).

La precipitación y temperatura, son variables climáticas ampliamente estudiadas, en menor grado radiación y la evapotranspiración potencial (introducidas todas en el párrafo anterior). En todos los análisis revisados, los valores interpolados correspondían a medias diarias, mensuales o anuales de dichas variables. Si al amplísimo conjunto de estudios sobre geoestadística aplicada a la precipitación, temperatura, y en menor grado a la radiación y evapotranspiración, se le aplicara el filtro de búsqueda al tipo de factor objeto de interpolación en esta tesis, el número de estudios encontrados se reduciría drásticamente.

Efectivamente, no se ha encontrado un estudio de comparación de métodos de interpolación basado en factores climáticos clave en la agricultura y que a la vez, sean valores acumulados durante cuatro periodos fenológicos determinantes en el crecimiento de un cultivo.

La falta de un estudio de referencia, hizo que se seleccionara un conjunto heterogéneo de MIEs que incluyera: técnicas de interpolación tradicionales, alternativas geoestadísticas a éstas más convencionales, también se incluyó un modelo geoestadístico multivariable que permite la inclusión de información secundaria, siendo en este caso, la elevación digital del terreno en las estaciones meteorológicas interpoladas con la extensión *Geostatistical Analyst* de ArcGIS (10.3).

De esta forma se quiso cubrir este hueco de conocimiento detectado, aportando así, información consistente del estudio exploratorio en el que se compararon distintas variables climáticas acumuladas en periodos fenológicos clave en el crecimiento del cultivo del trigo. Pudieron así dar respuesta en la primera parte de la tesis a las preguntas de investigación:

✓ *¿Cuál es el patrón espacial de la precipitación, temperatura, radiación y evapotranspiración acumuladas durante los principales periodos fenológico en España?*

✓ *¿Cómo influye la fenología en la interpolación de variables climáticas?*

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo general

En términos generales, el objetivo de esta tesis es el de establecer en qué medida los métodos de interpolación y otros métodos geoestadísticos de regresión local, pueden ayudar por un lado, a alcanzar un mayor entendimiento del binomio clima-rendimiento del trigo al incorporar en dicha relación el componente espacial; y por otro, a caracterizar la variación de los principales factores climáticos limitantes en el crecimiento del trigo, acumulados éstos en cuatro periodos fenológicos.

Este objetivo general, se divide a su vez en los siguientes objetivos específicos:

1.2.2 Objetivos específicos

- Comparar técnicas de interpolación para determinar cuál de ellas es la que describe de una manera más óptima las superficies de las variables climáticas durante los periodos fenológicos seleccionados.

- Obtener una superficie continua de variables climáticas acumuladas a lo largo de cuatro periodos fenológicos clave en el crecimiento del cultivo del trigo en España y los Bálticos.
- Evaluar la GWR (integrada dentro del software ArcGIS 10.3) como posible herramienta estadística para identificar y caracterizar la variabilidad inter-regional de la relación entre el rendimiento del trigo y los factores climáticos limitantes de su crecimiento.
- Identificar la combinación factor climático-periodo fenológico que puedan explicar con un mayor nivel de significación la variabilidad inter-regional del rendimiento del trigo en regiones de agricultura mediterránea y norteyropea, distinguiendo además dentro de la mediterránea, entre prácticas agrícolas con y sin riego.
- Cuantificación y representación geográfica de la variación regional entre el rendimiento y las variables identificadas en el apartado anterior.

2 MATERIALES Y MÉTODOS

2.1 Descripción de la zona de estudio

Los países en los que se centra la investigación de la tesis son España, en el ámbito mediterráneo, y, al Norte de Europa: Estonia, Letonia y Lituania. Los tres últimos, en conjunto forman los países Bálticos y en adelante a lo largo del documento de la tesis nos referiremos a ellos como un único país. España tiene una superficie de 497.796 km² cuenta con un número de 59 provincias (Figura 2), y según datos del Instituto Nacional de Estadística (INE) el tamaño medio de las provincias españolas es 10.119 km²² (sin contar Ceuta y Melilla, que no están sujetas al régimen provincial). Políticamente, “países bálticos” o “repúblicas bálticas” se refiere a tres países ribereños del mar Báltico, de norte a sur: Estonia, Letonia y Lituania. En conjunto los países Bálticos suman un total de 175.118 km², de los que 65.303 km² corresponden a la superficie de Lituania, la mayor de todos, le sigue muy de cerca Letonia con 64.589 km², y finalmente Estonia, cuya superficie es de 45.226 km². Los tres países Bálticos suman 21 provincias, siendo el valor medio de la superficie por provincia de 8.339km²

Figura 2: mapa de localización de España (izquierda) y de los países Bálticos (derecha) y su división provincial

² Instituto Nacional de Estadística (censo INE a 1 de enero de 2015). <http://www.ine.es/>

Atendiendo a criterios climáticos, cada país seleccionado (considerando los Bálticos como un país en su conjunto) pertenece a una de las dos primeras clasificaciones europeas, Europa del Sur (España) y Europa del Norte (Países Bálticos). Ésta primera división climática en Europa (Figura 3) llevada a cabo por Metzger et al. (2005) está basada en técnica de cluster ISODATA (Self-Organizing Data Analysis Technique (ISODATA) (Tou y Gonzalez, 1974).

Figura 3: Primera división climática de Europa. Fuente Metzger et al, 2005

La forma y la altitud de la superficie del terreno condicionan, entre otros, el clima, los procesos geomorfológicos y edáficos, el movimiento y la acción del agua. Según esto, las diferencias entre los dos países, son claras. El relieve de España (Figura 4 izquierda) se caracteriza por ser bastante elevado. Con una altitud media de 660 metros; es bastante montañoso si lo comparamos con el resto de países de Europa y solamente superado por Suiza, Austria y los microestados de Andorra y Liechtenstein. Por su parte los Bálticos (Figura 4 derecha), son prácticamente llanos, con la excepción de alguna zona montañosa que no alcanzan más de 300 metros. El terreno está marcado por numerosos lagos, ríos y llanuras (de origen glaciario), siendo la altitud media alrededor de los 100 m.

Figura 4: modelo digital del terreno para España (izquierda) y los países Bálticos (derecha). La altitud se muestra en metros.

Por su compleja orografía y situación geográfica, España posee una notable variedad climática (de Castro et al., 2000). De acuerdo con la estratificación climatológica llevada a cabo por Jongman et al. (2005) y Metzger et al. (2005), en España coexisten seis de estas clasificaciones creadas por éstos autores (Figura 5). La mayor parte de la península, la ocupan dos de estas estratificaciones, Mediterráneo norte y sur. La primera de ellas, **Mediterráneo norte**, corresponde al clima típico de mediterráneo con inviernos de precipitaciones máximas y veranos secos. El ciclo anual de crecimiento vegetativo en esta zona dura 335 días (entre 290-365 días) y la suma de temperaturas activas es 5104°C (4509°C-6112°C). Las áreas agrícolas dominan la vegetación en esta estratificación climática.

La segunda que abarca mayor parte del territorio peninsular es el **Mediterráneo sur**. Esta zona representa el clima mediterráneo extremo que se comparte con el norte de África, los períodos de precipitaciones son cortos (máximas en invierno) y los veranos son largos calurosos y secos. El ciclo vegetativo dura 363 días (363-365 días) y la suma de temperaturas activas es de 6021°C (5904°C-6578°C). Debido a unas condiciones climáticas más extremas que en el anterior, los cultivos agrícolas son más escasos y están más intensificados. Típica de la zona son las dehesas y garrigas.

Las zonas de mayor altitud dentro de la meseta se corresponden con **Montañas mediterráneas** donde, comparando con las dos anteriores, recibe más precipitación y las temperaturas acumuladas son menores. El ciclo vegetativo dura 298 días (271-353 días), y la suma de temperaturas activas es 4548°C (3984°C-5833°C). La vegetación es predominantemente forestal con coníferas y especies frondosas mediterráneas.

En el norte de la península domina la clasificación **Lusitana** donde las temperaturas en verano son moderadamente elevadas y los inviernos son templados y húmedos. La vegetación es predominantemente forestal, compuesta por especies de frondosas atlánticas.

Por último, de manera minoritaria en zonas de alta montaña en el norte de la Península se encuentran las áreas **Alpino Sur** y **Atlántico central**, zona de montaña con clima moderado en invierno donde las temperaturas no se alejan mucho de los 0°C y las temperaturas en verano son relativamente bajas.

Figura 5: Estratificación ambiental en España basada en la clasificación de los trabajos de Jongman et al. (2005) y Metzger et al. (2005).

Por su parte, en los Bálticos, no existe una heterogeneidad de clases como en España. La mayor parte de la superficie está cubierta por la clasificación **Nemoral**, se caracteriza por tener temperaturas moderadas en todas las estaciones. Básicamente se trataría de un clima continental muy suavizado por la influencia del mar Báltico. En ocasiones los inviernos pueden llegar a ser muy fríos, y las heladas de invierno pueden ser frecuentes. La precipitación normalmente excede la evaporación y transpiración, por lo que el agua no suele ser un factor limitante en el crecimiento de los cultivos. El ciclo vegetativo dura 196 días (190-204 días) y la suma de temperaturas activas por encima de 10°C es 2717°C (2561°C-2898°C). En esta zona coexiste vegetación conífera forestal y zonas agrícolas.

Figura 6: Estratificación ambiental en los países Bálticos basada en la clasificación de Jongman et al. (2005) y Metzger et al. (2005).

La mitad este de Estonia y noreste de Letonia está dominada por la estratificación **Boreal**, donde el clima predominante es continental, de inviernos fríos y veranos cálidos. El ciclo de crecimiento, es el más corto visto hasta ahora, 157 días (126-185 días) y la suma de temperaturas activas por encima de 10°C es 1966°C (1471°C-2523°C). Zona predominantemente forestal. Por último, existen pequeñas manchas en la zona oeste de Letonia y Lituania con clima **Continental**, en superficie prácticamente insignificante si se compara con el resto.

2.2 Variables, datos y estadísticas utilizadas

El conjunto de datos utilizados en la presente investigación fueron:

- Datos meteorológicos diarios: precipitación acumulada, temperatura máxima y mínima, radiación solar y evapotranspiración acumuladas.
- Datos fenológicos: fechas fenológicas de las etapas principales del cultivo del trigo en España y Bálticos

- Estadísticas agrícolas: área, producción y rendimiento del trigo en ambos países. En España se recogieron estadísticas del trigo con riego y en seco, indistintamente.
- Cubiertas de uso de suelo (zonas agrícolas): Corine Land Cover

2.2.1 Datos meteorológicos

Para el desarrollo de la tesis se necesitaron datos meteorológicos diarios a nivel de estación de precipitación acumulada, temperatura máxima y mínima, evapotranspiración y radiación acumuladas. Éstos fueron obtenidos de la base de datos JRC-MARS. La Unidad *Monitoring Agricultural Resources Unit (MARS)*³ perteneciente a la Institución de la Comisión Europea *Joint Research Centre (JRC)* proporciona previsiones de rendimiento de los principales cultivos agrícolas en Europa a lo largo de toda la campaña, utilizando para ello el sistema operacional llamado *MARS Crop Yield Forecasting System (MCYFS)* (Boogaard et al., 2002; Baruth et al., 2007). El núcleo operacional de MCYFS, llamado *Crop Growth Monitoring System (CGMS)*, recoge y procesa datos meteorológicos diarios, junto con información sobre el manejo de cultivos y datos del suelo con el fin de modelar el crecimiento del cultivo. Más detalles sobre el cálculo de variables, e integración operacional en el sistema se pueden encontrar en la documentación MCYFS (Micale y Genovese, 2004; Lazar y Genovese, 2004), y en el sitio de internet de MCYFS⁴:

La adquisición de datos de las estaciones, se limita principalmente a aquellas que recogen datos periódicamente y a su vez suministran la información casi en tiempo real (Burrill y Vossen, 1992). Los datos de campo de las estaciones meteorológicas son recolectados a través de distintas fuentes: GBDS⁵, ECOMET⁶, NOAA⁷ (USA) (incluyendo METAR⁸). Las observaciones de máxima y mínimas temperaturas, cantidad de precipitación y horas de sol diarias (si está disponible) están contenidas en las horas sinópticas principales (00, 06, 12, 18h). Para el caso concreto de España (al igual que otros países del mediterráneo como Grecia o Portugal), a la hora de seleccionar estaciones meteorológicas, se dio prioridad a las que se ubicaban en zonas agrícolas.

³ <http://mars.jrc.ec.europa.eu/mars/>

⁴ http://marswiki.jrc.ec.europa.eu/agri4castwiki/index.php/Weather_Monitoring

⁵ GBDS: Global Basic Data Set: conjunto de estaciones gratuitamente disponibles dentro del WMO, World Meteorological Organization, <http://www.wmo.int/>

⁶ ECOMET: Consorcio de servicios meteorológicos nacionales en Europa para facilitar la venta de datos al sector privado. The Economic Interest Grouping of the National Meteorological Services of the European Economic Area under Belgian law located in Brussels. <http://www.ecomet.eu/>

⁷ NOAA: National Oceanic and Atmospheric Administration. Agencia Americana USA, <http://www.noaa.gov>

⁸ METAR: Meteorological Aviation Reports. En un formato para transmitir información meteorológica principalmente utilizado por pilotos, aunque también por meteorólogos en el pronóstico del tiempo.

Una vez adquiridos los datos, éstos son pre-procesados y revisados con el paquete software Meteorological Database Construction (AMDaC)⁹. Este software descodifica, completa y evalúa la calidad de los datos meteorológicos. El chequeo de la calidad de los datos se basa en revisiones como comparar los valores observados con los de las estaciones cercanas o comparar observaciones recogidas en la misma estación pero en distintos tiempos. Otras inconsistencias revisadas son la obtención del mismo valor varios días consecutivos, que las temperaturas mínimas no sean mayores que las máximas, etc.

Figura 7: Flujo de procesamiento de la información de las estaciones meteorológicas desde la recogida de datos en campo hasta la computación de variables.

Una vez que se ha hecho el chequeo de los datos recolectados, éstos se introducen en la base de datos y se computan los valores diarios para las variables como precipitación, temperatura (máxima y mínima), al igual que otras como, velocidad del viento, número de horas de sol o humedad relativa.

La mayoría de las estaciones meteorológicas no proporcionan datos diarios de evapotranspiración y radiación solar, por lo que dichas variables tienen que ser calculadas diariamente a nivel de estación a partir del resto de variables recogidas (o disponibles por estación) de la siguiente manera.

2.2.1.1 Cálculo de la radiación solar y evapotranspiración diarias

Radiación solar: cálculo diario

La **radiación directa**, es como su propio nombre indica, la radiación proveniente del sol que incide directamente sobre la superficie de la tierra. Mientras que la **radiación difusa**, es aquella recibida de la atmósfera como consecuencia de la dispersión de parte de la radiación del sol en la misma. Esta energía puede suponer aproximadamente un 15% de la radiación global en los días soleados, pero en los días nublados, en los cuales la radiación directa es muy baja, la radiación difusa supone un porcentaje mucho mayor. (Martínez, 1992)

En esta tesis, se utilizará el término “**radiación solar**” (o a veces simplemente radiación) para referirse a lo que muchos estudios denominan “radiación global”, la cual es la suma de la radiación solar directa y la radiación difusa que inciden en una superficie horizontal en un día específico.

⁹ AMDaC: Actual Meteorological Database Construction (AMDaC) es un paquete software desarrollado por MeteoConsult (Wageningen, The Netherlands). Dicho software es capaz de realizar la descodificación, el completado y chequeo de datos meteorológicos que son utilizados como input de modelos agro-meteorológicos.

Dependiendo de la disponibilidad de los parámetros meteorológicos, el cálculo de la radiación solar utiliza una de estas tres fórmulas: Ångström-Prescott, Supit-Van Kappel, y Hargreaves, (fórmulas descritas por Supit et al. (1994) y van der Goot (1998a).

Si el valor de radiación global a nivel de estación está disponible, no es necesario calcularlo y se utiliza directamente éste, pero desgraciadamente esta información no suele estar disponible por lo que se utiliza una jerarquía de cálculo en función de las variables disponibles, obteniendo así el valor diario de radiación solar (unidades $\text{KJ.m}^{-2}.\text{d}^{-1}$)

Número de horas diarias efectivas de sol

El método fue propuesto por Ångström, A (1924) y modificado por Prescott (1940) y modela la radiación solar (I_s) como una relación entre la radiación extraterrestre (I_x) y la fracción entre el número de horas diarias efectivas (o reales) de sol (n) y el número máximo o hipotético (N^{10}):

$$I_s = I_x \left(A_a + A_b \frac{n}{N} \right) \quad \text{Ec. 1}$$

A_a y A_b son coeficientes empíricos que se pueden estimar para una zona en particular, es decir, los dos coeficientes de esta ecuación depende de la ubicación geográfica. El coeficiente adimensional, n/N también se le denomina insolación.

Temperatura máxima y mínima y nubosidad

Si la insolación (n/N) no es conocida, pero si las temperaturas máximas, mínimas y la nubosidad, se utiliza la fórmula desarrollada por Supit y van Kappel (1998) que combina un modelo de nubosidad (Worner, 1967) con otro modelo de temperatura del aire (Hargreaves et al., 1985) de la siguiente manera:

$$I_s = I_x \left(S_a \sqrt{T_x - T_n} + S_b \sqrt{1 - \frac{C_w}{8}} \right) + S_c \quad \text{Ec. 2}$$

Siendo, S_a , S_b , S_c son coeficientes empíricos específicos de una ubicación geográfica (como ocurría en la fórmula anterior). T_x y T_n son la temperatura máxima y mínima, respectivamente y C_w es la nubosidad medida en octas¹¹.

¹⁰ N , también se le denomina, insolación máxima (duración máxima posible de la insolación (unidades en horas).

¹¹ Nubosidad es la fracción de cielo cubierto de nubes de un cierto género, de una cierta especie, de una cierta variedad, de una cierta capa o de una combinación de nubes. La nubosidad (C_w) se mide en octavos de cielo cubierto u octas.

Temperatura máxima y mínima

Cuando la única información disponible es la temperatura del aire, valores máximos y mínimos, se utiliza la fórmula propuesta por (Hargreaves et al., 1985):

$$I_s = I_x H_a \sqrt{T_x - T_n} + H_b \quad \text{Ec. 3}$$

Donde, H_a y H_b , son nuevamente, coeficientes empíricos específicos de una ubicación geográfica.

Evapotranspiración: cálculo diario

La evapotranspiración, es la consideración conjunta de dos procesos: evaporación y transpiración. Ambos procesos ocurren simultáneamente y no hay una forma sencilla de separarlos, por lo que al flujo de vapor de agua desde una cubierta vegetal se le denomina de forma general evapotranspiración Sánchez, F. J. (2011).

Thornthwaite (1948) denominó evapotranspiración potencial (ETP) a la evapotranspiración que se produciría si la humedad del suelo y la cobertura vegetal estuvieran en condiciones óptimas. Como el concepto ETP es difuso, ya que cada tipo de planta evapotranspira una cantidad de agua diferente, se han establecido el concepto de Evapotranspiración del cultivo de referencia (ET_0) (Allen et al., 1998). El ET_0 (Reference crop evapotranspiration) es la evapotranspiración que se produciría en un campo de gramíneas¹² de 12 cm de altura, sin falta de agua y con determinadas características aerodinámicas y de albedo.

Así, la evapotranspiración de referencia ET_0 es calculada con la ecuación FAO-Penman-Monteith (Allen et al., 1998) El valor final de la evapotranspiración diaria se expresa en mm.día⁻¹:

$$ET_0 = \frac{0,408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s + e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0,34u_2)} \quad \text{Ec. 4}$$

Dónde:

- ET_0 evapotranspiración de referencia (mm día⁻¹)
- R_n radiación neta en la superficie del cultivo (MJ m⁻² día⁻¹)
- R_a radiación extraterrestre (mm día⁻¹)
- G flujo del calor de suelo (MJ m⁻² día⁻¹)
- T temperatura media del aire a 2 m de altura (°C)
- u_2 velocidad del viento a 2 m de altura (m s⁻¹) es presión de vapor de saturación (kPa)

¹² En inglés se habla de grass; este término se puede traducir por hierba, pero también se refiere a la familia de las Gramíneas en general. Esta familia consta de casi 700 géneros y unas 12.000 especies. Se calcula que las Gramíneas suponen un 20% de la superficie vegetal del mundo. Los pastos y los cereales son gramíneas. Otros autores han tomado como cultivo de referencia la alfalfa.

- e_a presión real de vapor (kPa)
- $e_s - e_a$ déficit de presión de vapor (kPa)
- Δ pendiente de la curva de presión de vapor ($\text{kPa}^\circ\text{C}^{-1}$)
- γ constante psicrométrica ($\text{kPa}^\circ\text{C}^{-1}$)

La evapotranspiración de referencia ($E'T_0$, unidades en mm.día^{-1}) provee un estándar de comparación mediante el cual, se puede comparar la evapotranspiración en diversos períodos del año o en otras regiones y se puede relacionar la evapotranspiración de otros cultivos.

2.2.1.2 Densidad de las estaciones meteorológicas

Los datos meteorológicos diarios de la precipitación acumulada, temperatura máxima y mínima, radiación solar y evapotranspiración acumuladas, se calcularon en un total de 286 estaciones de las cuales 229 se encuentran en territorio español (Figura 8) y 57 se ubican en los países Bálticos (Figura 9).

El índice de densidad de estaciones meteorológicas se calculó como el ratio del número de km^2 medio que abarca una estación en un territorio determinado. Cuanto menor sea el número de km^2 que abarca una estación, mayor será la densidad de la red de estaciones en ese territorio. De esta forma, a nivel nacional la densidad de estaciones en España es mayor que en los Bálticos (Tabla 1). En España los km^2 medios que abarca una estación meteorológica son 2.174 km^2 mientras que en los Bálticos es de 3.030 km^2 .

País	Estaciones	Superficie km^2	Índice de densidad ($\text{km}^2/\text{estación}$)
Bálticos	57	172.719	3.030
España	229	497.796	2.174

Tabla 1: Valores de índice de densidad de la red de estaciones meteorológicas calculado a nivel de país para España y los países Bálticos

También se calculó el índice de densidad para cada provincia tanto en los Bálticos (Tabla 2) como en España (Tabla 3).

País	Provincia	Estaciones /Provincia	Superficie provincia (km2)	Índice de densidad (km2/estación)
Lituania	Klaipėdos	4	4.816	1.204
Estonia	Kirde	2	3.336	1.668
Estonia	Lääne	6	11.161	1.860
Estonia	Kesk	4	9.066	2.267
Letonia	Kurzeme	6	13.612	2.269
Lituania	Kauno	3	8.045	2.682
Letonia	Zemgale	4	10.743	2.686
Letonia	Vidzeme	5	15.263	3.053
Estonia	Lõuna	5	15.547	3.109
Lituania	Vilniaus	3	9.801	3.267
Letonia	Pieriga	3	10.141	3.380
Lituania	Utenos	2	7.170	3.585
Lituania	Panevezio	2	7.881	3.941
Estonia	Põhja	1	4.339	4.339
Lituania	Telsiu	1	4.346	4.346
Lituania	Taurages	1	4.409	4.409
Lituania	Marijampoles	1	4.466	4.466
Lituania	Alytaus	1	5.454	5.454
Letonia	Latgale	2	14.585	7.292
Lituania	Siauliai	1	8.540	8.540

Tabla 2: Valores de índice de densidad de la red de estaciones meteorológicas calculado a nivel de provincia en los países Bálticos.

En líneas generales, la densidad de la red meteorológica a nivel provincial es mayor en zonas costeras (por razones operacionales dentro del MCFYS) y en provincias con mayor superficie agrícola, hablamos por ejemplo de *Palencia, Valladolid, Huesca, Navarra o Zaragoza* en España y por ejemplo, *Zemgale* o *Kauno* en el caso de los Bálticos. En términos generales el índice de densidad de estaciones es aceptable para llevar a cabo los objetivos de la tesis, hay provincias en las que se podría mejorar.

Provincia	Estaciones	Superficie (km ²)	Índice de densidad	Provincia	Estaciones	Superficie (km ²)	Índice de densidad
Guipúzcoa	4	1.98	495	Pontevedra	2	4.485	2.242
Eivissa Y Formentera	1	654	654	Sevilla	6	14.036	2.339
Madrid	12	8.028	669	Lleida	5	12.172	2.434
Girona	6	5.91	985	Málaga	3	7.309	2.436
A Coruña	8	7.948	994	Zaragoza	7	17.275	2.468
Palencia	8	8.052	1.006	Albacete	6	14.928	2.488
Vizcaya	2	2.216	1.108	La Rioja	2	5.045	2.523
Navarra	9	10.39	1.154	Jaén	5	13.496	2.699
Valladolid	7	8.11	1.159	Badajoz	8	21.766	2.721
Mallorca	3	3.641	1.214	Alicante	2	5.816	2.908
Cantabria	4	5.318	1.33	Álava	1	3.037	3.037
Murcia	8	11.313	1.414	Toledo	5	15.37	3.074
Tarragona	4	6.303	1.576	Salamanca	4	12.35	3.088
Ávila	5	8.05	1.61	Huelva	3	10.128	3.376
Almería	5	8.775	1.755	Córdoba	4	13.772	3.443
Valencia	6	10.807	1.801	Segovia	2	6.922	3.461
Ourense	4	7.273	1.818	Teruel	4	14.809	3.702
Barcelona	4	7.729	1.932	Cádiz	2	7.435	3.718
Huesca	8	15.636	1.955	Ciudad Real	5	19.812	3.962
Burgos	7	14.292	2.042	Cáceres	5	19.867	3.973
Soria	5	10.307	2.061	Guadalajara	3	12.211	4.07
Zamora	5	10.561	2.112	Granada	2	12.648	6.324
Asturias	5	10.601	2.12	Cuenca	2	17.14	8.57
Castellón	3	6.633	2.211	Lugo	1	9.854	9.854
León	7	15.58	2.226				

Tabla 3: Valores de índice de densidad de la red de estaciones meteorológicas calculado a nivel de provincia en España.

Figura 8: Mapa del índice de densidad de la red de estaciones meteorológicas en España a nivel de provincia.

Figura 9: Mapa del índice de densidad de la red de estaciones meteorológicas en los Bálticos a nivel de provincia.

2.2.2 Estadísticas agrícolas

Se han recogido estadísticas regionales (a nivel de provincia) de área, producción y rendimiento del trigo blando (*Triticum aestivum*) en España y los países Bálticos. Los años disponibles y las fuentes nacionales se presentan en las tablas Tabla 4 y Tabla 5 respectivamente. Se recogieron estadísticas desde el año 2000 hasta el último año en el que proporcionan datos consolidados, 2013:

Cultivo	País	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Trigo regadío	ES	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Trigo secano	ES	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
	LT	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
	LV	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x			
	EE	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x

Tabla 4: Estadísticas agrícolas (área, producción y rendimiento) recolectadas en España (ES), Lituania (LT), Letonia (LV) y Estonia (EE).

En España se recolectaron estadísticas tanto para trigo blando en regadío como en secano, que a efectos del desarrollo operacional de la tesis, se han tratado como dos cultivos distintos.

País	Cultivo	Institución nacional	Fuente
<i>España</i>	Trigo regadío	Ministry of Agriculture, Food and Environment	http://www.magrama.gob.es/es/estadistica
	Trigo secano		
<i>Lituania</i>	Trigo secano	Agriculture and Environment. Statistics Lithuania	http://db1.stat.gov.lt/statbank
<i>Letonia</i>		Central Statistics Authority database	http://data.csb.gov.lv/
<i>Estonia</i>		Statistics Estonia	http://pub.stat.ee

Tabla 5: Fuentes de información de donde se consiguieron las estadísticas para los distintos países.

El conjunto de datos recolectados a nivel de provincia para España y los Bálticos se resumen en forma de diagramas de cajas en Figura 10 (Bálticos) y Figura 11 (España). Así, considerando una ventana temporal entre 2000 y 2013, el rendimiento medio del trigo blando en los países Bálticos fluctúa entre unas dos toneladas por hectárea y unas tres toneladas y media por hectárea (Figura 10, línea roja mediana) siendo relativamente dispersas las distribuciones recogidas en algunos años como el 2002, 2003, 2004, o 2008 (Figura 3, cajas para el 25% (Q1) y 75% (Q3)). Igualmente, se aprecia desde el año al 2013 un incremento del rendimiento, normalmente asociado a mejoras en las prácticas agrícolas a fin de incrementar el rendimiento del producto económico cosechado.

Figura 10: Rendimiento del trigo blando en los países Bálticos. Serie temporal 2000 y 2013. En los años 2012 y 2013 Letonia no está incluida por no estar disponibles los datos a nivel de provincia.

En España, existe una alta variabilidad inter-anual del valor medio (mediana) del rendimiento del trigo en secano. Aunque esta variabilidad es menor en el cultivo con regadío, ya que no tiene la limitación de la disponibilidad de agua, existe una alta distribución de valores alrededor de la mediana anual, cuyo valor oscila entre 4t/ha. En el cultivo de secano, el valor medio (mediana) del rendimiento fluctúa entre valores de 2t/ha, existiendo valores extremos positivos entre 5 t/ha o 6 t/ha.

Figura 11: Rendimiento del trigo blando en España. Serie temporal 2000 y 2013.

2.2.3 Datos fenológicos

La fenología es la ciencia que estudia la aparición de eventos en el desarrollo de los organismos vivos (por ejemplo, la floración o la hibernación) en respuesta a factores climáticos (umbrales de temperatura, temperaturas acumuladas, precipitación, etc) (Igartua et al., 2008). Los datos fenológicos son características fácilmente observables y medibles, y constituyen una información de gran utilidad ya que permiten describir y estandarizar las distintas etapas que constituyen el ciclo de los cultivos, concretamente del cultivo del trigo blando (*Triticum aestivum* L.) estudiado en esta tesis (Figura 17).

Para poder hacer comparables distintas fuentes de información fenológica, al tiempo que cuantificarla y estandarizarla existen distintas escalas, siendo en Europa una de las más extendidas BBCH scale (Growth stages of Plants, BBCH Monograph, Meier et al., 1997). La escala extendida BBCH (acrónimo alemán “Biologische Bundesanstalt, Bundessortenamt und Chemische Industrie”) es un sistema decimal de dos dígitos, que codifica los estadios fenológicos de las plantas mono y dicotiledóneas. Desarrollado por distintos organismos agrarios alemanes (Investigaciones Biológicas para Agricultura y Silvicultura, el Instituto Federal de Variedades, la Asociación Alemana de Agroquímicos y el Instituto para Horticultura y Floricultura), es una escala basada en el código Zadoks (Zadoks, 1974).

La codificación del desarrollo completo las plantas se genera con dos cifras: codificación BBCH XY, donde X = estadio principal (codificado entre 0 y 9) + Y = estadio secundario (codificado entre 0 y 9). En el Anexo 1 se presenta la tabla completa de codificación BBCH de los estadios fenológicos de desarrollo de los cereales (común para el trigo Trigo = *Triticum spec.*, Avena = *Avena sativa* L., Cebada = *Hordeum vulgare* L., L., Centeno = *Secale cereale* L.) (Witzenberger et al., 1989; Lancashire et al., 1991)

- Los estadios principales de crecimiento, codificados de 0 a 9 corresponden a las fases fácilmente identificables del desarrollo de las plantas. (Figura 12:).
- Los estadios secundarios, codificados también de 0 a 9, identifican fases cortas en el desarrollo de las plantas que suceden entre cada estadio principal.

La información fenológica del cultivo del trigo blando (*Triticum aestivum* L.) utilizada en la tesis se obtuvo de la base de datos agro-fenológica (AgroPheno DB) para CGMS (núcleo operativo de MARS Crop Yield Forecasting System (MCYFS) (Boogaard et al., 2002; Baruth et al., 2007), del grupo JRC- AGRI4CAST¹³ (JRC-MARS). Esta base de datos fue creada, compilada y completada con calendarios de cultivos de diversas fuentes: (proyecto Agrophenological database for CGMS) ASEMARS (Assessment MARS)-project, Boons-Prins et al. (1993), GISAT (2003), proyecto MOCA (*Crop Monographies in Candidate Countries*)¹⁴ o MARS-AETS (EC-AETS, 2013).

¹³ <http://mars.jrc.ec.europa.eu/mars/About-us/AGRI4CAST>

¹⁴ <http://ies-webarchive-ext.jrc.it/mars/mars/Projects/MOCA.html>

Fase 0 (BBCH0X): Germinación, brotación, desarrollo de la yema
Fase 1 (BBCH1X): Desarrollo de las hojas (tallo principal)
Fase 2: Formación de brotes laterales / (ahijamiento)
Fase 3: Crecimiento longitudinal del tallo o crecimiento en roseta, desarrollo de brotes (retoños)/ encañado (tallo principal)
Fase 4: Desarrollo de las partes vegetativas cosechables de la planta o de órganos vegetativos de propagación / embuchamiento
Fase 5: Emergencia de la inflorescencia (tallo principal) / espigado
Fase 6: Floración (tallo principal)
Fase 7: Desarrollo del fruto
Fase 8: Coloración o maduración de frutos y semillas
Fase 9: Senescencia

Figura 12: Listado de estadios principales de crecimiento y diagrama del ciclo de desarrollo de plantas mono y dicotiledóneas dividido en estadios de desarrollo principales y secundarios (Hack et al., 1992). Esquemas modificados de un esquema de Witzemberger (1989).

En la base de datos la información fenológica se proporciona en valores numéricos correspondientes al día juliano de la respectiva fase en código BBCH, cuya disponibilidad para España y los Bálticos se presenta en la Tabla 6. Los detalles de la información fenológica disponible para cada país se muestran en la Tabla 7.

Base fenológica MARS -Trigo blando	BBCH escala	ES	EE	LT	EE	LV
Siembra	BBCH00	CGMS	MOCA	MOCA	MOCA	MOCA
Emergencia	BBCH09	CGMS	MOCA	MOCA	MOCA	MOCA
Desarrollo de hojas (1ª hoja)	BBCH11					
Ahijamiento/macollado	BBCH21		MOCA	MOCA	MOCA	MOCA
Encañado	BBCH30					
Espigado comienzo (0%)	BBCH51					
Espigado (80%)	BBCH58		MOCA	MOCA	MOCA	MOCA
Floración (0%)	BBCH63		MOCA	MOCA	MOCA	MOCA
Floración (50%)	BBCH65	CGMS				
Llenado del fruto	BBCH79					
Maduración fruto (0%)	BBCH83		MOCA	MOCA	MOCA	MOCA
Madurez finalizada (100%)	BBCH89	CGMS	MOCA	MOCA	MOCA	MOCA
Cosecha	BBCH99	CGMS	MOCA	MOCA	MOCA	MOCA

Tabla 6: Datos fenológicos disponibles. Donde ES: España, EE: Estonia, LT: Lituania, LV: Letonia. Los nombres CGMS y MOCA hacen referencia a las fuentes por proyecto.

Para España y Bálticos, la base de datos AgroPheno, no dispone de series temporales anuales de datos fenológicos, sino que la información se refiere a valores promedio. En el caso de los Bálticos, el proyecto MOCA también proporciona valores máximos y mínimos para dichas fases fenológicas, pero para la investigación de la tesis sólo se utilizaron los valores promedio.

Detalle de la información fenológica	España	Bálticos
Valor numérico	Día juliano	Día juliano
Código	BBCH	Descripción de la fase fenológica, adaptable al código BBCH
Serie temporal disponible	No	No
Referente tiempo	Valor promedio	Valor promedio Valor mínimo Valor máximo
Valor regional/provincial	No, valores a nivel de celda (ráster de resolución 25km)	Sí, valores por provincia

Tabla 7: Detalle de tipo de información fenológica disponible para cada país.

Para cada uno de estos países la información fenológica proporcionada por las bases de datos citadas, estaban en códigos y referente espacial distintos. Respecto a los códigos, los datos fenológicos proporcionados para los países Bálticos se adaptaron a los estándares del código BBCH, esto fue posible ya que las fases fenológicas proporcionadas eran equivalentes a los estadios descritos por la escala BBCH para los cereales. En España la base de datos fenológicas estaban proporcionada en la escala BBCH.

En lo que se refiere a las unidades espaciales, en el caso de los Bálticos, los datos fenológicos se proporcionaban a nivel de provincia mientras que en España la información estaba disponible a nivel de celda de 25km (máscara de ráster de 25km de resolución). Para poder homogeneizar la información fenológica al mismo referente espacial, se desagregó la información en los Bálticos a nivel de celda. Se superpusieron las capas de provincia y la máscara ráster de 25 km y se asignó a cada celda del ráster su valor fenológico correspondiente. En el caso de celdas donde se cruzaban varias provincias se asignó el valor fenológico de aquella provincia que ocupara más superficie en la celda. Obteniendo finalmente la información fenológica homogeneizada para cada una de las fases fenológicas seleccionadas, siembra Figura 13, emergencia Figura 14, floración Figura 15 y recolección Figura 16.

Figura 13: datos fenológicos de siembra homogeneizados para España y Bálticos.

Figura 14: datos fenológicos de emergencia homogeneizados para España y Bálticos.

Figura 15: datos fenológicos de floración homogeneizados para España y Bálticos.

Figura 16: datos fenológicos de recolección homogeneizados para España y Bálticos.

2.2.3.1 Selección de los periodos fenológicos

Con el fin de poder hacer comparables los resultados obtenidos para ambos países se distinguieron, en primer lugar, los estadios fenológicos de los que se tuviera información común en ambos países (Figura 17, círculos en rojo). Éstos coincidían con los principales estadios del ciclo de desarrollo del trigo: siembra (Sw), emergencia (Em), floración (también denominada antesis) (At), madurez (PM) y recolección (Hv) (Figura 17 y Figura 18).

Figura 17: Principales fases de desarrollo del trigo. Fuente (Sreenivasulu, 2011) adaptación de (Slafer et al., 1994). Donde: Sw: siembra, Em: emergencia, CI: comienzo del ahijamiento DR: 2 hijuelos visibles AP: fin de ahijamiento, Hd: espigado, At: floración (también denominada antesis), BGF: comienzo del llenado del grano, PM: madurez, Hv: recolección. El círculo rojo se refiere a las fases fenológicas de las que se disponía de datos tanto para España como para los países Bálticos.

Con base en estos estadios, se seleccionaron los cuatro periodos fenológicos en los que se basó la investigación de la tesis (Figura 18); tanto para el cálculo de las variables climáticas acumuladas durante estos estadios claves seleccionados, como para el estudio de su influencia en el rendimiento inter-regional.

La floración, como fase crítica que es en la determinación del rendimiento de los cultivos de invierno (Slafer et al., 1994; Ugarte et al., 2007), se utilizó como referencia para definir dos de los periodos establecidos P3 (Floración) y P4 (Floración-Madurez). En contraposición a los periodos del cultivo concentrados en la floración, y a fin de analizar la influencia de las variables climáticas acumuladas a lo largo de los periodos vegetativo y reproductivo, se definieron los periodos P1 (Ciclo completo) y P2 (Emergencia-Madurez). Dichos periodos están descritos con mayor detalle en la Tabla 8

Figura 18: Diagrama esquemático de algunos de los cambios más relevantes en la morfología, alrededor de los cuales se han marcado los periodos creados para la investigación de la tesis: P1, P2, P3 y P4.

N Periodo	Nombre asignado en la tesis	Descripción
P1	Ciclo completo	Comprende desde la siembra hasta que se recolecta el trigo, incluyendo por tanto, los periodos completos vegetativo, reproductivo y de maduración (o llenado del grano).
P2	Emergencia-Madurez	También denominado como el “ciclo de crecimiento”, entendiendo como tal el periodo que abarca desde la fase vegetativa temprana (emergencia), la reproductiva hasta la fase de madurez.
P3	Floración	Comprende una horquilla de 20 días alrededor del periodo de floración o antes, dependiendo si el dato es BBCH65 o BBCH63. - En España el dato disponible es BBCH65, donde la floración se encuentra desarrollada al 50% por lo que la horquilla es de ± 10 días alrededor de éste. - En los Bálticos, donde el dato disponible es BBCH663 (floración al 0%) se toma una horquilla de ± 20 días acumulados desde éste. (La selección de 20 días en torno a la floración se explica al final del epígrafe 2.2.3.1)
P4	Floración-Madurez	Abarca el periodo fenológico entre la floración y la madurez del cultivo, pasando entre ambos por la fase del llenado del grano. Se denomina madurez del cultivo cuando se ha terminado la fase del llenado del grano.

Tabla 8: Descripción de los periodos fenológicos seleccionados en la investigación de la tesis.

En España y Bálticos sólo se disponía de un dato fenológico de referencia respecto al periodo de floración, bien al 50% del desarrollo de ésta (BBCH65) o al inicio ((BBCH63, 0% del

desarrollo). Lo ideal hubiera sido contar con un segundo dato fenológico que indicara para cada región el comienzo y fin de esta fase de antesis, al no disponer de ello, se utilizaron los datos de otra base de datos fenológica más completa y que fueran extrapolables a los países objeto de la tesis.

Así, se utilizaron los datos fenológicos de la base de datos asociada al proyecto “*Agro-pedological knowledge base in Turkey and Ukraine*” (EC-AETS, 2013), tomando como referencia los datos de Turquía para España y los datos de Ucrania para los Bálticos.

Tanto para Turquía como para Ucrania se contaba con una serie temporal anual de los estados fenológicos BBCH63 (Floración 0%) y BBCH69 (100% floración), es decir, el comienzo y el fin de la etapa de antesis. Para el cálculo se tomaron los mismo años de los que consta la serie temporal utilizada para calcular el valor promedio de las variables climáticas (tomada a su vez en base a los años disponibles de las estadísticas agrícolas, Tabla 4) y se calculó la duración promedio entre las etapas BBCH63 y BBCH69 para ambos países. Los datos fenológicos estaban disponibles a nivel de provincia por lo que éste se agregó a valor por país, el resultado fue un valor similar cercano a 20 días en ambos países, por lo que se decidió utilizar este número como referencia para calcular el valor acumulado en torno a la floración del Periodo 3, P3 (Floración).

2.2.4 Datos de coberturas y usos de suelo

En la investigación de la esta tesis se utilizó como información de coberturas de uso de suelo la última versión consolidada y publicada a fecha actual del proyecto (diciembre 2015) Corine Land Cover (CLC2006). Corine Land Cover (CLC) es una iniciativa de la Comisión Europea llevada a cabo por la Agencia Europea del Medio Ambiente (EEA), que publicó el 8^{de} de abril de 2014 la última versión actualizada del Corine: “*Versión 17 (12/2013) actualizó las Abril 2014 8º - Los datos de mapa de bits en cobertura de la tierra para el inventario CLC2006*” .

Este conjunto de datos CLC retrata la situación en el año 2006 utilizando una unidad mínima de mapeo (MMU) de 25 ha para los fenómenos de área y una anchura mínima de 100 m para los fenómenos lineales. Para la tesis se utilizó el ráster CLC2006 de resolución 100m¹⁵.

La creación de las coberturas de uso de suelo se basa en la nomenclatura e interpretación de métodos Corine a una escala original de 1:100.000. Esta nomenclatura CLC comprende 44 clases de cobertura de uso del suelo agrupadas en tres niveles (Tabla 9) (EEA, 2007).

¹⁵ Corine Land Cover 2006 raster (Version 17 (12/2013)) está disponible en: <http://www.eea.europa.eu/data-and-maps/data/corine-land-cover-2006-raster-3>

Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3
2. Agricultural area	2.1 Arable land	211-Non-irrigated arable land (non-permanent crops>75%) (Traducción propia: cultivos de secano)
		212-Permanently irrigated land (non-permanent crops>75%) (Traducción propia: cultivos de regadío)
		213-Rice fields (Traducción propia: cultivos de arroz)
	2.2 Permanent crops	221-Vineyards (Traducción propia: viñedos)
		222-Fruit trees and berry plantations (Traducción propia: árboles frutales, cultivos de fresas y similares)
		223-Olive groves (Traducción propia: cultivos de olivo)
	2.3 Heterogeneous agricultural areas	241-Annual crops associated with permanent crops (non-permanent crops>=50%) (Traducción propia: cultivos anuales y permanentes)
		242-Complex cultivation patterns (non-permanent crops<=75%)
		243-Land principally occupied by agriculture, with significant areas of natural vegetation (Traducción propia: tierra ocupada por agricultura y zonas de vegetación natural)
		244-Agro-forestry areas (non-permanent crops<=50%) (Traducción propia: zonas agro-forestales)

Tabla 9: Clasificación jerárquica de Corine Land Cover 2006 relacionados con la categoría principal (Nivel 1) de área agrícola.

Como la investigación de la tesis se centra en el cultivo del cereal de trigo, se seleccionaron las clases de CLC en las que este cultivo estuviera presente. De este modo, las clases más afines son las clases 211 y 212 de zonas (sombreadas en Tabla 9) cultivadas no permanentes en secano y regadío, respectivamente. Más concretamente, ambas clases incluyen entre otros los cultivos de cereales, forrajeros, cultivos industriales (p.ej remolacha) o plantas oleaginosos.

Figura 19: Cobertura de usos de suelo utilizados en la tesis para España y los países Bálticos. Fuente: Corine Land Cover 2006, ráster de 100m de resolución

2.3 Métodos

2.3.1 Geoestadística y técnicas de interpolación

En el campo de las Geociencias de comienzos de los años 50, la evaluación de reservas minerales útiles motivó la aparición y desarrollo de propuestas que informaban sobre el carácter sesgado de la media aritmética como técnica de estimación. Las investigaciones condujeron al desarrollo de la Teoría de las Variables Regionalizadas dando origen a la Geoestadística (término concebido por George Matheron) que mezcla conocimientos de geología, matemática y estadística y que tiene en cuenta la correlación espacial en sus predicciones.

Con la fundamentación teórica de los modelos de estimación de variables regionalizadas y del variograma, el profesor Matheron expresa las características espaciales estructurales de una variable aleatoria en términos matemáticos, mientras que el variograma (o semivariograma), lo presenta como una herramienta para modelizar la correlación espacial. En cuanto a la predicción, el profesor Matheron propone la interpolación espacial a partir de un muestreo fragmentado utilizando una formulación matemática llamada “krigeage” dentro del círculo francés y que terminó siendo mundialmente conocido con el nombre de kriging en honor a Daniel Krige (Agterberg et al., 2004). Técnica basada en una media móvil ponderada que depende de la distribución de las observaciones (posibles agrupamientos), de la distancia o proximidad geográfica respecto del punto no muestral, del tamaño y calidad de los datos y de la estructuración de la variable (Montero y Larraz, 2008). Los factores anteriores basados en la distancia y la propia estadística de los valores muestrales son tomados en cuenta para producir un estimador $Z^*(x)$ óptimo y eficiente (varianza mínima), diferenciando así al Kriging, de otras técnicas de interpolación determinísticas que únicamente utilizan aproximaciones matemáticas. Ejemplos de MIE (Métodos de Interpolación Estadística) el Inverso de la Distancia Ponderada (IDW, de las siglas en inglés “*Inverse Distance Weighting*”), las Funciones polinómicas o del interpolador por mínimos cuadrados, por ejemplo y que han llevado a los investigadores a aplicar el método geoestadístico en diversas ramas de las ciencias (Navarrete Álvarez, M., 2011).

La interpolación espacial es considerada como un método de predicción espacial. Estas técnicas son utilizadas para estimar valores geográficos ausentes para el cartografiado, por ejemplo, para la estimación de variables climatológicas o en estudios geológicos. Se trata de métodos que presentan una gran variedad de algoritmos matemáticos, dependiendo la elección de uno u otro de las características de los datos, el grado de precisión y el proceso de cálculo requerido.

De esta forma, la interpolación espacial se puede definir como un procedimiento que permite calcular el valor de una variable en una posición del espacio (punto no muestral, con un valor estimado). Conociendo los valores de esa variable en otras posiciones del espacio (puntos muestrales con valores reales) (Bosque, 1992), o también como un procedimiento que, “*dado una serie de datos espaciales, sea en forma de puntos o subáreas, busca la función que mejor representará la superficie total y que predecirá los valores en otras unidades espaciales*” (Lam 1983; Bosque 1997)

atribuye a la interpolación espacial la función de "*rellenar la información que falta en aquellas áreas en las que no están disponibles las observaciones del mundo real*".

Detrás de cada técnica de interpolación está implícita la primera ley geográfica de Tobler (1979; Navarrete Álvarez, M., 2011), según la cual "*todo está relacionado con todo, pero las cosas cercanas están más relacionadas entre sí que las más lejanas*".

Existen distintos criterios a la hora de dividir los procesos de interpolación: uno de los principales se refiere al mecanismo matemático de interpolación utilizado, según esto los métodos de interpolación espacial se dividen en deterministas (o no-geoestadísticos) y geoestadísticos (o *estocásticos*). Los **métodos estocásticos** incorporan el concepto de la aleatoriedad, es decir, estadística de probabilidad proporcionando estimaciones de tanto de la parte determinista (valor estimado por fórmula matemática) como la estocástica (valor del error o incertidumbre asociado al valor estimado). Los **métodos deterministas** no incorporan valores de error o incertidumbre asociados a la estimación.

Otros criterios de clasificación son:

Exactitud: considerando la exactitud de las estimaciones, los métodos de interpolación se pueden dividir en exactos e inexactos. La distinción reside en si el resultado del proceso de interpolación reproduce exactamente los valores en los puntos muestrales o lo hace sólo de manera aproximada. Los métodos estocásticos son métodos inexactos.

Univariable o multivariable: los métodos de interpolación espacial que utilizan una única variable (conjunto de valores observados) para la predicción de valores no observados se denominan "univariable" (univariate methods), Li (2013). Dentro de la geoestadística el concepto "multivariable" puede tener varios significados, uno de los más comunes es el que se refiere a las posibles múltiples respuestas de un modelo a un determinado proceso. En el contexto de esta tesis, los "métodos multivariable" son aquellos que utilizan aparte de los valores muestrales otra información adicional (variables explicativas) para la estimación de valores no muestrales. Concretamente se utilizara como información adicional los valores del modelo digital del terreno (MDT) en términos de altitud en los puntos de muestreo.

Dentro de los **Métodos de Interpolación Deterministas** (o también llamados *Métodos no-geoestadísticos*): se pueden clasificar por el número de datos muestrales utilizados en Deterministas Globales que emplean todos los puntos muestrales en cualquier valor estimado (Polinomio Global) o en deterministas locales que solo emplean los puntos muestrales que están en la vecindad de cada punto no muestral (IDW, polinomio local y funciones en base radial).

Los **Métodos de Interpolación Geoestadísticos** (también conocidos como *Métodos Analíticos o estocásticos*): estudian el carácter de la autocorrelación espacial de la variable a interpolar, usando para ello los puntos muestrales. Conocido esto, generan en la fase de cálculo una función de interpolación que tiene en cuenta el grado y el tipo de autocorrelación existente en esa variable (Kriging).

A continuación se describe con mayor detalle las técnicas de interpolación utilizadas en esta tesis para obtener las superficies de las variables climáticas, precipitación, temperatura, evapotranspiración y radiación acumuladas en los periodos fenológicos seleccionados.

2.3.1.1 Técnicas de interpolación determinísticas

A. La técnica del Inverso de la distancia ponderada (IDW de las siglas en inglés “Inverse Distance Weighting”)

Uno de los métodos más sencillos de interpolación es el de la distancia inversa ponderada (Schloeder et al, 2001). Se trata de un método determinista local que utiliza una de las técnicas más sencilla y utilizadas (dentro de las determinísticas) en los análisis de variación espacial (Villatoro et al., 2008). Este método incorpora información sobre el grado de dependencia existente entre mediciones realizadas en diferentes puntos (o sitios).

La media ponderada por el inverso de la distancia, denominada en inglés “*Inverse Distance Weighting*” (IDW), asume que las cosas que están más cerca son más parecidas que las que están más lejos. Para predecir un valor de un lugar no muestral utiliza los valores de los lugares muestrales que haya alrededor del lugar que se va a predecir. Los valores de las de los lugares más próximos al que se va a predecir tendrán más influencia y por lo tanto más peso que los que están más lejos. Este peso disminuye con la distancia. La fórmula es:

$$\hat{Z}(x_o) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(x_i) \quad \text{Ec. 5}$$

Donde $\hat{Z}(x_o)$ es el valor estimado en el punto de interés x_o . N es el número de puntos muestrales alrededor del que se va a predecir. λ_i es el peso asignado a cada punto muestral que se va a utilizar. Estos pesos decrecen con la distancia. $Z(x_i)$ es el valor observado del lugar x_i .

La fórmula para determinar los pesos es:

$$\lambda_i = \frac{d_{i0}^{-p}}{\sum_{i=1}^N d_{i0}^{-p}} \quad \text{Ec. 6}$$

A medida que la distancia se hace más grande, el peso es reducido por un factor p. Es decir, que a medida que se aumenta la distancia entre los puntos observados y el punto calculado, el peso que tendrá dicha un punto muestral sobre el que se va a predecir decrecerá exponencialmente. d_{i0} es la distancia entre el lugar de predicción s_0 y cada lugar muestral. Si. Los pesos de los lugares utilizados para la predicción serán escalados de tal forma que su suma sea 1, es decir

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i = 1 \quad \text{Ec. 7}$$

El óptimo valor de p se determina haciendo mínimo el error de predicción o error cuadrático medio, RMSE (siglas en inglés *root mean square error*), el cual indica cómo de cerca predice el modelo los valores medidos. Cuanto más pequeño sea este error, mejor predice el modelo. RMSE tiene la siguiente fórmula (Willmott, 1982):

$$RMSE = \sqrt{\sum \frac{(\hat{Z}(x_i) - Z(x_i))^2}{N}} \quad \text{Ec. 8}$$

Donde N es el número de puntos muestrales (observaciones), $\hat{Z}(x_i)$ es el valor predicho y $Z(x_i)$ el valor observado.

Otra cuestión importante es determinar el número de vecinos a tener en cuenta para calcular el valor predicho. Esto dependerá del tipo de datos y de la superficie que intentemos crear. Por tanto, la superficie calculada usando la media ponderada por el inverso de la distancia (IDW) dependerá de la potencia del parámetro p y de la estrategia de búsqueda de vecindad. El IDW es un interpolador exacto, donde los valores máximo y mínimo en la superficie interpolada, pueden solamente ocurrir en los puntos muestrales, como se puede observar en la Figura 20. Teniendo en cuenta estos dos parámetros en los que se basa el modelo se han tomado aquellos que daban un menor error en la predicción (RMSE) por la validación cruzada (cross-validation, más información de la validación cruzada en la predicción de las superficies en el apartado 2.4.2.3 Predicción de las superficies de interpolación).

Figura 20: superficie interpolada con la técnica IDW (Johnston et al., 2001)

La superficie de salida es sensible al agrupamiento de puntos, a variaciones locales captadas por el proceso de vecindad y a valores extremos.

B. La técnica del Inverso de la distancia ponderada (IDW de las siglas en inglés “Inverse Distance Weighting”)

Bartier y Keller (1996) desarrollaron una variante del método de la distancia inversa ponderada, desarrollando el método de interpolación multivariable IDW. Este modelo introduce información adicional a la interpolación univariable IDW, de tal forma que el valor estimado cambia en función de la distancia lineal de los puntos a estimar $(\frac{d_i^{-p}}{\sum_{i=1}^N d_i^{-p}})$, variable secundaria (en esta tesis es el valor de la altitud de los puntos muestrales $w_i(v_1, \dots, v_n)$ y los

valores observados $Z(x_i)$. Tomando como referencia las fórmulas del modelo IDW del apartado anterior (Ec.5 y Ec.6).

$$\hat{Z}(x_o) = \frac{\sum_{i=1}^N d_i^{-p} w_i(v_1, \dots, v_n) Z(x_i)}{\sum_{i=1}^N d_i^{-p} w_i(v_1, \dots, v_n)} \quad \text{Ec. 9}$$

C. Función en base radial (FBR)

Es una técnica de interpolación determinista exacta, el proceso reproduce exactamente los valores en los puntos muestrales, es decir, la superficie creada debe pasar por cada punto muestral. En esta tesis se han utilizado tres funciones de base diferentes: thin-plate spline, spline regularizada y función multicuadrática (Bosque, 1992). Cada función de base tiene diferente forma y da como resultado una superficie de interpolación distinta. Sin embargo, conceptualmente son similares, ya que todas ellas intentan ajustar la ecuación (Ec.10) a través de todos los puntos muestrales minimizando la curvatura total de la superficie.

Las funciones de base radial (FBR) se utilizan para calcular superficies suavizadas a partir de un elevado número de datos muestrales. Si se comparan los métodos con funciones de base radial (FBR) con el peso inverso de la distancia (IDW), otro interpolador exacto, se observa que el IDW nunca predice valores por encima de un máximo o por debajo de un mínimo valor muestral (Figura 20 para IDW), mientras que las FBR sí que lo hacen (Figura 21). Dan buenos resultados cuando la superficie varía moderadamente; sin embargo, se muestran como técnicas inapropiadas cuando producen grandes cambios en los valores en distancias cortas en sentido horizontal o cuando se sospecha que la muestra es propensa a error o a cierta inseguridad. Son muy sensibles a los valores extremos.

Las funciones de base radial se forman sobre cada dato espacial, y cambian con la distancia del lugar. La predicción se calculará mediante una expresión que es la suma de multiplicar las funciones radiales (una por cada punto) por su peso. La predicción es una combinación lineal de funciones base que adopta la forma:

$$Z(S_0) = \sum_{i=1}^n (w_i \phi(\|S_i - S_0\|)) + w_{n+1} \quad \text{Ec. 10}$$

Donde $\phi(r)$ es una de las tres funciones en base radial seleccionadas¹ (thin-plate spline, spline regularizada y función multicuadrática), $r = \|S_i - S_0\|$ es la distancia euclidiana² entre el lugar que predécimos S_0 y cada lugar muestral S_i , y $\{w_i: i = 1, 2, \dots, n+1\}$ son los pesos que van a ser estimados. Estos pesos $\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ van a ser estimados resolviendo el siguiente sistema de ecuaciones:

$$\begin{pmatrix} \phi & 1 \\ 1' & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w \\ w_{n+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} z \\ 0 \end{pmatrix} \quad \text{Ec. 11}$$

Donde ϕ es una matriz que tiene como elementos ϕ_{ij} a $\phi(\|S_i - S_j\|)$ ¹, 1 es un vector columna de unos, $1'$ es un vector fila de unos (traspuesto del vector columna) y z es un vector columna que contiene los datos $Z(s_i)$. Si Los pesos se calculan mediante la resolución de un sistema lineal de n ecuaciones siendo n el número de puntos muestrales vecinos que intervienen en el cálculo del valor no muestral. La diferencia de utilizar una u otra función no es muy grande. Se pueden probar varias y elegir la que presente un menor error. Cada función tiene un parámetro que controla el suavizado de la superficie.

Las FBR dan buenos cuando la superficie varía moderadamente; sin embargo, se muestran como técnicas inapropiadas cuando se producen grandes cambios en los valores en distancias cortas en sentido horizontal, o cuando se sospecha que la muestra es propensa a error o a cierta inseguridad. Son muy sensibles localmente a los valores extremos.

Figura 21: Superficie generada por una función en base radial (FBR)

¹ La función multicuadrática sería $\phi(r) = \sqrt{r^2 + \sigma^2}$, la ecuación thin-plane spline: $\phi(r) = r^2 \ln(r)$. Donde r será la distancia que haya entre el lugar i y el lugar j y es un parámetro de suavizado que hace que el error de la predicción sea mínimo. El algoritmo que utiliza la herramienta Spline regularizado se basa en la siguiente fórmula (Franke, 1982): $S(x, y) = T(x, y) + \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(R_i)$, donde $i=1, 2, \dots, N$, N es el número de puntos muestrales, λ_i son coeficientes determinados por la solución de un sistema de ecuaciones lineales y R_i es la distancia del punto (x, y) al punto i . $T(x, y) = a_1 + a_2x + a_3y$, donde: a_i son coeficientes determinados por la solución de un sistema de ecuaciones lineales, y $R(r) = \frac{1}{2\pi} \left\{ \frac{r^2}{4} \left(\ln\left(\frac{r}{2\tau}\right) + c - 1 \right) + \tau^2 \left(K_0\left(\frac{r}{\tau}\right) + c + \ln\left(\frac{r}{2\tau}\right) \right) \right\}$ donde r es la distancia entre el punto y la muestra. τ es el parámetro de peso, K_0 es la función de Bessel modificada y c es una constante igual a 0,577215.

² r : distancia euclidiana entre dos puntos muestrales (x_i, y_i) y (x_j, y_j) es $r = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$

2.3.1.2 Técnicas de interpolación estocásticas

D. Métodos geoestadísticos: Kriging

Es un método desarrollado por Krige (Krige 1951) en su teoría de las variables regionalizadas (1971) y aplicado después en prospección minera por Georges Matheron (Matheron 1962) como interpolador óptimo de la ley de un yacimiento.

Su objetivo, como técnica de interpolación geoestadística, es generar superficies que incorporan las propiedades estadísticas de los datos muestrales y que proporciona una medida del error de las mismas, siendo este último un indicador de una buena o mala predicción.

Todos los métodos geoestadísticos forman parte de la familia del kriging. Éstos, para acomodarse a todos los tipos de valores se han desarrollado las diferentes formas de kriging siendo una de la más frecuente el **kriging ordinario** utilizada en nuestro estudio, también se utilizará la versión multivariable de este kriging, **cokriging** ordinario.

Los métodos de interpolación de *estocásticos* o de familia kriging se apoyan en modelos matemáticos y estadísticos que incluyen probabilidad. Es decir, que cuando se realiza la predicción ésta va asociada a una probabilidad. Se calcula el error de la predicción. Además, descansa en la noción de autocorrelación espacial que se expresa en función de la distancia (Figura 22). Cameron y Rozas (2006) definen la autocorrelación espacial como aquella relación entre los valores de una variable que se puede atribuir a la forma en la que los puntos de muestreo de esta variable están dispuestos en el espacio.

Figura 22: observación gráfica de la autocorrelación espacial. (Navarrete Álvarez, M., 2011)

El primer tipo de kriging utilizado en esta tesis fue el kriging ordinario (KO) o kriging puntual. El modelo del KO se base en el modelo $Z(s) = \mu + \varepsilon(s)$, donde μ es una constante desconocida. Se utiliza para datos que no tienen tendencia y cuya media es desconocida. En la Figura 23 se muestra una simulación del modelo del kriging ordinario donde los datos son más variables a la izquierda y más suavizados a la derecha. La verdadera pero desconocida media está representada por la línea de puntos.

Figura 23: simulación del método de interpolación kriging ordinario

El procedimiento seguido en la interpolación utilizando el método kriging se basa en las siguientes etapas (Bosque, 1992).

Etapla 1) Se obtiene primeramente el semivariograma (experimental). El método kriging utiliza la dependencia espacial de un atributo para encontrar el conjunto de pesos óptimos en el proceso de estimación de los puntos no muestrales. Así, el semivariograma se utiliza como una medida del grado de dependencia espacial entre muestras, y el definido como la suma del cuadrado de la diferencia entre pares de puntos separados una distancia h (también llamado *lag*) (Davis, 1986):

$$\gamma(h) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (Z(s_i) - Z(s_i + h))^2 \quad \text{Ec. 12}$$

Donde $\gamma(h)$ es la media de la semivarianza entre dos puntos conocidos, $Z(s_i)$ y $Z(s_i + h)$, con una distancia h , y n es el número de pares de puntos muestrales separados por h . En la Figura 24, el eje X es la distancia (h), entre puntos muestrales en una dirección concreta del plano, y el eje (Y), la medida de la variabilidad: $\gamma(h)$, de la altura (Z) en el conjunto de puntos muestrales que están separados un valor concreto (h) de la distancia.

Las características que se utilizan comúnmente para describir estos modelos son: sill (meseta) corresponde al valor promedio de la varianza, range (rango) define la vecindad máxima sobre la cual los puntos de control deben ser seleccionados para estimar los puntos desconocidos de interés y finalmente nugget (efecto pepita) corresponde al mínimo de varianza detectable (Fuenzalida-Díaz.M, 2015).

El semivariograma nos permite analizar y cuantificar la autocorrelación espacial de la variable.

a es el **alcance**: distancia a la cual el variograma alcanza la meseta.

C es la **meseta**: valor del variograma cuando la distancia de separación se hace igual al alcance.

C_0 es el **efecto pepita**: valor del variograma para pequeñas escalas.

Figura 24: Parámetros principales que definen un semivariograma

Etap 2) Una vez hallado el semivariograma empírico de la variable a interpolar, **se calcula una función que ajusta de modo adecuado ese semivariograma $\gamma(h)$** , existen distintos tipos de semivariogramas teóricos a los que poder ajustar el ya calculado .

Modelo 3: Efecto pepita puro

Modelo 4: Esférico

Modelo 5: Cúbico

Modelo 4: Exponencial

Modelo 5: Gaussiano

Figura 25: Modelos teóricos básicos más usuales para caracterizar el semivariograma.

Etap 3) Con este semivariograma teórico se puede proceder a **calcular las ponderaciones λ_i** , éste es un peso desconocido que se debe calcular para cada valor observado y $Z(s_i)$ es el valor observado en un lugar. El valor estimado se diferenciará lo menos posible del valor observado, esa diferencia se llama error de estimación. Su fórmula es $\varepsilon = Z(s_0) - \sum \lambda_i Z(s_i)$, siendo $Z(s_0)$ el valor observado y $\sum \lambda_i Z(s_i)$ el valor pronosticado. La estimación y el error de estimación dependen de los pesos elegidos. Los pesos óptimos son los que producen estimaciones insesgadas y tienen una mínima varianza de estimación. Para conseguir que las estimaciones sean insesgadas la suma de los pesos debe ser igual a 1. Y para asegurar un mínimo error en la estimación se añade el multiplicador de Lagrange.

Para hallar los pesos del modelo, λ_i , hay que resolver el sistema de ecuaciones $\Gamma * \lambda = g$ donde Γ es la matriz de los valores del semivariograma teórico, λ es el vector de pesos que tenemos que hallar y g es el vector de las semivarianzas teóricas de cada uno de los puntos muestrales con el punto de predecir.

Etapa 4) Las ponderaciones así obtenidas, son diferentes para cada punto calculado y por lo tanto, en cada uno de ellos es preciso resolver la ecuación matricial anterior y calcular la matriz de soluciones λ , que es específica para cada punto interpolado. Esto supone que el uso del kriging implica una laboriosa tarea de operaciones y cálculos.

Etapa 5) Una vez calculadas las ponderaciones de cada lugar, se puede obtener la interpolación en ése punto mediante la ecuación

$$Z(s_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(s_i) \quad \text{Ec. 13}$$

Siendo λ_i la matriz de ponderaciones calculada para el punto de cálculo s_i , $Z(s_0)$ el valor pronosticado de un lugar y $Z(s_i)$ el valor observado en un lugar s_i .

E. Métodos geoestadísticos: cokriging

El cokriging ordinario (COK) es un método de interpolación geoestadístico multivariable. En la investigación de la tesis, se utilizó la elevación del terreno como variable secundaria con el fin estudiar si incluyendo esta información adicional se conseguía mejorar la precisión en la predicción de las superficies de precipitación, temperatura, evapotranspiración y radiación acumuladas en distintos periodos fenológicos.

Figura 26: simulación del método de interpolación del cokriging ordinario

Como se ha dicho, el interpolador COK utiliza distintos tipos de variables de información. La variable principal o variable de interés es Z_1 , utilizando para mejorar el cálculo de la predicción la autocorrelación de Z_1 y la correlación cruzada entre Z_1 y el resto de variables. Es bastante atractivo utilizar información adicional para poder mejorar las estimaciones del interpolador, aunque por ello se puede pagar un precio alto en términos de complejidad y

carga operacional. Éste sería el caso del COK, el cual tiene como objetivo predecir el valor $Z(s_0)$ como en el interpolador kriging ordinario (OK) pero en este caso utiliza la covariable $Z_2(s_0)$ con el fin de conseguir un mayor ajuste del modelo. Por ejemplo, la Figura 26 tiene los mismos datos que el utilizado en el KO (Figura 23) con la diferencia de que en este caso se ha añadido una variable más, a_i y b_j son los pesos de cokriging.

De acuerdo a Isaak y Srivastava, (1989) la estimación en cokriging es una combinación lineal de las variables principales y secundarias y viene dada por la expresión:

$$Z_1(s_0) = \sum_{i=1}^n a_i u_i + \sum_{j=1}^m b_j v_j \quad \text{Ec. 14}$$

Donde $Z_1(s)$ es el estimador de la primera variable en la localización s_0 , $u_1, \dots, u_m$ son las variables primarias conocidas (entre la localización 1 a la n). Las variables $v_1, \dots, v_m$ son las variables secundarias conocidas en las localizaciones entre la 1 y la m . a_i y b_j son los pesos de cokriging. COK utiliza tanto semivariogramas (o covarianzas), los cuales son las formas matemáticas utilizadas para cuantificar la correlación) y la covarianza cruzada (forma matemática para expresar la correlación cruzada)

2.3.2 Regresión espacial: Modelo GWR (“*Geographically weighted regression*”)

Para modelar la relación entre el rendimiento del trigo y las distintas variables climáticas acumuladas se utilizó la técnica de regresión ponderada geográficamente (GWR, siglas en inglés de “*Geographically weighted regression*”), un modelo local de **regresión espacial**.

El **análisis de regresión** es el término utilizado para describir una familia de métodos estadísticos que intentan modelar la relación entre una (o más) *variables dependientes* o de respuesta y de un número de variables independientes (*explicativas* o *predictoras*). (Figura 27). Los **métodos de regresión espaciales** son similares, pero toman en cuenta explícitamente la estructura espacial de los datos, en particular la falta de independencia que normalmente existe entre las mediciones realizadas en otras regiones.

Figura 27: Gráficas de la relación entre dos variables cuando ésta es positiva, negativa o inexistencia de esta relación.

Brunsdon et al. (1996) introdujeron el término GWR para aludir a una familia de modelos de regresión “ajustados al espacio”, donde es posible observar las variaciones espaciales de los parámetros estimados y con ello saber dónde es y cuánto influye el efecto de una variable

explicativa sobre la dependiente. Se trata de ajustar tantas regresiones como observaciones (unidades espaciales) se consideren en el análisis, con base en el concepto de *distance decay* (dar más peso a las observaciones más próximas y menos a las más lejanas), aplicando una *función kernel* que simule el efecto de caída con la distancia.

GWR es una forma “local” de regresión lineal que está específicamente diseñada para analizar interrelaciones que varían espacialmente (Fotheringham, et al., 1996; Fotheringham, et al., 2002; Villarraga et al., 2014). El uso de GWR permite explorar si las relaciones entre la variable dependiente y las variables explicativas cambian entre los lugares, lo que lo diferencia de un modelo OLS “global” donde sólo se ofrece un coeficiente por variable explicativa (Moenes et al., 2014).

El desarrollo de GWR comenzó a partir de la regresión local y técnicas de suavizado (*smoothing*) (Brunsdon et al., 1996, Fotheringham et al., 1998) y se hizo cada vez más sofisticado, considerando, por ejemplo, la estimación de máxima verosimilitud de los anchos de banda *kernel bandwidths* (Páez et al., 2002a), la autocorrelación espacial entre los residuos (Páez et al., 2002b), las especificaciones del modelos lineales generalizados (Fotheringham et al., 2002) o el modelo bayesiano GWR (LeSage 2001, 2004).

En vez de calibrar una única ecuación, GWR genera una ecuación de regresión para cada una de las entidades observadas que suponen una entrada en el modelo. La ecuación genérica que hay que ajustar en cada una de estas observaciones es:

$$y_i = \beta_{0i} + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots \beta_{ni} x_n + \varepsilon_i \quad \text{Ec. 15}$$

Donde **i** es la variable espacial del modelo que corresponde a las coordenadas geográficas (x,y) de cada localización.

Variable dependiente (y): es la variable que representa el proceso que se intenta modelar, prever, entender o predecir.

Variables independientes/explicativas (x): son las variables que se utilizan para modelar o prever las variables dependientes.

Coefficientes de regresión (β): son valores calculados para cada variable explicativa, que representan la fortaleza y el tipo de relación que existe entre la variable explicativa y la variable dependiente. Cuando la relación es positiva, el signo del coeficiente asociado también es positivo (viceversa si la relación fuera negativa). Cuando la relación es sólida, el coeficiente es relativamente grande (relativo a las unidades de la variable explicativa con la que se asocia). Las relaciones débiles se asocian con coeficientes cercanos a cero.

- β_0 : es la intercepción de regresión. Representa el valor esperado para la variable dependiente si todas las variables independientes (explicativas) son cero.

Residuos (ϵ): son la porción sin explicar de la variable dependiente, representada en la ecuación de regresión con el término de error aleatorio. Los valores previstos raramente coinciden exactamente con los valores observados. La diferencia entre los valores “y” observados y los valores “y” previstos se llama valor residual o residuos. La magnitud de los residuos de una ecuación de regresión es una medida del ajuste del modelo, por lo que también se podría considerar un error del modelo. Los grandes residuales indican un ajuste del modelo pobre.

¿Cómo trabaja la regresión pondera geográficamente, GWR?

En vez de calibrar una única ecuación, GWR genera una ecuación de regresión por separado para cada observación, estimando un conjunto de coeficientes de regresión para cada observación, por lo tanto, permite a los parámetros variar de forma continua en el espacio geográfico. Para el cálculo de estos coeficientes, GWR calcula en primer lugar un conjunto de pesos (en forma de matriz de pesos por cada punto, W_{ij}) que se utilizará para la calibración de la ecuación en cada una de las observaciones (o entidades muestrales). En el cálculo de pesos, GWR utiliza las funciones que se denominan de ponderación (espacial) tipo *kernel* (Figura 28), la cual pondera con mayor peso las observaciones más cercanas que las lejanas.

Figura 28: esquema de una función de ponderación típica. Donde: x : es el punto de regresión, $\bullet$ punto de observaciones, *bandwidth* (“h”) ancho de banda o ventana, W_{ij} es el peso del punto muestral j en el punto de regresión i , d_{ij} es la distancia entre el punto de regresión i y la punto muestral j .

En este contexto, la función *kernel* toma como dato de entrada la distancia entre dos localizaciones i y j , posee un ancho de banda (“h”, *bandwidth*, también se le denomina “ventana” en algunos estudios) que determina el rango espacial que abarca el núcleo (punto central de búsqueda de localizaciones vecinas), devolviendo un peso entre dos localizaciones que es inversamente proporcional a la distancia.

Existen dos tipos principales de funciones *kernel* utilizadas en GWR: las que utilizan un tipo de *bandwidth* fijo o en las que este ancho de banda es variable.

La función fija o ancho de banda fijo “h” (*fixed kernel*): es aquella en la que el número de observaciones para calibrar cada ecuación puede variar pero el área de búsqueda permanece constante (Figura 29). Suele ser un método más apropiado cuando la distribución de sus observaciones es relativamente estable a través del espacio (por ejemplo, tamaño, número de vecinos). La fórmula utilizada es:

$$W_{ij} = e^{-\left(\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right)} \quad \text{Ec. 16}$$

Donde w_{ij} es el peso de la observación j respecto a la observación i , este peso cambia como una función de la distancia d_{ij} y “ h ” es el ancho de banda (*bandwidth*).

Figura 29: esquema de búsqueda de vecindad en la *función kernel* de ancho de banda fijo.

Ancho de banda variable “ h ” (*adaptive distance kernel*): en este caso, el número de observaciones permanecerá fijo mientras que el área de búsqueda variará en el calibrado de cada ecuación (Figura 30). Suele ser una técnica más apropiada cuando la distribución varía a través del espacio (por ejemplo, los eventos que se agrupan o polígonos que son heterogéneos). La fórmula utilizada es:

$$W_{ij} = 1 - \left[\frac{d_{ij}^2}{h^2} \right]^2 \quad \text{Ec. 17}$$

Donde w_{ij} es el peso de la observación j respecto a la observación i . dicho peso cambia como una función de la distancia d_{ij} y “ h ” es el ancho de banda (*bandwidth*).

Figura 30: esquema de búsqueda de vecindad en la *función kernel* de tipo variable.

En ambos tipos de funciones de *kernel*, existe un parámetro desconocido que es el ancho de banda kernel (“ h ”, *bandwidth*) el cual debe de ser definido o estimado a partir de las observaciones disponibles. Actualmente existen tres métodos distintos para calcularlo (Wheeller et al., 2010): **asignación directa** del ancho de banda del número de vecinos más cercanos (McMillen 1996), **validación cruzada** (CV, *cross-validation*) (Brunsdon et al., 1996;

Farber y Páez 2007) y el **criterio de información corregido de Akaike** (AICc, siglas en inglés de *Akaike Information Criterion*) (Fotheringham et al., 2002).

De esta forma, el ancho de banda se puede elegir manualmente por el analista o puede ser optimizado utilizando un algoritmo que busca minimizar el valor de la CV³ dada por:

$$CV = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{i \neq i}]^2 \quad \text{Ec. 18}$$

Donde n es el número de observaciones, $\hat{y}_i$ es el valor predicho para la observación i con la ese punto i fuera del cálculo.

El **criterio de información corregido de Akaike** (AICc) es una medida de la calidad relativa de un modelo estadístico, para un conjunto dado de datos. De forma general, **criterio de información de Akaike** (AIC) proporciona un medio para la selección del modelo. AIC maneja un trade-off (sacrificio o balance) entre la bondad de ajuste y la complejidad del modelo. Se basa en la entropía de información: se ofrece una estimación relativa de la información pérdida cuando se utiliza un modelo determinado para representar el proceso que genera los datos. En un caso general, la AIC es:

$$AIC = 2k - 2 \ln(L) \quad \text{Ec. 19}$$

Donde 'k' es el número de parámetros en el modelo estadístico, y L es el máximo valor de la función de verosimilitud⁴ para el modelo estimado.

En el caso concreto del modelo GWR, el ancho de banda podría ser optimizado utilizando un algoritmo que busca minimizar el valor del AICc dado por:

$$AICc = 2n \log_e(\hat{\sigma}) + n \log_e(2\pi) + n \frac{n + \text{trace}(H)}{n - 2 - \text{trace}(H)} \quad \text{Ec. 20}$$

Donde $\hat{\sigma}$ es la estimación de la desviación estándar del error, H es la matriz sombrero (Hat Matrix⁵) y trace(S) es la suma de los elementos diagonales de la matriz. Cada fila de la matriz sombrero viene definida por $H_i = X_i(X^T W^i X)^{-1} X^T W_i$.

³ La CV es un proceso iterativo que busca un ancho de banda que minimice el error de predicción de todos los y(s) (variables dependientes) usando un subconjunto de los datos para la predicción. Si el ancho de banda es γ , éste se calcula por CV mediante la búsqueda de la γ que minimice el error cuadrático medio de la predicción (RMSPE), mediante la fórmula: $\hat{\gamma} = \arg \min \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{i \neq i}]^2$. Donde n es el número de observaciones, $\hat{y}_i$ es el valor predicho para la observación i con la ese punto i fuera del calculo. $\hat{\gamma}$ es el valor del ancho de banda que minimiza el RMSPE.

⁴ La función de verosimilitud es una función de los parámetros de un modelo estadístico que permite realizar inferencias acerca de su valor a partir de un conjunto de observaciones.

⁵ La matriz que tiene esta forma $A(ATA)^{-1}AT$ se suele presentar en estadística como matriz sombrero (H hat matriz). (Lay, D.C. 2007)

La estimación de la desviación típica del error viene dado por:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_i]^2}{n - (2\text{trace}(H) - \text{trace}(H^T H))} \quad \text{Ec. 21}$$

¿Qué información devuelve el modelo y cómo se mide su eficacia?

Debido a que la ecuación de regresión se calibra de forma independiente para cada observación, el modelo GWR proporciona **para cada una de estas observaciones (entidades de entrada como input)**:

- **Coefficientes de variable explicativa (β_i):** el modelo proporciona para cada entidad un valor discreto de dicho coeficiente, al igual que una superficie continua de la distribución de dichos coeficientes para poder comprender mejor la variación regional en las variables explicativas en el modelo.
- **Valores residuales (ϵ) y valores residuales estandarizados (Std ϵ):** son la diferencia entre los valores y_i ajustados y x_i observados. El modelo también proporciona los residuos estandarizados, los cuales tienen un valor medio de cero y una desviación estándar de 1. El conjunto de valores residuales estandarizados del modelo se examinarán con el fin de estudiar posibles problemas de multicolinealidad. Para ello se utilizará la herramienta de Autocorrelación de espacial (I de Moran) que se explica en la última parte de este apartado.
- **Número de condición (C):** este diagnóstico evalúa la multicolinealidad local. En presencia de una multicolinealidad local sólida, los resultados se vuelven inestables. Los resultados asociados con los números de condición mayores que 30 pueden ser poco confiables.
- **Parámetro local de bondad de ajuste, R^2 local:** estos valores están entre 0,0 y 1,0 e indican lo bien que se ajusta el modelo de regresión local a los valores y_i observados. Los valores muy bajos indican que el modelo local está funcionando mal. Asignar los valores R^2 locales para ver dónde GWR hace una buena predicción y dónde hace una mala predicción puede proporcionar pistas sobre las variables importantes que pueden faltar en el modelo de regresión.

GWR realiza igualmente un **cálculo global del modelo**, proporcionando los siguientes **parámetros de bondad de ajuste global** del modelo: R^2 y AICc. Donde:

- **AICc:** es una medida del rendimiento del modelo y es útil para comparar distintos modelos de regresión (la fórmula viene dada por Ec.20). Teniendo en cuenta la complejidad del modelo, el que tenga valor AICc más bajo proporciona un mejor ajuste para los datos observados. AICc no es una medida absoluta de la bondad de ajuste pero es útil para comparar los modelos con distintas variables explicativas siempre y cuando se apliquen a la misma variable dependiente.

- **R2:** El coeficiente de determinación R2 es la relación entre la variación explicada y la variación total. El R2 mide o interpreta la cantidad relativa de la variación que ha sido explicada por un el ajuste de una recta de regresión. En otras palabras, ¿Qué tanto explica el modelo los datos originales? Así, R2 indica qué porcentaje de la variabilidad de la variable de respuesta Y es explicada por su relación lineal con X, por tanto es una bondad de ajuste del modelo de regresión dado por la ecuación (Wilks, 2006):

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} \quad \text{Ec. 22}$$

La variación total Y (SST) = variación debida a la regresión (SSR) + variación debida al error (SSE) (Figura 31). Donde:

- Suma total de los cuadrados: de los errores entre la observación dependiente (y_i) y el promedio ($\bar{y}$) de la variable dependiente:

$$SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad \text{Ec. 23}$$

- Suma de cuadrados debido a la regresión:

$$SSR = \sum_{i=1}^n [\hat{y}_i(x_i) - \bar{y}]^2 \quad \text{Ec. 24}$$

- Suma de cuadrados debido al error: determina el cuadrado de los errores entre el dato y la estimación con la línea de regresión.

$$SSE = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_i(x_i)]^2 \quad \text{Ec. 25}$$

La fórmula final de cálculo del coeficiente de determinación es:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{y})}{(\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2)(\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2)} \quad \text{Ec. 26}$$

Figura 31: ilustración esquemática de la bondad de ajuste del coeficiente de determinación R^2 .

Respecto al grado de eficiencia del modelo, uno de los **errores graves de diseño del modelo** que me indican que éste no es lo suficientemente robusto como para describir el fenómeno buscado es la **existencia de multicolinealidad** en los valores residuales.

Multicolinealidad es un término que se utiliza para describir el fenómeno de que dos o más variables dentro de un modelo están altamente correlacionadas. Por tanto hay redundancia y el modelo no es lo suficientemente robusto como para describir el fenómeno buscado.

Las predicciones en los residuos que sean escasas y excesivas para un modelo de regresión bien especificado se distribuirán aleatoriamente. Cuando existe un agrupamiento (*cluster*) en los residuos del modelo, es decir, cuando existen patrones espaciales claros en la distribución de los elementos del modelo que no se han conseguido explicar (ϵ) con las variables seleccionadas, quiere decir que existe un problema de multicolinealidad en el modelo.

Para estudiar la existencia de multicolinealidad se aplicó el test de autocorrelación espacial (I de Moran) (Moran 1950), (Bosque, 1992) al conjunto de los valores residuales estandarizados ($Std\epsilon$) de la regresión para asegurarse de que fueran espacialmente aleatorios. El *cluster* estadísticamente significativo de residuales altos o bajos (predicciones escasas y excesivas del modelo) indica que el modelo GWR se especificó mal.

El test de autocorrelación de I Moran

Mide la autocorrelación espacial basada en las ubicaciones y los valores de las entidades simultáneamente (Moran 1950). Dado un conjunto de entidades y un atributo asociado, evalúa si el patrón expresado está agrupado, disperso o es aleatorio (Figura 32).

Figura 32: patrón de los distintos grados de distribución de valores de una variable, disperso, aleatorio (random) a clustered.

El test calcula el valor del Índice I de Moran, una puntuación z y un valor p para evaluar la significancia de ese índice. Los valores p son aproximaciones numéricas del área debajo de la curva de una distribución conocida, limitada por la estadística de prueba.

La hipótesis nula para las herramientas de análisis de patrón es la aleatoriedad espacial completa, ya sea de las entidades o de los valores asociados con esas entidades. Las puntuaciones z y los valores p devueltos por las herramientas de análisis de patrón le dicen si puede rechazar esa hipótesis nula o no. El **valor p** es una probabilidad. Para las herramientas de análisis de patrón, existe la probabilidad de que el patrón espacial observado se haya creado mediante algún proceso aleatorio.

Cuando el valor p es muy pequeño, significa que es muy poco probable (pequeña probabilidad) que el patrón espacial observado sea el resultado de procesos aleatorios, por lo tanto puede rechazar la hipótesis nula. Las **puntuaciones z** son simplemente desviaciones estándar. Si, por ejemplo, una herramienta devuelve una puntuación z de +2,5, diría que el resultado son desviaciones estándar de 2,5. Tanto las puntuaciones z como los valores p se asocian con la distribución normal estándar (Figura 33). En la Tabla 10 se resume la interpretación de los resultados.

Figura 33: patrón de los distintos grados de distribución de valores de una variable, disperso, aleatorio (random) a clustered.

Valores de p y z	Interpretación
El valor p no es estadísticamente significativo.	No puede rechazar la hipótesis nula. Es posible que la distribución espacial de los valores de entidades sea el resultado de procesos espaciales aleatorios. El patrón espacial observado de los valores de entidades podría ser cualquiera de las tantas versiones posibles de aleatoriedad espacial completa (CSR).
El valor p es estadísticamente significativo y la puntuación z es positiva.	Puede rechazar la hipótesis nula. La distribución espacial de los valores altos y los valores bajos en el conjunto de datos está más agrupada espacialmente de lo que se esperaría si los procesos espaciales subyacentes fueran aleatorios.
El valor p es estadísticamente significativo y la puntuación z es negativa.	Puede rechazar la hipótesis nula. La distribución espacial de los valores altos y los valores bajos en el conjunto de datos está más dispersa espacialmente de lo que se esperaría si los procesos espaciales subyacentes fueran aleatorios. Un patrón espacial disperso suele reflejar algún tipo de proceso competitivo: una entidad con un valor alto rechaza a otras entidades con valores altos; del mismo modo, una entidad con un valor bajo rechaza a otras entidades con valores bajos.

Tabla 10: interpretación de los resultados de los valores p y z del test de Moran en el estudio de la multicolinealidad

2.4 Procedimientos: diagrama de flujo de la metodología

Una vez planteado el problema se analizó la situación de partida, considerando las variables disponibles, y estableciendo la metodología de trabajo, la cual se esquematiza en el siguiente diagrama (Figura 34):

La metodología sigue una secuencia de etapas consecutivas para alcanzar los objetivos específicos de la investigación de la tesis, cuyos principales resultados están resaltados en verde. En primer lugar, se realiza un estudio de los métodos de interpolación y creación de las superficies continuas de las variables obtenidas. En segundo lugar, al análisis de la distribución interregional de las variables climáticas obtenidas en cada uno de los periodos fenológicos y su influencia en el rendimiento del cultivo del trigo en España y los Bálticos.

A continuación se describen cada uno de las etapas y procesos que forman parte de la metodología de la tesis.

2.4.1 Homogeneización de los datos y cálculo de variables

La investigación de la tesis tuvo una gran carga operacional para poder homogeneizar y hacer los datos fenológicos, variables climáticas y estadísticas agrícolas comparables tanto a escala espacial como a escala temporal.

2.4.1.1 Variables climáticas

Para España y los Bálticos se recolectaron y calcularon datos diarios de precipitación, temperatura máxima y mínima, evapotranspiración y radiación solar (apartado 2.2.1) en las estaciones meteorológicas disponibles (Figura 8 y Figura 9). Se dispuso de una serie temporal que coincidía con los mismos años recolectados en las estadísticas agrícolas, es decir, 14 años contados desde 2000 a 2013 (hasta 2011 en los Bálticos).

Se superpuso la malla de información fenológica de cuadrícula 25 km (apartado 2.2.3) con la ubicación de las estaciones meteorológicas con el fin de conocer los valores fenológicos en cada una de las estaciones disponibles. Hecho esto, para cada año de la serie temporal disponible se calculó los valores climáticos diarios acumulados en cada uno de los cuatro periodos fenológicos seleccionados P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez) (más detalle en Tabla 8 y Figura 18).

Al no disponer de series temporales de valores fenológicos, se tuvo que asumir la misma fecha fenológica de siembra, germinación, floración, madurez y cosecha para el trigo en todos los años en los que se calcularon las variables climáticas en los dos países. Para cada variable se sumó el valor diario de ésta entre las fechas fenológicas de cada uno de los periodos fenológicos. En el caso concreto de la temperatura, se calculó la temperatura media diaria como el promedio aritmético entre la temperatura diaria máxima y mínima ($T_{media} = (T_{max} + T_{min})/2$), para luego calcular la temperatura acumulada en el periodo fenológico teniendo como temperatura base (T_{base}) de 0 °C.

Figura 34: diagrama de flujo de la metodología

Calculados la precipitación, temperatura, evapotranspiración potencial y radiación acumulada en los cuatro periodos fenológicos para cada uno de los 14 años que constituyen la serie temporal, se calculó el valor promedio de cada una de las variables en las estaciones meteorológicas disponibles:

$$\overline{(P, T, ETP_0, RAD)_{m,fx}} = \frac{\sum_{i=2000}^{2013} (P, T, ETP_0, RAD)_i}{n} \quad \text{Ec. 27}$$

Donde m: estación meteorológica, fx hace referencia al periodo fenológico, P: precipitación acumulada, T: temperatura media, ETP_0 : evapotranspiración potencial, RAD: radiación, y n es el número de años disponibles.

Se obtuvieron así las variables a interpolar: el promedio de la precipitación (Anexo 2), temperatura (Anexo 3), evapotranspiración potencial (Anexo 5) y la radiación (Anexo 4) acumuladas durante la floración, (floración-madurez), (emergencia-madurez) y el ciclo completo del trigo (siembra-cosecha) en España y los países Bálticos (Anexo 6). En el caso de la evapotranspiración potencial, ésta solo se interpoló para España. En los Bálticos, la disponibilidad de agua no es uno de los mayores factores limitantes en el rendimiento de los cultivos (Peltonen-Sainio et al., 2009b) por lo que no se calcularon valores de evapotranspiración, ya que esta variable se utilizará para calcular un indicador que cuantifique el déficit de la cantidad de agua disponible.

2.4.1.2 Estadísticas agrícolas: área y rendimientos del trigo

En el estudio de la tesis se trabajó con valores promedio de variables climáticas y estadísticas agrícolas. Así, para España y los Bálticos se recolectaron estadísticas de superficie y producción del trigo a nivel de provincia (apartado 2.2.2), contando finalmente con una serie temporal de 14 años desde 2000 a 2013 (hasta 2011 en Letonia).

Se calculó el valor medio de la producción y superficie de trigo en cada una de las provincias en el conjunto de datos colectados siguiendo las fórmulas

$$\overline{P_{trigo,px}} = \frac{\sum_{i=2000}^{2013} P_i}{n} \quad \text{Ec. 28}$$

$$\overline{S_{trigo,px}} = \frac{\sum_{i=2000}^{2013} S_i}{n} \quad \text{Ec. 29}$$

Donde P es la producción del trigo recolectado en un año i determinado. S es la superficie de trigo y px se refiere a que el valor promedio se ha calculado en una provincia “x” y n es el número de años disponibles con $P_i > 0$ y $S_i > 0$.

Los valores promedio de producción y superficie obtenidos se utilizaron para calcular el rendimiento del trigo en cada provincia como el ratio de la producción y la superficie:

$$\overline{R_{trigo,p_x}} = \frac{\overline{P_{trigo,p_x}}}{\overline{S_{trigo,p_x}}} \quad \text{Ec. 30}$$

Los valores de producción o superficie en provincias donde la superficie del cultivo no es representativa pueden llegar a distorsionar resultados, patrones o tendencias de comportamiento en las superficies donde ese cultivo es más representativo (mayor superficie o producción). Es por esto que una vez homogeneizados los datos y calculados los valores promedio de las estadísticas agrícolas, se han seleccionado para el estudio de la relación entre rendimientos y variables climáticas únicamente las provincias agrícolas con una superficie representativa dentro de la provincia. En los Bálticos no se ha podido hacer esto ya que el número de provincias ya es bastante reducido. Así en España se seleccionaron las provincias con una superficie de trigo en secano mayor o igual a 10.000 ha y respecto el cultivo en regadío las provincias con un área igual o superior a 500 ha (el promedio de superficie es menor que en secano).

Así los valores promedio de superficies y rendimientos calculados, junto con la selección de provincias que formarán el área de estudio en el análisis de influencias entre las variables climáticas y los rendimientos de trigo (secano y regadío) se muestran las figuras: Figura 35, Figura 36, Figura 37 y Figura 38:

Figura 35: superficie del cultivo del trigo en secano en España y los Bálticos

Figura 36: rendimiento del cultivo del trigo en secano en España y los Bálticos

Figura 37: superficie del cultivo del trigo en regadío en España

Figura 38: rendimiento del cultivo del trigo en regadío en España

2.4.2 Interpolación de las variables climáticas

Para la interpolación de las variables climáticas se siguieron las etapas propuestas por Isaaks y Srivastava (1989), según las cuales todo trabajo geoestadístico se tiene que llevar a cabo en tres etapas fundamentales (Fuenzalida-Díaz.M, 2015):

- 1) **Análisis exploratorio de los datos (AED).** Se estudia la consistencia de los datos muestrales sin tener en cuenta su distribución geográfica para determinar si es necesario o no la transformación de los datos y la eliminación de tendencia en los mismos.
- 2) **Análisis estructural** para el cálculo del semivariograma experimental y el ajuste a los modelos matemáticos teóricos seleccionados en los modelos estocásticos. En los modelos deterministas esta etapa no es necesaria.
- 3) **Predicciones,** que consisten en estimar las variables climáticas interpoladas en los puntos no muestrales. En el caso de procesos estocásticos se consideró la estructura de correlación espacial seleccionada e integró con la información obtenida de forma directa en los puntos muestrales. En los procesos deterministas se calibraron los parámetros de ajuste del modelo para minimizar el error de estimación.

2.4.2.1 Análisis exploratorio de las variables climáticas

En la aplicación de la geoestadística es de suma importancia, previo a la interpolación como en este caso, el análisis gráfico, la identificación de valores extremos, la evaluación de la forma de la distribución y el cálculo de medidas de dispersión o variabilidad. Uno de los elementos claves para poder entender e interpretar resultados de superficies interpoladas es conocer la naturaleza de las variables que se van a estudiar. En el contexto de variables climáticas como son los datos a interpolar en la tesis, una de las características que se quiso estudiar de los valores promedio a interpolar, previo al AED, fue la distribución anual e interanual de la precipitación, temperatura, radiación y evapotranspiración acumulada en los cuatro periodos fenológicos entre el año 2000 y 2013.

Para ello, se realizaron diagramas de cajas de la serie temporal para cada una de las variables en el correspondiente periodo fenológico. Estos diagramas de cajas (también llamados *boxplot*) muestran la distribución del conjunto de valores en cajas para percentiles del 25% (Q1) y 75% (Q3), incluyendo valores de la mediana, máximo y mínimo y valores atípicos, también conocidos como outliers. Se consideran outliers leves cuando su valor está alejado más de 1,5 longitudes de la caja del percentil del 75% Q3 o valores mayores que $Q3 + 1,5(Q3 - Q1)$. Se consideran valores atípicos extremos aquellos que se alejan más de 3 longitudes de la caja del percentil del 75% Q3 o valores mayores que $Q3 + 3(Q3 - Q1)$ máximos.

A continuación se realizó el AED de los datos climáticos a interpolar, proporcionando para cada variable el cálculo de los estadísticos básicos, el análisis gráfico de la distribución de frecuencias (histogramas) y los resultados del estudio de normalidad de la precipitación, temperatura, evapotranspiración y radiación.

Como se verá más adelante, uno de los factores que pueden influir en la eficacia de los métodos de interpolación es la distribución y variabilidad del conjunto de valores a interpolar (Li et al., 2011). El AED proporciona valores de la desviación estándar, que daría información sobre la variación del conjunto de los datos respecto a la media, pero su valor está condicionado al valor de las unidades de los datos. Debido a esto y para poder comparar la variabilidad de los datos climáticos entre periodos fenológicos, se calculó el porcentaje del coeficiente de variación (CV%). Éste se calcula como el cociente entre la desviación típica (σ) y la media aritmética (μ) de las variables a interpolar y expresa la variabilidad de la variable en tanto por uno. CV es una medida adimensional dada por la ecuación:

$$\text{Coeficiente de variación (CV, \%)} = \frac{\sigma}{\mu} * 100 \quad \text{Ec. 31}$$

Por último, para comprobar si las variables climáticas a interpolar siguen o no una distribución normal, se aplicó el contraste de bondad de ajuste a la normal de Kolmogorov-Smirnov. Éste se suele utilizar en aquellas muestras cuyo número de individuos es superior a 50 y en nuestro caso tanto en los Bálticos como en España el número de estaciones climáticas es superior a esa cantidad.

Este test se basa en evaluar un estadístico:

$$D_n = |F_n(x) - F(x)| \quad \text{Ec. 32}$$

Las hipótesis de test son la hipótesis nula (H_0) (normalidad) frente a la hipótesis alternativa (H_1) de que no lo son:

- | H_0 : x_i son normales
- | H_1 : x_i no son normales

Donde x_i es uno de los datos a interpolar (precipitación, temperatura, evapotranspiración o radiación), $F_n(x)$: es la distribución empírica y $F(x)$: es la distribución teórica, que en este caso es la normal.

Si el estadístico D_n es mayor (en este caso que $\alpha=0,05$ (el nivel de significación establecido), suponemos la hipótesis nula cierta, por tanto, no se puede rechazar que la variable climática X_i proceda de una distribución normal con un nivel de confianza de al menos un 95%.

2.4.2.2 Análisis estructural

El análisis estructural es la etapa llevada a cabo únicamente en la interpolación kriging y cokriging y consistió en la obtención del semivariograma experimental intentando ajustar éste a uno de los modelos típicos teóricos de semivariograma (esférico, gaussiano, exponencial, cúbico, etc., ver apartado 2.3.1.2.)

Este proceso consistió en obtener los valores de los atributos que definen el semivariograma que mejor se adaptaran a un modelo teórico y minimizara, a su vez, el error de predicción según los valores de influencia de los datos a diferentes distancias; información proporcionada por el semivariograma ajustado. Como valores de partida de los atributos del semivariograma se utilizó el valor de la varianza para la meseta y el valor calculado de la distancia entre pares de puntos muestrales “h” (también llamado *lag*) y el número de intervalos *lag* vino dado por las relaciones (Bosque, 1992):

$$\frac{D_{max}}{2} = TI * NI \text{ y } 2 * D_{med} < TI \quad \text{Ec. 33}$$

Donde D_{max} y D_{med} son la distancia espacial máxima y media, respectivamente, que existe entre dos puntos dentro de la muestra. TI es el tamaño del intervalo “h” o *Lag* y NI es el número de intervalos “h” utilizados para construir el semivariograma. Los valores obtenidos para España y los países Bálticos se recogen en la Tabla 11.

Datos	España	Bálticos
D_{max}	1.184.486	600.000
D_{media}	21.372	100.000
TI	45.000	80.000
NI	13	7

Tabla 11: valores de partida para comenzar a ajustar el semivariograma en los Bálticos y España.

2.4.2.3 Predicción de las superficies de interpolación

La etapa de predicción consistió en estimar las variables climáticas interpoladas en los puntos no muestrales de tal forma que minimizaran los errores del modelo. En el caso de la extensión geoestadística de ArcGIS v10.3 (Allen, 2010) cuando se predicen valores en lugares no muestrales, se dispone de la validación cruzada para comprobar la validez del modelo que estamos utilizando.

La **validación cruzada** utiliza la idea de eliminar una ubicación de datos y predecir los datos asociados utilizando los datos del resto de las ubicaciones para, a continuación, repetir este proceso con el resto de las ubicaciones. Así, puede comparar el valor previsto para el valor observado y obtener información útil acerca de algunas de sus decisiones sobre el modelo (Bosque, 1992).

Uno de los errores proporcionados por la **validación cruzada** es la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE). El cual refleja una mayor eficiencia en la interpolación cuanto menor sea su valor, su fórmula es (Willmott, 1982):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [P(x_i) - O(x_i)]^2} \quad \text{Ec. 34}$$

Donde n es el número de estaciones meteorológicas, P(x_i) es el valor predicho por el interpolador y O(x_i) el valor observado, x_i se refiere a la estación meteorológica interpolada.

En el caso de IDW e IDW-ponderada se seleccionaron las técnicas de búsqueda de vecindad (número de vecinos y radio de búsqueda) y se optimizó el factor de ponderación en función de la distancia minimizando el RMSE. Para la interpolación de funciones en base radial (FBR) se seleccionó la función kernel en la que se basa cada uno de los algoritmos escogidos, thin-plate spline, spline regularidad y función multicuadrática (ver apartado 2.3.1.1), y al igual que en IDW, se seleccionaron las técnicas de búsqueda de vecindad y se optimizó, en este caso, el parámetro de tensión que minimizara el RMSE. Al contrario que en otros estudios revisados (Saz M.A, 2010), a ninguna de las superficies interpoladas se les ha aplicado ningún factor de suavizado para no perder información de los valores extremos observados de precipitación, temperatura, radiación y evapotranspiración y que estuvieran, de esta forma, lo más representados posibles.

Adicionalmente al error RMSE, la validación cruzada en los modelos geoestadísticos utilizados en la tesis (KO y COK) proporciona el error de la raíz cuadrada del error cuadrático medio estandarizado (RMSSE, de las siglas en ingles de *Root Mean Square Standardized Error*). La eficiencia del modelo de interpolación es mayor cuanto más cercano sea el valor RMSSE a 1 (LaMotte y Greene, 2007). Si el RMSSE es mayor que uno, se está subestimando la variabilidad en las predicciones. Si por el contrario es menor que uno se está sobreestimando la variabilidad en las predicciones. Su fórmula viene dada por (Johnston et al., 2001):

$$RMSSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{P(x_i) - O(x_i)}{\sigma_o(x_i)} \right)^2}{n}} \quad \text{Ec. 35}$$

Donde n es el número de estaciones meteorológicas, P(x_i) es el valor predicho por el interpolador y O(x_i) el valor observado, σ_o(x_i) es la desviación típica de los valores observados, x_i se refiere a la estación meteorológica interpolada.

Para los modelos geoestadísticos, el modelo a seleccionar será aquel que mejor reproduzca los datos conocidos, por lo tanto cumplirá con las siguientes condiciones: menor valor del RMSE y RMSSE más cercano a 1.

2.4.2.3.1 Validación de la calidad de los modelos (métodos de interpolación): comparación de métodos

Para cuantificar la bondad de ajuste de los métodos de interpolación se utilizó la validación cruzada como método estadístico de evaluación y comparación de algoritmos de interpolación. Adicionalmente, al conjunto de valores predichos y observados se aplicó un indicador adimensional que permitió comparar eficacia de los modelos para distintas variables y periodos fenológicos. La Tabla 12 resume los indicadores calculados para medir la eficacia de los métodos de interpolación.

Indicador	Fórmula	Método o variables utilizadas en el cálculo	Unidades	Criterio de eficiencia	Referencias
RMSE_{CV} : (raíz cuadrada del error cuadrático medio)	$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [P(x_i) - O(x_i)]^2}$	Validación cruzada entre valores predichos y calculados en la ejecución del modelo	Unidades de las variables P _i , O _i	Cuanto menor sea el valor de RMSE _{CV}	(Willmott, 1982), (Li, 2008)
RRMSE : valor relativo del RMSE	$100 * \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [P(x_i) - O(x_i)]^2}}{\bar{O}}$	Cálculo del error con el conjunto final de valores predichos y observados	%	Cuando más cercano sea RRMSE a 100%	Propuesto por Li (2011), utilizado por Bojanowski. J (2013), Bellocchi et al., (2010)
R²_{val} : coeficiente de determinación	$\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_l)(\hat{y}_i - \bar{y})}{(\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_l)^2)(\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2)}$	Validación entre los valores predicho y los valores observados en las estaciones de validación	Adimensional	Cuando más cercano sea R ² _{val} a 1.	Wilks (2006) Explicación detallada del coeficiente R ² en el apartado 2.3.2

Tabla 12: resumen de los indicadores utilizados para validar la calidad de los métodos de interpolación

Donde n es el número de estaciones meteorológicas, P(x_i) es el valor predicho por el interpolador en la estación x_i, O(x_i) el valor observado también en x_i, $\bar{O}$ es el promedio del conjunto de los valores observados.

El primer estadístico calculado en la validación cruzada es la raíz cuadrada del error cuadrático medio, conocida en estadística como RMSE. RMSE proporciona una medida del tamaño del error, pero es sensible a los valores extremos (outliers) ya que pone mucho peso en grandes errores (Hernandez-Stefanoni y Ponce-Hernandez, 2006). Así, aunque es uno de los estadísticos más generalizados en la validación de modelos de predicción estadísticos, no proporciona valores relativos del tamaño del error (Willmott, 1982) que permitan, como sería en este caso, comparar modelos de interpolación con distintas unidades.

Fue por esto que, sin recurrir a la validación cruzada y haciendo uso del conjunto de valores predichos y observados, se decidió utilizar como segundo indicador el propuesto por Li et al. (2011), utilizado además en otras investigaciones (Bojanowski et al. 2013; Bellocchi et al. 2010). Este indicador es el valor relativo del RMSE (RRMSE, de las siglas en inglés *Relative Root-Mean-Squared-Error*), el cual elimina el efecto de las unidades de medida y por tanto no es sensible a los cambios en la unidad de medida o escala. Se calcula dividiendo el RMSE por la media de los valores observados (Tabla 12)

Para complementar la información proporcionada por los indicadores anteriores se utilizó el método de validación. Para ello, el conjunto de las 228 estaciones meteorológicas disponibles en España se dividió en dos grupos (Tabla 13), estaciones meteorológicas utilizadas para interpolar las variables meteorológicas (formado por el 90% de las estaciones totales) y el 10% restante se utilizó como estaciones de validación.

Provincia	España	Bálticos
N Total estaciones	228	57
N Estaciones de validación	22	No procede
N Estaciones para interpolar	206	57

Tabla 13: número de estaciones disponibles para la interpolación y validación por países.

Con el conjunto de valores predichos en las estaciones de validación y valores observados en la misma, se calculó el coeficiente de determinación de la regresión lineal entre ambos conjuntos de datos (más detalle del coeficiente de determinación R^2_{val} en Tabla 12 y en el apartado 2.3.2) como indicador del cálculo de la bondad del modelo.

Figura 39: conjunto de estaciones utilizadas en la interpolación y validación de los métodos

La validación crea un indicador de bondad de ajuste para un subconjunto de los datos y aunque es una técnica muy extendida para medir la bondad de ajuste en un modelo de interpolación (Güler et al., 2014; Kamali et al., 2015), no se comprueba directamente el modelo final, que debería incluir todos los datos disponibles. Además en este caso, el número de estaciones de validación, aunque suficiente para obtener un valor representativo de la muestra, no alcanza el 20% de individuos muestrales que utilizan en estudios similares (Saz M.A, 2010; Güler et al., 2014). Por tanto, los valores de R^2_{val} obtenidos en la validación se utilizaron como información de apoyo para corroborar conclusiones obtenidas por los indicadores RRMSE y RMSE, relativas principalmente a la elección de los métodos más eficientes y robustos para describir las variables interpoladas.

Distribución de los errores relativos según interpoladores

Además de los indicadores de calidad global de los modelos anteriores, también se calculó como indicador individual de la predicción el error relativo (ER, diferencia entre el valor predicho y observado) en cada una de las estaciones interpoladas para todos los métodos de interpolación seleccionados. El ER viene dado por la fórmula:

$$ER = \frac{(O(x_i) - P(x_i))}{O(x_i)} \quad \text{Ec. 36}$$

Donde $P(x_i)$ es el valor predicho por el interpolador en la estación x_i y $O(x_i)$ el valor observado en la estación x_i .

Con el conjunto de los errores relativos calculados se realizaron diagramas de cajas (con las mismas características que las descritas en el apartado 2.4.2.1). Éstos se representaron gráficamente (para una misma variable climática interpolada) agrupados por métodos de interpolación y periodos fenológicos.

De esta manera se pudo comparar distribuciones de errores según el método de interpolación utilizado, permitiendo obtener conclusiones sobre la eficacia de los modelos de interpolación.

2.4.2.4 Comparación de los métodos de interpolación: selección de la técnica óptima y obtención final de la secuencia de superficies

Para comparar los métodos de interpolación y determinar cuál de ellos es el más idóneo para describir la variable utilizada, se recurrió a los tres indicadores calculados en el apartado anterior (Tabla 13). El modelo a seleccionar sería aquel que mejor reproduzca los datos conocidos, por lo tanto cumpliría con las siguientes condiciones: RRMSE (valor relativo del RMSE): cuanto más pequeño sea, mejor serán las predicciones. RMSE (Raíz cuadrada del error cuadrático medio): el mismo criterio que RRMSE cuanto menor sea el valor mejor es el modelo y Coeficiente de determinación (R^2_{val}): cerca de uno (1), los errores de la predicción son válidos. Como información gráfica de apoyo en la elección del método de interpolación más idóneo, se utilizaron los diagramas de cajas de los errores relativos calculados a nivel de estación y agrupados por métodos de interpolación y periodos fenológicos.

Una vez que se seleccionó el método de interpolación más idóneo, se utilizó éste para describir la superficie de las variables interpoladas, obteniendo de esta forma la secuencia de la distribución de precipitación, temperatura, radiación y evapotranspiración potencial acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en España.

En base a los resultados obtenidos se decidió extrapolar los resultados de los interpoladores óptimos para las variables climáticas en cada periodo fenológico a los países Bálticos. Obteniendo así las superficies continuas de la precipitación, temperatura y radiación acumuladas en los Bálticos durante los cuatro periodos fenológicos seleccionados.

2.4.3 Análisis de relaciones entre el rendimiento del trigo y variables climáticas calculadas. Modelo GWR

Para poder analizar las relaciones interregionales entre los rendimientos del trigo y las distintas variables climáticas, fue necesario en primer lugar, homogeneizar las variables a la misma entidad o escala espacial. En este caso, la entidad espacial vino dada por el mayor nivel de desagregación disponible en las estadísticas agrícolas para España y los países

Bálticos. Dicha escala espacial es provincial o nivel NUTS3 que corresponde al nivel 3 de la unidad territorial estandarizada por la Institución Europea Eurostat⁶.

Cálculo de variables climáticas a nivel de provincia:

Los análisis de interpolación proporcionan superficies continuas de las variables climáticas interpoladas, por lo que se tuvo que calcular dichas variables en cada una de las provincias de España y los países Bálticos. Para ello se utilizó la estadística zonal (*zonal statistics*) que es una herramienta que calcula estadísticos básicos (medias, máximos, mínimos, rangos...) de una superficie raster (como es en este caso) dentro de la zona de otro conjunto de datos (superficies agrícolas dentro de cada provincia). Algunos estudios han utilizado esta herramienta para calcular atributos topográficos (como la elevación media o pendiente), valores NDVI (Bakhash et al., 2004; Tiwari et al., 2009) y precipitación acumulada (Sharma et al., 2011). Otros estudios han utilizado el análisis zonal para calcular el rendimiento de la soja en diferentes cuadrículas (escala grid) (Kulkarni, 2008).

En la investigación de la tesis se aplicó la estadística zonal en las áreas agrícolas dentro de cada provincia, obteniendo así la precipitación, temperatura, radiación y evapotranspiración acumulada únicamente en las áreas que se consideran cultivables. De esta forma se quiso conseguir que los rendimientos y las variables climáticas, variables dependientes e independientes, respectivamente, sean lo más equiparables posible, calculando los valores acumulados en las áreas cultivables. Como superficie agrícola se utilizó la máscara de áreas agrícolas del CLC2006 formada por las clases de cultivos agrícolas de secano y cultivos en regadío (ésta última no presente en los países Bálticos).

De esta forma, se obtuvieron para cada provincia los valores promedio de la precipitación (P_{SUM}), temperatura acumulada (con una T_{base} de $0^{\circ}C$) (T_{SUM}), Evapotranspiración potencial (ETP_{0SUM}) y la radiación global (RAD_{SUM}) en cada uno de los cuatro periodos fenológicos acumuladas en las áreas de superficie cultivable dentro de cada provincia

Una de las características de los cultivos agrícolas en España es que están sujetos a un factor limitante en el rendimiento de sus cultivos que es la disponibilidad de agua. Un indicador utilizado en las investigaciones para medir este hecho es el balance climático del agua (CWB, de las siglas en inglés *Climatic Water Balance*) (Lopez-Lozano et al., 2015), (otros estudios lo llaman CWD (*Climatic Water Deficit*) (Právělie et al., 2014; Van Der Velde et al., 2009) ya que CWB está más correlacionada con los procesos biológicos, la vegetación y distribución de especies (Stephenson, 2011). Por ejemplo, en regiones donde CWB es menor de 100 mm podrían considerarse zonas con alto déficit de disponibilidad de agua (Lopez-Lozano et al., 2015).

CWB es un indicador agro-climático que proporciona información de la disponibilidad de agua (productividad potencial) para los procesos biológicos en un lugar determinado. No es

⁶ Las siglas NUTS corresponden en inglés a Nomenclature of Territorial Units for Statistics (NUTS). <http://ec.europa.eu/eurostat/web/nuts/overview>

un indicador específico para cada cultivo y se obtiene como la diferencia entre la precipitación y la evapotranspiración potencial: $CWB = P - ETP_0$.

En la tesis, CWB se calculó en cada una de las provincias de España como la diferencia de la precipitación y evapotranspiración obtenidas en la fase anterior: $CWB = P_{SUM} - ETP_{0SUM}$. CWB se utilizó como variable explicativa en los modelos GWR en España.

2.4.3.1 Especificación del modelo GWR

Variable dependiente (y_i): las variables dependientes utilizadas en el modelo corresponden a los valores del rendimiento del cultivo del trigo en secano y en regadío (unidades: t/ha) en cada una de las provincias de España como de los países Bálticos (procedimiento de homogeneización y cálculo explicado en el apartado 2.4.1.2).

Variables explicativas o independientes (x_i): los valores promedio de la precipitación, temperatura, radiación y CWB calculados a nivel de provincia se utilizaron como posibles variables explicativas del rendimiento del trigo.

En la Tabla 14 se proporciona la descripción de las distintas variables (dependientes y explicativas) utilizadas en los distintos modelos GWR.

Variables	Descripción dentro del modelo GWR
Rendimiento (R)	Valor promedio del rendimiento del trigo calculado como (promedio P_{trigo} /promedio S_{trigo}). Unidades dentro del modelo GWR (t/ha)
Precipitación (P_{SUM})	Promedio de la precipitación acumulada en cada uno de los cuatro periodos fenológicos en las áreas de superficie cultivables dentro de cada provincia. Unidades dentro del modelo GWR
Temperatura (T_{SUM})	Promedio de la temperatura acumulada (con una T_{base} de 0°C) en cada uno de los cuatro periodos fenológicos en las áreas de superficie cultivable dentro de cada provincia. Unidades dentro del modelo GWR
Radiación (RAD_{SUM})	Promedio de la radiación solar global acumulada en cada uno de los cuatro periodos fenológicos en las áreas de superficie cultivables dentro de cada provincia. Unidades dentro del modelo GWR
CWB_{SUM}	Balance climático de agua (<i>climatic water balance</i>) acumulado en cada uno de los cuatro periodos fenológicos en las áreas de superficie cultivables dentro de cada provincia. Calculada como $CWB = P_{SUM} - ETP_{0SUM}$. Unidades dentro del modelo GWR

Tabla 14: descripción de las variables dependientes y explicativas utilizadas en los modelos GWR.

Una vez calculados a nivel de provincia los cuatro predictores (P, T, R, CWB) se realizaron múltiples modelos GWR, abarcando la mayoría de las posibles combinaciones entre las variables explicativas (Tabla 15). En estas regresiones locales una provincia, que es la entidad espacial de la investigación, es tratada como un punto de regresión que corresponde al centroide de la provincia. Con base en los criterios de vecindad, todos los otros puntos de datos alrededor de esta provincia (centroides de las provincias) son usados para calibrar el modelo. Este proceso se repite para todas las provincias, con la particularidad que con GWR cada provincia está ponderada por la distancia desde la misma al punto de regresión a calibrar. Donde las provincias más cercanas atiende un mayor peso en la regresión local dentro de una provincia que aquellas provincias más alejadas. Para un punto de regresión dado (centroide de una provincia), el peso de una provincia está en un máximo cuando se comparte la misma ubicación que el punto de regresión. Este peso disminuye continuamente a medida en que la

distancia entre los dos puntos aumenta. De esta manera, los modelos de regresión se calibraron localmente simplemente moviendo el punto de regresión a través de la región (Fotheringham et al., 2002).

Modelos GWR		Variable dependiente	Variables explicativas				
Cultivo secano	España	Combinaciones GWR1	$R_{\text{trigo},Epi}$	$P_{\text{SUM},Epi,fx}$	$T_{\text{SUM},Epi,fx}$	$RAD_{\text{SUM},Epi,fx}$	$CWB_{\text{SUM},Epi,fx}$
	Bálticos	Combinaciones GWR2	$R_{\text{trigo},Bpi}$	$P_{\text{SUM},Bpi,fx}$	$T_{\text{SUM},Bpi,fx}$	$RAD_{\text{SUM},Bpi,fx}$	
Cultivo Regadío	España	Combinaciones GWR3	$R_{\text{trigo},Epi}$	$P_{\text{SUM},Epi,fx}$	$T_{\text{SUM},fx}$	$RAD_{\text{SUM},Epi,fx}$	$CWB_{\text{SUM},Epi,fx}$

Tabla 15: conjunto de variables dependientes e independientes utilizadas en las distintas combinaciones GWR. Donde: fx : hace referencia a uno de los cuatro periodos fenológicos estudiados, Epi : provincia i en España, Bpi : provincia i en los países Bálticos, R_{trigo} : rendimiento del trigo, $P_{\text{SUM}}/T_{\text{SUM}}/CWB_{\text{SUM}}$: precipitación, temperatura y CWB acumulado en la correspondiente provincia.

Para ello, se necesita tener en cuenta y calibrar diferentes funciones de ponderación espacial. Dado que la función de ponderación está determinada por la forma del contexto (*kernel*) espacial y el tamaño de su ancho de banda (distancia umbral a partir de la que la influencia de un área sobre otra es cero), es necesario siempre establecer el ancho de banda óptimo. Puesto que los centros provinciales no están uniformemente distribuidos en el espacio, porque existen provincias de distinto tamaño con patrones espaciales no aleatorios, se ha utilizado un *kernel* espacial variable. La estrategia ha sido adoptar un método adaptativo, kernel bicuadrado adaptado que siempre cuenta con el mismo número de vecinos.

Para seleccionar el intervalo de búsqueda del ancho de banda óptimo se ha escogido el criterio de información corregido de Akaike (AICc) (Fotheringham, 2002) (ver epígrafe 2.3.2) y se compararon sus valores asociados con el kernel a diferentes anchos de banda. La dependencia espacial fue estudiada usando Moran's I (Moran 1950; Bosque, 1992) (ver epígrafe 2.3.2) al conjunto de valores residuales a fin de descartar problemas de autocorrelación del modelo.

Se realizaron múltiples modelos GWR abarcando la mayoría de las posibles combinaciones entre las variables explicativas a fin de encontrar los modelos que mejor describieran en cada uno de los países el rendimiento interregional. Los resultados obtenidos en cada una de estas combinaciones (Combinaciones GWR i , Tabla 15) se resumieron en una tabla de resultados, en la cual se incluyó:

- Parámetros de bondad del modelo para poder comparar la eficacia de los modelos: AICc, R^2 .
- Tabla de todas las posibles combinaciones de modelos.
- Resultados del test I Moran al conjunto de valores residuales de autocorrelación.

A la hora de comparar la eficacia de los modelos, se descartaron como válidos aquellos en los que existía autocorrelación de los residuos y se siguió la norma general según la cual cuanto más bajo es el coeficiente AICc, más cercano es el modelo a la realidad (Burnham y

Anderson, 2002) . Las unidades de AICc varían entre modelos que tienen distinta variable dependiente. Por lo que para comparar modelos con distintos rendimientos del trigo (variable dependiente) se utilizó el coeficiente de determinación de regresión lineal R^2 , (Ec.26) según el cual, cuanto mayor sea su valor más robusto es el modelo GWR.

Según la información obtenida, se analizó la influencia de las variables climáticas sobre el rendimiento del trigo, diferenciando lo que se denominaron modelos uniparamétricos (poseen una única variable explicativa) y los modelos agregados (globales, que incluyen varias variables explicativas). En los primeros modelos se estudió la relación de forma individual de cada una de las variables climáticas en el rendimiento del trigo. Mientras que en los modelos globales se utilizaron todas las variables explicativas que fueron necesarias para obtener un modelo de predicción óptimo, analizando así, la influencia en conjunto de todas las variables explicativas en el rendimiento del trigo y su distribución interregional. Igualmente se estudió la distribución espacial de los coeficientes que relacionan el rendimiento y las variables climáticas para cada uno de los países, identificando, en su caso, clúster o áreas de mayor o menor influencia de cada una de estas variables dentro de cada país.

Para ello, se proporcionó la siguiente información en los modelos que mejor describían la relación espacial entre las variables:

- Superficies de distribución espacial de los coeficientes que relacionan el rendimiento del trigo con las variables climáticas que mejor describan el modelo.
- Superficie de distribución de los residuos del modelo
- Distribución espacial del indicador de eficacia del modelo R^2 , identificando las provincias donde el modelo es más eficiente.

3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1 Superficies interpoladas para las variables climáticas calculadas

3.1.1 Precipitación

3.1.1.1 Series temporales de la precipitación acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en España y los Bálticos

Tanto en España (Figura 40 y Figura 41) como en los Bálticos (Figura 42 y Figura 43), existe una alta variabilidad interanual de la precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos seleccionados. Ahora bien, la distribución anual en España está marcada por la gran dispersión de valores alrededor de la mediana ($Q2$, 50%), debido principalmente al alto número de valores atípicos u outliers. Éstos son especialmente numerosos en los periodos más largos, esto es P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez) (Figura 40), de un gran número de valores atípicos o outliers leves (valores alejados más de 1,5 longitudes de la caja del percentil del 75% $Q3$ o valores mayores que $Q3+1,5(Q3-Q1)$) y extremos (valores alejados más de 3 longitudes de la caja del percentil del 75% $Q3$ o valores mayores que $Q3+3(Q3-Q1)$) máximos.

El elevado número de valores atípicos máximos en España, contrasta con la casi ausencia en los Bálticos (Figura 42 y Figura 43), donde la distribución anual y variabilidad interanual también es alta y dispersa alrededor de la mediana aunque en mucho menor grado si se compara con España.

En España la distribución irregular es común en los cuatro periodos fenológicos, mientras que en los Bálticos, la floración es el periodo que sufre una mayor variabilidad interanual. Aunque no lo reflejen los datos (promedio anuales) esta variabilidad es debida, principalmente, a tormentas aisladas, pero cuya intensidad no es tan distinta del resto de valores de precipitación acumulada como para ser considerados estadísticamente valores extremos.

3.1.1.2 Análisis exploratorio de la variable precipitación

Como ya se ha comentado en el epígrafe 2.4.1.1 para cada uno de los años de la serie temporal de estadísticas consideradas, se calculó el valor acumulado de las variables climáticas durante los cuatro periodos fenológicos, considerando la fechas fenológicas constantes para todos los años (ya que solo se disponen de datos fenológicos promedio). A continuación se realizó un análisis exploratorio cuyos resultados para la variable precipitación se exponen en este epígrafe.

Figura 40: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la precipitación acumulada durante el periodo 1 (P1, ciclo completo) y periodo 2 (P2, emergencia-madurez) seleccionados en España.

Figura 41: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la precipitación acumulada durante el periodo 3 (P3, floración) y periodo 4 (P4, floración-madurez) seleccionados en España.

Figura 42: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la precipitación acumulada durante el periodo 1 (P1, ciclo completo) y periodo 2 (P2, emergencia-madurez) seleccionados en los Bálticos.

Figura 43: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la precipitación acumulada durante el periodo 3 (P3, floración) y periodo 4 (P4, floración-madurez) seleccionados en los Bálticos.

Figura 44: Histogramas de la precipitación acumulada media (mm) en los cuatro periodos fenológicos en España. De izquierda a derecha, arriba abajo dichos periodos son: P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]

La distribución de frecuencias de la precipitación acumulada media en España (Figura 44) y los Bálticos (Figura 45) es prácticamente igual durante los cuatro periodos seleccionados. Ésta distribución es asimétrica positiva, alejada de la distribución de tipo normal, que sin embargo, si se observa en los Bálticos para el periodo de floración (P3) y floración y madurez (P4).

Figura 45: Histogramas de la precipitación acumulada media (mm) en los cuatro periodos fenológicos en los Bálticos. De izquierda a derecha, arriba abajo dichos periodos son: P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez]. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez].

En España, los valores de precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos poseen altos valores de desviación típica, e igualmente, porcentajes de coeficiente de variación (CV) superiores al 50%, lo que se traduce en una gran dispersión de la precipitación alrededor del valor promedio (Tabla 16). Si se compara esta dispersión en los cuatro periodos fenológicos se distingue una diferencia de comportamiento. La floración (P3) con un 54,8% de coeficiente de variación es el periodo donde la dispersión con respecto la media es menor, le siguen los dos periodos más largos P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez) con un coeficiente de variación prácticamente igual (67%) y el periodo fenológico con la mayor dispersión de datos es el que abarca la floración y madurez (P4) donde el coeficiente de variación es del 74%.

Estadísticos: Precipitación acumulada (mm) España		P1	P1 Ee	P2	P2 Ee	P3	P3 Ee	P4	P4 Ee
Media		356,4	15,8	305,0	13,0	31,0	1,0	58,0	2,0
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	325,2		278,0		29,0		52,0	
	Límite superior	387,5		332,0		34,0		64,0	
Media recortada al 5%		331,9		284,0		30,0		54,0	
Mediana		297,3		245,0		26,0		48,0	
Varianza		56935,7		41556,0		322,0		1895,0	
Desviación estándar		238,6		203,0		17,0		43,0	
CV (%)		67,0		66,6		65,8		78,1	
Mínimo		25,3		38,0		3,0		2,0	
Máximo		1266,2		1091,0		109,0		249,1	
Rango		1240,9		1052,0		105,0		246,0	
Rango intercuartil		206,3		170,0		22,0		48,0	
Asimetría		1,7	0,2	1,0	0,0	1,1	0,0	1,0	0,0
Curtosis		3,0	0,3	2,0	0,0	1,0	0,0	2,0	0,0

Tabla 16: Estadísticos de la precipitación acumulada media (mm) en España durante los cuatro periodos fenológicos seleccionados. Donde Ee: error estándar. P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]

Esta diferencia de CV de variación entre periodos fenológicos no sigue el mismo patrón en los Bálticos. En estos países, la homogeneidad de la precipitación es mayor, especialmente el P4 (floración-madurez) con un CV del 20%. Los periodos P1 (ciclo completo). P2 (emergencia-madurez) y P3 (floración) el CV de variación es prácticamente el mismo (43%-44%).

Como se sabe, en los Bálticos llueve más que en España, ahora bien, esta diferencia es muy distinta si se compara la precipitación acumulada en los distintos periodos fenológicos. En efecto, la diferencia entre los periodos más largos P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez) es del 9% y 16% respectivamente, mientras que la diferencia en la floración es del 1000%. Es decir, durante el periodo de floración en los países Bálticos el trigo recibe un 1000% más de precipitación que en España. Esta gran diferencia no se traduce únicamente en un gran aumento del rendimiento, ya que son numerosos los casos de pérdidas de rendimiento de cultivos en el norte de Europa debido a episodios de fuertes tormentas, inundaciones o exceso de precipitaciones (Christensen. 2003; Olesen. 2010; Peltonen. 2012).

Estadísticos: Precipitación acumulada (mm) Bálticos		P1	P1 Ee	P2	P2 Ee	P3	P3 Ee	P4	P4 Ee
Media		389,1	22,2	354,8	20,8	354,8	20,8	110,0	3,3
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	344,6		313,1		313,1		103,4	
	Límite superior	433,5		396,5		396,5		116,5	
Media recortada al 5%		388,3		354,4		354,4		109,6	
Mediana		359,7		379,5		379,5		110,5	
Varianza		28035,8		24696,5		24696,5		603,6	
Desviación estándar		167,4		157,2		157,2		24,6	
CV (%)		33,0		34,3		34,3		42,3	
Mínimo		67,1		67,1		67,1		48,6	
Máximo		685,9		611,6		611,6		176,9	
Rango		618,8		544,5		544,5		128,3	
Rango intercuartil		292,3		288,5		288,5		30,2	
Asimetría		0,1	0,3	0,1	0,3	0,1	0,3	0,1	0,3
Curtosis		-1,3	0,6	-1,4	0,6	-1,4	0,6	0,2	0,6

Tabla 17: Estadísticos de la precipitación acumulada media (mm) en los Bálticos durante los cuatro periodos fenológicos seleccionados. Donde Ee: error estándar, P1[Ciclo completo], P2[Emergencia-Madurez], P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]

Figura 46: Boxplots (mediana, cajas para percentiles para el 25% (Q1) y 75% (Q3)), máximo y mínimo, y outliers) de la precipitación acumulada media en los cuatro periodos fenológicos en España y los Bálticos.

Los resultados del test de normalidad (Tabla 18) confirman la falta de distribución normal que ya se podía distinguir al analizar los histogramas de frecuencias de precipitación. Para los cuatro periodos fenológicos el valor p es menor que el valor de significancia 0,05, por lo que no se puede aceptar la hipótesis de distribución normal para ninguno de los casos. Únicamente la precipitación acumulada en la floración en los Bálticos sigue una distribución normal.

La falta de normalidad no impone limitaciones a la hora de seleccionar métodos de interpolación, únicamente que al aplicar los métodos geoestadísticos, kriging y cokriging va a ser necesario aplicar una transformación logarítmica a los datos con el fin de tener una distribución normal y mejorar el ajuste del modelo.

Precipitación acumulada media	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
P1- España	,179	228	,000	,828	228	,000
P2- España	,183	226	,000	,822	226	,000
P3- España	,123	230	,000	,928	230	,000
P4- España	,110	230	,000	,883	230	,000
P1- Bálticos	0,000	57	,002	0,000	57	,012
P2- Bálticos	0,000	57	,001	0,000	57	,002
P3- Bálticos	0,000	56	,083	0,000	56	0,000
P4- Bálticos	,056	56	,000*	0,000	56	0,000

a. Corrección de significación de Lilliefors

Tabla 18: Estadísticos del test de normalidad para la precipitación acumulada media en España y Bálticos. Cuando la muestra gl > 50 valores el test de referencia es Kolmogorov-Smirnov. Donde P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez]. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]

3.1.1.3 Interpolaciones: parámetros, valores estimados, calidad de los modelos y mapas obtenidos

Los resultados de los distintos métodos de interpolación según la variable de precipitación acumulada, se presentan en tres bloques:

- A) *Parámetros que han definido los interpoladores más ajustados al modelo*
- B) *Valores estimados de precipitación, indicadores de la calidad de los modelos: selección del método más eficaz.*
- C) *Superficies interpoladas por los distintos métodos.*

3.1.1.3.1 Parámetros que definen los interpoladores

Los parámetros que definen el interpolador determinista IDW (Tabla 19) son bastante similares en los cuatro periodos fenológicos. Tienden a buscar mayor número de vecinos para minimizar errores de predicción. En el interpolador IDW ponderado por el modelo digital de terreno (por la variable altitud), la tendencia de la vecindad es más variada. Y en este caso, utiliza un menor número valores muestrales, que seguramente se debe a que en

algunos casos la altitud del terreno puede variar en puntos cercanos. En ningún caso, los interpoladores consideran influencias direccionales en los pesos de los datos, asumiendo los puntos igualmente ponderados en todas las direcciones (eje mayor y menor con la misma longitud).

Interpoladores deterministas: IDW y IDW ponderado por Mdt		IDW				IDW (Mdt)			
		PSUM- P1	PSUM -P2	PSUM -P3	PSUM -P4	PSUM- P1	PSUM -P2	PSUM- P3	PSUM -P4
	<i>p,Power</i>	1.4	2	1	1,6	1	1	1	1
Forma de búsqueda de vecindad	<i>Neighbors to include</i>	10	10	10	10	7	6	10	5
	<i>Include at least</i>	5	5	2	5	5	2	5	2
	<i>Sector type</i>	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full
	<i>Angle</i>	0	0	0	0	0	0	0	0
	<i>Major semiaxis</i>	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000
	<i>Minor semiaxis</i>	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000

Tabla 19: parámetros que definen los interpoladores IDW y IDW ponderado por el Mdt, más ajustado al modelo. Donde PSUM es la precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

Cada una de las funciones radiales tiene también unos parámetros muy parecidos para los cuatro periodos fenológicos. En el caso de la interpolación spline regularizada, la búsqueda de vecindad es prácticamente la misma y lo único que difieren los modelos es el parámetro kernel que optimiza la función de predicción. En la multicuadrática y thin-plate spline el número de vecindad para ponderar valores es menor que en la spline regularizada, e igualmente, dentro de cada interpolador los parámetros son bastante similares para cada uno de los periodos fenológicos. Al igual que en IDW e IDW ponderado, no existen tendencias direccionales para ponderar los valores.

Funciones en base radial (FBR)		FBR, Kernel function: Spline regularizada				FBR, Kernel function: Multicuadrática				FBR, Kernel function: Thin-plate Spline			
		PSUM P1	PSUM P2	PSUM P3	PSUM P4	PSU M P1	PSU M P2	PSU M P3	PSU MP4	PSUM P1	PSUM P2	PSUM P3	PSUM P4
<i>Parameter</i>		0.0008	0.0005	0.0014	0.0004	0	0	0	0	1E+20	1E+20	1E+20	1E+20
Forma de búsqueda de vecindad	<i>Neighbors to include</i>	6	10	10	10	7	7	5	6	7	10	5	5
	<i>Include at least</i>	2	5	5	5	4	4	2	2	5	5	3	2
	<i>Sector type</i>	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full
	<i>Angle</i>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	<i>Major semiaxis</i>	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000
	<i>Minor semiaxis</i>	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000

Tabla 20: parámetros que definen los tres interpoladores (spline regularizada, multicuadrática y thin-plate Spline) de función radial más ajustados al modelo. Donde PSUM es la precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

Los estadísticos que definen los modelos estocásticos (kriging y cokriging) que mejor se han ajustado a la distribución de la precipitación en cada periodo fenológico se recogen en la Tabla 21 (kriging) y Tabla 22 (cokriging). La falta de distribución normal de las variables de precipitación hizo que se necesitara transformar logarítmicamente los valores a interpolar para poder ajustar mejor el modelo. Los modelos geoestadísticos que mejor se ajustaron al modelo fueron aquellos que no consideraron influencias direccionales en los pesos de los datos. La precipitación acumulada en todos los periodos fenológicos varía en el espacio de forma común en todas las direcciones, no existe anisotropía espacial en los datos.

Kriging Ordinario		PSUM-P1	PSUM-P2	PSUM-P3	PSUM-P4
Forma de búsqueda de vecindad	<i>Trend type</i>	None	None	None	None
	<i>Transformación</i>	Log	Log	Log	Log
	<i>Neighbors to include</i>	5	5	5	10
	<i>Include at least</i>	2	2	2	5
	<i>Sector type</i>	Full	Full	Full	Full
	<i>Angle</i>	0	0	0	0
	<i>Major semiaxis</i>	585000	155100	436000	400000
Modelo del Semivariograma	<i>Minor semiaxis</i>	585000	155100	436000	400000
	<i>Number of lags</i>	13	12	12	10
	<i>Lag size</i>	45000	20000	43000	40000
	<i>Nugget</i>	0.107	0.097	0.1	0.1
	<i>Measurement error</i>	100	100	100	100
	<i>Model type</i>	Exponencial	Exponencial	Exponencial	Exponencial
	<i>Range</i>	585000	455100	436000	400000
	<i>Anisotropía</i>	NO	NO	NO	NO
	<i>Partial sill</i>	0.344	0.187	0.28	0.51

Tabla 21: parámetros que definen el interpolador kriging ordinario más ajustado al modelo. Donde PSUM es la precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

En los métodos estocásticos tipo kriging, la dificultad del método radica en la elección de un modelo que se ajuste a la curva del semivariograma (Olaya, 2012). Para cada una de las variables de precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos se ha calculado el semivariograma y ajustado a un modelo teórico minimizando el error del modelo de interpolación. Para el interpolador kriging el modelo teórico para todas las variables fue el exponencial, siendo la estructura del semivariograma muy similar para todos los periodos fenológicos (Figura 47 y Figura 48). Tanto para el método kriging como para el cokriging la precipitación acumulada durante el periodo completo P1 mostró un rango de dependencia espacial mayor que en el resto con un rango de búsqueda del semivariograma mayor.

Figura 47: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la precipitación en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez)

Figura 48: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la precipitación en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

El tipo de estructura teórica de semivariograma en el caso del cokriging fue más heterogéneo (Tabla 22), y en todos los casos el tiempo operacional para ajustar el semivariograma minimizando el error fue mucho más elevado que en el caso del kriging ya que en el cokriging se construye un semivariograma en donde la varianza representada no sea entre puntos de la misma variable sino de una variable con respecto a otra (Gallardo, 2006). La precipitación en periodos acumulados largos (P1 (ciclo completo) y (emergencia-madurez)) (Figura 49) corresponde a un modelo exponencial mientras que en los periodos de duración más corta fue esférico (Figura 50). En todos los periodos fenológicos se pudo ajustar efectivamente un modelo de semivariograma a las variables de precipitación confirmando que las variables observadas poseen una alta correlación espacial (Bosque, 1992).

CoKriging Ordinario		PSUM-P1	PSUM-P2	PSUM-P3	PSUM-P4
Forma de búsqueda de vecindad (común para los dos conjuntos de datos)	<i>Trend type</i>	None	None	None	None
	<i>Transformación</i>	Log	Log	Log	Log
	<i>Neighbors to include</i>	5	5	5	5
	<i>Include at least</i>	2	2	2	2
	<i>Sector type</i>	Full	Full	Full	Full
	<i>Angle</i>	0	0	0	0
	<i>Major semiaxis</i>	450000	480000	559000	350000
Modelo del Semivariograma	<i>Minor semiaxis</i>	450000	480000	559000	350000
	<i>Number of lags</i>	13	12	13	10
	<i>Lag size</i>	45000	40000	43000	35000
	<i>Nugget</i>	0.07;0	0.08;0	0.18;10.3	0.14;6.68
	<i>Measurement error</i>	100;100	100;100	100;100	100;100
	<i>Model type</i>	Exponencial	Exponencial	Esférico	Esférico
	<i>Range</i>	450000	450000	559000	350000
	<i>Anisotropía</i>	No	No	No	No

Tabla 22: parámetros que definen el interpolador cokriging ordinario más ajustado al modelo. Donde PSUM es la precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

Figura 49: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la precipitación en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez)

Figura 50: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la precipitación en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

3.1.1.3.2 Valores estimados de precipitación, indicadores de la calidad de los modelos: selección del método más eficaz

En los anexos se presentan las tablas que recogen para cada estación meteorológica el valor observado, predicho y el error relativo obtenido en la interpolación por los 7 métodos seleccionados en cada uno de los cuatro periodos fenológicos en los que la variable precipitación fue calculada, concretamente, el anexo 7 recoge los valores predichos para la precipitación acumulada en el periodo 1 (ciclo completo), los valores predichos para el periodo 2 (emergencia-madurez) se recogen en el anexo 8 y los valores del periodo de floración P3 y P4 (floración-madurez) se presentan en los anexos 9 y anexo 10 respectivamente.

En líneas generales y de acorde a la fórmula de errores relativos (Ec.36, epígrafe 2.4.2.3) todos los modelos de interpolación tienden a sobreestimar los valores observados (Figura 51), la técnica determinista thin-plate spline es la única que ha predicho valores extremos positivos alejados de la mediana del conjunto de errores relativos. Igualmente, ha sido la única técnica de las siete técnicas utilizadas que ha destacado del resto por generar unos errores relativos más altos. Esto es debido a que en algunos casos la interpolación thin-plate spline genera salidas de rango excesivas, causadas habitualmente por datos muy distintos en relación a su proximidad (Pesquer, 2008).

Aunque al comparar la distribución de errores relativos alrededor de la mediana (Figura 51), la diferencia del conjunto de errores entre interpoladores no es muy alto, son los métodos kriging y cokriging los que han realizado una mejor predicción del modelo proporcionando errores relativos menores que el resto. Este hecho es confirmado por los indicadores globales de validación de la bondad de los métodos de interpolación presentados en la Tabla 23.

Efectivamente, para los tres tipos de indicadores que cuantifican la eficacia del modelo (RRMSE, RMSE y R^2), los métodos geoestadísticos ocupan siempre el primer y segundo lugar como métodos más eficaces en la predicción de la superficie de precipitación (Tabla 23 donde

la leyenda de colores para cada indicador es: verde oscuro es el método más eficaz, sienna es el segundo más eficaz, finalmente, el gris es el tercero en eficacia).

La alta correlación espacial observada en el ajuste de los semivariogramas también está en concordancia con la idoneidad de los métodos geoestadísticos en interpolar la precipitación acumulada en los periodos fenológicos ya que algunos autores confirman que métodos como kriging y cokriging son en principio adecuados cuando la correlación espacial a lo largo de la superficie aumenta (Zimmerman et al. 1999; Li et al., 2013).

Figura 51: diagrama de cajas de los errores relativos por estación meteorológica según método de interpolación utilizado para obtener superficies de la variable de precipitación

Aunque los indicadores de bondad de ajuste de los métodos geoestadísticos son similares, es la interpolación cokriging la que tiene un menor error RRMSE en la predicción de la precipitación en el periodo de floración (47,29) y los periodos largos de P1 ciclo completo (45,79) y P2 entre la emergencia y la madurez (45,22). Este hecho está en línea con lo afirmado por autores como (Luo, 2008; Zhang et al. 2015; Li et al., 2013) sobre que el método cokriging podría ser eficaz en aquellos casos en los que la segunda variable utilizada en el método de interpolación multivariable está altamente correlacionada con la primera. La alta

correlación entre la precipitación y la elevación (variables primaria y secundaria utilizadas en los métodos cokriging) es confirmada en numerosos estudios (Moral, 2009; Goovaerts, 2000). A la hora de extrapolar estos resultados a la elección de un determinado interpolador, habría que sopesar la relación carga operacional, complejidad y tiempos de cálculo respecto a la eficacia del modelo. De acuerdo con esto, la similar eficacia de los métodos kriging y cokriging (aunque el primero sea levemente menor) haría replantearse en futuros trabajos en los que fuera necesario interpolar variables de la misma naturaleza que en esta tesis, si se asume una disminución leve en la eficacia del modelo a favor de economizar esfuerzos operacionales. Este hecho podría ser especialmente relevante en aquellos sistemas complejos que han de proporcionar valores con elevada frecuencia, en un tiempo de actualización casi en tiempo real debido, ya que es en esas situaciones de entrega operacional donde se debe encontrar un balance entre el detalle de precisión y coste operacional (p.ej *MARS MCYFS system*, epígrafe 2.2.1)

Precipitación	RRMSE				RMSE				R ² _{val}			
	P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4
<i>IDW</i>	47,91	48,02	48,11	51,45	171,99	146,68	15,27	25,53	0,66	0,65	0,34	0,80
<i>IDW Mdt</i>	47,87	52,53	52,26	52,84	198,89	165,13	17,56	30,45	0,65	0,64	0,16	0,58
<i>Reg</i>	47,28	46,93	48,02	49,99	170,00	144,28	15,23	25,40	0,77	0,77	0,35	0,82
<i>Multi</i>	48,00	47,59	49,94	50,30	176,87	150,72	16,93	26,34	0,67	0,68	0,35	0,82
<i>Thin</i>	53,82	53,52	52,72	53,52	229,68	195,75	21,63	30,96	0,56	0,57	0,29	0,81
<i>Ok</i>	46,37	45,59	47,34	48,66	108,03	139,52	15,19	25,07	0,79	0,80	0,42	0,79
<i>CoK</i>	45,79	45,22	47,29	48,79	112,29	140,16	15,16	25,33	0,79	0,82	0,42	0,82

Tabla 23: indicadores de la predicción de bondad del modelo de interpolación de la precipitación en los cuatro periodos fenológicos, P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez). Unidades: RMSE (mm), RRMSE: porcentaje (%) y R²_{val} es adimensional.

La precipitación acumulada entre la floración y madurez (P4) tiene un comportamiento levemente distinto al resto en cuanto al método más eficaz es el kriging según el primer indicador de referencia RRMSE, aun así los indicadores de bondad del cokriging son muy similares. Respecto a los métodos deterministas, el método IDW e IDW ponderado por la altitud, no representan bien la precipitación en ninguno de los cuatro periodos fenológicos ya que proporcionan valores de los indicadores de eficacia del modelo menor que los métodos geoestadísticos y spline regularizado. Una de las características de los métodos ponderados de la distancia (IDW) es que nunca generan valores fuera de rango de los valores originales (Olaya, 2012). Aunque en muchos casos esta característica supone robustez y estabilidad en los resultados (Pesquer, 2008), en el caso concreto de esta investigación, impide predecir y representar la alta variabilidad de la precipitación. En los cuatro periodos fenológicos la variabilidad de la precipitación es muy elevada, con coeficientes de variación entre 55 % y 75% (Tabla 16), lo que supone importantes anomalías de los valores de precipitación durante los cuatro periodos fenológicos estudiados que los métodos IDW y IDW ponderado no son capaces de reproducir.

Aunque los métodos deterministas no sean los más efectivos a la hora de modelar la precipitación acumulada, el interpolador spline regularizado es de forma unánime el tercer método en eficacia para los cuatro periodos fenológicos, considerando los indicadores RRMSE y RMSE. Esto es debido a que en este caso, los valores fuera de rango generados

por el modelo son más suaves y ajustados a la alta variabilidad de los valores de la precipitación en los cuatro periodos que los predichos por el método thin-plate spline.

El resultado de la superioridad de los métodos geoestadísticos frente a los deterministas para interpolar la precipitación acumulada durante determinados periodos fenológicos está en línea con las conclusiones de otros estudios (Moral, 2009; Diodato, 2005; Goovaerts, 2000) basados en valores de precipitación medios mensuales y anuales. Con base en RRMSE, el periodo con una mayor eficacia (menor valor de RRMSE) en la interpolación es el que comprende la emergencia hasta la madurez, con un RRMSE de 45,22, le sigue de cerca el periodo del ciclo completo (con un RRMSE de 45,79), el tercero es el periodo de floración (RRMSE de 47,29) y por último el periodo entre la floración y madurez es el que genera un mayor error (RRMSE de 48,66). Existe en este caso, una correlación directa entre el error producido por el modelo y la variabilidad de los dato, calculado en términos de coeficiente de variación. De tal forma, que cuanto mayor es el CV mayor es el error que produce el interpolador. Este hecho está en línea con otros estudios (Collins and Bolstad, 1996; Martínez-Cob, 1996; Schlöpfer and Schmid, 1999; Gotway et al. 1996) confirman que cuando el CV aumenta, la eficacia de la interpolación disminuye.

Para obtener más información sobre la eficacia de la interpolación por periodos fenológicos también se han agrupado los errores relativos (calculados a nivel de estación) por periodos fenológicos (Figura 52). No se han encontrado tendencias diferentes en ningún de los periodos fenológicos, en líneas generales los errores relativos y su distribución respecto la mediana, son similares en todos los periodos fenológicos excepto en el periodo 4.

Los errores relativos en el periodo 4 (floración-madurez) poseen un distribución más irregular alrededor de la mediana y dichos errores son mayores (predicciones sobreestimadas) que en el resto de métodos. Este hecho está en línea con el alto valor del coeficiente de variación de la precipitación en este periodo un 74%, el más alto de todos los periodos (Tabla 16). Es decir la precipitación acumulada entre la floración y la madurez en España esta heterogéneamente distribuida, la interpolación produce un error mayor.

Recapitulando, el orden obtenido sobre la eficacia de interpoladores más óptimos, dado por los tres indicadores calculados (RRMSE, RMSE, R2val, epígrafe 2.4.2.3) fue bastante similar. Dentro de estos tres indicadores, RMSE es más sensible a los valores extremos (Hernandez-Stefanoni y Ponce-Hernandez, 2006) y no permite comparar los resultados entre modelos con distintas unidades. Por ello, se seleccionó como interpolador óptimo para cada variable interpolada aquel que menor RRMSE obtuvo. De este modo, para los periodos denominados largos, P1 (ciclo completo), P2 (entre la emergencia y la madurez) y el periodo de floración (P3), el método de interpolación seleccionado para describir la superficie del factor climático de la precipitación acumulada en dichos periodos fue la técnica geoestadística cokriging ponderado por la elevación del terreno. El único periodo interpolado con una técnica distinta a las anteriores fue el periodo entre la floración y la madurez (P4).

Aunque la diferencia de eficacia entre los modelos que dieron mejores resultados fue pequeña, se pudo confirmar la superioridad de los métodos geoestadísticos frente a los deterministas para interpolar la precipitación acumulada en todos los periodos fenológicos.

La inclusión de la altitud como variable secundaria ayudó a mejorar el rendimiento de la interpolación en casi todos los periodos fenológicos (menos entre la floración y madurez). Ahora bien, la similar eficacia de los métodos kriging y cokriging (aunque el primero sea levemente menor) haría replantearse en futuros trabajos en los que fuera necesario interpolar variables de la misma naturaleza que en esta tesis, si se asume una disminución leve en la eficacia del modelo a favor de economizar esfuerzos operacionales.

Se ha podido confirmar el impacto significativo de la variabilidad de los datos a interpolar en la eficacia de los métodos de interpolación. De tal forma que cuanto mayor es esta variabilidad, calculada en términos de coeficiente de variación (CV%), el interpolador produce un mayor error, que se traduce en una menor eficacia. Este hallazgo podría poner de manifiesto que el esfuerzo en la mejora de los rendimientos de los modelos de interpolación podría centrarse principalmente en mejorar la calidad de los datos a interpolar, obteniendo observaciones de alta calidad, más que invertir esfuerzos en crear métodos cada vez más complejos y sofisticados.

Así en la precipitación, se podría concluir que la fenología, influye en las técnicas de interpolación, en el sentido de que determina unas fechas de principio y fin del periodo que llevan implícitas unas características climáticas, y que dependiendo del periodo de tiempo climático que corresponda hay una determinada variabilidad de los datos; este es un factor que condiciona la interpolación de la variable uno de los tres factores más influyentes según Li (2011).

La secuencia final de la precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos estudiados está formada por las superficies creadas por los interpoladores seleccionados como los más óptimos.

3.1.1.3.3 Superficies interpoladas por los distintos métodos

Se crearon las superficies de la precipitación predichas por los siete métodos de interpolación para los valores acumulados en el periodo 1 (ciclo completo; Figura 53), periodo 2 (emergencia-madurez; Figura 54), periodo 3 (floración; Figura 55) y periodo 4 (floración-madurez; Figura 56). Las superficies generadas por los métodos geoestadísticos (kriging y cokriging) son bastante similares entre ellas y comparándolas con las obtenidas por los métodos deterministas, se observa que los interpoladores estocásticos crean mayores áreas de sequía en el periodo 1 (<150mm), periodo 2 (<150mm), periodo 4 (<20mm) y durante la floración (<15mm) en las provincias de Ciudad Real (Castilla la Mancha), Guadalajara (Castilla la Mancha) y en la provincia de Zaragoza (Aragón). En esta última (Aragón), las condiciones de mayor sequía no aparecen ni durante la floración, ni entre la floración y madurez del trigo. La superficie de la precipitación interpolada por el método spline regularizado posee un gradiente más suavizado que en el de las técnicas multicuadrática y thin-plate spline. Ésta última destaca por reproducir en forma de clúster o agrupamientos, una distribución irregular de superficies con valores en algunos casos fuera del rango de la media.

Figura 52: diagrama de cajas de los errores relativos obtenidos al interpolar la variable precipitación

Figura 53: superficies de la precipitación acumulada en el periodo fenológico 1 (ciclo completo) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

Figura 54: superficies de la precipitación acumulada en el periodo fenológico 2 (emergencia-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

Figura 55: superficies de la precipitación acumulada en el periodo de floración obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

Figura 56: superficies de la precipitación acumulada en el periodo 4 (floración-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

3.1.1.4 - Secuencia final de superficies para España y Bálticos.

La secuencia final de la precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos estudiados está formada por las superficies creadas por el interpolador que se consideró más óptimo (en términos de RRMSE), que en el caso de la precipitación fue cokriging ordinario para todos los periodos menos para el periodo entre la floración-madurez, que recayó en el kriging ordinario.

Para cada uno de los periodos fenológicos se observan patrones de distribución espacial comunes. Un claro gradiente norte-sureste existe en todos los mapas, con una mayor precipitación en el norte debido a la influencia del atlántico que en el resto de la península. El patrón de condiciones de sequía (precipitación durante la campaña completa menor de 150mm) en la zona del levante es claro, y condicionará la presencia de los cultivos del trigo donde la superficie de dichos cultivos es prácticamente nula.

Los periodos largos del ciclo completo (P1) y el de crecimiento (entre la emergencia y la madurez, P2) tienen un patrón de distribución muy similar al de los valores medios acumulados anuales, considerando una serie temporal entre 1975 y 2014 (MARS viewer database¹, epígrafe 2.2.1) (Figura 57), definido por el marcado gradiente norte-sur mencionado. Ahora bien, en los periodos alrededor de la floración, el patrón respecto a la media anual es distinto en Castilla León y en la depresión del Ebro, principales áreas agrícolas de trigo en España. Coincide que son zonas donde el régimen de precipitación medio anual está por debajo de la media, mientras que los valores de precipitación acumulada durante la floración y entre la floración y madurez es mayor a la media (Figura 57).

Figura 57: precipitación acumulada media de la serie temporal 1975-2014 en España. Fuente: Base de datos MARS (JRC)

¹ <https://ec.europa.eu/jrc/en/scientific-tool/agri4cast-resources-portal>

Figura 58: secuencia final de la precipitación acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en España

Este hecho confirma uno de los hechos inexorables dentro de la agricultura que es el de la adaptación de las prácticas agrícolas a las condiciones climáticas del entorno. Por lo que determinadas prácticas de gestión en sistemas agrícolas de un cultivo en un determinado país estarán marcadas por la simbiosis entre los requerimientos de dicho cultivo y la realidad de las condiciones climatológicas en el mismo, y dentro de éstas más concretamente, a la que sea la mayor restricción desde el punto de vista del crecimiento vegetativo en ese país.

En el contexto de un país como España, con áreas de clima extremo mediterráneo (Metzger et al., 2005) y la disponibilidad de agua como la mayor restricción al desarrollo vegetativo, el calendario de siembra dentro de cada región, se adaptará de tal forma que cuando el cultivo alcance el periodo clave en el desarrollo potencial del grano (la floración), las condiciones de entorno sean las adecuadas (en el caso de trigo, temperaturas suaves sin límite de disponibilidad de agua). Es por ello, que en las áreas donde el cultivo de secano del trigo es mayor, Castilla-León y Aragón la precipitación media acumulada en los periodos de floración y floración-madurez está por encima de la media (Figura 57). Este aspecto se pone de relevancia al estudiar la precipitación acumulada en dichos periodos fenológicos, y no aparece o se manifiesta el efecto contrario si se estudian valores medios mensuales.

En los Bálticos, la distribución de la precipitación media acumulada anual es muy homogénea en los tres países (Figura 59). Este patrón de homogeneidad se repite en los periodos fenológicos de crecimiento (emergencia-madurez) y ciclo completo (Figura 60). En este caso, en Estonia la precipitación acumulada sería menor, pero eso es debido a que el ciclo es más corto, ya que la mayoría de los cultivos son de ciclo corto puesto que se siembran en primavera. Respecto el periodo fenológico alrededor de la floración (P4, Figura 60), la precipitación se acumula más en las provincias donde la superficie agrícola es mayor (parte central de Lituania, áreas limítrofes entre Letonia y Lituania, Figura 35).

Figura 59: precipitación acumulada media de la serie temporal 1975-2014 en los países Bálticos. Fuente: Base de datos MARS (JRC).

Figura 60: secuencia final de la precipitación acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en los Bálticos

3.1.2 Temperatura

3.1.2.1 Series temporales de la temperatura acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en España y los Bálticos

En el caso de la temperatura, la variación interanual es mucho menor que en la precipitación en ambos países. En España (Figura 61 y Figura 62) siguen existiendo valores atípicos leves negativos en todos los periodos fenológicos aunque sólo se registran valores positivos en el periodo floración-madurez (Figura 62). Mientras en los Bálticos, estos valores atípicos son prácticamente inexistentes (Figura 63 y Figura 64), por lo que la distribución de temperaturas es más uniforme.

Respecto los Bálticos llama la atención la gran variación de la temperatura tanto interanual como distribución de valores anuales durante el periodo de floración con respecto los otros tres periodos analizados.

3.1.2.2 Análisis exploratorio de la variable temperatura

En España la distribución de valores de la temperatura es muy escalonada y proporcionalmente (normalmente) repartida alrededor de la mediana. Al igual que ocurriera con la precipitación, la distribución de frecuencias sigue un patrón común en los cuatro periodos fenológicos, en este caso, asimilable a una distribución normal (Figura 65). En los Bálticos por el contrario, los patrones de distribución son distintos entre los cuatro periodos fenológicos (Figura 66). En los periodos más largos, P1 y P2, (ciclo completo) y (emergencia-madurez), respectivamente, existe una distribución sesgada positiva donde los valores de temperatura menores a la media son más frecuentes, coincidiendo con los estándares de la climatología norteamericana. Por su parte, durante la floración los periodos más frecuentes son los cercanos a los valores de temperatura media en la muestra o ligeramente superior a la media.

En España, los valores de temperatura acumulada en los cuatro periodos fenológicos poseen estables y bajos valores de desviación típica (Tabla 24). Igualmente estables y bajos son los coeficientes de variación (CV) que oscilan entre el 24% y 28%, lo que se traduce en una baja dispersión de las temperaturas alrededor del valor promedio. Esto es debido a que la temperatura, es una variable climática que varían de una forma mucho más gradual que la precipitación tanto de forma general, como considerando los valores acumulados durante los cuatro periodos fenológicos seleccionados. En líneas generales la variación de la temperatura en estos periodos en España es bastante estable, pero es el periodo de floración el que tiene una variación de temperaturas menor, con un 24%.

Figura 61: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la temperatura acumulada durante el periodo 1 (P1, ciclo completo) y periodo 2 (P2, emergencia-madurez) seleccionados en España.

Figura 62: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la temperatura acumulada durante el periodo 3 (P3, floración) y periodo 4 (P4, floración-madurez) seleccionados en España.

Figura 63: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la temperatura acumulada durante el periodo 1 (P1, ciclo completo) y periodo 2 (P2, emergencia-madurez) seleccionados en los Bálticos.

Figura 64: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la temperatura acumulada durante el periodo 3 (P3, floración) y periodo 4 (P4, floración-madurez) seleccionados en los Bálticos.

Figura 65: Histogramas de la temperatura acumulada media (°C) en los cuatro periodos fenológicos en España. De izquierda a derecha, arriba abajo dichos periodos son: P1[Ciclo completo], P2[Emergencia-Madurez], P3[Floración] y P4[Floración-Madurez].

En los países Bálticos la fluctuación de los valores de temperatura alrededor de la media es incluso menor (Tabla 25). Los coeficientes de variación oscilan entre 5% y 13%, donde vuelve a ser otra vez el periodo de floración el que posee la mayor estabilidad de valores de la temperatura acumulada alrededor de la media. Esto es debido en gran medida a que la naturaleza estable del gradiente de variación de la temperatura hace que en los periodos más cortos la fluctuación respecto un valor medio sea menor.

Figura 66: Histogramas de la temperatura acumulada media (°C) en los cuatro periodos fenológicos en los Bálticos. De izquierda a derecha, arriba abajo dichos periodos son: P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez]. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]

Si se compara la dispersión en los cuatro periodos fenológicos se observa un patrón común en los dos países que no ocurría con la precipitación: el coeficiente de variación aumenta proporcionalmente según disminuye la duración del periodo fenológico, de tal forma que el periodo de ciclo largo es el que posee una mayor variación de las temperaturas alrededor de la media, seguido por el periodo entre la emergencia y la madurez, el periodo 3 (floración-madurez) y por último, el periodo de floración es el que posee una mayor estabilidad de valores alrededor de la media.

Comparando los valores de temperatura, es clara la diferencia entre las dos áreas geográficas. Aparte de un valor medio de temperaturas acumuladas en los periodos fenológicos en España mayor que en los Bálticos, existe mayor fluctuación de los valores de las temperaturas acumuladas alrededor de la mediana en España respecto a los países Bálticos en todos los periodos fenológico (Figura 67).

Comparando los valores de las temperaturas acumuladas en los periodos fenológicos en España respecto en los Bálticos los resultados son menos extremos que en el caso de la precipitación. La diferencia de la temperatura acumulada entre los cuatro periodos fenológicos tiene un rango constante que oscila entre el 20% (menor en los Bálticos) en los

periodos largos (P1 y P2) y el 30% (menor en Bálticos) en la floración y el periodo floración a madurez (P4).

Estadísticos: Temperatura acumulada (°C) España		P1	P1 Ee	P2	P2 Ee	P3	P3 Ee	P4	P4 Ee
Media		2637,0	49,0	2300,0	41,0	273,4	4,4	1113,0	18,0
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	2541,0		2218,0		264,8		1076,0	
	Límite superior	2734,0		2382,1		282,0		1149,0	
Media recortada al 5%		2646,0		2306,0		273,6		1115,0	
Mediana		2655,0		2314,0		273,3		1104,0	
Varianza		549839,0		390914,0		4386,0		78459,0	
Desviación estándar		741,0		625,0		66,2		280,0	
CV (%)		28,1		27,2		24,2		25,2	
Mínimo		827,0		719,0		82,0		336,0	
Máximo		4390,1		3856,0		423,0		1896,0	
Rango		3562,0		3136,0		341,0		1560,0	
Rango intercuartil		970,0		835,0		86,0		338,0	
Asimetría		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,05	0,00
Curtosis		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,04	0,00

Tabla 24: Estadísticos de la temperatura acumulada media (°C) en los cuatro periodos fenológicos seleccionados. Donde Ee: error estándar. P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]

Estadísticos: Temperatura acumulada (°C) Bálticos		P1	P1 Ee	P2	P2 Ee	P3	P3 Ee	P4	P4 Ee
Media		2080,0	33,0	1821,0	30,0	366,0	2,0	730,0	12,0
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	2014,0		1760,0		361,0		705,1	
	Límite superior	2146,0		1882,0		371,0		756,0	
Media recortada al 5%		2069,1		1809,0		367,0		729,0	
Mediana		1980,0		1736,0		364,0		727,0	
Varianza		65436,0		55313,0		350,0		9940,0	
Desviación estándar		255,0		235,0		18,0		99,0	
CV (%)		12,3		12,9		4,9		10,6	
Mínimo		1670,0		1411,1		309,0		538,0	
Máximo		2825,0		2482,0		396,0		925,0	
Rango		1155,0		1071,0		86,0		387,0	
Rango intercuartil		433,0		335,0		21,0		184,0	
Asimetría		0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
Curtosis		0,0	0,0	-0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	

Tabla 25: Estadísticos de la temperatura acumulada media (°C) en los Bálticos durante los cuatro periodos fenológicos seleccionados. Donde Ee: error estándar. P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]

Figura 67: Boxplots (mediana, cajas para percentiles para el 25% (Q1) y 75% (Q3)), máximo, mínimo y outliers) de la temperatura acumulada media en los cuatro periodos fenológicos en España y los Bálticos.

El test de normalidad (Tabla 26) confirma que en España los valores de temperatura acumulada tienen una distribución normal en todos periodos fenológicos mientras que en los Bálticos, sólo la poseen los periodos de floración (P3) y el periodo 4 (floración-madurez).

Temperatura acumulada media	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
P1- España	,042	228	,200*	,992	228	,274
P2- España	,045	226	,200*	,994	226	,455
P3- España	,045	231	,200*	,994	231	,501
P4- España	,039	231	,200*	,996	231	,749
P1- Bálticos	,168	60	,000	,919	60	,001
P2- Bálticos	,170	60	,000	,944	60	,008
P3- Bálticos	,078	60	,200*	,958	60	,037
P4- Bálticos	,108	60	,077	,951	60	,017

a. Corrección de significación de Lilliefors

*. Nivel de significancia

Tabla 26: Estadísticos del test de normalidad para la temperatura acumulada media en España y Bálticos. Cuando la muestra $gl > 50$ valores el test de referencia es Kolmogorov-Smirnov. Donde P1[Ciclo completo], P2[Emergencia-Madurez], P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]

3.1.2.3 Interpolaciones: parámetros, valores estimados, calidad de los modelos y mapas obtenidos

Los resultados de los distintos métodos de interpolación para la temperatura acumulada, se presentan en tres bloques:

- A) Parámetros que han definido los interpoladores más ajustados al modelo
- B) Valores estimados de temperatura, calidad de los modelos: selección del método más eficaz.
- C) Superficies interpoladas por los distintos métodos.

3.1.2.3.1 Parámetros que han definido los interpoladores más ajustados al modelo

Los parámetros que definen el interpolador determinista IDW (Tabla 27) son bastante similares en los cuatro periodos fenológicos. Éstos tienden a buscar mayor número de vecinos para minimizar errores de predicción. En el interpolador IDW ponderado por la altitud, la tendencia de la vecindad es también similar al interpolador IDW. Ambos métodos utilizan un número valores muestrales entre 7 y 10. La similitud de los parámetros que definen el interpolador IDW, y el mismo ponderado por la altitud podría indicar una menor influencia de la elevación del terreno en la interpolación de la temperatura ya que la inclusión del modelo digital del terreno como variable no modifica especialmente los valores que definen los modelos de interpolación IDW ponderado. En ningún caso, los interpoladores deterministas IDW consideran influencias direccionales en los pesos de los datos, asumiendo los puntos igualmente ponderados en todas las direcciones (eje mayor y menor con la misma longitud).

Interpoladores deterministas: IDW y IDW ponderado por Mdt		IDW				IDW (Mdt)			
		TSUM -P1	TSUM -P2	TSUM -P3	TSUM- P4	TSUM -P1	TSUM- P2	TSUM -P3	TSU M-P4
	<i>p,Power</i>	1,58	1,44	1,4	1,5	2,11	1,47	1,63	1,76
Forma de búsqueda de vecindad	<i>Neighbors to include</i>	10	10	8	10	10	7	9	10
	<i>Include at least</i>	2	2	2	2	2	2	3	2
	<i>Sector type</i>	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full
	<i>Angle</i>	0	0	0	0	0	0	0	0
	<i>Major semiaxis</i>	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000
	<i>Minor semiaxis</i>	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000

Tabla 27: parámetros que definen los interpoladores IDW e IDW ponderado por la altitud más ajustado al modelo. Donde TSUM es la temperatura acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

Al igual que ocurriera con la precipitación, cada una de las funciones radiales tiene también unos parámetros muy parecidos para los cuatro periodos fenológicos (Tabla 28). En el caso de la interpolación spline regularizada, la búsqueda de vecindad es prácticamente la misma en los cuatro periodos y lo único que diferencia a los modelos es el parámetro kernel que optimiza la función de predicción. En las técnicas multicuadrática y thin-plate spline el número de vecindad para ponderar valores es relativamente similar que en spline regularizada, e igualmente, dentro de cada interpolador los parámetros son bastante similares para cada uno de los periodos fenológicos. Al igual que en IDW y IDW ponderado, no existen tendencias direccionales para ponderar los valores.

Funciones en base radial (FBR)		FBR, Kernel function: Spline regularizada				FBR, Kernel function: Multicuadrática				FBR, Kernel function: Thin-plate Spline			
		TSUM	TSUM	TSUM	TSUM	TSUM	TSUM	TSUM	TSUM	TSUM	TSUM	TSUM	TSUM
		P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4
<i>Parameter</i>		0.0008	0.0005	0.0014	0.0004	0	0	0	0	1E+20	1E+20	1E+20	1E+20
Forma de búsqueda de vecindad	<i>Neighbors to include</i>	9	7	9	8	7	7	5	6	7	10	5	5
	<i>Include at least</i>	2	5	5	5	4	4	2	2	5	5	3	2
	<i>Sector type</i>	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full
	<i>Angle</i>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	<i>Major semiaxis</i>	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000
	<i>Minor semiaxis</i>	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000

Tabla 28: parámetros que definen los tres interpoladores (spline regularizada, multicuadrática y thin-plate Spline) de función radial más ajustados al modelo. Donde RAD es la radiación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

Los estadísticos que definen los modelos estocásticos (kriging y cokriging) que mejor se han ajustado a la distribución de la temperatura en cada uno de los periodos fenológicos, se recogen en la Tabla 29 (kriging) y Tabla 30 (cokriging). Al contrario que ocurría con la precipitación, la temperatura acumulada en los cuatro periodos fenológicos en España sigue una distribución normal, por lo que en este caso no fue necesario realizar ninguna transformación a los valores antes de interpolar. Los modelos geoestadísticos que mejor se ajustaron al modelo fueron aquellos que no consideraron influencias direccionales en los pesos de los datos. La temperatura acumulada en todos los periodos fenológicos varía en el espacio de forma común en todas las direcciones, no existe anisotropía espacial en los datos.

Kriging Ordinario		TSUM-P1	TSUM-P2	TSUM-P3	TSUM-P4
	<i>Trend type</i>	None	None	None	None
	<i>Transformación</i>	No	No	No	No
Forma de búsqueda de vecindad	<i>Neighbors to include</i>	5	7	5	5
	<i>Include at least</i>	2	2	2	2
	<i>Sector type</i>	Full	Full	Full	Full
	<i>Angle</i>	0	0	0	0
	<i>Major semiaxis</i>	200000	129244	116000	189366
	<i>Minor semiaxis</i>	200000	129244	116000	189366
Modelo del Semivariograma	<i>Number of lags</i>	13	12	10	11
	<i>Lag size</i>	35000	35000	30000	30000
	<i>Nugget</i>	280000	20000	800	26598
	<i>Measurement error</i>	100	100	100	100
	<i>Model type</i>	Exponencial	Esférico	Exponencial	Exponencial
	<i>Range</i>	200000	129244	116000	189366
	<i>Anisotropía</i>	NO	NO	NO	NO
	<i>Partial sill</i>	289438	187724	2600	55258

Tabla 29: parámetros que definen el interpolador kriging ordinario más ajustado al modelo. Donde TSUM es la temperatura acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

En los métodos estocásticos tipo kriging, la dificultad del método radica en la elección de un modelo que se ajuste a la curva del semivariograma (Olaya, 2012). Para cada una de las variables de precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos se ha calculado el semivariograma y ajustado a un modelo teórico, minimizando el error del modelo de interpolación. Para el interpolador kriging, el modelo teórico que mejor se ajustó al semivariograma experimental para todas las variables fue el exponencial, siendo la estructura y ajuste del semivariograma variada entre los periodos fenológicos (Figura 68 y Figura 69). Aunque se consiguió ajustar un modelo de semivariograma en todos los casos, fue la temperatura acumulada en el periodo de ciclo completo (P1) y el periodo entre la floración y la madurez los que presentaron un mayor ajuste a la distribución de modelo teórico (epígrafe 2.3.1.2). Tanto para el método kriging como para el cokriging la temperatura acumulada durante el periodo completo (P1) mostró un rango de dependencia espacial mayor que el resto con un rango de búsqueda del semivariograma mayor. Por lo que todos valores de temperatura en este caso, siguen una tendencia gradual clara de dependencia espacial donde los valores cercanos son más similares que los más lejanos.

Figura 68: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la temperatura acumulada en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez)

Figura 69: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la temperatura acumulada en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

El tipo de estructura teórica de semivariograma en el caso del cokriging fue más heterogéneo (Tabla 30), y en todos los casos el tiempo operacional para ajustarlo, minimizando el error fue mucho más elevado que en el caso del kriging. Esto fue debido, aparte de lo ya mencionado por Gallardo (2006) sobre la mayor dificultad de ajuste de un semivariograma cruzado respecto al semivariograma con una variable, a que no fue posible realizar un ajuste óptimo al modelo teórico de los valores muestrales más cercanos en los periodos P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez) (Figura 70). La temperatura acumulada en estos periodos P1 y P2 se ajusta a un modelo exponencial, mientras que en los periodos de duración más corta fue el modelo esférico el que mejor se ajustó al muestral (Figura 71). Aunque en todos los periodos fenológicos se pudo ajustar un modelo de semivariograma a las variables de temperatura acumulada, fue la variable acumulada durante el periodo entre la floración y la madurez (P4) cuyo ajuste al semivariograma fue más efectivo, pudiendo concluir que en este caso las variables poseen una correlación espacial más alta que los otros tres periodos fenológicos.

CoKriging Ordinario		TSUM-P1	TSUM-P2	TSUM-P3	TSUM-P4
Forma de búsqueda de vecindad (común para los dos conjuntos de datos)	<i>Trend type</i>	None	None	None	None
	<i>Transformación</i>	Log	Log	Log	Log
	<i>Neighbors to include</i>	5	5	5	5
	<i>Include at least</i>	2	2	2	2
	<i>Sector type</i>	Full	Full	Full	Full
	<i>Angle</i>	0	0	0	0
	<i>Major semiaxis</i>	450000	480000	559000	350000
Modelo del Semivariograma	<i>Minor semiaxis</i>	450000	480000	559000	350000
	<i>Number of lags</i>	13	12	13	10
	<i>Lag size</i>	45000	40000	43000	35000
	<i>Nugget</i>	0.07;0	0.08;0	0.18;10.3	0.14;6.68
	<i>Measurement error</i>	100;100	100;100	100;100	100;100
	<i>Model type</i>	Exponencial	Exponencial	Esférico	Esférico
	<i>Range</i>	450000	450000	559000	350000
	<i>Anisotropía</i>	No	No	No	No

Tabla 30: parámetros que definen el interpolador cokriging ordinario más ajustado al modelo. Donde TSUM es la temperatura acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

Figura 70: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la temperatura acumulada en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez)

Figura 71: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la temperatura acumulada en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

3.1.2.3.2 *Valores estimados de temperatura, indicadores de la calidad de los modelos: selección del método más eficaz*

En los anexos se presentan las tablas que recogen para cada estación meteorológica el valor observado, predicho y el error relativo obtenido en la interpolación por los 7 métodos seleccionados en cada uno de los cuatro periodos fenológicos en los que la variable temperatura fue calculada. Concretamente, el anexo 11 recoge los valores predichos para la temperatura acumulada en el periodo 1 (ciclo completo), los valores predichos para el periodo 2 (emergencia-madurez) se recogen en el anexo 12 y los valores del periodo de floración P3 y P4 (floración-madurez) se presentan en los anexos 13 y anexo 14 respectivamente.

Al igual que ocurría con la variable de precipitación, todos los modelos de interpolación tienden a sobreestimar los valores observados (Figura 72), donde el valor de la mediana, para todos ellos, es cercana a cero en todos los métodos de interpolación. La técnica determinista thin-plate spline (TPS) vuelve a ser la que más infraestimó los valores observados, siendo la única que posee valores de errores relativos atípicos positivos.

Figura 72: diagrama de cajas de los errores relativos por estación meteorológica según método de interpolación utilizado para obtener superficies de la variable de temperatura

Pero al contrario que ocurría con la variable precipitación, donde la técnica TPS destacaba del resto por ser más que producía errores más elevados, en los resultados de la temperatura acumulada, al comparar la distribución de los errores relativos respecto la media, no se destaca ninguna técnica de entre el resto por generar errores relativos relativamente más altos o más bajos.

Aunque la diferencia de los errores producidos por los interpoladores no es alta, considerando los tres tipos de indicadores que cuantifican la eficacia del modelo (RRMSE, RMSE y R^2), son los métodos deterministas spline regularizado y IDW los que han realizado una mejor predicción del modelo proporcionando valores de RRMSE y RMSE más bajos (Tabla 31 donde la leyenda de colores para cada indicador es: verde oscuro es el método más eficaz, siena es el segundo más eficaz, finalmente, gris es el tercero en eficacia).

Dentro de los métodos deterministas, fue el interpolador spline regularizado (SR), de forma unánime, el método más eficaz para modelar la temperatura acumulada en todos los periodos fenológicos seleccionados. Resultado en línea con lo afirmado por Bosque (1992) sobre que la interpolación spline regularizada, es una técnica idónea para representar un fenómenos de variación suavizada (como la temperatura por ejemplo). Esto entre otros es debido a que ofrece un resultado más continuo, suave y adaptable (Olaya, 2012) que debe controlarse que no genere salidas de rango excesivas, causadas básicamente por datos muy variables en zonas relativamente próximas (Pesquer Mayos, 2006).

En el caso de la interpolación de la temperatura, no existen excesivas salidas de rango ya que la temperatura acumulada en los periodos fenológicos no suele ser especialmente variable en zonas relativamente próximas. Así, fue el método SR el que mejor ha sabido reflejar este comportamiento. Sin embargo, los métodos multicuadrático y TPS, como ocurriera con la precipitación, han sobreestimado valores fuera de rango, generando los RRMSE más altos de todos los interpoladores.

Temperatura	RRMSE				RMSE				R^2_{val}			
	P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4
IDW	25,03	23,83	19,77	20,56	667,49	555,84	54,11	230,21	0,47	0,44	0,57	0,60
IDW Mdt	25,87	24,89	20,62	20,89	720,47	608,49	58,52	240,65	0,43	0,46	0,53	0,57
Reg	25,00	23,81	19,71	20,46	661,96	548,92	53,76	229,01	0,44	0,47	0,58	0,60
Multi	25,28	24,35	20,08	20,92	686,09	570,19	55,91	239,00	0,43	0,46	0,56	0,58
Thin	25,92	24,97	22,61	21,60	827,01	701,66	73,70	263,27	0,37	0,45	0,54	0,55
Ok	25,20	23,99	19,82	20,76	677,82	558,13	54,37	236,78	0,45	0,48	0,55	0,59
CoK	25,40	14,10	19,83	21,64	682,68	560,60	54,39	245,59	0,45	0,46	0,55	0,57

Tabla 31: indicadores de la predicción de bondad del modelo de interpolación de la temperatura en los cuatro periodos fenológicos, P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez). Unidades: RMSE (°C), RRMSE: porcentaje (%) y R^2_{val} es adimensional.

La robustez y estabilidad, que caracterizan a los métodos deterministas IDW que nunca generan valores fuera de rango de los valores originales (Pesquer, 2008), son en el caso de la interpolación de la temperatura un valor añadido del modelo, siendo el segundo método que mejores resultados ha producido. Esto es principalmente debido al gradiente de cambio de la temperatura durante los periodos fenológicos, que no tienen una gran variabilidad de los valores de la temperatura y por ende, los valores extremos respecto la media son relativamente escasos.

La mayor robustez de los métodos spline frente a los IDW está en línea con los resultados de otros estudios como Piazza et al. (2015) o Luo (2008), donde dentro de los métodos univariados deterministas son los interpoladores spline los que producen una mejor eficacia

de los modelos de interpolación de las temperaturas medias (anuales o mensuales). Aunque son mucho más escasos los estudios que confirman lo contrario, existe alguno como Ninyerola (2008) que obtuvo mejores resultados con el IDW que con el método SR en la interpolación de las temperaturas medias anuales en la península ibérica. Este estudio, entre otros, concluía que el método del kriging ordinario (KO) era el más robusto para interpolar la temperatura media anual en la península. Este KO fue en la investigación de esta tesis, el tercer método más eficaz en la interpolación de la temperatura acumulada en todos los periodos fenológicos, aunque los valores de RRMSE y RMSE son relativamente similares a los obtenidos por IDW y SR.

Respecto al método geoestadístico multivariable cokriging ordinario, éste no representó bien la temperatura acumulada en ninguno de los cuatro periodos fenológicos ya que proporcionó valores de los indicadores de eficacia del modelo menores que en los métodos deterministas y el KO. Vicente-Serrano et al. (2003), en su estudio comparativo de técnicas de interpolación de la temperatura y precipitación en el valle del Ebro, obtuvo un similar resultado respecto al método cokriging utilizando la altitud como variable secundaria para la interpolación de la temperatura. Concluyendo, entre otros, que la elevación del terreno en el área de estudio tiene una menor influencia en la interpolación de la temperatura. Este hecho se puede extrapolar a los resultados obtenidos en esta tesis. Así, la altitud como información secundaria en la interpolación de la temperatura en los cuatro periodos estudiados, no proporciona información suficiente como para mejorar el rendimiento del modelo. Por lo que para mejorar dicho rendimiento en futuros estudios, se recomendaría tener en cuenta variables alternativas mencionadas en otros estudios, como la pendiente (Burrough and McDonnell, 1998), costa, latitud, longitud o radiación solar (Vicente-Serrano et al. 2003).

Aunque bien es cierto que los valores de RRMSE son bastante similares entre periodos fenológicos, es el periodo de floración (con un RRMSE de 19,71) el que posee una mayor eficacia en la interpolación de la temperatura acumulada, el segundo correspondió al periodo comprendido entre la floración y la madurez (con un RRMSE de 20,46). Les siguen los periodos más largos, en tercer lugar está el periodo entre la emergencia y la madurez con un RRMSE de 23,81, y por último el periodo menos eficaz con el RRMSE más elevado es el ciclo completo con un indicador de 25. El orden de RRMSE vuelve a estar en línea con los resultados obtenidos en la interpolación de la precipitación (epígrafe 3.1.1.3) y otros estudios (Collins and Bolstad, 1996; Martínez-Cob, 1996; Schläpfer and Schmid, 1999) sobre la relación directa entre el coeficiente de variación (CV) y la eficacia de los métodos. Confirmando que los periodos con mayor variabilidad de las temperaturas acumuladas (CV% más alto, Tabla 24) son los que producen un mayor RRMSE, y por tanto son los menos eficaces. En el caso concreto de la temperatura acumulada en los periodos fenológicos en España, el orden que la los valores de CV de mayor a menor sigue el mismo orden de duración de los periodos fenológicos, siendo el periodo más largo el que tiene un mayor valor de CV y el más corto, el periodo de floración, el que la variabilidad es menor. Este hecho se podría explicar por la suave y gradual variación de la temperatura, la cual necesitaría periodos de tiempo más largos para poder obtener un conjunto de valores más dispares. No se podría extrapolar este resultado en España a países con una orografía compleja. Éste podría ser el caso de Turquía, un país con una orografía extraordinariamente compleja (Bostan, 2010)

donde los grandes desniveles de altitud en áreas próximas hacen que la variación de la temperatura en zonas vecinas sea mucho más abrupta y por tanto el rango de valores de temperatura en periodos relativamente cortos podría ser muy dispar. En los Bálticos, sin embargo, no sería un problema, debido a poseen un relieve más homogéneo. Al comparar la distribución de los errores relativos (calculados a nivel de estación) agrupados por periodos fenológicos (Figura 73) no se ha obtenido información adicional respecto a comportamiento de los interpoladores en base a la fenología. En líneas generales, no se encontraron tendencias diferentes en ningún de los periodos fenológicos, los errores relativos y su distribución respecto la mediana, son similares en todos los periodos fenológicos.

Por las mismas razones que las comentadas en la precipitación (epígrafe 3.1.1.3.2) se utilizará el RRMSE como el criterio para seleccionar el método más óptimo, que será el que posea un menor RRMSE en comparación con el resto (Tabla 31). Así, se confirma una superioridad de los métodos deterministas frente a los geoestadísticos para interpolar la temperatura. Este hecho está en línea con las conclusiones de otros estudios (Chai et al., 2011; Price, 2000). La secuencia final de la temperatura acumulada en los cuatro periodos fenológicos estudiados esta formada por las superficies creadas por el interpolador *spline regularizado* (SR). Al contrario que en la precipitación, la altitud no produce en el área de estudio tiene una menor influencia en la interpolación de la temperatura, produciendo modelos de cokriging con menor eficacia. Sin embargo, al igual que ocurriera con la precipitación (epígrafe 3.1.1.3), se han observado ciertas particularidades de comportamiento en aquellos periodos fenológicos donde el conjunto de datos tenían una mayor variabilidad (calculados en términos del CV%), relativamente diferenciada al resto. Pero en este caso, únicamente relacionado con el rendimiento del modelo, en el sentido de que los periodos fenológicos con una mayor variabilidad obtuvieron una menor eficacia en los modelos.

3.1.2.3.3 Superficies interpoladas por los distintos métodos

Los mapas generados de las superficies de temperatura predichas por los siete métodos de interpolación para los valores acumulados en los periodos fenológicos se presentan en la Figura 74 (P1; ciclo completo), Figura 75 (P2; emergencia-madurez), Figura 76 (P3; floración) y la Figura 77 (P4; floración-madurez). En líneas generales todas las superficies de temperatura interpolada tienen un gradiente de distribución más gradual que en la precipitación (de la Figura 53 a la Figura 56) y según el periodo fenológico se observan patrones de distribución distintos. Las superficies de spline con técnicas multicuadrática y TPS reproducen superficies más complejas, con agrupamientos (o clúster), que proporcionan una superficie irregular con valores en algunos casos fuera de rango de la media. El IDW produce superficies más realistas que IDW ponderado por la altitud, ya que este último tiende a producir en los cuatro periodos fenológicos un patrón denominado “ojo de buey” (Villatoro, 2008) alrededor de los puntos muestreados, debido al peso que se da a la variación particular del dato en un punto de muestreo sobre los que están alrededor (Gotway, 1996; Kravchenko, 1999). Al igual que en otros estudios se observa que la técnica de cokriging reproduce un mayor detalle en las zonas montañosas, pudiendo ser debido a la mayor correlación entre la temperatura y altitud en este tipo de áreas (Chai, 2011; Luo, 2008).

Figura 73: diagrama de cajas de los errores relativos obtenidos al interpolar la variable temperatura según periodo fenológico interpolador utilizado para obtener superficies de la variable de temperatura

Figura 74: superficies de la temperatura acumulada en el periodo fenológico 1 (ciclo completo) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

Figura 75: superficies de la temperatura acumulada en el periodo fenológico 2 (emergencia-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

Figura 76: superficies de la temperatura acumulada en el periodo de floración obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

Figura 77: superficies de la temperatura acumulada en el periodo 4 (floración-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

3.1.2.4 Secuencia final de superficies para España y Bálticos.

La secuencia final de la temperatura acumulada en los cuatro periodos fenológicos estudiados está formada por las superficies creadas por el interpolador que se consideró más óptimo (en términos de RRMSE), que en el caso de la temperatura fue para todos los periodos *spline regularizado* (SR).

En líneas generales, la superficie de temperatura interpolada para cada uno de los cuatro periodos fenológicos (Figura 79) tienen un gradiente de distribución más gradual que en la precipitación (Figura 58), aunque según el periodo fenológico se observan patrones de distribución distintos. En el periodo comprendido entre la emergencia y madurez, existe una distribución muy homogénea en toda la península, mientras que el periodo de ciclo completo posee una superficie un poco más compleja e irregular, donde las temperaturas más frías (menos temperatura total acumulada) son áreas en el Pirineo, Asturias, Guadalajara y centro de Catilla la Mancha. Durante la floración, al igual que ocurría en la precipitación, existe un claro gradiente norte-sur noroeste-sureste, con unas temperaturas más bajas en el norte debido a la influencia del atlántico que en el resto de la península. Las mayores temperaturas acumuladas ($>350^{\circ}\text{C}$) se presentan en la zona de levante donde la altitud es menor. Como el periodo de floración se considera 20 días, constante en toda la península alrededor de la fecha de floración, el patrón en el P3 es muy similar al de la temperatura diaria media, considerando una serie temporal entre 1975 y 2014 (MARS viewer database¹, epígrafe 2.2.1) (Figura 78), definido por el marcado gradiente norte-sur mencionado.

Figura 78: temperatura diaria media anual de la serie temporal 1975-2014 en España. Fuente: Base de datos MARS (JRC).

¹ <https://ec.europa.eu/jrc/en/scientific-tool/agri4cast-resources-portal>

Figura 79: secuencia final de la temperatura acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en España

Figura 80: secuencia final de la temperatura acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en España

Sin embargo, la temperatura acumulada entre las fechas fenológicas de floración y madurez (P4) en Castilla-León destaca por tener valores por encima de la media, mientras que al considerar valores medios anuales las temperaturas en Catilla-León son más bajas que la media. Como ya se comentó con la precipitación, este hecho confirma la adaptación de los requerimientos de dicho cultivo y la realidad de las condiciones climatológicas en el mismo. Aunque bien es cierto, que la elevada temperatura acumulada entre el periodo clave en el desarrollo del cultivo, (floración) y la madurez (periodos 4) en Castilla-León respecto al resto de regiones, se debe a una mayor duración del ciclo (Figura 80). Dicha duración conlleva indirectamente un requerimiento de cultivo en este determinado área para compensar las menores temperaturas respecto al resto, y por tanto, necesitan ciclos más largos para conseguir el mismo número de días efectivos de crecimiento.

En los países Bálticos, la distribución de la temperatura diaria media anual (considerando una serie temporal entre 1975 y 2014 (MARS viewer database)) sigue un claro gradiente norte-sur, siendo las temperaturas más altas en el sur y disminuyendo a medida que se acercan a Estonia que está al norte (Figura 81). Este patrón no se repite en el caso de la temperatura acumulada en los periodos fenológicos, el cual está más directamente relacionado a la duración de los mismos (Figura 80). Como reflejo de la adaptación del cultivo a uno de los principales limitantes que tiene la agricultura norteamericana, que es el número sorprendentemente bajo de días de crecimiento efectivos (Trnka et al., 2011), destaca el patrón de mayor temperatura acumulada en provincias donde se localiza la mayor parte de la superficie agrícola (Figura 35) durante el periodo clave en el desarrollo vegetativo, entre la floración y madurez (P4) y que no coinciden con el mismo patrón de valores medios (Figura 81)..

Figura 81: temperatura media anual de la serie temporal 1975-2014 en los países Bálticos. Fuente: Base de datos MARS (JRC).

Figura 82: secuencia final de la temperatura acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en los Bálticos

3.1.3 Radiación

3.1.3.1 Series temporales de la radiación acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en España y los Bálticos

Analizando la distribución de las series temporales se distingue un patrón común entre España y los Bálticos. Éste radica en que la radiación acumulada tiene una distribución interanual más homogénea durante los periodos largos P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez), las gráficas de distribución corresponden a la Figura 83 en España y a la Figura 85 en los Bálticos.

Por otro lado, los periodos relacionados con la floración (P3) y el periodo que abarca la floración y madurez (P4), también denominados estos como periodos cortos, tienen una mayor variabilidad interanual, corresponden a las Figura 84 (España) y Figura 86 (los Bálticos). En los Bálticos, la mayor homogeneidad interanual durante los periodos largos P1 y P2 contrasta con la variación interanual de la radiación durante la floración, donde la variabilidad es muy heterogénea e irregular.

3.1.3.2 Análisis exploratorio de la variable radiación

En España la distribución de valores de la radiación es relativamente escalonada y proporcionalmente (normalmente) repartida alrededor de la mediana en los periodos de ciclo completo y el que abarca la emergencia y la madurez (Figura 87). En los periodos más cortos, la floración y entre la floración y madurez, la distribución está menos homogéneamente distribuida. Se podría decir que la radiación tiene un comportamiento de distribución intermedia entre la precipitación (irregular no siguiendo distribución normal en ningún periodo) y la temperatura (homogénea y normalmente distribuida en todos los periodos fenológicos) en España.

En los Bálticos por el contrario, los patrones de distribución de la radiación acumulada son distintos entre los cuatro periodos fenológicos (Figura 88). En los periodos más largos, P1 y P2, (ciclo completo) y (emergencia-madurez), respectivamente, existe una distribución absolutamente irregular no asimilable a ningún patrón de distribución concreto.

La distribución en la floración es sesgada negativa donde los valores de radiación mayores a la media son más frecuentes, lo que podría dar una pista de la importancia de acumular valores de radiación altos durante el periodo de reproducción del trigo en los países Bálticos. Por su parte, en el periodo que abarca desde la floración a la madurez, son ligeramente más frecuentes los valores de radiación acumulada menores a la media (sesgo de distribución positiva).

Figura 83: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la radiación acumulada durante el periodo 1 (P1, ciclo completo) y periodo 2 (P2, emergencia-madurez) seleccionados en España.

Figura 84: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la radiación acumulada durante el periodo 3 (P3, floración) y periodo 4 (P4, floración-madurez) seleccionados en España.

Figura 85: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la radiación acumulada durante el periodo 1 (P1, ciclo completo) y periodo 2 (P2, emergencia-madurez) seleccionados en los Bálticos.

Figura 86: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la radiación acumulada durante el periodo 3 (P3, floración) y periodo 4 (P4, floración-madurez) seleccionados en los Bálticos.

Figura 87: Histogramas de la radiación acumulada media (KJm⁻²) en los cuatro periodos fenológicos en España. De izquierda a derecha, arriba abajo dichos periodos son: P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez]. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]

Los estadísticos para España y los Bálticos se muestran en las tablas Tabla 32 y Tabla 33, respectivamente. En este caso también se compararon los valores acumulados en los periodos fenológicos entre los dos países. Como dato interesante, a pesar de tener una climatología totalmente distinta la mediterránea y norteamericana, la diferencia de la radiación acumulada media durante la floración es únicamente del 3% (menor en los Bálticos). Esta diferencia es mayor, del 20% (menor en los Bálticos), en los periodos largos P1 y P2 y mucho mayor (70% más alta en España) para el periodo que comprende floración y madurez.

Figura 88: Histogramas de la radiación acumulada media (mm) en los cuatro periodos fenológicos en los Bálticos. De izquierda a derecha, arriba abajo dichos periodos son: P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]

Estadísticos: Radiación acumulada (KJm ⁻²) España		P1	P1 Ee	P2	P2 Ee	P3	P3 Ee	P4	P4 Ee
Media		3279159	50654	3025366	43715	406939	4314	1458592	24085
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	3179349		2939225		398439		1411137	
	Límite superior	3378969		3111508		415440		1506047	
Media recortada al 5%		3295104		3028624		409709		1448773	
Mediana		3206802		2959169		414471		1395734	
Varianza (MJm-2)		58758066		43379890		429976		13399766	
Desviación estándar		766538		658634		65573		366057	
CV (%)		23		22		16		19	
Mínimo		1105557		1131451		140008		584158	
Máximo		4996715		4581815		545809		2416260	
Rango		3891158		3450365		405800		1832102	
Rango intercuartil		939566		858891		87403		431245	
Asimetría		-0,14	0,16	0,06	0,16	-0,69	0,16	0,63	0,16
Curtosis		0,06	0,32	-0,17	0,32	0,82	0,32	0,00	0,32

Tabla 32: Estadísticos de la radiación acumulada media (KJm⁻²) en los cuatro periodos fenológicos seleccionados. Donde Ee: error estándar. P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]

Los coeficientes de variación (CV%) son relativamente bajos (por debajo del 25%) tanto en España (Tabla 32) como en los países Bálticos (Tabla 33). Dentro de los cuatro periodos fenológicos, es la floración el periodo con una distribución de valores más homogénea alrededor de la media (Figura 88).

Estadísticos: Radiación acumulada (KJm ⁻²) Bálticos		P1	P1 Ee	P2	P2 Ee	P3	P3 Ee	P4	P4 Ee
Media		2542861	54039	2414275	59273	391368	3381	725583	9205
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	2434729		2295669		384602		707163	
	Límite superior	2650993		2532881		398134		744003	
Media recortada al 5%		2533146		2423046		391777		726519	
Mediana		2462062		2638958		393065		740604	
Varianza (MJm ⁻²)		17521370		21080089		68606		508437	
Desviación estándar		418585		459130		26192		71304	
CV (%)		19		16,5		6,7		9,8	
Mínimo		1956777		1646981		314378		529425	
Máximo		3500937		3062863		446927		861717	
Rango		1544159		1415881		132548		332292	
Rango intercuartil		780454		885318		29411		116817	
Asimetría		0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Curtosis		-1,0	0,0	-1,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

Tabla 33: Estadísticos de la radiación acumulada media (KJm⁻²) en los Bálticos durante los cuatro periodos fenológicos seleccionados. Donde Ee: error estándar. P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]

Si se compara la variación anual de la distribución de la radiación entre ambos países (Figura 89), es España el país con la distribución más irregular respecto la mediana, con valores atípicos mínimos en todos los periodos fenológicos menos en el periodo 4 (que abarca floración y madurez) donde los valores atípicos son máximos. En los Bálticos, únicamente la floración es el periodo donde existen valores atípicos, pero en este caso por debajo de la mediana.

De acuerdo al test de normalidad, en España la radiación acumulada sigue una distribución normal en el periodo de floración P3 y el ciclo completo (P1) del trigo. En los Bálticos por su parte la distribución normal de la radiación se cumple en los periodos asociados a la floración P3 (floración) y P4 (floración-madurez).

Figura 89: Boxplots (mediana, cajas para percentiles para el 25% (Q1) y 75% (Q3), máximo, mínimo y outliers) de la radiación acumulada media en los cuatro periodos fenológicos en España y los Bálticos.

Radiación acumulada media	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
P1- España	,065	229	,020	,983	229	,009
P2- España	,076	227	,003	,987	227	,034
P3- España	,067	231	,013	,973	231	,000
P4- España	,120	231	,000	,950	231	,000
P4- Bálticos	,175	60	,000	,915	60	,000
P4- Bálticos	,216	60	,000	,847	60	,000
P4- Bálticos	,084	60	,200*	,979	60	,383
P4- Bálticos	,099	60	,200*	,967	60	,108

a. Corrección de significación de Lilliefors

*. Nivel de significancia por encima del límite

Tabla 34: Estadísticos del test de normalidad para la radiación acumulada media en España y Bálticos. Cuando la muestra gl > 50 valores el test de referencia es Kolmogorov-Smirnov. Donde P1[Ciclo completo], P2[Emergencia-Madurez], P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]

3.1.3.3 Interpolaciones: parámetros, valores estimados, calidad de los modelos y mapas obtenidos

Los resultados de los distintos métodos de interpolación para la variable de radiación acumulada, se presentan en tres bloques:

- A) *Parámetros que han definido los interpoladores más ajustados al modelo*
- B) *Valores estimados de radiación, la calidad de los modelos: selección del método más eficaz*
- C) *Superficies interpoladas por los distintos métodos*

3.1.3.3.1 Parámetros que definen los interpoladores

Los parámetros que definen los interpoladores deterministas del inverso de la distancia al cuadrado (IDW) e IDW ponderado vienen recogidas en la Tabla 35. Los parámetros que definen el interpolador IDW son muy similares en los cuatro periodos fenológicos. La tendencia de la vecindad en el interpolador IDW ponderado por la altitud es similar a la de IDW. Ambos métodos utilizan un número de valores muestrales entre 7 y 10. La similitud de los parámetros que definen el interpolador IDW y el mismo ponderado por la altitud puede indicar, al igual que en la temperatura, una menor influencia de la elevación del terreno en la interpolación de la radiación ya que la inclusión del modelo digital del terreno como variable explicativa, no varía especialmente los valores que definen los modelos de interpolación IDW ponderado. En ningún caso, los interpoladores deterministas IDW consideran influencias direccionales en los pesos de los datos, asumiendo los puntos igualmente ponderados en todas las direcciones (eje mayor y menor con la misma longitud).

Interpoladores deterministas: IDW y IDW ponderado por Mdt		IDW				IDW (Mdt)			
		RAD-P1	RAD-P2	RAD-P3	RAD-P4	RAD-P1	RAD-P2	RAD-P3	RAD-P4
Forma de búsqueda de vecindad	<i>p,Power</i>	1	1	1	1	1	1	1	1,19
	<i>Neighbors to include</i>	7	7	7	6	6	7	4	8
	<i>Include at least</i>	2	2	3	3	2	3	2	3
	<i>Sector type</i>	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full
	<i>Angle</i>	0	0	0	0	0	0	0	0
	<i>Major semiaxis</i>	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000
	<i>Minor semiaxis</i>	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000

Tabla 35: parámetros que definen los interpoladores IDW e IDW ponderado por el Mdt, más ajustado al modelo. Donde RAD es la radiación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

Respecto las funciones radiales, los parámetros que definen cada interpolador son iguales para los cuatro periodos fenológicos (Tabla 36). En el caso de la interpolación spline regularizada (SR), el parámetro kernel que optimiza la función de predicción es el mismo en los cuatro periodos, siendo el criterio de búsqueda de vecindad en lo único que difieren los modelos. En la multicuadrática y thin-plate spline (TPS) el número de vecindad para ponderar valores es heterogéneo como en la SR, e igualmente, dentro de cada interpolador los parámetros son bastante similares para cada uno de los periodos fenológicos. Al igual que en IDW y IDW ponderado, no existen tendencias direccionales para ponderar los valores.

Funciones en base radial (FBR)		FBR, Kernel function: Spline regularizada				FBR, Kernel function: Multicuadrática				FBR, Kernel function: Thin-plate Spline			
		RAD	RAD	RAD	RAD	RAD	RAD	RAD	RAD	RAD	RAD	RAD	RAD
		P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4
<i>Parameter</i>		0.0014	0.0014	0.0014	0.0014	0	0	0	0	1.00E+20	1.00E+20	1.00E+20	1.00E+20
Forma de búsqueda de vecindad	<i>Neighbors to include</i>	5	9	10	6	8	7	10	10	10	9	9	9
	<i>Include at least</i>	2	3	3	4	4	3	3	4	2	3	3	4
	<i>Sector type</i>	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full
	<i>Angle</i>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	<i>Major semiaxis</i>	300000	300000	300000	300000	3000000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000
	<i>Minor semiaxis</i>	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000

Tabla 36: parámetros que definen los tres interpoladores (spline regularizada, multicuadrática y thin-plate Spline) de función radial más ajustados al modelo. Donde RAD es la radiación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

Los estadísticos que definen los modelos estocásticos (kriging y cokriging) que mejor se han ajustado a la distribución de la precipitación en cada periodo fenológico se recogen en la Tabla 37 (kriging) y Tabla 38 (cokriging). Al igual que ocurría con la temperatura, no fue necesario realizar ninguna transformación a los valores antes de interpolar. Los modelos geoestadísticos que mejor se ajustaron al modelo fueron aquellos que no consideraron influencias direccionales en los pesos de los datos. La radiación acumulada en todos los periodos fenológicos varía en el espacio de forma común en todas las direcciones, no existe anisotropía espacial en los datos.

Kriging Ordinario		RAD-P1	RAD-P2	RAD-P3	RAD-P4
Forma de búsqueda de vecindad	<i>Trend type</i>	None	None	None	None
	<i>Transformación</i>	No	No	No	No
	<i>Neighbors to include</i>	7	6	7	7
	<i>Include at least</i>	2	2	2	2
	<i>Sector type</i>	Full	Full	Full	Full
	<i>Angle</i>	0	0	0	0
	<i>Major semiaxis</i>	223325	305872	304837	253646
	<i>Minor semiaxis</i>	223325	305872	304837	253646
Modelo del Semivariograma	<i>Number of lags</i>	12	10	10	12
	<i>Lag size</i>	45000	40000	40000	30938
	<i>Nugget</i>	3E+11	1,4E+11	2,5E+11	2,5E+10
	<i>Measurement error</i>	100	100	100	100
	<i>Model type</i>	Esférico	Esférico	Esférico	Esférico
	<i>Range</i>	223325	305872	304837	253646
	<i>Anisotropía</i>	NO	NO	NO	NO
	<i>Partial sill</i>	3,39E+11	3,6E+11	2E+9	1,19E+11

Tabla 37: parámetros que definen el interpolador kriging ordinario más ajustado al modelo. Donde RAD es la radiación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

Model : $3e11 \cdot \text{Nugget} + 3.39e11 \cdot \text{Spherical}(223330)$

Model : $2.5296e9 \cdot \text{Nugget} + 2.0905e9 \cdot \text{Spherical}(304840)$

Figura 90: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la radiación acumulada en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez)

Para cada una de las variables de radiación acumulada en los cuatro periodos fenológicos se ha calculado el semivariograma y ajustado a un modelo teórico minimizando el error del modelo de interpolación. En el caso del interpolador kriging el modelo teórico esférico es el que mejor se ajustó al modelo experimental, siendo la estructura del semivariograma muy

similar para todos los periodos fenológicos (Figura 90 y Figura 91). Las variables acumuladas en todos los periodos fenológicos se ajustaron bien al modelo teórico. Pero la radiación acumulada en el periodo comprendido entre la floración y la madurez fue la que presentó un mayor ajuste a la distribución de modelo teórico (epígrafe 2.3.1.2), mostrando un rango de dependencia espacial mayor que en el resto con un rango de búsqueda del semivariograma mayor.

Model : 2.5311e9*Nugget+2.0413e9*Spherical(294820) Model:2.9502e10*Nugget+1.1772e11*Spherical(279610)

Figura 91: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la radiación acumulada en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

CoKriging Ordinario		RAD-P1	RAD-P2	RAD-P3	RAD-P4
	<i>Trend type</i>	None	None	None	None
	<i>Transformación</i>	No	No	No	No
Forma de búsqueda de vecindad (común para los dos conjuntos de datos)	<i>Neighbors to include</i>	7	7	5	7
	<i>Include at least</i>	2	2	2	2
	<i>Sector type</i>	Full	Full	Full	Full
	<i>Angle</i>	0	0	0	0
	<i>Major semiaxis</i>	195157	266117	292935	374071
	<i>Minor semiaxis</i>	195157	266117	292935	374071
Modelo del Semivariograma	<i>Number of lags</i>	11	12	11	11
	<i>Lag size</i>	45000	40000	45000	30000
	<i>Nugget</i>	3E+11;0	1,7E+11;0	2E+9;817	1,6E+10;0
	<i>Measurement error</i>	100;100	100;100	100;100	100;100
	<i>Model type</i>	Esférico	Esférico	Esférico	Exponencial
	<i>Range</i>	195157	266117	292935	374071
	<i>Anisotropía</i>	No	No	No	No

Tabla 38: parámetros que definen el interpolador cokriging ordinario más ajustado al modelo. Donde RAD es la radiación acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

El tipo de estructura teórica de semivariograma en el caso del cokriging fue un poco más heterogéneo (Tabla 38), y en todos los casos el tiempo operacional para ajustar el semivariograma minimizando el error fue mucho más elevado que en el caso del kriging ya que en el cokriging se construye un semivariograma en donde la varianza representada no es entre puntos de la misma variable sino de una variable con respecto a otra (Gallardo et al., 2006). A excepción del periodo 4 (Floración-madurez), la radiación acumulada en todos los

periodos fenológicos se ajusta a un modelo esférico (Figura 92, Figura 93). En todos los periodos fenológicos se pudo ajustar efectivamente un modelo de semivariograma a las variables de radiación confirmando que las variables observadas poseen una alta correlación espacial (Bosque, 1992).

Figura 92: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la radiación acumulada en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez)

Figura 93: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la radiación acumulada en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

3.1.3.3.2 Valores estimados de radiación, indicadores de la calidad de los modelos: selección del método más eficaz

En los anexos se presentan las tablas que recogen para cada estación meteorológica el valor observado, predicho y el error relativo obtenido en la interpolación por los 7 métodos seleccionados en cada uno de los cuatro periodos fenológicos en los que la variable radiación fue calculada, concretamente, el anexo 15 recoge los valores predichos para la radiación acumulada en el periodo 1 (P1, ciclo completo), los valores predichos para el periodo 2 (P2, emergencia-madurez) se recogen en el anexo 16 y los valores del periodo de floración P3 y P4 (floración-madurez) se presentan en los anexos 17 y anexo 18 respectivamente.

Un análisis visual de la distribución de los errores relativos obtenidos en cada estación meteorológica según método de interpolación utilizado (Figura 94) permitió obtener los

primeros resultados del comportamiento de los modelos. En líneas generales y de acorde a la fórmula de errores relativos (Ec.36, epígrafe 2.4.2.3) todos los modelos de interpolación tienden a sobreestimar los valores observados (Figura 53) y como ocurriera con la precipitación y temperatura, la técnica determinista thin-plate spline (TPS) destaca por predecir valores atípicos positivos. En el caso de la radiación, tanto la técnica geoestadística cokriging ordinario (COK) como TPS tienden a infra estimar los valores de radiación en determinados casos. En el caso de TPS esto es debido a que en algunos casos el método de interpolación genera salidas de rango excesivas, causadas habitualmente por datos muy distintos en relación a su proximidad (Pesque et al., 2008). En la técnica COK, la obtención de mayores errores relativos se puede deber a que en el caso de la interpolación de la radiación, la altitud no proporciona información suficiente como para obtener óptimos resultados del modelo en los cuatro periodos fenológicos en España.

En el caso de la interpolación de la radiación, los resultados son más heterogéneos que con la precipitación y temperatura respecto a la eficacia de los métodos. Los valores de los tres tipos de indicadores que cuantifican la eficacia del modelo (RRMSE, RMSE y R^2) tienen un valor muy similar para los métodos kriging ordinario (KO), spline regularizado (SR) y el inverso de la distancia al cuadrado (IDW) (Tabla 39 donde la leyenda de colores para cada indicador es: verde es el método más eficaz, siena es el segundo más eficaz, finalmente, el gris es el tercero en eficacia).

Aunque la diferencia de la eficacia de estos tres interpoladores es pequeña, el método kriging (con un menor valor de RRMSE) fue el interpolador más eficaz en la predicción de la superficie de la radiación en los periodos largos, P1, P2 y en el periodo de floración. Esta mejor predicción del método KO está en línea con lo afirmado por Ruiz-Arias et al. (2011) sobre que todos los métodos kriging muestran buenas habilidades en la predicción de la regionalización espacial de los promedios mensuales de la radiación solar diaria. Otros estudios también utilizan el kriging ordinario para interpolar valores de radiación como (Yazar et al., 2014; Bojanowski et al., 2013). Por otro lado, el interpolador SR fue el método más eficaz para el periodo comprendido entre la floración y la madurez (P4).

Como ocurriera con la temperatura, al comparar los métodos deterministas, fue el interpolador spline regularizado (SR), de forma unánime, el método más eficaz para modelar la temperatura acumulada en todos los periodos fenológicos seleccionados. En el caso de la radiación, también es una variable con un gradiente de variación suave, donde no existen excesivas salidas de rango ya que la radiación acumulada en los periodos fenológicos no suele ser especialmente variable en zonas relativamente próximas. Así, dentro de los métodos deterministas, el método SR fue el que mejor ha sabido reflejar este comportamiento, siendo el modelo más eficaz para representar la distribución de la radiación acumulada entre la floración y madurez. Sin embargo, los métodos multicuadrático y TPS, como ocurriera con la precipitación y temperatura, han sobreestimado los valores fuera de rango, generando valores altos de RRMSE, dichos métodos no son óptimos para interpolar la variable de radiación acumulada en los periodos definidos.

Figura 94: diagrama de cajas de los errores relativos por estación meteorológica agrupados por los métodos de interpolación utilizados para obtener superficies de la variable de radiación

Radiación	RRMSE				RMSE				R ² _{val}			
	P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4
IDW	20,02	17,45	14,39	15,77	664	529,8	58,86	228,52	0,36	0,5	0,35	0,65
IDW Mdt	20,12	17,68	14,80	16,16	668	543,95	62,37	235,68	0,35	0,45	0,34	0,62
Reg	19,98	17,43	14,36	15,67	658	527,94	59,56	228	0,38	0,49	0,36	0,67
Multi	20,45	18,05	14,74	16,20	694	563,35	62,92	238	0,27	0,37	0,27	0,59
Thin	21,12	18,87	15,65	16,95	790	653,23	74,57	257,09	0,23	0,31	0,22	0,55
Ok	19,91	17,37	14,25	15,70	656	524,67	58,57	229,62	0,41	0,51	0,4	0,65
CoK	19,98	17,43	14,61	16,89	659	531,85	60,99	253,29	0,37	0,49	0,35	0,54

Tabla 39: indicadores de la predicción de bondad del modelo de interpolación de la radiación en los cuatro periodos fenológicos, P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez). Unidades: RMSE (MJm⁻²), RRMSE: porcentaje (%) y R²_{val} es adimensional.

Aunque la eficacia del método SR y spline es bastante similar, la mayor eficacia del SR frente al IDW seguramente se deba a la naturaleza del cálculo de ambos. Mientras que los métodos spline son capaces de predecir valores fuera del rango de datos muestrales (Olaya, 2012), los IDW nunca podrán generar valores fuera del rango de éstos. Esta característica supuso restar eficiencia a la hora de modelar el comportamiento de distribución de la radiación frente al

método SR, pero como la variabilidad de la radiación acumulada en los periodos fenológicos (con valores de CV entre 16% y 25%) no es alta, el interpolador IDW es capaz de predecir superficies de distribución relativamente óptimas, siendo el tercer interpolador que mejores resultados ha producido. El método IDW ponderado por la altitud no representó bien la radiación acumulada en ninguno de los cuatro periodos fenológicos ya que proporcionó valores de los indicadores de eficacia del modelo menores que en los métodos deterministas y el KO.

Un caso particular es el del interpolador geoestadístico multivariable cokriging, el cual produce un resultado óptimo de predicción de la radiación en los periodos fenológicos más largos (periodo 1 de ciclo completo y periodo 2 que abarca desde la emergencia a la madurez) pero no en los cortos (periodo de floración (P3) y el periodo 4 que abarca la floración y madurez). Según los estudios de Vicente-Serrano et al. (2006) la correlación entre la topografía (zonas no costeras) y la evapotranspiración es menor durante la primavera y mayor en invierno. Como la radiación es una de las variables utilizadas para el cálculo de la evapotranspiración, es por tanto proporcional a la evapotranspiración y se puede extrapolar la correlación con la altitud afirmada por Vicente-Serrano et al. (2006). Así la radiación está más correlacionada con la altitud durante el invierno, y por tanto, se puede considerar que el interpolador que incluye esta variable secundaria es más eficaz en el periodo fenológico que incluye todo el invierno (Periodo 1 y periodo 2). En el caso de los periodos cortos, la altitud no es una variable secundaria lo suficiente explicativa para describir la distribución de la radiación acumulada durante la floración y entre la floración y madurez, por lo que sería necesario buscar otras variables. Según esto, Park et al. (2015) afirmó en su investigación sobre un nuevo método para estimar la distribución de la radiación solar en Corea del Sur, que la variación espacial de dicha radiación se debe principalmente a factores topográficos y atmosféricos. Pero en vez de la altitud, son la pendiente y la orientación, las variables topográficas secundarias propuestas y utilizadas por Park et al. (2015) para obtener superficies de distribución de radiación óptimas en Corea del Sur, país con un 50% de terreno topográfico complejo. Y esta opción se recomendaría en futuros estudios, siempre que se pueda contar con datos de pendiente y sobre todo orientación (que son más difíciles de encontrar a este nivel de detalle), información no disponible para esta tesis.

El resultado de la superioridad de los métodos geoestadísticos frente a los deterministas para interpolar la radiación acumulada durante casi todos los periodos fenológicos está en línea con las conclusiones de otros estudios (Park et al., 2013; Attorre et al., 2007) basados éstos en valores de radiación medios mensuales y anuales. Park et al. (2013), comparó igualmente, la eficacia de los métodos deterministas RS e IDW (entre otros) obteniendo el mismo resultado que en esta tesis, sobre la mayor eficacia de los métodos SR frente a los IDW al interpolar valores de radiación solar acumulada en los cuatro periodos fenológicos seleccionados.

Se utilizará el RRMSE como el criterio para seleccionar el método más óptimo, que será el que posea un menor RRMSE en comparación con el resto (Tabla 31). Analizando la eficacia de los métodos de interpolación según el periodo fenológico (Tabla 39). El periodo de floración (con un RRMSE de 14,25) es el que posee una mayor eficacia en la interpolación

de la radiación acumulada, el segundo correspondió al periodo comprendido entre la floración y la madurez (con un RRMSE de 15,70). Les siguen los periodos más largos, en tercer lugar está el periodo entre la emergencia y la madurez con un RRMSE de 17,37 y por último el periodo menos eficaz con el RRMSE más elevado es el ciclo completo con un indicador de 19,91. Similar tendencia en eficacia se observa en la gráfica de distribución de los errores relativos (calculados a nivel de estación) por periodos fenológicos (Figura 95). El orden de RRMSE corrobora los resultados obtenidos en la interpolación de la precipitación (epígrafe 3.1.1.3.2), la temperatura (epígrafe 3.1.2.3.2) y otros estudios (Collins y Bolstad, 1996; Martínez-Cob, 1996; Schlöpfer y Schmid, 1999) en cuanto a la relación directa entre el coeficiente de variación (CV) y la eficacia de los métodos. Confirmando que los periodos con mayor variabilidad de la radiación acumulada (CV más alto, Tabla 32) son los que producen un mayor RRMSE, y por tanto son los menos eficaces, y en el caso de la radiación existe una correlación entre la mayor variabilidad de los datos y la mayor duración del periodo fenológicos.

En base a la información obtenida, se seleccionó como interpolador óptimo para cada variable interpolada aquel que menor RRMSE se obtuvo. De este modo, para los periodos denominados largos, P1 (ciclo completo), P2 (entre la emergencia y la madurez) y el periodo de floración (P3), el método de interpolación seleccionado para describir la superficie del factor climático de la radiación acumulada en dichos periodos fue la técnica geoestadística kriging ordinario (KO). El periodo entre la floración y la madurez (P4) se interpoló con el método spline regularizado (SR), aunque la diferencia con la eficacia del kriging ordinario utilizado en el resto de periodos, es mínima. La secuencia final de la precipitación acumulada en los cuatro periodos fenológicos estudiados está formada por las superficies creadas por los interpoladores seleccionados como los más óptimos.

3.1.3.3.3 Superficies interpoladas por los distintos métodos

Los mapas generados de las superficies de radiación predichas por los siete métodos de interpolación para los valores acumulados en los periodos fenológicos se presentan en la Figura 96 (P1; ciclo completo), Figura 97 (P2; emergencia-madurez), Figura 98 (P3; floración) y la Figura 99 (P4; floración-madurez). Las superficies de spline con técnicas multicuadrática y TPS reproducen superficies más complejas, como ya ocurriera con la interpolación de la temperatura y precipitación. Ya que generan agrupamientos (o clúster), que proporcionan una superficie irregular con valores en algunos casos fuera de rango de la media. Los tres interpoladores que han resultado ser los más eficaces, kriging ordinario, spline regularizado e IDW, reproducen superficies de distribución de la radiación relativamente similares. El patrón de distribución de estas técnicas es similar al producido igualmente por el IDW ponderado por la altitud y el multivariable cokriging, donde se observa un mayor detalle en las zonas montañosas debido a la influencia de la altitud, pero dicho detalle no se mantiene en el resto de la superficie de la península. En líneas generales todas las superficies de radiación interpolada tienen un gradiente de distribución más gradual que en la precipitación (de la Figura 53 a la Figura 56) y se observan patrones de distribución de la radiación distintos según el periodo fenológico.

Figura 95: diagrama de cajas de los errores relativos obtenidos al interpolar la variable radiación

Figura 96: superficies de la radiación acumulada en el periodo fenológico 1 (ciclo completo) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

Figura 97: superficies de la radiación acumulada en el periodo fenológico 2 (emergencia-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

Figura 98: superficies de la radiación acumulada en el periodo de floración obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

Figura 99: superficies de la radiación acumulada en el periodo 4 (floración-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

3.1.3.4 Secuencia final de superficies para España y Bálticos.

La secuencia final de la temperatura radiación viene dada por las superficies interpoladas por los métodos seleccionados como óptimos, que en el caso de la radiación fue el kriging ordinario para todos los periodos fenológicos, menos el periodo que abarca la floración-madurez donde fue el *spline regularizado* (SR). La secuencia obtenida de la radiación acumulada en los periodos fenológicos calculados, es diferente y más homogénea que la obtenida como radiación acumulada anual media de la serie temporal entre 1975 y 2014 (MARS viewer database¹, epígrafe 2.2.1) (Figura 100), definido por el marcado gradiente norte-sur, donde el norte se caracteriza por una radiación acumulada menor que va aumentando a medida que se desciende al sur. Según este mapa de valores acumulados medios anuales, Aragón y Castilla-León, principales productores de trigo en secano, poseen una radiación menor que el resto de la mitad sur de España. Según la secuencia obtenida, en los periodos fenológicos más largos, ciclo completo y el que abarca desde la emergencia a la madurez, la distribución es menos homogénea que en los periodos cortos (Figura 102). Siendo las áreas de menor radiación la zona norte atlántica, pirenaica, áreas en el noreste y sureste de Castilla la Mancha. Por otro lado, las áreas con mayor radiación corresponden al levante y Castilla León. En los periodos cortos, la distribución de la radiación es más homogénea a lo largo de la península. Durante la floración, la radiación acumulada posee valores muy similares en toda la península salvo en el atlántico y ciertas zonas de Castilla la Mancha.

Figura 100: radiación acumulada media anual de la serie temporal 1975-2014 en España. Fuente: Base de datos MARS (JRC)

¹ <https://ec.europa.eu/jrc/en/scientific-tool/agri4cast-resources-portal>

Dentro del conjunto de la península, destaca Castilla León, por ser la comunidad (con diferencia del resto) donde la acumulación de radiación en todos los periodos fenológicos es más alta (esta diferencia es más difusa durante la floración, aunque en este caso el número de días es constante para toda la península). Por climatología no coincide con la zona de mayor radiación climatológica que debería ser el sur y levante. Sin embargo, como ya se comentó con la precipitación, este hecho confirma la adaptación de los requerimientos de dicho cultivo y la realidad de las condiciones climatológicas en el mismo. Aunque bien es cierto, que la elevada radiación acumulada entre el periodo clave en el desarrollo del cultivo, (floración) y la madurez (periodos 4) en Castilla-León respecto al resto de regiones, se debe principalmente a una mayor duración del ciclo (Figura 80). Dicha duración conlleva indirectamente un requerimiento de cultivo en este determinado área para compensar la menor radiación respecto al resto, y por tanto, necesitan ciclos más largos para conseguir el mismo número de días efectivos de crecimiento. Podría también ser debido a que las variedades de trigo blando que se cultivan en Castilla León son más fotófilas que en el resto de la península. En los países Bálticos el patrón espacial es bastante similar al obtenido en la temperatura (3.1.2.4). La distribución de la radiación acumulada media anual (considerando una serie temporal entre 1975 y 2014 (MARS viewer database)) sigue un claro gradiente norte-sur, siendo los valores de radiación acumulada más altos en el sur y disminuyen a medida que se acercan a Estonia que está al norte (Figura 101). Este patrón no se repite en el caso de la radiación acumulada en los periodos fenológicos, la cual está más directamente relacionada con la duración de los periodos fenológicos (Figura 80). Como reflejo de la adaptación a uno de los principales limitantes que tiene la agricultura norteamericana, que el número sorprendentemente bajo de días de crecimiento efectivos (Trnka et al., 2011), por lo que destaca el patrón de mayor radiación acumulada en provincias donde se localiza la mayor parte de la superficie agrícola (Figura 35) durante el periodo de clave en el desarrollo vegetativo, entre la floración y madurez (P4), y que no coinciden con el mismo patrón de valores medios (Figura 101).

Figura 101: radiación acumulada media anual de la serie temporal 1975-2014 en los países Bálticos. Fuente: Base de datos MARS (JRC).

Figura 102: secuencia final de la radiación acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en España

Figura 103: secuencia final de la radiación acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en los Bálticos

3.1.4 Evapotranspiración

3.1.4.1 Series temporales de la evapotranspiración acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en España

Respecto a la evapotranspiración potencial acumulada, en España se distingue una distribución interanual bastante homogénea para los cuatro periodos analizados (Figura 104 y Figura 105). Se observan medias, máximos y mínimos, relativamente similares a lo largo de la serie temporal, especialmente si se compara con las otras variables analizadas como la precipitación. Existen outliers mínimos leves en los cuatro periodos fenológicos pero únicamente outliers leves máximos durante el periodo de floración a madurez (P4).

3.1.4.2 Análisis exploratorio de la variable evapotranspiración

En España se observa una distribución de frecuencias de la evapotranspiración (Figura 106) parecida a la temperatura acumulada, respecto a una mayor homogeneidad de distribución de valores alrededor de la mediana en los periodos largos y levemente sesgada en los periodos asociados a la floración P3 y P4 (floración-madurez)

Los estadísticos de la evapotranspiración se muestran en la siguiente tabla:

Estadísticos Trigo España: evapotranspiración acumulada (mm)		P1	P1 Ee	P2	P2 Ee	P3	P3 Ee	P4	P4 Ee
Media		579	11	524	10	71	1	285	6
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	557		505		69		274	
	Límite superior	600		543		74		296	
Media recortada al 5%		576		521		71		282	
Mediana		571		514		72		274	
Varianza		24740		19503		296		6498	
Desviación estándar		157		140		17		81	
CV (%)		27		27		24		25	
Mínimo		188		182		22		122	
Máximo		965		892		108		534	
Rango		777		710		86		412	
Rango intercuartil		207		181		21		99	
Asimetría		0,30	0,17	0,43	0,17	-0,15	0,17	0,67	0,17
Curtosis		-0,09	0,34	-0,04	0,34	-0,14	0,33	0,24	0,33

Tabla 40: Estadísticos de la evapotranspiración acumulada media (mm) en los cuatro periodos fenológicos seleccionados. Donde Ee: error estándar. P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]

Figura 104: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la evapotranspiración acumulada durante el periodo 1 (P1, ciclo completo) y periodo 2 (P2, emergencia-madurez) seleccionados en España.

Figura 105: diagrama de cajas de la distribución interanual (serie temporal 2000-2013) de la evapotranspiración acumulada durante el periodo 3 (P3, floración) y periodo 4 (P4, floración-madurez) seleccionados en España.

Figura 106: Histogramas de la evapotranspiración acumulada media (mm) en los cuatro periodos fenológicos en España. De izquierda a derecha y de arriba abajo dichos periodos son: P1[Ciclo completo]. P2[Emergencia-Madurez]. P3[Floración] y P4[Floración-Madurez] España.

Los coeficientes de variación (CV%) de la evapotranspiración potencial en España son relativamente bajos (por debajo del 25%) (Tabla 40). Dentro de los cuatro periodos fenológicos, es el ciclo completo, el periodo con una distribución de valores más homogénea alrededor de la media (Figura 107).

Figura 107: Boxplots (mediana, cajas para percentiles 25% (Q1) y 75% (Q3)), máximo y mínimo, y outliers) de la evapotranspiración acumulada media en los cuatro periodos fenológicos en España y los Bálticos.

De acuerdo al test de normalidad, en España la evapotranspiración acumulada sigue una distribución normal en el cultivo del trigo para los periodos: P1 ciclo completo y P4 el que comprende floración y madurez.

Evapotranspiración acumulada media	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
P1- España	,050	208	,200*	,987	208	,052
P2- España	,072	206	,011	,980	206	,006
P3- España	,045	209	,200*	,990	209	,168
P4- España	,083	209	,001	,965	209	,000

a. Corrección de significación de Lilliefors

*. Nivel de significancia

Tabla 41: Estadísticos del test de normalidad para la evapotranspiración acumulada media en España. Cuando la muestra gl > 50 valores el test de referencia es Kolmogorov-Smirnov. Donde P1[Ciclo completo], P2[Emergencia-Madurez], P3[Floración] y P4[Floración-Madurez]

3.1.4.1 Interpolaciones: parámetros, valores estimados, calidad de los modelos y mapas obtenidos

Los resultados de los distintos métodos de interpolación para la variable de evapotranspiración acumulada, se presentan en tres bloques:

- A) *Parámetros que han definido los interpoladores más ajustados al modelo*
- B) *Valores estimados de evapotranspiración potencial, indicadores de la calidad de los modelos: selección del método más eficaz*
- C) *Superficies interpoladas por los distintos métodos*

3.1.4.1.1 Parámetros que definen los interpoladores

Los parámetros que definen los interpoladores deterministas del inverso de la distancia al cuadrado (IDW) e IDW ponderado vienen recogidas en la Tabla 43. Los parámetros que definen el interpolador IDW son muy similares en los cuatro periodos fenológicos. La tendencia de la vecindad en el interpolador IDW ponderado por la altitud es similar a la de IDW. Ambos métodos utilizan un número de valores muestrales entre 8 y 10. No varían especialmente los valores que definen los modelos de interpolación IDW ponderado. En ningún caso, los interpoladores deterministas IDW consideran influencias direccionales en los pesos de los datos, asumiendo los puntos igualmente ponderados en todas las direcciones (eje mayor y menor con la misma longitud).

Interpoladores deterministas: IDW y IDW ponderado por Mdt		IDW				IDW (Mdt)			
		ETP ₀ -P1	ETP ₀ -P2	ETP ₀ -P3	ETP ₀ -P4	ETP ₀ -P1	ETP ₀ -P2	ETP ₀ -P3	ETP ₀ -P4
Forma de búsqueda de vecindad	<i>p, Power</i>	1	1	1	1	1	1,09	1	1,23
	<i>Neighbors to include</i>	8	8	8	10	8	8	9	10
	<i>Include at least</i>	3	3	3	2	3	3	3	3
	<i>Sector type</i>	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full
	<i>Angle</i>	0	0	0	0	0	0	0	0
	<i>Major semiaxis</i>	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000
	<i>Minor semiaxis</i>	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000

Tabla 42: parámetros que definen los interpoladores IDW e IDW ponderado por la altitud (Modelo digital del terreno), más ajustado al modelo. Donde ETP₀ es la evapotranspiración potencial acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

Respecto las funciones radiales, los parámetros que definen cada interpolador son muy similares para los cuatro periodos fenológicos (Tabla 43). En el caso de la interpolación spline regularizada (SR), el parámetro kernel que optimiza la función de predicción es el mismo en los cuatro periodos, siendo el criterio de búsqueda de vecindad, en lo único que difieren los modelos. En la multicuadrática y thin-plate spline (TPS) el número de vecindad para ponderar valores es heterogéneo como en la SR, e igualmente, dentro de cada interpolador los parámetros son bastante similares para cada uno de los periodos fenológicos. Al igual que en IDW y IDW ponderado, no existen tendencias direccionales para ponderar los valores.

Funciones en base radial (FBR)		FBR, Kernel function: Spline regularizada				FBR, Kernel function: Multicuadrática				FBR, Kernel function: Thin-plate Spline			
		ETP ₀	ETP ₀	ETP ₀	ETP ₀	ETP ₀	ETP ₀	ETP ₀	ETP ₀	ETP ₀	ETP ₀	ETP ₀	ETP ₀
		P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4
Parameter		0,0014	0,0014	0,0014	0,0014	0	0	0	0	1E+20	1E+20	1E+20	1E+20
Forma de búsqueda de vecindad	Neighbors to include	7	8	10	10	10	10	9	9	8	10	9	9
	Include at least	2	3	3	3	2	3	3	3	2	3	3	3
	Sector type	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full	Full
	Angle	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Major semiaxis	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000
	Minor semiaxis	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000	300000

Tabla 43: parámetros que definen los tres interpoladores (spline regularizada, multicuadrática y thin-plate Spline) de función radial más ajustados al modelo. Donde ETP₀ es la evapotranspiración potencial acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

Los estadísticos que definen los modelos estocásticos (kriging y cokriging) que mejor se han ajustado a la distribución de la evapotranspiración en cada periodo fenológico se recogen en la Tabla 44 (kriging) y Tabla 45 (cokriging). Al igual que ocurriera con la temperatura, no fue necesario realizar ninguna transformación a los valores antes de interpolar. Los modelos geoestadísticos que mejor se ajustaron al modelo fueron aquellos que no consideraron influencias direccionales en los pesos de los datos. La ETP_0 acumulada en todos los periodos fenológicos varía en el espacio de forma común en todas las direcciones, no existe anisotropía espacial en los datos.

Kriging Ordinario		ETP ₀ -P1	ETP ₀ -P2	ETP ₀ -P3	ETP ₀ -P4
Forma de búsqueda de vecindad	<i>Trend type</i>	None	None	None	None
	<i>Transformación</i>	No	No	No	No
	<i>Neighbors to include</i>	7	5	7	7
	<i>Include at least</i>	2	2	2	2
	<i>Sector type</i>	Full	Full	Full	Full
	<i>Angle</i>	0	0	0	0
	<i>Major semiaxis</i>	142916	100000	97000	95000
	<i>Minor semiaxis</i>	142916	100000	97000	95000
Modelo del Semivariograma	<i>Number of lags</i>	10	9	11	9
	<i>Lag size</i>	35000	30000	20000	25000
	<i>Nugget</i>	15993	10000	800	2100
	<i>Measurement error</i>	100	100	100	100
	<i>Model type</i>	Esférico	Esférico	Exponencial	Exponencial
	<i>Range</i>	142916	100000	97000	95000
	<i>Anisotropía</i>	No	No	No	No
	<i>Partial sill</i>	289438	8858	150	3300

Tabla 44: parámetros que definen el interpolador kriging ordinario más ajustado al modelo. Donde ETP_0 es la evapotranspiración potencial acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

Para cada una de las variables de ETP_0 acumulada en los cuatro periodos fenológicos se ha calculado el semivariograma y ajustado a un modelo teórico minimizando el error del modelo de interpolación. En el caso del interpolador kriging el modelo teórico esférico es el que mejor se ajustó al modelo experimental para los periodos largos (P1 y P2) y semivariograma exponencial en los otros dos periodos. La estructura del semivariograma muy similar para todos los periodos fenológicos (Figura 108 y Figura 109). Las variables acumuladas en todos los periodos fenológicos se ajustaron bien al modelo teórico. Pero la ETP_0 acumulada en el ciclo completo fue la que presentó un mayor ajuste a la distribución de modelo teórico (epígrafe 2.3.1.2), mostrando un rango de dependencia espacial mayor que en el resto con un rango de búsqueda del semivariograma mayor.

Figura 108: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la ETP_0 acumulada en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez)

Figura 109: semivariograma ajustado al modelo de interpolación kriging de la ETP_0 acumulada en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

El tipo de estructura teórica de semivariograma en el caso del cokriging fue un poco más unánime (Tabla 45).

A excepción del periodo 2 (emergencia-madurez), la ETP_0 acumulada en todos los periodos fenológicos se ajusta a un modelo esférico (Figura 110, Figura 111). Como en los casos de las variables anteriores, en todos los periodos fenológicos se pudo ajustar efectivamente un modelo de semivariograma a la variable evapotranspiración confirmando que las variables observadas poseen una alta correlación espacial (Bosque, 1992). Y una vez más, son los periodos cortos, floración y floración-madurez, donde el ajuste no es tan bueno como en el resto de periodos fenológicos, mostrando una menor dependencia espacial entre la variable ETP_0 y altitud en los periodos cortos.

CoKriging Ordinario		ETP ₀ -P1	ETP ₀ -P2	ETP ₀ -P3	ETP ₀ -P4
Forma de búsqueda de vecindad (común para los dos conjuntos de datos)	<i>Trend type</i>	None	None	None	None
	<i>Transformación</i>	No	No	No	No
	<i>Neighbors to include</i>	5	5	5	5
	<i>Include at least</i>	2	2	2	2
	<i>Sector type</i>	Full	Full	Full	Full
	<i>Angle</i>	0	0	0	0
	<i>Major semiaxis</i>	120000	30385	469706	180000
Modelo del Semivariograma	<i>Minor semiaxis</i>	120000	30385	469706	180000
	<i>Number of lags</i>	10	8	12	9
	<i>Lag size</i>	15000	15000	45000	20000
	<i>Nugget</i>	2600;32225	3000;7432	42000;4440	3200;0
	<i>Measurement error</i>	100;100	100;100	100;100	100;100
	<i>Model type</i>	Exponencial	Esférico	Exponencial	Exponencial
	<i>Range</i>	120000	30385	469706	180000
	<i>Anisotropía</i>	No	No	No	No

Tabla 45: parámetros que definen el interpolador cokriging ordinario más ajustado al modelo. Donde ETP₀ es la evapotranspiración potencial acumulada en los cuatro periodos fenológicos: P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

Figura 110: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la ETP₀ acumulada en el P1 (ciclo completo) y P2 (emergencia-madurez)

Figura 111: semivariograma ajustado al modelo de interpolación cokriging de la ETP₀ acumulada en el P3 (floración) y P4 (floración-madurez)

3.1.4.1.2 *Valores estimados de evapotranspiración potencial, indicadores de la calidad de los modelos: selección del método más eficaz*

En los anexos se presentan las tablas que recogen para cada estación meteorológica el valor observado, predicho y el error relativo obtenido en la interpolación por los 7 métodos seleccionados en cada uno de los cuatro periodos fenológicos en los que la variable evapotranspiración potencial (ETP_0) fue calculada. Concretamente, el anexo 19 recoge los valores predichos para la precipitación acumulada en el periodo 1 (P1, ciclo completo), los valores predichos para el periodo 2 (P2, emergencia-madurez) se recogen en el anexo 20 y los valores del periodo de floración P3 y P4 (floración-madurez) se presentan en los anexos 21 y anexo 22 respectivamente.

Una vez más, se comienza con un análisis visual de la distribución de los errores relativos obtenidos en cada estación meteorológica según el método de interpolación utilizado (Figura 112). Se observa un patrón de distribución de errores bastante común entre todos los modelos, siendo los valores de los errores también bastante similares. Aunque el interpolador kriging ordinario (KO) es el que posee un conjunto de errores levemente menores que el resto de métodos. En líneas generales todos los modelos de interpolación tienden a sobreestimar los valores observados, pero en este caso, es únicamente el interpolador cokriging (COK) el que destaca por predecir valores atípicos positivos. Efectivamente, el conjunto de errores producidos por el método COK destaca del resto de métodos por tener una distribución alrededor de la mediana mucho más irregular, al igual que por tener mayor número de valores extremos y errores relativos mayores que el resto de modelos. Esto es debido, principalmente, a un menor ajuste de la predicción durante el periodo de la floración (Tabla 46 y Figura 113).

En el caso de la interpolación de la ETP_0 , como ocurriera con la radiación, no existe un método unánime que sea el más eficaz para describir la distribución de la evapotranspiración en todos los periodos fenológicos. Los valores de los tres tipos de indicadores que cuantifican la eficacia del modelo (RRMSE, RMSE y R^2) tienen un valor muy similar para los métodos kriging ordinario (KO), el inverso de la distancia al cuadrado (IDW) y spline regularizado (SR) (Tabla 46 donde la leyenda de colores para cada indicador es: verde es el método más eficaz, siena es el segundo más eficaz, finalmente, el gris es el tercero en eficacia).

Para el periodo más largo, correspondiente al ciclo completo, el método más eficaz es el IDW, aunque le siguen muy de cerca los dos métodos geoestadísticos OK y cokriging ordinario ponderado por la altitud. Para el resto de los periodos fenológicos, aunque la diferencia de la eficacia de los interpoladores más óptimos es pequeña, el método kriging (con un menor valor de RRMSE) fue el interpolador más eficaz en la predicción de la superficie de la evapotranspiración en el periodo de floración (P3), el periodo que abarca la emergencia y madurez (P2) y el que comprende la floración y madurez (P3).

Los modelos obtenidos como más eficaces están en línea con una de las conclusiones obtenidas por Mardikis et al. (2005) sobre la comparación de métodos de interpolación para la predicción de la evapotranspiración en Grecia. Según la cual, la eficacia de todos los métodos de interpolación probados (entre los que se incluyen el IDW y KO) fue bastante

satisfactoria en la predicción de superficies de la ETP_0 . Algo que ya ocurriera en otros estudios (Martínez-Cob, 1996; Ashraf et al., 1997; Dalezios et al., 2002; Ismaeil Kamali, 2015).

Figura 112: diagrama de cajas de los errores relativos por estación meteorológica agrupados por los métodos de interpolación utilizados para obtener superficies de la variable de ETP_0 .

En el caso de COK, destaca la heterogeneidad de la eficacia del método según el periodo fenológico, siendo muy elevada en el periodo del ciclo completo (RRME es el segundo más bajo) y especialmente baja en la predicción de la superficie durante la floración (RRMSE es uno de los más altos de todos los modelos, con un valor de 21,93). Este hecho se puede deber a distintas razones. Por un lado, puede ser debido a que la correlación entre la altitud y la evapotranspiración potencial durante la floración es menor. Por las razones, ya apuntadas de mayor correlación entre la variable evapotranspiración y altitud en invierno (Vicente-Serrano et al. , 2006).

Por otro lado, la baja eficacia del modelo cokriging durante la floración puede ser debida a la mayor variación espacial durante este periodo. En efecto, la variación espacial de la ETP_0 en los meses más cálidos (abril, mayo, junio, julio, agosto) es mayor que los meses más fríos

(enero, febrero, noviembre, diciembre) (Ismaeil Kamali, 2015; Vanderlinden et al., 2008). Este hecho está en línea con el patrón de la variación anual de la distribución de la ETP_0 en cada uno de los periodos fenológicos (Figura 107), donde los periodos que comprenden los meses más cálidos (floración (P3) y floración-madurez (P4)) son los que poseen un mayor número de valores extremos. Otros estudios, también obtuvieron los mayores errores en la predicción de la ETP_0 en los periodos en los que la variación espacial de la ETP_0 es mayor, como la primavera y verano. (Mardikis et al., 2005)

La baja eficacia del modelo cokriging en los periodos P3 y P4, refleja que la altitud no es una variable secundaria suficiente para describir la distribución espacial de la ETP_0 . Esto indica por tanto, que es necesario incluir otros posibles elementos topográficos que sean capaces de describir mejor la distribución espacial de la ETP_0 durante los periodos fenológicos que incluyan únicamente meses cálidos; En esta tesis éstos son, la floración y el que comprende la floración y la madurez. Según esto, Vicente-Serrano et al. (2006) demostró que considerando otras variables topográficas a parte de la altitud, que fueron la pendiente y exposición topográfica, la eficacia en la interpolación de la ETP_0 aumentaba. Por su parte, Güler et al. (2014) propuso como variables secundarias alternativas como, la distancia a la costa, la exposición orográfica y la elevación de la cuenca. No fue posible contar con estas variables alternativas a la escala de trabajo nacional, por lo que se considera una interesante línea de investigación en el caso de que se puedan conseguir estos datos.

Evapotranspiración Potencial (ETP_0)	RRMSE				RMSE				R^2_{val}			
	P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4
<i>IDW</i>	24,13	23,32	20,98	22,77	140,23	123,99	15,07	65,09	0,49	0,46	0,41	0,55
<i>IDW Mdt</i>	24,37	23,4	21,35	22,91	144,52	125,3	15,49	65,66	0,32	0,41	0,35	0,49
<i>Reg</i>	24,31	23,32	21,07	22,66	141,25	124,03	15,05	64,82	0,34	0,43	0,44	0,51
<i>Multi</i>	24,62	23,76	21,58	23,45	151,11	131,36	16,15	69,44	0,23	0,4	0,34	0,47
<i>Thin</i>	25,09	24,4	22,31	24,3	168,17	148,53	18,17	77,59	0,17	0,33	0,29	0,42
<i>Ok</i>	24,26	23,28	20,96	22,51	140,88	122,96	15,05	64,19	0,4	0,49	0,44	0,55
<i>CoK</i>	24,26	24,17	21,93	23,22	143,54	139,79	242,32	67,09	0,27	0,43	0,3	0,5

Tabla 46: indicadores de la predicción de bondad del modelo de interpolación de la evapotranspiración potencial en los cuatro periodos fenológicos, P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez). Unidades: RMSE (mm), RRMSE: porcentaje (%) y R^2_{val} es adimensional.

Al comparar los métodos deterministas, fue el interpolador IDW, de forma unánime, el método más eficaz para modelar la ETP_0 acumulada en todos los periodos fenológicos seleccionados. La evapotranspiración potencial es básicamente proporcional a la temperatura (Guler et al., 2014) y está estrechamente ligada a la radiación, por eso muestra, al igual que las otras variables, un gradiente de variación relativamente suave, donde no existen excesivas salidas de rango. Así, la naturaleza del interpolador IDW, que no produce valores predichos fuera del rango de valores muestreados, fue el método determinista que mejor supo reproducir este comportamiento. Además, el IDW fue el modelo más eficaz, de los siete muestreados, para representar la distribución de la radiación acumulada en el ciclo completo del trigo. Por otro lado, los métodos multicuadrático y TPS, como ocurriera con la precipitación, temperatura y radiación, han sobreestimado los valores fuera de rango, generando los valores altos de RRMSE, dichos métodos no son óptimos para interpolar la

variable de ETP_0 acumulada en los periodos definidos, similar resultado se ha obtenido en otros estudios (Güler et al., 2014).

Como ya ocurriera con la precipitación y radiación, son los métodos geoestadísticos más robustos que los deterministas para interpolar la evapotranspiración potencial en la mayoría de los periodos fenológicos. Aunque bien es cierto que en el caso de la ETP_0 esta diferencia es más difusa, ya que los valores de eficacia de los tres métodos más óptimos (IDW, SR, KO) son relativamente similares. El resultado de la mayor robustez de los geoestadísticos frente a los deterministas para generar superficies de ETP_0 en tres de los cuatro periodos fenológicos, está en línea con las conclusiones de otros estudios (Güler et al., 2014; Attorre et al., 2007) basados éstos en valores de ETP_0 medios mensuales y anuales. Igualmente Güler et al. (2014), que incluyó en la comparación de eficacia de interpoladores, los métodos deterministas RS e IDW (entre otros) obtuvo el mismo resultado que en esta tesis, sobre la mayor eficacia de los métodos IDW frente a los SR.

Como ocurriera con las otras tres variables, en la interpolación de la evapotranspiración también se confirma una correlación positiva entre la eficacia de los modelos y el mayor coeficiente de variación de los datos a interpolar. En base a la información obtenida, se seleccionó como interpolador óptimo para cada variable interpolada aquel que menor RRMSE se obtuvo. De este modo, la secuencia final de la evapotranspiración estará formada por las superficies generadas por el método kriging ordinario en todos los periodos fenológicos menos en el ciclo completo, siendo en este caso el IDW el método seleccionado.

3.1.4.1.3 Superficies interpoladas por los distintos métodos

Los mapas generados de las superficies de evapotranspiración potencial (ETP_0) predichas por los siete métodos de interpolación para los valores acumulados en los periodos fenológicos se presentan en la Figura 114 (P1; ciclo completo), Figura 115 (P2; emergencia-madurez), Figura 116 (P3; floración) y la Figura 117 (P4; floración-madurez).

Las superficies de spline con técnicas multicuadrática y TPS reproducen superficies más complejas, como ya ocurriera con la interpolación de la temperatura, precipitación y radiación, y por los mismos motivos allí apuntados (generación de clúster). Los tres interpoladores que han resultado ser los más eficaces: kriging ordinario, spline regularizado e IDW, reproducen superficies de distribución de la ETP_0 relativamente similares. El patrón de distribución de estas técnicas es similar al producido por el IDW ponderado por la altitud y el multivariable cokriging, donde se observa un mayor detalle en las zonas montañosas debido a la influencia de la altitud, pero dicho detalle no se mantiene en el resto de la superficie de la península. En líneas generales todas las superficies de evapotranspiración interpolada tienen un gradiente de distribución más gradual que en la precipitación (de la Figura 53 a la Figura 56).

Figura 113: diagrama de cajas de los errores relativos obtenidos al interpolar la variable evapotranspiración

Figura 114: superficies de la evapotranspiración acumulada en el periodo fenológico 1 (ciclo completo) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

Figura 115: superficies de la evapotranspiración acumulada en el periodo fenológico 2 (emergencia-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

Figura 116: superficies de la evapotranspiración acumulada en el periodo de floración obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Splíne regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

Figura 117: superficies de la evapotranspiración acumulada en el periodo 4 (floración-madurez) obtenidas por los distintos métodos seleccionados: a) IDW, b) IDW ponderado por la altitud, c) Spline regularizada, d) multicuadrática, e) Thin-plate spline, f) Kriging ordinario y g) Cokriging ordinario.

3.1.4.2 Secuencia final de superficies para España

La secuencia final de la evapotranspiración acumulada en los cuatro periodos fenológicos estudiados está formada por las superficies creadas por el interpolador que se consideró más óptimo (en términos de RRMSE), que en el caso de la dicha evapotranspiración fue kriging ordinario para todos los periodos menos para el ciclo completo (Tabla 46), que recayó en IDW. Una de las variables utilizadas en el cálculo de la ETP_0 (epígrafe 2.2.1.1) fue la radiación, por lo que ambas variables están estrechamente relacionadas. Es por esto, que el patrón de distribución de la ETP_0 es muy similar al de la radiación. Por tanto, como ocurriera con la radiación, se observan patrones de distribución de la evapotranspiración distintos según el periodo fenológico y se observan igualmente, superficies diferentes y más homogénea que la obtenida como evapotranspiración acumulada anual media de la serie temporal entre 1975 y 2014 (MARS viewer database1, epígrafe 2.2.1) (Figura 118). En los periodos fenológicos más largos, ciclo completo y el que abarca desde la emergencia a la madurez, la distribución es menos homogénea que en los periodos cortos. Siendo las áreas de menor ETP_0 la zona norte atlántica, pirenaica, áreas limítrofes entre Madrid y Castilla la Mancha. Por otro lado, las áreas con mayor ETP_0 corresponden al levante y Castilla León. En los periodos cortos, la distribución de la radiación es más homogénea a lo largo de la península. Durante la floración, existe un gradiente norte-sur en la península, siendo la ETP_0 más baja en el norte y va aumentando conforme se desciende al sur. Como ocurriera con la radiación, dentro del conjunto de la península, destaca Castilla León, por ser la comunidad donde la acumulación de radiación en todos los periodos fenológicos es más alto, esta diferencia es más difusa en la floración

Figura 118: evapotranspiración acumulada media de la serie temporal 1975-2014 en España. Fuente: Base de datos MARS (JRC).

¹ <https://ec.europa.eu/jrc/en/scientific-tool/agri4cast-resources-portal>

Figura 119: secuencia final de la radiación acumulada durante los cuatro periodos fenológicos en España

3.2 Variabilidad inter-regional entre el rendimiento del trigo y variables climáticas acumuladas en periodos fenológicos

3.2.1 Cultivos del trigo en secano en España

Los resultados obtenidos permiten confirmar que existe la variabilidad espacial inter-regional entre factores climáticos y el rendimiento del trigo en secano en España. La herramienta GWR desarrollada dentro del interface ArcGIS, fue capaz de reproducir esta variabilidad con un rendimiento lo suficientemente significativo como para considerarla una herramienta válida en futuros estudios.

El indicador y periodo fenológico que mejor pudo reproducir la variabilidad espacial del rendimiento, arrojó una mayor credibilidad a los resultados obtenidos y a la eficacia del GWR, ya que estaban en línea con el conocimiento agronómico sobre el cultivo del trigo en secano en la agricultura mediterránea. Así, el indicador más robusto fue el Balance climático hídrico (CWB de las siglas en inglés, *Climatic Water Balance*) acumulado éste, durante el periodo de crecimiento (emergencia-madurez) (Matriz de la Figura 122). La figura mencionada, esquematiza los resultados de todas las combinaciones obtenidas y se ha construido de la siguiente manera: se elabora una matriz (por ejemplo, Figura 122) que recoge los resultados globales de las distintas regresiones GWR llevadas a cabo para la mayoría de las combinaciones de las variables climáticas y agro-climáticas acumuladas en los cuatro periodos fenológicos. Dicha matriz es única para cada país y cultivo¹. En las filas y columnas de la matriz se han colocado en el mismo orden, las variables acumuladas en cada uno de los cuatro periodos fenológicos, contando con un total de doce variables disponibles en los Bálticos (son doce porque hay tres variables: precipitación, temperatura y radiación, por cuatro periodos fenológicos). En el caso de España, son dieciséis, porque se ha incluido la variable *Balance hídrico climático* (CWB) calculada igualmente para cada uno de los cuatro periodos fenológicos.

Para cada una de las matrices la variable independiente es la misma, el rendimiento del trigo (secano o regadío) en cada una de las provincias de España o los Bálticos. El cruce de la variable de la fila con la de la columna, corresponde a un modelo GWR donde las variables explicativas vienen dadas por las correspondientes en la fila y columna, respectivamente (por ejemplo, Figura 122). Las regresiones GWR integradas en el software ArcGIS (versión 10.3) proporcionan información a nivel local (provincia en este caso) y global, la cual es computada a partir de los resultados locales, y corresponde a la escala que forma el conjunto de entidades utilizadas (país este caso).

Para poder interpretar los resultados globales entre los distintos modelos de regresión se creó la siguiente leyenda de codificación sobre eficiencia y comparación de modelos:

¹ Se especifica cultivo, ya que en España el cultivo de trigo en secano y regadío se ha tratado en esta tesis como si fueran cultivos distintos.

Figura 120: leyenda de codificación sobre eficiencia y comparación de modelos para un país y cultivos determinados

Donde:

- **El mejor horizontal**, se selecciona dentro de las opciones que engloba el cuadrado formado por las dieciséis combinaciones posibles formadas en este caso por dos variables explicativas calculadas ambas en cuatro periodos fenológicos. Se refiere al modelo más óptimo horizontalmente, manteniendo fija la variable marcada por la fila (en este caso) y se comparan los modelos obtenidos en las distintas columnas. Por ejemplo, en la Figura 122, caso de trigo en seco en España, el modelo óptimo para la precipitación en el periodo floración-madurez (P4) y la radiación sería la combinación Precipitación P4 y radiación acumulada en el periodo 3 (floración).
- **El mejor vertical**, dentro del mismo cuadrado que en el caso anterior, éste se refiere al modelo más óptimo verticalmente, manteniendo fija la variable marcada por la columna (en este caso) y se comparan los modelos obtenidos en las distintas filas.
- **Modelo óptimo**: se refiere a los modelos GWR obtenido para cada país y cultivo, que se han considerado más óptimos al modelar la relación entre los rendimientos y variables climáticas estudiadas.
- **Modelo más eficaz**: como su nombre indica, corresponde a la regresión GWR que ha obtenido el mejor resultado dentro de los modelos. Y por tanto, es el método seleccionado que mejor reproduce la variabilidad inter-regional de la relación entre el rendimiento y las variables climáticas.

Con todo ello, en el caso del trigo en España, en términos generales, los indicadores de eficacia globales de los modelos, el criterio de Información de Akaike Corregido (AICc) y el coeficiente de determinación (R^2) (ver epígrafe 2.3.2), son bastante altos. Por lo que las variables climatológicas estudiadas, en términos globales, tienen una capacidad explicativa de la varianza del rendimiento alta. No obstante, se encuentran diferencias según la variable climática utilizada (Figura 121 y Figura 122). Así, al comparar los resultados de los modelos que incluyen una única variable explicativa, la temperatura destaca por ser la que produce unos resultados de correlación entre variables menores que el resto, ya que el R^2 es ligeramente menor del 50%. Aunque destaca la radiación por los buenos resultados en la correlación de variables con un R^2 superior al 70%, son las variables climáticas asociadas a la disponibilidad de agua, precipitación y balance climático hídrico (CWB), cuya correlación con los rendimientos del trigo es más alta. Estos resultados complementan los trabajos de investigaciones que confirman la alta correlación entre precipitación y CWB y variabilidad del rendimiento del trigo en su componente temporal (López-Lozano et al. 2015; Ceglar et al. 2016), en el sentido de que la precipitación y CWB pueden explicar no sólo la variabilidad

inter-anual (López-Lozano et al. 2015), sino también la variabilidad inter-regional del rendimiento del trigo en secano en España.

Figura 121: gráficas de ajuste entre rendimientos observados y predichos en cada provincia por los modelos más eficaces. Donde las variables explicativas son a) CWB y c) radiación acumulada ambas entre la emergencia y madurez, b) precipitación y d) temperatura acumuladas ambas en la floración.

Por su naturaleza, el gradiente de variación de la precipitación en España es brusco e irregular, especialmente si se compara con la temperatura, radiación y evapotranspiración. Efectivamente, como ya se obtuvo en el AED (Análisis Exploratorio de los Datos) previo a la interpolación de variables (epígrafe 3.1.1.2), los CV (%) de la precipitación calculada en las estaciones climáticas en España en los cuatro periodos fenológicos tenían un rango que variaba entre el 55% y el 75% (3.1.1.3.2), siendo el rango de valores de CV más alto de todas las variables climáticas estudiadas. Esta mayor variabilidad se traduce en una muy baja estacionariedad de la precipitación, es decir, una mayor tasa de variación a lo largo del territorio español. Esta diferencia de valores de precipitación de un lugar a otro, otorgaría un mayor potencial explicativo a la variable que si ésta tuviera un comportamiento más estacionario. Por el contrario, cuando una variable es más estacionaria a lo largo del espacio, su valor explicativo de la variación de un factor no estacionario (es decir, un factor muy variable a lo largo de un territorio) es menor. El hecho de que la precipitación y CWB tengan un mayor impacto en el rendimiento del trigo en secano, está en línea con el conocimiento agronómico en la agricultura mediterránea, donde la variable más explicativa o limitante en el rendimiento de los cultivos es la disponibilidad de agua.

Por otra parte, analizando la capacidad explicativa de los modelos respecto los periodos fenológicos existe cierta heterogeneidad. Dentro de los modelos individuales (incluyen una única variable explicativa), la precipitación y la temperatura han dado resultados explicativos más altos para la variable acumulada en el periodo de floración (Figura 121 y Figura 122).

Por el contrario, la radiación y el CWB representan mejor la variabilidad espacial del rendimiento del trigo en el periodo que abarca desde la emergencia a la madurez (Figura 121 y Figura 122).

En el caso de la precipitación, tanto en los modelos individuales como multivariantes (los que incorporan dos o más variables explicativas), es el valor de la precipitación acumulada en los periodos fenológicos cortos, el que tiene un mayor impacto en la variabilidad del rendimiento. El mismo periodo de floración es el que tiene un mayor impacto en el rendimiento del trigo en los modelos de temperatura. Este resultado se puede explicar por la mayor variabilidad que tienen dichos factores climáticos en este periodo, e igualmente, por el hecho de que el periodo fenológico de floración es una fase crítica en la determinación del potencial del rendimiento de los cultivos de invierno (Slafer y Rawson, 1994; Ugarte et al., 2007; López-Lozano et al. 2015).

Considerando los modelos univariantes de la radiación, es el valor acumulado en el ciclo de crecimiento entre la emergencia y madurez el que produce un modelo más eficaz. Esto podría deberse a que al tener la radiación un gradiente de variación gradual en el espacio y tiempo (especialmente si se compara con la precipitación), se necesitan periodos más largos para acumular mayores diferencias en los valores de radiación acumulados de una provincia a otra, y por tanto producir así, una mayor variabilidad a lo largo del territorio. Cuando la radiación se combina con otras variables explicativas, como la temperatura o precipitación, para modelar la variación del rendimiento del trigo, es el periodo de la floración en este caso, la fase fenológica con mayor poder explicativo respecto la variación del rendimiento. Como explicación a este hecho, se puede también aplicar lo comentado en la precipitación, sobre la importancia de la fase de floración en el ciclo del cultivo de invierno.

La Figura 123 presenta los indicadores de test de Moran's del estudio de autocorrelación espacial entre los residuos obtenidos para las mismas combinaciones de modelos GWR de la Figura 122, la cual sigue la misma leyenda de colores descrita en la Figura 120. Como se comentó en el apartado 2.3.2, la presencia de autocorrelación espacial en los residuos proporcionados por un modelo de regresión GWR, se traduce en una multicolinealidad de las variables explicativas del modelo, es decir, hay redundancia entre variables y el modelo no es lo suficientemente robusto como para describir el fenómeno buscado. Y por tanto, estos modelos se descartaron. Cuando la elevada puntuación del valor z de los modelos va asociada a un valor p de significancia muy bajo, indica la presencia de una alta autocorrelación espacial en sus residuales. Materializada ésta en un patrón espacial de agrupamiento (*clusterizado*).

	P_P1	P_P2	P_P3	P_P4	T_P1	T_P2	T_P3	T_P4	R_P1	R_P2	R_P3	R_P4
P_P1	C>:4-12V:18 R ² =0.80/(+all) AICC=50.27	Multicolinealidad			C:22-29(+p-t) R ² =0.74/V:30 AICC=52.95	C:22-29(+p-t) R ² =0.7/V:31 AICC=54.44	C:21-29(+p-t) R ² =0.69/V:30 AICC=59.62	C:18-29(+p-t) R ² =0.78/V:27 AICC=48.94	C:6-12(+p-R) R ² =0.79/V:27 AICC=52.12	C:6-13(+p-R) R ² =0.77/V:19 AICC=52.05	C:6-14(+p-R) R ² =0.79/V:27 AICC=52.77	C:6-12(+p-R) R ² =0.78/V:27 AICC=52.37
P_P2		C:4-11 (+all) R ² =0.79/V:18			C:22-29(+p-t) R ² =0.73/V:30 AICC=53.56	C:22-29(+p-t) R ² =0.70/V:31 AICC=55.56	C:21-29(+p-t) R ² =0.68/V:30 AICC=60.56	C:18-26(+p-t) R ² =0.75/V:31 AICC=50.48	C:6-12(+p-R) R ² =0.79/V:27 AICC=51.93	C:7-12(+p-R) R ² =0.79/V:27 AICC=51.85	C:6-14(+p-R) R ² = 0.77/V:18 AICC=52.77	C:6-12(+p-R) R ² =0.78/V:27 AICC=52.36
P_P3			C:6-17 (+all) R ² =0.84/V:14 AICC=49.30		C:23-28(+p-t) R ² =0.67/V:31	C:23-29(+p-t) R ² =0.61/V:31	C:21-28(+p-T) R ² =0.66/V:31 AICC=59.15	C:22-28(+p-t) R ² =0.69/V:31	C:9-19(+p-R) R ² =0.87/V:19 AICC=47.62	C:9-19(+p-R) R ² =0.87/V:19 AICC=47.48	C:9-19(+p-R) R ² =0.88/V:18 AICC=46.35	C:9-19(+p-R) R ² =0.88/V:19 AICC=49.60
P_P4				C:6-17 (+all) R ² =0.64/V:14 AICC=55.37	C:22-27(+p-T) R ² =0.66/V:32	C:22-28(+p-T) R ² =0.64/V:32	C:21-29(+p-t) R ² =0.60/V:30 AICC=61.5	C:22-27(+p-T) R ² =0.65/V:32	C:6-8(+p-R) R ² =0.78/V:31 AICC=46.72	C:6-8(+p-R) R ² =0.77/V:31 AICC=47.4	C:7-8(+p-R) R ² =0.79/V:18 AICC=46.49	C:6-7(+p-R) R ² =0.75/V:31 AICC=49.25
T_P1					C:17-29(+T) R ² =0.39/V:24 AICC=77.20	Multicolinealidad			C:21-29(+T-R) R ² =0.57/V:29 AICC=70.06	C:21-29(+T-R) R ² =0.57/V:29 AICC=70.06	C:21-29(+T-R) R ² =0.57/V:31 AICC=72.02	C:21-29(+T-R) R ² =0.54/V:29 AICC=72.02
T_P2						C:17-29(+T) R ² =0.35/V:26 AICC=77.52			C:21-29(+T-R) R ² =0.52/V:31 AICC=70.72	C:21-29(+T-R) R ² =0.52/V:31 AICC=70.72	C:12-29(+T-R) R ² =0.57/V:31 AICC=72.65	C:22-29(+T-R) R ² =0.49/V:31 AICC=72.65
T_P3							C:18-29(+T) R ² =0.49/V:20 AICC=75.90		C:21-29(+T-R) R ² =0.65/V:26 AICC=68.1	C:21-29(+T-R) R ² =0.65/V:26 AICC=68.1	C:21-29(+T-R) R ² =0.67/V:26 AICC=69.6	C:21-29(+T-R) R ² =0.63/V:26 AICC=69.6
CBW_P1					C:4-11 (+all) R ² =0.81/V:15 AICC=46.94			T_P4	C:15-25(+T) R ² =0.41/V:24 AICC=76.54	C:20-29(+T-R) R ² =0.64/V:26 AICC=67.3	C:20-29(+T-R) R ² =0.65/V:26 AICC=66.2	C:18-29(+T-R) R ² =0.65/V:26 AICC=66.2
CBW_P2						C:4-11 (+all) R ² =0.88/V:18 AICC=40.01			R_P1	C:3-5(-) R ² =0.76/V:18 AICC=58.42	Multicolinealidad	
CBW_P3							C:4-11 (+all) R ² =0.83/V:18 AICC=42.80			R_P2	C:3-5(-) R ² =0.78/V:18 AICC=57.15	
CBW_P4								C:4-11 (+all) R ² =0.82/V:18 AICC=54.8			R_P3	C:3-5(-) R ² =0.77/V:19 AICC=58.25
											R_P4	C:3-5(-) R ² =0.76/V:18 AICC=60.76

Figura 122: Matriz resultados de los modelos GWR del trigo en seco en España. Donde P: precipitación, T: temperatura, R: radiación, CBW balance climático hídrico, P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).

	P_P1	P_P2	P_P3	P_P4	T_P1	T_P2	T_P3	T_P4	R_P1	R_P2	R_P3	R_P4	
P_P4	z:-0.35 p:0.72				z:1.31 p:0.18	z:1.24 p:0.21	z:1.95 p:0.44	z:1.24 p:0.21	z:1.44 p:0.14	z:1.39 p:0.16	z:1.68 p:0.09	z:1.26 p:0.20	
P_P4	z:-0.40 p:0.68				z:0.96 p:0.33	z:0.96 p:0.33	z:1.54 p:0.12	z:0.69 p:0.48	z:0.79 p:0.42	z:0.76 p:0.44	z:1.11 p:0.26	z:0.58 p:0.55	
P_P4	z:-0.03 p:0.96				z:1.99 p:0.04	z:1.94 p:0.05	z:1.31 p:0.18	z:1.74 p:0.08	z:-0.32 p:0.74	z:-0.30 p:0.75	z:-0.49 p:0.61	z:-0.69 p:0.48	
P_P4					z:1.68 p:0.09	z:1.54 p:0.12	z:1.56 p:0.11	z:1.33 p:0.18	z:1.33 p:0.18	z:0.52 p:0.60	z:0.57 p:0.56	z:0.58 p:0.55	z:0.76 p:0.44
T_P1					z:3.25 p:0				z:4.33 p:0	z:4.33 p:0	z:4.08 p:0	z:4.34 p:0	
T_P2					z:3.48 p:0				z:4.46 p:0	z:4.46 p:0	z:3.95 p:0	z:4.48 p:0	
T_P3						z:1.51 p:0.12			z:1.01 p:0.30	z:0.96 p:0.33	z:1.06 p:0.28	z:0.98 p:0.32	
CBW P1					z:0.75 p:0.44		T_P4	z:3.07 p:0	z:3.76 p:0	z:3.39 p:0	z:3.29 p:0	z:4.05 p:0	
CBW P2					z:0.75 p:0.44			R_P1	z:1.24 p:0.21				
CBW P3					z:0.75 p:0.44			R_P2	z:1.24 p:0.21				
CBW P4					z:0.75 p:0.14			R_P3		z:1.13 p:0.25			
											R_P4	z:1.38 p:0.16	

Figura 123: resultados del test de Moran's aplicado a los residuos obtenidos de los modelos GWR del trigo en secano en España.

Todos los modelos que presentaron autocorrelación espacial incluyeron la temperatura, bien como única variable explicativa o junto a otras. Cuando un modelo presenta esta autocorrelación espacial entre residuos se puede deber a distintas razones, bien porque se necesita incluir más factores para explicar la variable dependiente a modelar, o porque las variables explicativas presenten colinealidad espacial. La colinealidad es un problema del análisis de regresión que consiste en que los predictores del modelo están relacionados constituyendo una combinación lineal. Este hecho tiene consecuencias fundamentales en el modelo de regresión, ya que la influencia de cada uno de ellos en el criterio no puede distinguirse al quedar solapados unos con otros; no se consigue una explicación del fenómeno en cuestión y los pronósticos no son nada fiables (López González, 1998).

Esta segunda razón sobre la colinealidad entre variables, es la explicación al gran número de modelos ineficientes cuyas variables explicativas son la radiación y temperatura. Ambos factores están fuertemente correlacionados, existiendo una alta colinealidad entre la información proporcionada al modelo por ambos factores. Esto es debido principalmente a que la temperatura se utiliza, en determinados casos, como variable para el cálculo de la radiación (epígrafe 2.2.1.1). En el resto de casos, la multicolinealidad de los modelos, también se puede asociar a la menor estacionariedad de la temperatura.

Dentro de las regresiones GWR óptimas, fue el modelo univariable con la variable explicativa CWB acumulada en el periodo de crecimiento (entre la emergencia y madurez) el más eficaz, ya que dicho modelo explicaría un 88% de la varianza espacial del rendimiento del trigo en secano en España. Una vez comentados los resultados de las regresiones a nivel global, vamos a analizar los resultados proporcionados a nivel local. Para ello se seleccionaron los modelos más eficaces para las variables climáticas dentro de las regresiones univariadas o multivariadas.

En la mayoría de los casos resultaron ser los modelos univariados los más explicativos. Aunque no hay que olvidar que se han obtenido también modelos con alto poder explicativo en modelos multivariados, sobre todo los que incluyen radiación y precipitación como factores independientes. Con base en lo anterior y tomando como referencia los resultados globales de los modelos GWR, se confirma que las variables ambientales, por línea general, tienen un mayor poder explicativo de manera individual que combinada con otras variables. Esto seguramente es debido a problemas de colinealidad entre variables, especialmente en un país como España donde la variación climática espacial es bastante alta. No obstante, una excepción a este hecho es la temperatura, la cual tiene un mayor poder explicativo en modelos multivariados, especialmente con precipitación. Seguramente debido a la mayor estacionariedad de la temperatura respecto a otras variables climáticas, la cual por sí sola no puede explicar la variabilidad del rendimiento (más allá del 45%) y necesita de otras variables para crear un modelo más robusto.

Es por esto que se seleccionaron los modelos univariados más eficaces con el fin de identificar aquellas áreas donde el modelo tiene un mayor o menor ajuste. Igualmente, se analizó la variación espacial de la relación entre las variables explicativas y dependiente, identificando gradientes, áreas donde la relación es más significativa y áreas donde no lo es.

En la Figura 124 se muestra el conjunto de los resultados locales del modelo univariable donde el factor explicativo es la precipitación acumulada en la floración. Concretamente el mapa a) incluye los valores de la precipitación acumulada en el periodo de floración y que corresponde a los valores de la variable explicativa del rendimiento. La división de las provincias en el grupo norte y grupo sur se explicará más adelante.

Figura 124: resultados locales del modelo univariable cuya variable explicativa es la precipitación acumulada en la floración a) valores de precipitación por provincia b) coeficientes de regresión c) residuos estandarizados d) coeficientes de determinación locales.

El mapa d) (Figura 124) despliega los valores del R cuadrado local a través de las provincias contiguas del territorio. Un color más intenso equivale a un mejor ajuste del modelo. Según la leyenda, el modelo GWR tiene un mayor rendimiento en la parte norte central que en la mitad sur del país. Concretamente la regresión local explica más del 70% de la varianza del rendimiento en las provincias de Navarra, La Rioja, Álava, Burgos, Palencia, Segovia y Madrid. En general el modelo tiene un alto poder explicativo, siendo igual o mayor del 50% en más de la mitad de las provincias del estudio. Las áreas donde el modelo fue menos eficiente corresponden a provincias donde la superficie de trigo en seco es menor (Figura 35 epígrafe 2.4.1.2).

En la imagen b) (Figura 124) se muestra el mapa de los coeficientes de la regresión entre ambas variables. En él se observan los lugares donde los coeficientes locales de la relación espacial entre el rendimiento y la precipitación son más significativos. El color azul más oscuro indica que la relación es más intensa. De este modo, se confirma la relación positiva en todo el territorio entre la variación de la precipitación y el rendimiento. Ahora bien, esta relación tiene un comportamiento distinto a lo largo del territorio, diferenciando dos zonas. Por un lado, la relación entre ambas variables es más significativa en la mitad norte septentrional, abarcando una franja desde Palencia pasando por Soria, Zaragoza y llegando a Barcelona. Esto quiere decir que en esta zona identificada, la influencia de la precipitación en la variabilidad espacial del rendimiento es más alta. Por el contrario, la zona sur compuesta

por las provincias de Andalucía más Badajoz, es la zona de la península donde la influencia de la precipitación en la variabilidad del rendimiento del trigo es menor.

Antes de profundizar más en estas diferencias y el porqué de estos resultados entre norte y sur de la península, vamos a analizar los resultados para el resto de modelos. Así, los resultados locales del modelo GWR para la temperatura acumulada durante la floración se muestran en la Figura 125.

Figura 125: resultados locales del modelo univariable cuya variable explicativa es la temperatura acumulada en la floración a) valores de precipitación por provincia b) coeficientes de regresión c) residuos estandarizados d) coeficientes de determinación locales.

En términos generales, los valores del coeficiente de determinación local son menores que en el caso de la precipitación, ya que en la mayoría de las provincias el R^2 del modelo es menor del 25% (imagen d) Figura 125). Como ya se ha mencionado, esto se puede deber principalmente a la naturaleza más estacionaria de la variable explicativa, como es el caso de la temperatura.

Como ya ocurriera con la precipitación, en el caso de la temperatura también existen dos patrones de comportamiento distinto entre el norte y sur respecto la variación espacial de los factores. En el este caso, dicha variación tiene distinto signo en el espacio. Así, la relación entre ambas variables es negativa significativa en la zona norte, incluyendo provincias de Aragón, Guadalajara, es decir, provincias donde acumular una temperatura más alta se

traduce en un rendimiento menor. Hecho en línea con el conocimiento agronómico de áreas de agricultura mediterránea de clima relativamente extremo como España.

Figura 126: resultados locales del modelo univariable cuya variable explicativa es la radiación acumulada entre la emergencia y madurez (P2) a) valores de precipitación por provincia b) coeficientes de regresión c) residuos estandarizados d) coeficientes de determinación locales.

Por otro lado, esta relación es positiva en Andalucía. Es cierto, que en el sur de España el calendario fenológico se ajusta para obtener condiciones óptimas en la floración, evitando también las temperaturas más extremas del verano, de tal forma que la mayoría de los periodos fenológicos ocurren durante meses más fríos y podría así justificar el cambio de signo en la relación entre temperatura y rendimiento. Pero en este caso, se cree que este hecho no justificaría que en un país mediterráneo como España y concretamente en una región como Andalucía con un clima, en su mayoría, mediterráneo extremo (Metzger et al, 2005) la relación temperatura-rendimiento sea positiva. Por lo que este cambio de signo se ha atribuido a la falta de explicación del modelo, especialmente en la zona sur donde los R^2 locales son menores del 20%.

Los resultados para el modelo univariable con la radiación y CWB acumulados en el periodo de crecimiento que abarca desde la emergencia a la madurez, se presentan en las Figura 126 y Figura 127, respectivamente. En línea con los resultados globales del modelo, el poder explicativo local del modelo con la variable CWB es mayor que el de la radiación.

En ambos casos se vuelven a distinguir dos patrones de comportamiento distintos en zonas norte-sur al analizar los valores locales de los coeficientes de regresión mapa b) (Figura 126 y Figura 127) y coeficientes de determinación R^2 locales mapa d) (Figura 126 y Figura 127).

Figura 127: resultados locales del modelo univariable cuya variable explicativa es balance climático hídrico (CWB) acumulado entre la emergencia y madurez (P2) a) valores de precipitación por provincia b) coeficientes de regresión c) residuos estandarizados d) coeficientes de determinación locales.

El patrón de los R^2 locales en el modelo GWR, es bastante similar al producido por la precipitación (Figura 124). Con mejores resultados en el área norte que en la zona sur, aunque en esta última existen algunas provincias con R^2 mayores del 50%. Concretamente, el mayor poder explicativo (con un R^2 mayor del 70%) del modelo se localiza en la zona norte, formada por las provincias de Aragón, Lleida, Barcelona, Álava, Navarra, La Rioja, Soria y Burgos. El modelo también proporciona buenos resultados, con un R^2 mayor del 50% en provincias de la zona norte colindantes al área formada por las provincias antes mencionadas e igualmente. Jaén, Córdoba y Sevilla son las provincias de la zona sur donde el rendimiento del modelo es alto con un R^2 mayor del 50%. Dentro del área sur de la península, coincide que estas provincias tienen una superficie mayor de trigo en secano.

El modelo de radiación sin embargo, muestra resultados óptimos únicamente en las provincias del norte. Siendo más eficiente en las provincias del noreste con R^2 mayores del 50%, en el resto de las provincias de la zona norte los valores del R^2 tienen un rango de entre el 20 y 50%. En el resto de la península, el modelo proporciona malos resultados con rendimientos menores del 20%. Lo cual indica, que la radiación acumulada en el periodo de

crecimiento es útil en explicar la variación espacial del rendimiento del trigo en la mitad norte del país, coincidiendo igualmente con los coeficientes de regresión más altos. Efectivamente, en líneas generales, coincide que en las provincias donde existe un mayor poder explicativo el coeficiente de relación entre el rendimiento y la variable es más intenso.

Así que la siguiente pregunta que surge es:

¿Cuál es la razón de la diferencia de comportamiento norte-sur en la relación del rendimiento del trigo con las variables climáticas estudiadas?

Se cree que la principal respuesta a esta pregunta radica en la mayor o menor estacionariedad de las variables a lo largo del territorio de estudio. La herramienta geoestadística GWR se desarrolló para que pudiera identificar variaciones espaciales locales entre determinados factores. De este modo, cuanto menos varíen los factores de una localización a otra, más difícil será para GWR reproducir dicha relación y por lo tanto, la capacidad explicativa del modelo en estas zonas será menor.

Para poder corroborar esta afirmación, se quiso calcular el coeficiente de variación (CV%, Ec.31, epígrafe 2.4.2.3) de las variables dependientes e independientes, (rendimiento y variables climáticas, respectivamente) para el conjunto de provincias utilizadas en cada una de las regresiones locales. Y fue en este momento en el que se identificó la principal limitación de la regresión GWR integrada en el software ArcGIS 10.3 utilizada en esta tesis, ya que el programa no proporciona el conjunto de entidades vecinas incluidas en cada una de las regresiones locales llevadas a cabo, por lo que no permite desgranar y entender exactamente cómo trabaja y funciona dicha herramienta.

Las regresiones locales en esta tesis, fueron ponderadas, por una densidad de vecinos (kernel adaptativo, ancho de banda variable) determinada por el criterio de Información Akaike Corregido (AICc) calculado por el programa para minimizar el error proporcionado por el modelo. El número óptimo de vecinos es un valor que se mantiene constante en cada una de las regresiones locales llevadas a cabo, lo que varía es el ancho de banda kernel para poder agrupar el número de vecinos necesarios. Ahora bien, el programa aunque sí devuelve el número de entidades vecinas utilizadas en el modelo, no proporciona el detalle de cuáles son estas entidades en cada uno de los modelos locales.

A falta de esta detallada información, se hizo una aproximación alternativa. En términos generales, el número de vecinos utilizados en los modelos óptimos suele ser alrededor de 18 (Figura 122), es decir que en cada regresión local se utiliza aproximadamente la mitad de las provincias que constituyen el conjunto utilizado en la península. Por lo que se crearon dos grupos, llamados grupo norte y sur (de la Figura 124 a la Figura 127) y que estaban formados por la mitad de las provincias utilizadas. De tal forma, que al menos se pueda confirmar si existe una mayor variabilidad entre las variables del grupo norte que en las del sur.

Se confirma este hecho con la variable dependiente, ya que el coeficiente de variación del rendimiento del trigo en secano entre las provincias del norte es casi el doble (38,8%) que en

las provincias del sur (20%) (Tabla 47). Por lo que, ya se parte de la base que de que en el sur existe una mayor estacionariedad de la variable dependiente a modelar.

Rendimiento secano	Grupo Norte	Grupo Sur
<i>Media</i>	3,1	2,2
<i>Desviación estándar</i>	1,2	0,4
<i>CV%</i>	38,8	20,0

Tabla 47: estadísticos de dispersión del rendimiento del trigo en secano en el grupo norte y grupo sur.

Se han obtenido los mismos resultados con las variables explicativas en ambos grupos. Y todas las variables explicativas, precipitación, temperatura, radiación y CWB, tienen una mayor variabilidad en las provincias del norte que en las del sur (Tabla 48).

	P_P3 (mm)		T_P3 (°C)		R_P2 (x10MJm ⁻²)		CWB_P2 (mm)	
	Grupo Norte	Grupo Sur	Grupo Norte	Grupo Sur	Grupo Norte	Grupo Sur	Grupo Norte	Grupo Sur
<i>Media</i>	31,4	29,2	259,3	298,8	321,0	291,0	-274,0	-255,0
<i>Desviación estándar</i>	10,0	6,0	28,6	21,7	45,0	12,0	157,0	140,0
<i>CV%</i>	31,8	20,6	11,0	7,3	14,0	4,1	-57,3	-54,9

Tabla 48: estadísticos de dispersión en el grupo norte y grupo sur, de las variables explicativas de los modelos GWR univariados más efectivos. Donde: P: precipitación, T: temperatura, R: radiación, CWB: balance climático hídrico, P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).

Por lo que, el modelo GWR fue más eficiente en las áreas donde las variables a relacionar presentan una menor estacionariedad, ya que la variabilidad entre los factores de una localización a otra es alta. Mientras, los resultados del modelo en el grupo donde con coeficientes de variación más bajos (grupo sur) muestran un poder explicativo menor, al igual que una menor intensidad de los coeficientes que relacionaban ambas variables.

Por último, aunque se han confirmado y demostrado la correlación entre variabilidad inter-regional del rendimiento del trigo en secano con la variabilidad inter-regional de las variables climáticas estudiadas, cabe comentar que la correlación no implica causalidad. Es decir, que puede ocurrir que la variable climática que explique la variabilidad inter-regional del rendimiento sea colineal al factor que realmente explica la variación del rendimiento entre provincias. Por ejemplo que otros factores como, la humedad del suelo, cantidad de fertilizante aplicado, otras prácticas agrícolas, o decisiones del propio agricultor creen un gradiente de cambio espacial en el rendimiento que sea colineal a la variable explicativa utilizada en ese caso.

3.2.2 Cultivos del trigo en los Bálticos

Todos los cultivos de cereales en los Bálticos crecen en condiciones de secano (MOCA, 2011) por lo que se van a discutir posibles diferencias o sinergias con los resultados del mismo tipo de cultivo en España (epígrafe 3.2.1). Como entre los modelos GWR en España y

Bálticos se han utilizado variables dependientes diferentes, es decir, distintos valores de rendimientos, no se pueden utilizar los valores del indicador AICc para comparar modelos entre ambos países (ya que es sensible a la las unidades de la variable dependiente, epígrafe 2.3.2), por lo que se compararon los resultados únicamente por los valores del coeficiente de determinación R^2 obtenidos en ambos casos.

De esta forma, lo que primero llama la atención al analizar los resultados globales de los modelos GWR en los países Bálticos respecto a España, es el menor rendimiento obtenido en las regresiones hechas en los Bálticos para cualquiera de las combinaciones comparadas (Figura 129 resultados en los Bálticos frente a Figura 122). Al igual que ocurriera en España, se encontraron diferencias en los rendimientos de las regresiones GWR según la variable climática utilizada. Así en la Figura 128 se muestran los resultados de los modelos univariados en el periodo fenológico acumulado en que la eficiencia obtenida fue mayor (gráficas a), b), c) Figura 128), y también se incluye la gráfica de ajuste de los rendimientos observados y predichos para el modelo más eficaz encontrado en los Bálticos (gráfica d) Figura 128) y del que hablaremos más adelante.

Figura 128: gráficas de ajuste entre rendimientos observados y predichos en cada provincia por los modelos más eficaces. Donde las variables explicativas son a) precipitación b) temperatura acumuladas ambas entre la floración y madurez (P4), c) radiación acumulada entre la emergencia y madurez (P2) y d) el modelo más eficaz de los Bálticos precipitación y radiación acumuladas en P4 y P2, respectivamente.

Con base en los resultados anteriores, se confirma que es la temperatura la que produce unos resultados de correlación entre variables menores que el resto, con un R^2 del 43%, aunque le sigue muy de cerca la precipitación ya que el rendimiento del modelo que lo incluye como único factor explicativo es del 45%. Al mismo tiempo, destaca la radiación por sus buenos resultados en la correlación de variables en comparación al resto, con un R^2 del 61%.

Asimilando la información anterior, y comparando los resultados globales entre España y los Bálticos, se cree que esta diferencia se debe a la naturaleza y gradientes de variación de las variables climáticas entre ambos países, marcados principalmente, por la orografía particular de cada región. En este sentido, los países Bálticos destacan por tener un orografía muy homogénea, donde el relieve que predomina es casi únicamente el de tipo llanura (epígrafe 2.1). La homogeneidad topográfica y a la coexistencia de únicamente dos tipos de climas de características similares, se traducen en una mayor estacionariedad de las variables climáticas en los Bálticos respecto España. Este hecho se confirma con los valores de los coeficientes de variación (CV%, Ec.31, epígrafe 2.4.2) de las variables climáticas (acumuladas en los periodos fenológicos más eficaces) calculadas en los Bálticos (Tabla 49). Donde la precipitación y temperatura tienen una leve variación del 11% respecto la media, mientras que la de la radiación es del 17%.

Bálticos	Rendimiento (t/ha)	P_P4 (mm)	T_P4 (°C)	R_P2 (x10MJm ⁻²)
<i>Media</i>	3,0	115,8	721,3	250,2
<i>Desviación estándar</i>	0,70	12,8	80,7	42,6
<i>CV%</i>	23,5	11,0	11,2	17,0

Tabla 49: estadísticos de dispersión de las variables explicativas de los modelos GWR univariados más efectivos. Donde: P: precipitación, T: temperatura, R: radiación, CWB: balance climático hídrico, P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).

A diferencia de España donde las variables asociadas a la disponibilidad de agua eran los factores que proporcionan mayores rendimientos. En los Bálticos, la variable con mayor (y único) poder de explicación de la variabilidad regional del rendimiento es la radiación. Hecho en línea con la investigación llevada a cabo por Nemani et al. (2003), ya que identificaba la radiación solar como el principal factor climático limitante en el crecimiento de los cultivos de Europa, (Figura 1) y en otras áreas del mundo. Esta tesis complementa la afirmación anterior, en el hecho de que la radiación en los Bálticos es igualmente el factor que explica la variabilidad inter-regional del rendimiento del trigo en los Bálticos. A ello se une por otro lado, el hecho de que la radiación en los Bálticos (acumulada en el P2) tiene un coeficiente de variación casi el doble (17%) que la precipitación y temperatura acumuladas en la floración (11% ambos), y por tanto, esta mayor variabilidad podría repercutir en un mayor rendimiento del modelo.

En la Figura 130 se presentan los indicadores de test de Moran's del estudio de autocorrelación espacial entre los residuos obtenidos para las mismas combinaciones de modelos GWR de la Figura 129, la cual sigue la misma leyenda de colores (Figura 120). Así, en el caso de los Bálticos ningún modelo GWR ha presentado multicolinealidad en sus resultados. Esto es debido principalmente a la mayor estacionariedad de las variables, ya que si existe una menor variación entre valores es más difícil que dicha información se pueda solapar provocando redundancia en los factores del modelo.

	P_P1	P_P2	P_P3	P_P4	T_P1	T_P2	T_P3	T_P4	R_P1	R_P2	R_P3	R_P4	
P_P1	C:7-27 V:20 R²=0,29/(+P) AICC=50,63	Multicolinealidad			C:8-26V:20 R²=0.25/(+P+R) AICC=82.19	C:8-26V:20 R²=0.23/(+P+R) AICC=81.13	C:8-26V:20 R²=0.20/(+P+R) AICC=80.15	C:8-26V:20 R²=0.28/(+P+R) AICC=76.41	C:8-26V:20 R²=0.59/(+P+R) AICC=46.11	C:8-26V:20 R²=0.62/(+P+R) AICC=45.27	C:8-26V:20 R²=0.59/(+P+R) AICC=46.38	C:8-26V:20 R²=0.61/(+P+R) AICC=45.5	
	P_P2	C:6-23V:20 R²=0,30/(+P) AICC=50,04			C:8-26V:20 R²=0.29/(+P+R) AICC=75.04	C:8-26V:20 R²=0.28/(+P+R) AICC=78.19	C:8-26V:20 R²=0.25/(+P+R) AICC=79.35	C:8-26V:20 R²=0.31/(+P+R) AICC=73.41	C:8-26V:20 R²=0.61/(+P+R) AICC=44.70	C:8-25V:20 R²=0.62/(+P+R) AICC=43.11	C:7-25V:20 R²=0.61/(+P+R) AICC=44.19	C:7-25V:20 R²=0.61/(+P+R) AICC=44.19	
		P_P3	C:2-3 V:20 R²=0,30/(+P) AICC=52,92		C:8-26V:20 R²=0.18/(+P+R) AICC=80.04	C:8-26V:20 R²=0.19/(+P+R) AICC=80.19	C:8-26V:20 R²=0.19/(+P+R) AICC=82.15	C:8-26V:20 R²=0.20/(+P+R) AICC=79.41	C:8-26V:20 R²=0.63/(-P+R) AICC=44.73	C:8-26V:20 R²=0.65/(-P+R) AICC=45.44	C:7-25V:20 R²=0.62/(+P+R) AICC=45.54	C:7-25V:20 R²=0.62/(+P+R) AICC=45.61	
			P_P4	C:9-18 V:15 R²=0,45/(+P) AICC=52,32	C:8-26V:20 R²=0.31/(+P+R) AICC=67,52	C:8-26V:20 R²=0.31/(+P+R) AICC=69,52	C:8-26V:20 R²=0.32/(+P+R) AICC=68,52	C:8-26V:20 R²=0.38/(+P+R) AICC=65,52	C:4-6V:20 R²=0.65/(+P+R) AICC=45,91	C:4-6V:20 R²=0.67/(+P+R) AICC=39,11	C:4-6V:20 R²=0.65/(+P+R) AICC=46,52	C:4-6V:20 R²=0.65/(-P+R) AICC=46,52	
				T_P1	C:18-27V:20 R²=0.30/(+T) AICC=52.34	Multicolinealidad			C:17-22V:20 R²=0.59/(+R+T) AICC=48.63	C:17-21V:20 R²=0.62/(+R+T) AICC=47.31	C:16-21V:20 R²=0.60/(+R+T) AICC=48.71	C:15-21V:20 R²=0.61/(+R+T) AICC=47.81	
					T_P2	C:17-27 V:20 R²=0.31/(+T) AICC=51.94			C:23-29V:20 R²=0.61/(+R+T) AICC=47.75	C:23-29V:20 R²=0.66/(+R+T) AICC=45.10	C:21-29V:20 R²=0.62/(+R+T) AICC=47.59	C:20-29V:20 R²=0.63/(+R+T) AICC=46.66	
						T_P3	C:17-27 V:20 R²=0.31/(+T) AICC=51.94		C:8-26V:20 R²=0.63/(-P+R) AICC=45.21	C:8-26V:20 R²=0.64/(-P+R) AICC=45.25	C:8-26V:20 R²=0.63/(-P+R) AICC=45.62	C:8-26V:20 R²=0.63/(-P+R) AICC=45,40	
							T_P4	C:4-11 V:20 R²=0.43/(+T) AICC=48.11	C:6-15V:20 R²=0.63/(+T+R) AICC=45.21	C:6-15V:20 R²=0.65/(+T+R) AICC=45.63	C:5-15V:20 R²=0.64/(+T+R) AICC=45.62	C:5-16V:20 R²=0.63/(+T+R) AICC=45.40	
								R_P1	C:3-5 V:20 R²=0.58/(+R) AICC=45.25	Multicolinealidad			
									R_P2	C:3-5 V:20 R²=0.61/(+R) AICC=44,20			
										R_P3	C:3-5 V:20 R²=0,59/(+R) AICC=45,40		
											R_P4	C:3-5 V:20 R²=0.59/(+R) AICC=45,60	

Figura 129: Matriz resultados de los modelos GWR del trigo en seco en los Bálticos. Donde P: precipitación, T: temperatura, R: radiación, CBW balance climático hídrico, P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).

Moran's I	P_P1	P_P2	P_P3	P_P4	T_P1	T_P2	T_P3	T_P4	R_P1	R_P2	R_P3	R_P4
P_P1	z:0,78 p:0,43				z:-0,11 p:0,92	z:-0,21 p:0,75	z:-0,20 p:0,70	z:-0,02 p:0,85	z:0,96 p:0,33	z:0,68 p:0,49	z:0,87 p:0,37	z:0,83 p:0,40
P_P2	z:0,77 p:0,43				z:-0,08 p:0,95	z:-0,12 p:0,89	z:-0,18 p:0,70	z:-0,03 p:0,78	z:0,98 p:0,32	z:0,71 p:0,47	z:0,88 p:0,37	z:0,85 p:0,39
P_P3	z:0,69 p:0,48				z:-0,05 p:0,92	z:-0,16 p:0,87	z:-0,14 p:0,86	z:-0,05 p:0,80	z:0,81 p:0,41	z:0,61 p:0,53	z:0,77 p:0,43	z:0,78 p:0,43
P_P4	z:0,61 p:0,53	z:-0,14 p:0,88	z:-0,15 p:0,75	z:-0,18 p:0,80	z:-0,14 p:0,88	z:0,25 p:0,80	z:0,77 p:0,43	z:0,77 p:0,43	z:0,25 p:0,80	z:0,77 p:0,43	z:0,77 p:0,43	z:0,78 p:0,43
T_P1	z:0,97 p:0,32								z:0,48 p:0,59	z:0,59 p:0,63	z:0,47 p:0,62	z:0,56 p:0,67
T_P2	z:0,96 p:0,33								z:0,47 p:0,57	z:0,53 p:0,62	z:0,54 p:0,64	z:0,45 p:0,56
T_P3	z:0,63 p:0,52								z:0,49 p:0,61	z:0,47 p:0,58	z:0,48 p:0,56	z:0,49 p:0,57
T_P4	z:0,69 p:0,56								z:0,52 p:0,60	z:0,51 p:0,60	z:0,51 p:0,60	z:0,54 p:0,58
R_P1	z:0,91 p:0,35											
R_P2	z:0,64 p:0,51											
R_P3	z:0,84 p:0,39											
R_P4	z:0,82 p:0,40											

Figura 130: resultados del test de Moran's aplicado a los residuos obtenidos de los modelos GWR del trigo en los países Bálticos.

Analizando la capacidad explicativa de los modelos respecto los periodos fenológicos, los resultados son clarificadores y unánimes, ya que se han identificado dos periodos fenológicos como los más influyentes en la variación del rendimiento en casi todas las combinaciones (gráfica a) b) Figura 128 y Figura 129). Por un lado es el periodo entre la floración y madurez (llamado en esta tesis P4) para la variables de precipitación y temperatura, cuyo resultado está en línea con la importancia de la fase fenológica de floración comentada en España y la cual se puede extrapolar al cultivo norteyuropeo. Pero la radiación sin embargo, representó mejor la variabilidad espacial del rendimiento del trigo con valores acumulados en el periodo largo (llamado en esta tesis periodo de crecimiento) que abarca desde la emergencia a la madurez (P2) (gráfica c) Figura 128 y Figura 129).

Aunque al igual que en España, en los Bálticos el periodo de floración es una fase fenológica clave en el ciclo de crecimiento de un cultivo; la producción de cultivos bajo condiciones norteyuropeas se enfrenta a dos factores limitantes, como son los inviernos extremadamente fríos y el riesgo a un ciclo de crecimiento excepcionalmente corto (Peltonen-Sainio et al., 2009b). Efectivamente, condiciones severas durante la invernación pueden resultar en bajos porcentajes de supervivencia de las plantas, reducción de rendimientos e incluso en la pérdida de aquellas variedades más resistentes, en aquellos casos en los que coinciden condiciones adversas (Hömmö et al., 1994). Igualmente, el ciclo de cultivos en condiciones norteyuropeas se caracteriza por un número sorprendentemente bajo de días de crecimiento efectivos, por ejemplo número de días que combinen las siguientes condiciones de crecimiento óptimas

durante el invierno: suficiente temperatura con disponibilidad de agua junto con la ausencia de heladas durante la noche y a la vez tener un grosor de cubierta de nieve lo suficientemente protectora (Trnka et al., 2011).

Todo lo anterior confirmaría la importancia de considerar las condiciones acumuladas durante todo el ciclo de crecimiento de todos los factores climáticos, pero especialmente de la radiación, al ser el factor climático más limitante en el crecimiento de cultivos de invierno (Nemani et al., 2003). Es por esto, que los resultados obtenidos sobre el mayor poder explicativo de la radiación acumulada entre la emergencia y madurez, en la variabilidad del rendimiento, está en línea con el conocimiento agronómico y resto de similares investigaciones mencionadas. Ya que incluirían las condiciones acumuladas durante el invierno, al igual que el cómputo global de las condiciones durante todo el ciclo de crecimiento, incluyendo las condiciones de días efectivos de crecimiento.

Dentro de las regresiones GWR óptimas, fue el modelo multivariable con la variable explicativa radiación acumulada en el periodo de crecimiento (entre la emergencia y madurez, P2) y la precipitación (acumulada entre la floración y madurez, P4), el más eficaz, ya que dicho modelo explicaría un 67% de la varianza espacial del rendimiento del trigo en secano en España. Todo lo discutido anteriormente, nos permite confirmar en este caso, que en los sistemas agrícolas norteeuropeos, las condiciones sufridas durante el invierno así como el número de días de crecimiento efectivos, son un elemento clave que influye en el cómputo global tanto del rendimiento anual del cultivos (Peltonen-Sainio et al., 2007), como indirectamente en la variabilidad inter-regional del rendimientos del trigo en los países Bálticos.

Una vez comentados los resultados de las regresiones a nivel global, se analizan los resultados proporcionados a nivel local de los modelos más eficaces, considerando como tal, aquellos con un R^2 superior al 50%. Sólo cumplen esta condición las regresiones GWR que han incluido la variable explicativa de la radiación. Así, se analizaran los resultados locales proporcionados por el modelo más eficaz que consideraba la radiación en P2 y la precipitación en P4.

Figura 131: valores por provincia en los Bálticos de a) precipitación acumulada en el P2 (floración-madurez) b) radiación acumulada en el P2 (emergencia-madurez).

A nivel regional se observan valores locales del coeficiente de determinación bastante altos, siendo superior al 50% en la mayoría del territorio. Es en Letonia y Lituania, concretamente en las provincias de *Zemgale*, *Latgale*, *Siauliai*, *Panevezio*, *Kauno*, *Mariajampoles* (Figura 131, imagen b) Figura 132) donde el modelo es más efectivo, con un R^2 mayor del 70%. Condiciendo estas provincias con las áreas de los Bálticos con mayor superficie del cultivo del trigo (Figura 35, epígrafe 2.4.1.2), hecho que confirmaría que el modelo es más efectivo en áreas agrícolamente más importantes.

Figura 132: resultados locales del modelo multivariable cuya variable explicativa es la temperatura acumulada en la floración a) valores de precipitación por provincia b) coeficientes de regresión c) residuos estandarizados d) coeficientes de determinación locales.

En la imagen c) y d) (Figura 132) se muestran los mapas de los coeficientes de la regresión entre la precipitación, la radiación y el rendimiento, respectivamente. En él se observan los lugares donde los coeficientes locales de la relación espacial entre el rendimiento y la precipitación o la radiación son más significativos. El color verde más oscuro indica que la relación es más intensa positiva, mientras que el color rojo intenso indica una relación fuerte negativa. De este modo, se confirma la relación positiva en todo el territorio entre la variación de la radiación y el rendimiento, mientras que en la precipitación esta relación es negativa en Estonia y norte de Letonia, y positiva en el resto.

Como ocurriera en España, se distinguen dos patrones de comportamiento distintos en zonas norte-sur al analizar los valores locales de los coeficientes de regresión. La primera

zona de comportamiento más marcado se localiza en el área norte de los Bálticos, incluye Estonia y el norte de Letonia (Zona 1). La segunda correspondería al área sur, formado por Lituania y sur de Letonia.

En este caso, las dos zonas de comportamiento coincidan con la delimitación de dos tipos de clima diferenciados (Metzger et al. 2005), el tipo boreal (Zona 1, Boreal) y nemoral (Zona 2, Nemoral) (presentado en la Figura 6, apartado 2.1). El clima tipo nemoral respecto el boreal, se caracteriza por temperaturas más moderadas, clima continental más suavizado y periodos de crecimiento más largos, mientras que el Boreal sufre inviernos más fríos y ciclos de crecimiento más corto (Jongman et al. 2005; Metzger et al. 2005).

Respecto a los valores obtenidos de los coeficientes, sí se puede afirmar distintos comportamientos en la región con base en la precipitación (imagen c) Figura 132). Mientras que la intensidad de la variación respecto la radiación en los Bálticos (imagen d) Figura 132) no varía especialmente, siendo ligeramente más intensa positiva en la zona Boreal aunque igualmente significativa y positiva en el resto de las provincias de la zona Nemoral.

Así, continuando con la variable climática de precipitación; los cultivos en los países Bálticos son también susceptibles a las limitaciones en la disponibilidad de agua, son especialmente vulnerables a las sequías de verano tempranas las cuales pueden causar daños irreparables en los cultivos de primavera (Peltonen-Sainio, 2012). Pero dentro de los Bálticos, y más concretamente en áreas nemorales, la disponibilidad de agua no es un factor limitante en el crecimiento del cultivo. Sin embargo, se han aportado numerosos casos de pérdida en el rendimiento o en la calidad del grano por abundantes e intensas lluvias (Olesen et al., 2011; Christensen et al., 2003), aumentándose dichos episodios en los últimos años debido a una mayor inestabilidad climática y tendencia a la consecución de eventos climáticos extremos (Ceglar et al., 2015).

De esta forma, se entiende que en áreas de la zona boreal, sin limitación sistemática de disponibilidad de agua y donde existen casos de lluvias más intensas con pérdidas de cultivo, la relación entre el rendimiento y la precipitación acumulada a lo largo de todo el año sea tal que un exceso en la precipitación acumulada a lo largo de todo el ciclo de crecimiento, corresponda con provincias donde el rendimiento ha sido menor (imagen c) Figura 132). Mientras que en las áreas de clima nemoral, con casos de intensas lluvias menos extremos y condiciones climáticas más suavizadas en zonas boreales, la relación inter-regional entre precipitación y rendimiento se traduzca en mayor rendimiento en áreas donde la acumulación de lluvia (entre floración y madurez, P4) ha sido mayor.

En todo caso, se confirma el hecho de que la variación espacial de la relación entre la precipitación y el rendimiento del trigo en los Bálticos, tiene patrones de intensidad y comportamiento distinto entre regiones dependiendo, entre otros, de si se encuentra en un área de clima boreal o nemoral.

3.2.3 Cultivos del trigo en regadío en España

Los resultados globales de las distintas regresiones GWR llevadas a cabo para las combinaciones de las variables climáticas y agro-climáticas acumuladas en los cuatro periodos fenológicos y el rendimiento del trigo en regadío se resumieron en la matriz de la Figura 134.

Lo primero que llama la atención, son los bajos rendimientos obtenidos, ya que ninguna combinación, ningún modelo GWR puede explicar más allá del 30% de la varianza del rendimiento del trigo en regadío. Como se ha comentado, este hecho puede ser debido distintas circunstancias. Así, podría ser debido a la mayor estacionariedad de la varianza del rendimiento en regadío; o al hecho de que se hayan considerado variables independientes que no son capaces de reproducir esta variabilidad espacial, omitiendo por tanto, otro tipo de variables que si son colineales a la variación del rendimiento del trigo en regadío en España. También podría ocurrir que se den ambas circunstancias a la vez, es decir, que los valores del rendimiento a explicar sean más estacionario a lo largo del territorio, al tiempo que las variables utilizadas para describirlo no reproduzcan el gradiente de cambio porque no sean las idóneas.

Para dar respuesta a la primera cuestión de estacionariedad, se calculó el coeficiente de variación (CV%, Ec.31, epígrafe 2.4.2) de las variables dependientes (rendimiento de cultivo en regadío y secano, respectivamente) para el conjunto de provincias seleccionadas para cada uno de los estudios (epígrafe 2.4.3.1). Los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 50, confirmando, que efectivamente, el coeficiente de variación del rendimiento en regadío es menor al doble que el CV en secano. Y como ya hemos comentado, una menor variabilidad en el fenómeno a explicar se puede traducir en una mayor dificultad del modelo para reproducir dicha variación más limitada, y por tanto el rendimiento es menor.

Valores toda España	Rendimiento cultivo en regadío (t/ha)	Rendimiento cultivo en secano (t/ha)
<i>Media</i>	4,3	2,8
<i>Desviación estándar</i>	0,60	0,8
<i>CV%</i>	13,7	30,1

Tabla 50: estadísticos de dispersión del rendimiento del trigo en secano y regadío en España.

Esta mayor estacionariedad de los rendimientos en regadío podría explicar igualmente, los resultados obtenidos por el test de Moran's del estudio de autocorrelación espacial entre los residuos obtenidos en los modelos GWR, y cuyos resultados se presentan en la Figura 133. Así, en el caso de cultivo del trigo en regadío en España, como ya ocurriera en los Bálticos, ningún modelo GWR ha presentado multicolinealidad en sus resultados. Esto es debido principalmente a la mayor estacionariedad de las variables, ya que si existe una menor variación entre valores es más difícil que dicha información se pueda solapar provocando redundancia en los factores del modelo.

Moran's I	P_P1	P_P2	P_P3	P_P4	T_P1	T_P2	T_P3	T_P4	R_P1	R_P2	R_P3	R_P4
P_P1	z:-0.64 p:0.52				z:-0.64 p:0.51	z:-0.53 p:0.59	z:-0.50 p:0.63	z:-0.53 p:0.59	z:-0.65 p:0.51	z:-0.65 p:0.51	z:-0.60 p:0.55	z:-0.60 p:0.55
P_P2	z:-0.10 p:0.91				z:-0.75 p:0.44	z:-0.64 p:0.51	z:-0.68 p:0.49	z:-0.64 p:0.52	z:-0.77 p:0.44	z:-0.77 p:0.44	z:-0.71 p:0.49	z:-0.70 p:0.50
P_P3	z:-0.05 p:0.81				z:-0.16 p:0.87	z:-0.16 p:0.87	z:-0.49 p:0.62	z:-0.19 p:0.84	z:-0.50 p:0.61	z:-0.50 p:0.61	z:-0.50 p:0.61	z:-0.49 p:0.62
P_P4	z:-0.48 p:0.62				z:-0.14 p:0.88	z:-0.15 p:0.75	z:-0.18 p:0.80	z:-0.14 p:0.88	z:-0.52 p:0.59	z:-0.52 p:0.59	z:-0.42 p:0.63	z:-0.41 p:0.61
T_P1					z:-0.06 p:0.95				z:-0.15 p:0.87	z:-0.15 p:0.87	z:-0.07 p:0.93	z:-0.10 p:0.85
CBW_P1	z:-0.60 p:0.54				z:-0.06 p:0.94				z:-0.18 p:0.85	z:-0.18 p:0.85	z:-0.10 p:0.90	z:-0.23 p:0.81
CBW_P2	z:-0.56 p:0.57					z:-0.43 p:0.66			z:-0.50 p:0.61	z:-0.50 p:0.61	z:-0.50 p:0.61	z:-0.49 p:0.62
CBW_P3	z:-0.15 p:0.87						z:-0.08 p:0.93		z:-0.09 p:0.92	z:-0.09 p:0.92	z:-0.06 p:0.94	z:-0.09 p:0.92
CBW_P4	z:-0.22 p:0.81							R_P1	z:-0.21 p:0.83			
								R_P2	z:-0.21 p:0.83			
								R_P3	z:-0.10 p:0.91			
								R_P4	z:-0.08 p:0.94			

Figura 133: resultados del test de Moran's aplicado a los residuos obtenidos de los modelos GWR del trigo en regadío en España.

Aunque el rendimiento de los modelos fue bastante bajo en todos los casos, fueron los modelos multivariable que consideraban la precipitación y temperatura como variables explicativas, los más eficaces en comparación al resto, ya que dichos modelos explicarían un 33% de la varianza espacial del rendimiento del trigo en secano en España.

Los modelos anteriores combinan la temperatura acumulada en los denominados ciclos largos, ciclo completo (P1, siembra-cosecha) y el segundo que abarca desde la emergencia a la madurez (P2). Mientras que la segunda variable explicativa es la precipitación acumulada en la fase clave en el ciclo del cultivo, la floración.

Al no obtener unos resultados globales medianamente buenos (se entiende de valores al menos superiores al 45% del R^2) no se han considerado los resultados locales de los coeficientes de región, R^2 locales, lo suficientemente fiables como para ser analizados.

Los resultados obtenidos por Sharma et al. (2011) en su estudio sobre la relación no-estacionaria entre la precipitación y los rendimientos del maíz y soja en Nebraska en cultivos con riego y en secano, están en línea con los resultados en esta tesis. En el sentido de que también se obtuvo un poder explicativo muy bajo de los modelo GWR respecto la variabilidad de la relación de rendimientos en regadío y precipitación, ya que en todos los casos estudiados fue inferior al 45%. Por lo que propone extender el estudio a nuevas posibles variables climáticas como la radiación, temperatura del aire o prácticas de gestión agrícolas.

Esta tesis, contribuye al estudio anterior, confirmando que las variables climáticas alternativas a la precipitación, como son la temperatura y la radiación, no contribuyen a un mejor entendimiento de la variabilidad inter-regional del rendimiento del trigo en España.

Otras investigaciones señalan que la variación inter-anual del rendimiento de cultivos maíz, trigo o cebada en regadío deben ser explicados por otros factores ajenos a la disponibilidad de agua como por ejemplo el exceso de lluvia durante la cosecha (López-Lozano et al., 2015). Factor que podría ser extrapolable a la variación inter-regional estudiada en esta tesis.

Por último, se corrobora que aunque la variabilidad del rendimiento del trigo en regadío es menor que en secano y por tanto, puede repercutir en el rendimiento de los modelos GWR, la variabilidad inter-regional existe y deben existir otros factores que puedan explicarlo. Puede ser por ejemplo el exceso de lluvia durante la cosecha (López-Lozano et al., 2015). Se propone en este caso, indicadores agro-climáticos específicos de cultivo relacionados bien con el tipo de suelo o con la necesidad de riego, por ejemplo: evapotranspiración efectiva (o real) (ET_r) o *Net Irrigation Water Requirement* (NIWR). Asociados capacidad de retención de agua o el contenido de materia orgánica.

	P_P1	P_P2	P_P3	P_P4	T_P1	T_P2	T_P3	T_P4	R_P1	R_P2	R_P3	R_P4
P_P1	C:4-10/V:32 R ² =0.24/(+P) AICC=70.80	Multicolinealidad			C:22-27/V:32 R ² =0.32/(+p-+t) AICC=71.60	C:20-26/V:32 R ² =0.31/(+p-+t) AICC=71.88	C:20-26/V:32 R ² =0.23/(+p-+t) AICC=74.88	C:15-23/V:33 R ² =0.22/(+p+T) AICC=74.58	C:6-12/V:33 R ² =0.28/(+p+R) AICC=73.68	C:6-12/V:33 R ² =0.28/(+p+R) AICC=73.68	C:6-12/V:33 R ² =0.28/(+p+R) AICC=73.72	C:6-12/V:33 R ² =0.28/(+p+R) AICC=73.33
P_P2	C:4-10/V:32 R ² =0.25/(+P) AICC=70.79				C:22-27/V:32 R ² =0.33/(+p-+T) AICC=71.66	C:21-26/V:32 R ² =0.32/(+P-+T) AICC=71.87	C:21-26/V:32 R ² =0.23/(+P-+T) AICC=75.87	C:22-27/V:32 R ² =0.23/(+P+T) AICC=74.79	C:6-12/V:33 R ² =0.29/(+p+R) AICC=73.69	C:6-12/V:33 R ² =0.29/(+p+R) AICC=73.69	C:6-12/V:33 R ² =0.26/(+p+R) AICC=73.74	C:6-12/V:33 R ² =0.29/(+p+R) AICC=73.35
P_P3		C:6-10/V:32 R ² =0.22/(+P) AICC=71.57			C:24-29/V:32 R ² =0.33/(+p-+T) AICC=71.01	C:23-28/V:32 R ² =0.33/(+P-+T) AICC=71.23	C:20-28/V:33 R ² =0.28/(+P-T) AICC=72.81	C:18-26/V:33 R ² =0.27/(+P+T) AICC=72.03	C:8-13/V:33 R ² =0.27/(+P+R) AICC=74.40	C:8-13/V:33 R ² =0.27/(+P+R) AICC=74.40	C:8-13/V:33 R ² =0.26/(+P+R) AICC=74.68	C:8-13/V:33 R ² =0.28/(+P+R) AICC=73.78
P_P4			C:4-10/V:33 R ² =0.22/(+P) AICC=69.91		C:9-11/V:33 R ² =0.29/(+P-+T) AICC=70.92	C:10-12/V:33 R ² =0.29/(+P-+T) AICC=58.63	C:10-12/V:33 R ² =0.25/(+P-+T) AICC=61.63	C:15-23/V:33 R ² =0.25/(+p+T) AICC=72.38	C:5-7/V:33 R ² =0.29/(+P+R) AICC=75.52	C:5-7/V:33 R ² =0.29/(+P+R) AICC=75.52	C:5-7/V:33 R ² =0.29/(+P+R) AICC=72.52	C:5-7/V:33 R ² =0.29/(+P+R) AICC=72.11
T_P1					C:7-9/V:32 R ² =0.27/(+T) AICC=68.84		Multicolinealidad		C:21-29/V:32 R ² =0.30/(+T-R) AICC=72.47	C:21-29/V:32 R ² =0.30/(+T-R) AICC=72.47	C:21-29/V:32 R ² =0.32/(+T-R) AICC=72.05	C:21-29/V:32 R ² =0.30/(+T-R) AICC=72.47
CBW_P1	C:4-8/V:32 R ² =0.21/(+) AICC=72.73					T_P2 C:7-10/V:32 R ² =0.29/(+T) AICC=67.75			C:21-29/V:32 R ² =0.28/(+T-R) AICC=73.13	C:21-29/V:32 R ² =0.28/(+T-R) AICC=73.13	C:21-29/V:32 R ² =0.29/(+T-R) AICC=72.96	C:21-29/V:32 R ² =0.28/(+T-R) AICC=73.01
CBW_P2		C:4-8/V:32 R ² =0.21/(+) AICC=73.13					T_P3 C:15-18/V:33 R ² =0.24/(-T) AICC=69.66		C:21-29/V:33 R ² =0.28/(+T-R) AICC=73.08	C:21-29/V:33 R ² =0.28/(+T-R) AICC=73.08	C:21-29/V:33 R ² =0.28/(+T-R) AICC=73.00	C:21-29/V:33 R ² =0.28/(+T-R) AICC=72.91
CBW_P3			C:7-8/V:32 R ² =0.24/(+) AICC=70.40					T_P4 C:15-25/V:32 R ² =0.22/(+T) AICC=70.53	C:21-29/V:33 R ² =0.29/(+T-R) AICC=72.02	C:21-29/V:33 R ² =0.29/(+T-R) AICC=72.02	C:21-29/V:33 R ² =0.29/(+T-R) AICC=71.80	C:21-29/V:33 R ² =0.29/(+T-R) AICC=71.70
CBW_P4						C:3-7/V:32 R ² =0.20/(+) AICC=72.12			R_P1 C:3-4/V:32 R ² =0.26/(+R) AICC=70.59		Multicolinealidad	
										R_P2 C:3-4/V:32 R ² =0.26/(+R) AICC=70.59		
											R_P3 C:3-4/V:32 R ² =0.27/(+R) AICC=70.40	
												R_P4 C:3-4/V:32 R ² =0.26/(+R) AICC=70.28

Figura 134: Matriz resultados de los modelos GWR del trigo en regadío en España. Donde P: precipitación, T: temperatura, R: radiación, CBW balance climático hídrico, P1 (ciclo completo), P2 (emergencia-madurez), P3 (floración) y P4 (floración-madurez).

4 CONCLUSIONES

Del análisis de la información disponible y de los resultados del análisis aplicado a la misma en el presente trabajo, podemos establecer las siguientes conclusiones:

Las técnicas de interpolación SIG, son un método aplicable a la descripción de superficies de las variables climáticas, precipitación, temperatura, radiación y evapotranspiración acumuladas durante los cuatro periodos fenológicos estudiados en esta tesis.

No existe un Método de Interpolación Espacial (MIE) que destaque del resto por una mayor eficiencia del modelo a la hora de predecir la superficie de la precipitación, radiación, temperatura y evapotranspiración. Aunque la diferencia de eficacia entre los modelos que dieron mejores resultados fue pequeña, dependiendo de la variable a interpolar unas técnicas tuvieron más precisión que otras y fueron éstas las que se utilizaron para construir la secuencia de superficies final: en el caso de la precipitación el método más eficaz en la mayoría de los periodos fenológicos fue el cokriging ordinario, el método determinista spline regularizado para la temperatura, mientras que en el caso de la radiación y evapotranspiración fue el MIE geoestadístico kriging ordinario.

Se pudo confirmar la superioridad de los métodos geoestadísticos frente a los deterministas para interpolar la precipitación, radiación y evapotranspiración acumulada en todos los periodos fenológicos. Mientras que en el caso de la temperatura, fueron las técnicas deterministas los métodos más eficaces.

Considerar la altitud como variable secundaria en la interpolación de la precipitación mejora la eficacia del modelo. No ocurre lo mismo con la temperatura ya que el rendimiento que se obtuvo al considerar la elevación del terreno fue bajo. Para la radiación y evapotranspiración los resultados no son concluyentes.

Se ha identificado un patrón común en todas las variables interpoladas relacionado con la eficacia del modelo más que con la elección del mismo, confirmando el impacto significativo de la variabilidad de los datos a interpolar en la eficacia de los métodos de interpolación. De tal forma que cuanto mayor es esta variabilidad, calculada en términos de coeficiente de variación (CV%), el interpolador produce un mayor error, que se traduce en una menor eficacia. Este hallazgo podría poner de manifiesto que el esfuerzo en la mejora de los rendimiento de los modelos de interpolación podría centrarse principalmente en mejorar la calidad del conjunto de datos a interpolar, invirtiendo más esfuerzo en la obtención de conjunto de muestras de alta calidad que en crear métodos MIE cada vez más complejos, sofisticados y desde un punto de vista operacional, muy costosos.

No se ha podido identificar una influencia de la fenología en la comparación de MIEs más allá del hecho de que las fechas fenológicas marcan indirectamente un periodo de tiempo con unas condiciones climatológicas determinadas, las cuales llevan asociadas una variabilidad, de tal forma que según la conclusión anterior, cuanto mayor sea dicha variabilidad menor será la eficacia del interpolador.

Los resultados obtenidos han permitido crear una secuencia de superficies de los valores estimados de precipitación, temperatura, radiación y evapotranspiración acumuladas durante los periodos fenológicos de floración, ciclo completo (siembra-cosecha), ciclo de crecimiento (emergencia-madurez) y entre el periodo de floración y madurez.

Se pudo confirmar que existe la variabilidad espacial inter-regional entre factores climáticos y el rendimiento del trigo blando, tanto en España como en los Bálticos.

La herramienta estadística GWR, integrada en el software ArcGIS 10.3, fue capaz de reproducir esta variabilidad con un rendimiento lo suficientemente significativo como para considerarla una herramienta válida en futuros estudios. No obstante, se identificaron ciertas limitaciones en la misma respecto a la información que devuelve el programa a nivel local y que no permite desgranar todo el detalle sobre la ejecución del mismo.

Los indicadores y periodos fenológicos que mejor pudieron reproducir la variabilidad espacial del rendimiento en España y Bálticos, arrojaron aún, una mayor credibilidad a los resultados obtenidos y a la eficacia del GWR, ya que estaban en línea con el conocimiento agronómico sobre el cultivo del trigo blando en sistemas agrícolas mediterráneos y norteeuropeos. Así, en España, el indicador más robusto fue el balance climático hídrico (*Climatic Water Balance*) acumulado éste, durante el periodo de crecimiento (entre la emergencia y madurez). Aunque se identificó la etapa clave de la floración como el periodo en el que las variables climáticas acumuladas proporcionaban un mayor poder explicativo del modelo GWR. Estos resultados complementan otros trabajos de investigación que confirman la alta correlación entre la precipitación y CWB y la variabilidad del rendimiento del trigo en su componente temporal en el sentido de que la precipitación y CWB pueden explicar no sólo la variabilidad inter-anual, sino también la variabilidad inter-regional del rendimiento del trigo en secano en España.

En los Bálticos, países donde el principal factor limitante en su agricultura es el bajo número de días de crecimiento efectivo, el indicador más efectivo fue la radiación acumulada a lo largo de todo el ciclo de crecimiento (entre la emergencia y madurez).

Para el trigo en regadío no existe ninguna combinación que pueda explicar más allá del 30% de la variación del rendimiento en España. Se demostró que existe una mayor estacionariedad de la varianza del rendimiento en regadío entre las regiones de España, que repercute en un menor rendimiento del modelo GWR, sin embargo se proponen indicadores alternativos que pueden mejorar la eficacia del modelo y explicación a dicha variabilidad. Éstos son factores como el exceso de lluvia durante la cosecha e indicadores agro-climáticos específicos de cultivo relacionados con la necesidad de riego, por ejemplo: evapotranspiración efectiva (o real) (ET_r) o *Net Irrigation Water Requirement* (NIWR).

Poder demostrar que existe un comportamiento heterogéneo en la relación inter-regional entre el rendimiento y principales variables climáticas, podría contribuir a uno de los mayores desafíos a los que se enfrentan, a día de hoy, los sistemas operacionales de monitoreo y predicción de rendimientos de cultivos, y éste es el de poder reducir la escala espacial de predicción, de un nivel nacional a otro regional. Estos sistemas son herramientas de

monitoreo y predicción muy completas y complejas debido al gran número de componentes de los que están formados (bases de datos, modelos de predicción, estadísticas, analistas, teledetección, etc...), por lo que bajar la escala de precisión a un nivel provincial o regional supondría un elevado coste de recursos, tanto humanos como económicos. Es por ello, que previo a llevar a cabo esta decisión, se debería estudiar, confirmar que dicha heterogeneidad existe dentro de un país, con tal nivel de significancia que realmente es necesario llevarlo a cabo para avanzar en la mejora de la precisión y rendimiento de los mismos.

4.1 Futuras líneas de investigación

Gracias la investigación sobre los métodos de interpolación de variables climáticas acumuladas durante periodos fenológicos, se pudo identificar una línea de investigación de especial interés. Ésta está relacionada con nuevas técnicas de interpolación, y por tanto no excesivamente aplicadas, como el kriging residual utilizando nuevas viables topográficas como orientación, pendientes o número de horas de exposición solar de horas diarias. En el caso de la interpolación Igualmente, se identificaron

Introducir el componente temporal, ampliando así la investigación al impacto de los factores climáticos las variaciones inter-anales del rendimiento del trigo, incluyendo igualmente el componente espacial analizado en esta tesis. En este contexto, se considera de especial interés ampliar la escala de estudio a un nivel europeo o continental, aumentando igualmente, otros cultivos de especial interés en los últimos años, como son la colza y la remolacha azucarera, especialmente interesante en Europa y con necesidades y ciclos diferentes al trigo.

Respecto el trigo en regadío, al no encontrar variables que puedan explicar la variación inter-regional del rendimiento, se proponen indicadores agro-climáticos específicos del cultivo relacionados con la necesidad de riego, por ejemplo: evapotranspiración efectiva (o real) (ETr) o *Net Irrigation Water Requirement* (NIWR).

5 BIBLIOGRAFÍA

Aemet (Agencia Estatal de Meteorología), Ministerio de Medio Ambiente y Medio Rural y Marino. 2011. Atlas climático ibérico. Temperatura del aire y precipitación (1971-2000). ISBN: 978-84-7837-079-5.

Agterberg, F. 2004. George Matheron: Founder of Spatial Statistics. *Earth Sciences History*, 23 (2), 325-335.

Allen, R. G., Pereira L. S., Raes, D., Smith, M. 1998. Crop evapotranspiration (guidelines for computing crop water requirements) FAO Irrigation and drainage paper 56. pp. 290.

Allen, D.W., Coffey, J.M. 2010. GIS Tutorial 3: Advanced Workbook. ESRI's GIS Bookstore, or call 1-800-447-9778.

Ångström. A. 1924. Solar and terrestrial radiation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. 50:121-125.

Ashiq, MW. Zhao, C., Ni, J., Akhtar, M. 2009. GIS-based high-resolution spatial interpolation of precipitation in mountain–plain areas of Upper Pakistan for regional climate change impact studies. *Theor. Appl. Climatol.* 99: 239–253.

Ashraf M, Loftis JC, Hubbard KG. 1997. Application of geostatistics to evaluate partial weather station networks. *Agr Forest Meteorol* 84:255–271.

Attorre, F., Alfo, M., De Sanctis, M., Francesconi, F., Bruno, F. 2007. Comparison of interpolation methods for mapping climatic and bioclimatic variables at regional scale. *International Journal of Climatology*. 27: 1825–1843 (2007)

Bakhash, A., and R. S. Kanwar. 2004. Using discriminant analysis and GIS to delineate subsurface drainage patterns. *Trans. ASAE* 47(3): 689-699.

Bartier and Keller. 1996. Multivariate interpolation to incorporate thematic surface data using Inverse Distance Weighting (IDW). Department geographic a school of earth and ocean sciences, university Victoria.

Baruth, B., Royer, A., Klisch, A., Genovese, G. 2008. The use of remote sensing within the MARS Crop Yield Monitoring System of the European Commission. pp. 935–941 ISPRS, Commission VIII, Stresa.

Baruth. B., Genovese. G. Leo. O. (Eds.). 2007. CGMS version 9.2—user manual and technical documentation. JRC40605. EUR 22936 EN.

Bellocchi, G., Rivington, M., Donatelli, M., and Matthews, K. 2010. Validation of biophysical models: issues and methodologies. A review. *Agronomy for Sustainable Development*, 30:109-130.

- Biavetti, I., Karetos, S., Ceglar, A., Toret, A., Pananos, P., 2014. European meteorological data: contribution to research, development, and policy support. In: Proc. SPIE 9229, Second International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment, Cyprus, 10.1117.12.2066286.
- Blainey, S.P. 2010. Trip end models of local rail demand in England and Wales, *Journal of Transport Geography*, 18(1), 153-165
- Bojanowski J., Vrieling A., Skidmore, A. 2013. Calibration of solar radiation models for Europe using Meteosat Second Generation and weather station data. *Agricultural and Forest Meteorology* vol. 176 p. 1-9
- Boogaard. H.L., Eerens. H., Supit. I., van Diepen. C.A., Piccard. I., Kempeneers. P. 2002. Description of the MARS Crop Yield Forecasting System (MCYFS). Joint Research Centre. Study contract number 19226-2002-02-F1FED ISP NL.
- Boons-Prins, E.R., Koning, G.H.J. de, Diepen, C.A. van, Penning de Vries, F.W.T., 1993. Crop-specific parameters for yield forecasting across the European Community. *Simulation Reports CABO-TT*, no 32. Wageningen, The Netherlands, pp 160.
- Bosque, J. 1997. *Sistemas de Información Geográfica*, 2ª edición corregida, Rialp, Madrid.
- Bostan, P. A., Akyürek, Z. 2010. Spatio-temporal analysis of precipitation and temperature distribution over Turkey. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 38, Part II
- Brewer CA, MacEachren AM, Pickle LW, Hermann D. 1997. Mapping mortality: evaluating color schemes for choropleth maps. *Ann Assoc Am Geogr* 87:411–438
- Brunsdon, C., Fotheringham, A.S. y Charlton, M.E. 1996. Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity. *Geographical Analysis* 28 (4), 281-298.
- Brunsdon, C., J. McClatchey, and D. Unwin. 2001. Spatial variations in the average rainfall-altitude relationships in Great Britain: An approach using geographically weighted regression. *Intl. J. Climatol.* 21(4): 455-466.
- Brus, D.J., de Gruijter, J.J., Marsman, B.A., Visschers, B.A., Bregt, A.K., Breeuwsma, A., 1996. The performance of spatial interpolation methods and choropleth maps to estimate properties at points: a soil survey case study. *Environmetrics* 7, 1–16.
- Burnham, K., Anderson, D. 2002. *Model selection and multimodel inference: A practical information - Theoretic approach* (2nd edición). New York: Springer.
- Burrill, A., Vossen. P. 1992. Development of an operational agro-meteorological monitoring system. In: F. Toselli, J. Meyer-Roux (eds). *Proceedings of conference on the application of*

remote sensing to agricultural statistics. 26-27 November 1991. Belgirate. Italy. EUR 14262 EN. Office for Official Publications of the EU. Luxembourg, p 357-360.

Burrough, P.A. 2001. GIS and geostatistics: Essential partners for spatial analysis. *Environmental and Ecological Statistics*. Volume 8, Issue 4, pp 361-377

Burrough, P.A., McDonnell, R.A., 1998. *Principles of Geographical Information Systems*. Oxford University Press, Oxford, p. 333.

Burrough. P.A. McDonnell, R.A. 1998. *Principles of Geographical Information Systems*. Oxford Univ. Press. New York. USA.

Busuioc A., Chen D., Hellström, C. 2001. Performance of statistical downscaling models in GCM validation and regional climate change estimates: application for Swedish precipitation. *Int. J. Climatol.* 21: 557–578.

Cai, R., Yu, D., Oppenheimer, M. 2014. Estimating the Spatially Varying Responses of Corn Yields to Weather Variations using Geographically Weighted Panel Regression. *Journal of Agricultural and Resource Economics*, vol. 39, issue 2

Calvo, C., and M. Escolar. 2003. The local voter: A geographically weighted approach to ecological inference. *American J. Political Sci.* 47(1): 189-204.

Camarero, J. y Rozas V. 2006. Técnicas de análisis espacial de patrones de superficie y detección de fronteras aplicadas en ecología forestal. *Investigación Agraria: Sistemas y Recursos Forestales* 15(1), 66-87.

Cardozo, O.D., Gutiérrez, J. y García, J.C. 2010. Influencia de la morfología urbana en la demanda de transporte público: análisis mediante SIG y modelos de regresión múltiple. *GeoFocus* 10, 82-102.

Ceglar, A., Kajfež -Bogataj, L., 2012. Simulation of maize yield in current and changed climatic conditions: addressing modeling uncertainties and the importance of bias correction in climate model simulations. *Eur. J. Agron.* 37, 83–95.

Ceglar, A., Toreti, A., Lecerf, R., Van der Velde., M, Dentener, F. 2016. Impact of meteorological drivers on regional inter-annual crop yield variability in France. *Agricultural and Forest Meteorology*. Volume 216, pages 58–67

Chai, H., Cheng, W., Zhou, C., Chen, X., Ma, X., and Zhao, S. 2011. Analysis and comparison of spatial interpolation methods for temperature data in Xinjiang Uygur Autonomous Region, China. *Natural Science*, 10.4236/ns.2011.312125, 999-1010.

Chow, L.F., Zhao, F., Min-Tang, L., Liu, X. y Ubaka, I. 2006. Transit ridership model based on geographically weighted regression. *Journal of the Transportation Research Board* 172, 105-114.

- Christensen, J.H., Christensen, O.B. 2007. A summary of PRUDENCE model projections of changes in European climate by the end of this century. *Clim. Change* 81, 7–30.
- Chu, X. 2004. Ridership models at the stop level. National Center for Transit Research, Florida Department of Transportation. Report N° BC137-31.
- Clark, S.D. 2007. Estimating local car ownership models. *Journal of Transport Geography* 15, 184-197.
- Collins, F.C., Bolstad, P.V., 1996. A comparison of spatial interpolation techniques in temperature estimation. Proceedings, Third International Conference/Workshop on Integrating GIS and Environmental Modeling, Santa Fe, NM. National Center for Geographic Information and Analysis, Santa Barbara, Santa Barbara, CA.
- Cressie, N.A. 1989c. Geostatistics. *American Statistician*, 43, 197-202.
- Cressie, N.A. 1993. *Statistics for Spatial Data*. John Wiley & Sons, Inc., New York, p. 900.
- Dalezios N.R., Loukas A. and Bampzelis D. 2002. Spatial variability of reference evapotranspiration in Greece, *Physics and Chemistry of the Earth*, 27(23–24), 1031–1038.
- Davis J. 1986. *Statistics and Data Analysis in Geology*. John Wiley & Sons: New York, NY; 383.
- Declercq, F.A.N. 1996. Interpolation methods for scattered sample data: accuracy, spatial patterns, processing time. *Cartography and Geographic Information Systems*. 23(3):128-144.
- Delegido, J., V. Caselles y E. Hurtado. 1991. Determinación a escala regional de la evapotranspiración. La teledetección en el seguimiento de los fenómenos naturales. Recursos renovables: Agricultura. (S. Gandía y J. Meliá, Eds.). Valencia, Universidad Politécnica: 345-370.
- Diodato N. 2005. The influence of topographic co-variables on the spatial variability of precipitation over small regions of complex terrain. *International Journal of Climatology* 25: 351–363.
- Dirks, K.N., Hay, J.E., Stow, C.D., Harris, D., 1998. High-resolution studies of rainfall on Norfolk Island Part II: interpolation of rainfall data. *Journal of Hydrology* 208, 187–193.
- Duveiller, G., Donatelli, M., Fumagalli, D., Zucchini, A., Nelson, R., Baruth, B. 2015. A dataset of future daily weather data for crop modelling over Europe derived from climate change scenarios. *Theoretical and Applied Climatology*, pp 1-13.
- EC (JRC-IES, DG AGRI), AETS. 2013. Proyecto: Agro-pedological knowledge base in Turkey and Ukraine. Crop physiology report. AETS
- EEA data service, Corine Land Cover 2006 (CLC2006). Available at: [www.eea.europa.eu › Data and maps](http://www.eea.europa.eu/Data).

Englund, E., Weber, D., Leviant, N., 1992. The effects of sampling design parameters on block selection. *Mathematical Geology* 24, 329–343.

European Environment Agency (EEA) 2007. CLC2006 technical guidelines. EEA Technical report No 17/2007. Available at: <http://reports.eea.europa.eu>

Farber S, Páez A. 2007. A systematic investigation of cross-validation in GWR model estimation: empirical analysis and Monte Carlo simulations. *J Geogr Syst* 9(4):371-396

Fotheringham AS, Brunsdon C, Charlton M (2002) Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships. Wiley, New York, Chichester, Toronto and Brisbane

Fotheringham AS, Charlton M, Brunsdon C (1998) Geographically weighted regression: a natural evolution of the expansion method for spatial data analysis. *Environ Plan A* 30(11):1905–1927

Franke. R. 1982. Scattered data interpolation: tests of some methods. *Mathematics of computation*. 38(157):181-200..

Fuenzalida-Díaz, M. 2015. Evaluación de modelos geoestadísticos aplicados a la exposición al contaminante atmosférico PM10 en Chile. *Ciencias espaciales*, volumen 8, número 1.

Gallardo, A. 2006. Geostatística. *Ecosistemas* 15 (3): 48-58. Septiembre 2006. <https://fjferrer.webs.ull.es/Bibliog/Biblio/Geoestadistica.pdf>

GISAT. 2003. Studies in support to the MARS project. Crop Monographies on Candidate countries: MOCA study. Final report. GISAT, Praha, Czech Republic, 439 pp.

Goovaerts, P. 2000. Geostatistical approaches for incorporating elevation into the spatial interpolation of rainfall. *Journal of Hydrology* 228: 113–129.

Goovaerts, P. 1997. *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*. Oxford University Press, New York, p. 483.

Gotway, C.A., Ferguson, R.B., Hergert, G.W., Peterson, T.A., 1996. Comparison of kriging and inverse-distance methods for mapping parameters. *Soil Science Society of American Journal* 60, 1237–1247.

Güler, M. 2014. A Comparison of Different Interpolation Methods Using the Geographical Information System for the Production of Reference Evapotranspiration Maps in Turkey. *Journal of the Meteorological Society of Japan*, Vol. 92, No. 3, pp. 227–240,

Gutiérrez, J., Cardozo, O.D. y García-Palomares, J.C. 2011. Transit ridership forecasting at station level: an approach based on distancedecay weighted regression. *Journal of Transport Geography* 19, 1081-1092.

- Hack, H., H. Bleiholder, L. Buhr, U. Meier, U. Schnock-Fricke, E. Weber und A. Witzemberger. 1992. Einheitliche Codierung der phänologischen Entwicklungsstadien mono- und dikotyler Pflanzen – Erweiterte BBCH-Skala, Allgemein -. Nachrichtenbl. Deut. Pflanzenschutzd. 44, 265-270.
- Hadayeghi, A., Shalaby, A.S. y Persaud, B.N. 2010. Development of planning level transportation safety tools using geographically weighted poisson regression. Accident Analysis and Prevention 42, 676- 688.
- Hall, A. E. 2001. Crop Responses to Environment. CRC Press.
- Hargreaves. G.L. Hargreaves. G.H. Riley. J.P. 1985. Irrigation water requirements for Senegal River basin. J. Irrig. Drain. Eng. 111. 265–275.
- Hartkamp, A.D., De Beurs, K., Stein, A., White, J.W., 1999. Interpolation Techniques for Climate Variables. CIMMYT, Mexico, D.F.
- Hengl, T. 2007. A Practical Guide to Geostatistical Mapping of Environmental Variables. JRC Scientific and Technical Reports. Office for Official Publication of the European Communities, Luxembourg.
- Hernandez-Stefanoni, J.L, Ponce-Hernandez, R. 2006. Mapping the spatial variability of plant diversity in a tropical forest: comparison of spatial interpolation methods. Environmental Monitoring and Assessment, 117: 307-334.
- Hömmö, L.M. 1994. Resistance of winter cereals to various winter stress factors – inter- and intraspecific variation and the role of cold acclimation. Agricultural Science in Finland, 3(Suppl. 1), 32 p.
- Hudson, G. and Wackernagel, H. 1994. Mapping temperature using kriging with external drift: Theory and an example from Scotland. Int. J. Climatol., 14: 77–91. doi: 10.1002/joc.3370140107
- Martínez, I. Termodinámica básica y aplicada. Ed. Dossat, 1992, ISBN 84-237-0810-1
- Igartua, E et al, 2008. Fenología y adaptación de la cebada. La adaptación al ambiente y los estreses abióticos en la mejora vegetal, CONSEJERÍA DE AGRICULTURA Y PESCA, Junta de Andalucía
- Isaaks, E.H., Srivastava, R.M., 1989. Applied Geostatistics. Oxford University Press, New York.
- Ismaeil Kamali, M., Nazari, R., Faridhosseini, A., Ansari, H., Eslamian, S. 2015. The Determination of Reference Evapotranspiration for Spatial Distribution Mapping Using Geostatistics. Journal: Water Resources Management, 2015, Volume 29, Number 11, Page 3929.

Ruiz-Arias, J.A., Pozo-Vázquez, D., Santos-Alamillos, F.J., Lara-Fanego, V. 2011. A topographic geostatistical approach for mapping monthly mean values of daily global solar radiation: A case study in southern Spain. *Agricultural and forest meteorology* 151 (12), 1812-1822.

Johnston et al. 2001. Using ArcGIS geostatistical analyst. ESRI, Nueva York, cap

Jongman R.H.G., Bunce R.G.H., Metzger M.J., Múcher C.A. Howard D.C. & Mateus V.L. (2006) Objectives and applications of a statistical Environmental stratification of Europe. *Landscape Ecology* 21: 409-419. DOI link: <http://dx.doi.org/10.1007/s10980-005-6428-0>

Journel, A.G., Huijbregts, C.J. 1978. *Mining Geostatistics*. Academic Press, 600p.

Juang, K.W., Lee, D.Y., 1998. A comparison of three kriging methods using auxiliary variables in heavy-metal contaminated soils. *Journal of Environmental Quality* 27, 355–363.

Kamali M.I., Nazari R., Faridhosseini A., Ansari H., and Eslamian S. 2015. “The Determination of Reference Evapotranspiration for Spatial Distribution Mapping Using Geostatistics.” *Water Resources Management* 29 (11): 3929–40. DOI:10.1007/s11269-015-1037-4.

Kiktev, D., D. M. H. Sexton, L. Alexander, and C. K. Folland .2003. Comparison of modeled and observed trends in indices of daily climate extremes, *J. Clim.*, 16, 3560–3571, doi:10.1175/1520-0442(2003)016<3560:COMAOT>2.0.CO;2.

Kobayashi, T. y Lane, B. 2007. Spatial heterogeneity and transit use. Paper presented at the 11th World Conference on Transportation Research, Berkeley, USA.

Kravchenko, A., Bullock D.G. 1999. A comparative study if interpolation methods for mapping soil properties. *Agronomy journal* 91:393-400.

Kuby, M., Barranda, A. y Upchurch, C. 2004. Factors influencing light-rail station boardings in the United States. *Transportation Research A* 38 (3), 223-247.

Kulkarni, S. S., S. G. Bajwa, J. C. Rupe, and T. L. Kirkpatrick. 2008. Spatial correlation of crop response to soybean cyst nematode (*Heterodera glycines*). *Trans. ASABE* 51(4): 1451-1459.

Kustas, W. P. & Norman, J. M. 1996. Use of remote sensing for evapotranspiration monitoring over land surfaces. *Hydrol. Sci. J.* 41(4), 495–516.

Lam. N.S. 1983. Spatial interpolation methods: A review. *The American Cartographer*. 10(2):129-149..

LaMotte, A.E., Greene. 2007. E.A. Spatial analysis of land use and shallow groundwater vulnerability in the watershed adjacent to Assateague Island National Seashore, Maryland and Virginia, USA. *Environ. Geol.*, 52 (7), pp. 1413–1421

Lancashire, P. D., H. Bleiholder, P. Langelüddecke, R. Stauss, T. Van Den Boom, E. Weber und A. Witzén-Berger, 1991: An uniform decimal code for growth stages of crops and weeds. *Ann. appl. Biol.* 119, 561-601.

Laslett, G.M., 1994. Kriging and splines: an empirical comparison of their predictive performance in some applications. *Journal of the American Statistical Association* 89, 391–400.

Lay, D.C. 2007. *Álgebra lineal y sus aplicaciones*. Traducción: Jesús Murrieta Murrieta. Pearson Educación. 559 pg.

Lazar, C., Genovese, G., 2004. Methodology of the MARS crop yield forecasting system. *Agro-meteorological Modelling, Processing and Analysis*, 2. Office for the Official Publications of the European Communities, Luxembourg.

LeSage, JP. 2001. *Econometrics toolbox for MATLAB*. URL: <http://www.spatialeconometrics.com/>

LeSage, JP. 2004. A family of geographically weighted regression models. In: Anselin L, Florax RJGM, Rey SJ (eds) *Advances in spatial econometrics. Methodology, tools and applications*. Springer, Berlin Heidelberg New York, pp 241–264

Li, J., Heap, A.D. 2011. A review of comparative studies of spatial interpolation methods in environmental sciences: Performance and impact factors. *Ecological Informatics* 6, 228–241

Li, J., Heap, A.D. 2014. Spatial interpolation methods applied in the environmental sciences: A review. *Environmental Modelling & Software* 53, 173e189.

Lloyd, C.D. y Shuttleworth, I. 2005. Analysing commuting using local regression techniques: scale, sensitivity, and geographical patterning. *Environment and Planning A* 37 (1), 81-103.

Lobell, D.B., Burke, M.B., 2010. On the use of statistical models to predict crop yield responses to climate change. *Agric. For. Meteorol.* 105 (11), 1443–1452.

Lobell, D.B., Burke, M.B., Tebaldi, C., Mastrandrea, M.M., Falcon, W.P., Naylor, R.L., 2008. Prioritizing climate change adaptation needs for food security in 2030. *Science* 319, 607–610, 10.1126-science.1152339.

Longley, P. A., and C. Tobon. 2004. Spatial dependence and heterogeneity in patterns of hardship: An intra-urban analysis. *Annals Assoc. American Geographers* 94(3): 503-519.

López González, E. 1998. Tratamiento de la colinealidad en regresión múltiple. *Psicothema*. Vol. 10, nº 2, pp. 491-507.

Luo, W., Taylor, M. C., Parker, S. R. 2008. A comparison of spatial interpolation methods to estimate continuous wind speed surfaces using irregularly distributed data from England and Wales. *International journal of climatology*. 28: 947–959 (2008)

- MacEachren, A.M., Davidson, J.V., 1987. Sampling and isometric mapping of continuous geographic surfaces. *The American Cartographer* 14, 299–320.
- Mardikis, M.G., Kalivas, D. P., Kollias, V. J. 2005. Comparison of Interpolation Methods for the Prediction of Reference Evapotranspiration-An Application in Greece. *Water Resources Management*, 19: 251–278.
- Martínez-Cob, A., 1996. Multivariate geostatistical analysis of evapotranspiration and precipitation in mountainous terrain. *Journal of Hydrology* 174, 19–35.
- Mavi, H. S. and Tupper, G. J. 2004. *Agrometeorology. Principles and Applications of Climate Studies in Agriculture*. Haworth Press, Binghamton, NY, USA.
- Meier, U. (ed.), 1997: *Growth stages of Mono- and Dicotyledonous Plants*. BBCH Monograph, Blackwell Wissenschafts-Verlag Berlin Wien.
- Mennis, J., and L. Jordan. 2005. The distribution of environmental equity: Exploring spatial nonstationarity in multivariate models of air toxic releases. *Annals Assoc. American Geographers* 95(2): 249-268.
- Metzger M.J. Bunce R.G.H. Jongman R.H.G. Múcher C.A. & Watkins J.W. (2005). A climatic stratification of the environment of Europe. *Global Ecology and Biogeography* 14: 549-563.
- Micale, F., Genovese. G. 2004. Methodology of the MARS crop yield forecasting system. Meteorological Data Collection. Processing and Analysis. 1. Office for the Official Publications of the European Communities. Luxembourg.
- Michel, L., Makowski, D., 2013. Comparison of statistical models for analyzing wheat yield time series. *PLoS ONE* 8 (10), e78615.
- Minasny, B., McBratney, A.B., 2007. Spatial prediction of soil properties using EBLUP with the Matern covariance function. *Geoderma* 140, 324–336.
- Módenes, J.A., Villarraga, H. 2014. Variación espacial de los factores asociados a la migración interna en España. ¿Influye la presencia de población extranjera?, pp. 511-528. XIV Congreso Nacional de Población, AGE. Sevilla.
- Montero, J. y Larraz, B. 2008. *Introducción a la Geoestadística Lineal*, Netbiblo, España. 142p.
- Moral, F.J. 2010. Comparison of different geostatistical approaches to map climate variables: application to precipitation. *International journal of climatology*. 30, pp. 620-631
- Moran, P.A. 1950. Notes on continuous stochastic phenomena. *Biometrika*, 37. 17-23.
- Mountain, D.M., Tsui, J.L.Y. y Raper, J.F. 2007. Modelling accessibility via transportation networks based upon previous experience: a geographically weighted regression approach. Paper presented at the Geocomputation 2007, Maynooth, Ireland.

- Mueller, R., Seffrin, R., 2006. New methods and satellites: a program update on the NASS cropland data layer acreage program. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* 36, 97–102.
- Navarrete Álvarez, Mónica. 2011. Modelos geoestadísticos del precio de la vivienda: aproximación al conocimiento intraurbano de la ciudad de Madrid. Tesis doctoral. Universidad autónoma de Madrid, Facultad de ciencias económicas y empresariales
- Nemani, R. R., Keeling, C. D., Hashimoto, H., Jolly, W. M., Piper, S. C., Tucker, C. J., Myneni, R. B., and Running, S. W. (2003) Climate-driven increases in global terrestrial net primary production from 1982 to 1999. *Science*, 300(5625):1560{1563.
- Niemeyer, S. 2013. 6th CGMS Expert Meeting, Summary Report. Joint Research Center (JRC), European Commission.
- Ninyerola M, Pons X, Roure JM. 2007. Objective air temperature mapping for the Iberian Peninsula using spatial interpolation and GIS. *International Journal of Climatology* 27: 1231-1242 DOI: 10.1002/joc.1462.
- Ninyerola, M., X. Pons, and J. M. Roure. 2000. A methodological approach of climatological modelling of air temperature and precipitation through GIS techniques, *Int. J. Climatol.*, 20, 1823–1841, doi:10.1002/1097-0088(20001130)20:14<1823::AID-JOC566>3.0.CO;2-B.
- Olaya, Victor. 2011. *Sistemas de Información Geográfica*. Disponible on line en http://wiki.osgeo.org/wiki/Libro_SIG.
- Olaya, Victor. 2014. *Sistemas de información geográfica*. <http://volaya.github.io/libro-sig/>
- Olesen, J. E., M. Trnka, M., Kersebaum, K.C., Skjelvåg, A.O., Seguin, B., Peltonen-Sainio, P., Rossi, F., Kozyra, J., Micale, F. 2011. Impacts and adaptation of European crop production systems to climate change. *European Journal of Agronomy*. 34, 96–112.
- Organización Argentina de Jóvenes para las Naciones Unidas (OAJNU). 2012. La especulación financiera sobre los alimentos de primera necesidad.
- Páez A, Uchida T, Miyamoto K (2002a) A general framework for estimation and inference of geographically weighted regression models: 1. Location-specific kernel bandwidths and a test for locational heterogeneity. *Environ Plan A* 34:733–754
- Páez A, Uchida T, Miyamoto K (2002b) A general framework for estimation and inference of geographically weighted regression models: 2. Spatial association and model specification tests. *Environ Plan A* 34:883–904
- Páez, A. 2006. Exploring contextual variations in land use and transport analysis using a probit model with geographical weights, *Journal of Transport Geography*, 14(3), 167-176.

- Park, J., Park, J. 2013. Comparison of spatial interpolation methods for the estimation of solar radiation in South Korea, *Global Journal on Advances in Pure & Applied Sciences* [Online]. 2013, 01, pp 555-561. <http://www.world-education-center.org/index.php/paas>
- Park, J-K., Das, A., Park, J-H. 2015. A new approach to estimate the spatial distribution of solar radiation using topographic factor and sunshine duration in South Korea. *Energy Conversion and Management* 101, 30–39.
- Park, S. 2011. Integration of Satellite-Measured LST Data into Cokriging for Temperature Estimation on Tropical and Temperate Islands. *International Journal of Climatology* 31 (11): 1653–64. doi:10.1002/joc.2185.
- Parsons Brinckerhoff. 1996. Transit and Urban Form. TCRP Report 16, Vol. 1. Transportation Research Board, National Research Council, Washington DC, USA.
- Peltonen-Sainio, P. 2012. Crop production in a northern climate. Building resilience for adaptation to climate change in the agriculture sector. FAO/OECD. Rome. <http://www.fao.org/docrep/017/i3084e/i3084e.pdf>.
- Peltonen-Sainio, P., Jauhiainen, L. & Hannukkala, A. 2007. Declining rapeseed yields in Finland: how, why and what next? *Journal of Agricultural Science in Cambridge*, 145: 587–598.
- Peltonen-Sainio, P., Rajala, A., Känkänen, H. & Hakala, K. 2009b. Improving farming systems in northern European conditions. In V.O. Sadras & D. Calderini, eds. *Crop physiology: applications for genetic improvement and agronomy*, pp. 71–97. Amsterdam, Netherlands. Elsevier
- Penman. H.L. 1948. Natural evaporation from open water, bare soil and grass. *Proceedings Royal Society. Series A* 193:120-146.
- Perry, M., and D. Hollis. 2005. The generation of monthly gridded datasets for a range of climate variables over the UK, *Int. J. Climatol.*, 25, 1041–1054, doi:10.1002/joc.1161.
- Pesquer Mayos, L.; Masó Pau, J., Pons Fernàndez, X. 2006. Integración en un SIG de métodos estadísticos, interpolación e imágenes de teledetección para la obtención mensual de datos. *El acceso a la información espacial y las nuevas tecnologías geográficas* pág. 1161-1171
- Pesquer, L., Masó, J., Pons, X. 2008. Integración S.I.G. de regresión multivariante, interpolación de residuos y validación para la generación de rásters continuos de variables meteorológicas. *Revista de Teledetección*. ISSN: 1133-0953. 28: 69-76
- Petitgas, P. 1996. Geostatistics and their applications to fisheries survey data, In Megrey A. y Moksness E. (eds). *Computers in fisheries research*, Chapman and Hall, pp 113-142.

- Piazza, A.D.; Conti, F.L.; Viola, F.; Eccel, E.; Noto, L.V. 2015. Comparative Analysis of Spatial Interpolation Methods in the Mediterranean Area: Application to Temperature in Sicily. *Water*, 7, 1866-1888.
- Porter, J.R., Semenov, M.A., 2005. Crop response to climatic variation. *Philos. Trans. R. Soc. Lond., B: Biol. Sci.* 360 (1436), 2012–2035.
- Prăvălie, R., Sîrodoev, I., Patriche, C.V., Bandoc, G., Peptenatu, D. 2014. The analysis of the relationship between climatic water deficit and corn agricultural productivity in the Dobrogea plateau. *Carpathian Journal of Earth and Environmental Sciences*. Volume 9, Issue 4. Pages 201-214
- Prescott, J.A. 1940. Evaporation from a water surface in relation to solar radiation. *Transactions of the Royal Society of South Australia*. 64:114-118.
- Propastin, P., M. Kappas, and S. Erasmi. 2007. Application of geographically weighted regression to investigate the impact of scale on prediction uncertainty by modeling relationships between vegetation and climate. *Intl. J. Spatial Data Infrastructures Res.* 3: 73-94.
- López-Lozano, R., Duveiller, G., Seguíni, L., Meroni, M., García-Condado, S., Hooker, J., Leo, O., Baruth, B. 2015. Towards regional grain yield forecasting with 1 km-resolution EO biophysical products: Strengths and limitations at pan-European level. *Agricultural and Forest Meteorology*. 206, 12–32.
- Ray DK, Mueller ND, West PC, Foley JA. 2013. Yield Trends Are Insufficient to Double Global Crop Production by 2050. *PLoS ONE* 8(6): e66428. doi:10.1371/journal.pone.0066428
- Richardson, S.J., Peltzer, D.A., Allen, R.B., McGlone, M.S. 2004. Rapid development of phosphorus limitation in temperate rainforest along the Franz Josef soil chronosequence. *Oecologia*, 139, 267–276.
- Robeson, S.M. 1997. Spherical methods for spatial interpolation: Review and evaluation. *Cartography and Geographic Information Systems*. 24(1):3-20.
- Rodriguez, L. A., Orozco, V., Velasco, E., Medina, R., Verdecia, J., and Fonseca, I. 1999. Optimum levels of solar radiation and their relation to vegetative growth, leaf development and yield of coffee (*Coffea arabica* L.). *Cultivos Tropicales*, 20:45-49.
- Rossi, R.E., Mulla, D.J., Journel, A.G., Franz, E.H., 1992. Geostatistical tools for modeling and interpreting ecological spatial dependence. *Ecological Monographs* 62, 277–314.
- Rubio, A., Elena, R., Sánchez-Palomares, O., Blanco, A., Sánchez-Serrano, F., Gómez, V. 2002. Soil evaluation for *Castanea sativa* afforestation in northeastern Spain. *New For.* 23:131-141.

Sánchez, F. J. 2011. Evapotranspiración. Universidad de Salamanca, 13 pp. (En: <http://hidrologia.usal.es>)

Sánchez-Palomares, O., Rubio, A., Blanco, A., Elena, R., Gómez, V. 2003. Autoecología paramétrica de los hayedos de Castilla y León. *Investig. Agrar. Sistemas Recur. For.* 12:87-110.

Saz M. A., Serrano Notivoli R., de Luis M. & Longares L. A. 2010. Comparación de métodos de interpolación y de regresión para la cartografía de temperaturas máximas y mínimas absolutas: el caso de Navarra (Norte de España) en 2009. In Fernandez-García F., Gallan-Gallego E. and Cañada-Torrecilla R. eds. *Clima Ciudad y Ecosistemas*, pp. 473-84. Publicaciones de la Asociación Española de Climatología (AEC). Serie A, nº 7, Madrid, Spain.

Schläpfer, F., Schmid, B., 1999. Ecosystem effects of biodiversity: a classification of hypotheses and exploration of empirical results. *Ecological Applications* 9, 893–912.

Schloeder, C.A., Zimmerman, N.E., Jacobs, M.J., 2001. Comparison of methods for interpolating soil properties using limited data. *Soil Science Society of American Journal* 65, 470–479.

Sharma, V and S. Irmak. 2011. Application of GIS and Geographically Weighted Regression to evaluate the spatial non-stationarity relationships between precipitation vs. irrigated and rainfed maize and soybean yields. *Trans. ASABE*. 54(3): 953-972.

Slafer GA, Caderini DF, Miralles DJ (1996) Yield components and compensation in wheat: opportunities for further increasing yield potential. In 'Increasing yield potential in wheat: breaking the barriers'. (Eds MP Reynolds, S Rajaram, A McNab) pp. 101–133. (CIMMYT: Mexico)

Slafer, G.A., Rawson, H.M., 1994. Sensitivity of wheat phasic development to major environmental factors: a re-examination of some assumptions made by physiologists and modellers. *Aust. J. Plant Physiol.* 21, 393–426.

Sreenivasulu, N., and Schnurbusch, T.H. 2012. A genetic playground for enhancing grain number in cereals. *Trends Plant Science* 17: 91-101

Srivastava, M.K. 2015. Crop monitoring for improved food security. *FAO Regional Office for Asia and the Pacific; ADB*, 219 p.

Stahl, K., Moore, R.D., Floyer, J.A., Asplin, M.G., McKendry, I.G., 2006. Comparison of approaches for spatial interpolation of daily air temperature in a large region with complex topography and highly variable station density. *Agricultural and Forest Meteorology* 139, 224–236.

Steel, R.G.D, and Torrie, J. H. 1960. *Principles and Procedures of Statistics with Special Reference to the Biological Sciences.* McGraw Hill https://es.wikipedia.org/wiki/McGraw_Hill, pp. 187, 287.)

Stein, A., Hoogerwerf, M., Bouma, J., 1988. Use of soil map delineations to improve (co-) kriging of point data on moisture deficits. *Geoderma* 43, 163–177.

Stephenson N.L. 2011. The climatic water balance in an ecological context. USGS, United States Geological Survey.

Supit, I., van Diepen, C.A., de Wit, A.J.W., Wolf, J., Kabat, P., Baruth, B., Ludwig, F. 2012. Assessing climate change effects on European crop yields using the Crop Growth Monitoring System and a weather generator. *Agricultural and Forest Meteorology* 164, 96–111.

Supit, I. 1994. Global radiation. EUR 15745 EN. Office for Official Publications of the EU. Luxembourg. pp 194.

Supit, I. van Kappel. R.R. 1998. A simple method to estimate global radiation. *Sol. Energy* 63. 147–160.

Tebaldi, C., Lobell, D.B., 2008. Towards probabilistic projection of climate change impacts on global crop yields. *Geophys. Res. Lett.* 35, L08705 (10.1029.2008GL033423).

Thornthwaite. C.W. (1948): An Approach toward a Rational Classification of Climate. *Geog. Rev.* 38: 55-94.

Tiwari. K. N., and S. K Sharma. 2009. Development of user-friendly software for prediction of monthly runoff and sediment yield of upper Damodar Valley catchment, India. ASABE Paper No. 096497. St. Joseph, Mich.: ASABE.

Tobler, W. 1979. Cellular Geography, en Gale, S. y Olson G. (dir.): *Philosophy in Geography*. Ed. Dordrecht.

Tou & Conzalez. 1974. Tou. J.T. & Conzalez. R.C. 1974. Pattern recognition principles. Addison-Wesley Publishing Company. Reading. Massachusetts.

Trnka, M., Olesen, J.E., Kersebaum, K.C., Skjelvåg, A.O., Eitzinger, J., Seguin, B., Peltonen-Sainio, P., Rötter, R., Iglesias, A., Orlandini, S., Dubrovský, M., Hlavinka, P., Balek, J., Eckersten, H., Cloppet, E., Calanca, P., Gobin, A., Vucetic, V., Nejedlik, P., Kumar, S., Lalic, B., Mestre, A., Rossi, F., Kozyra, J., Alexandrov, V., Semerádová, D. & Zalud, Z. 2011. Agroclimatic conditions in Europe under climate change. *Global Change Biology*, 17: 2298–2318.

Ugarte, C., Calderini, D.F., Slafer, G.A., 2007. Grain weight and grain number responsiveness to pre-anthesis temperature in wheat, barley and triticale. *Field Crops Res.* 100, 240–248, <http://dx.doi.org/10.1016/j.fcr.2006.07.010>

Van der Velde, M., Tubiello, F.N., Vrieling, A., Bouraoui, F., 2012. Impacts of extreme weather on wheat and maize in France: evaluating regional crop simulations against observed data. *Clim. Change* 113, 751–765.

- Van Leeuwen, W., Hutchinson, C., Drake, S., Doorn, B., Kaupp, V., Haithcoat, T., Likholetov, V., Sheffner, E., Tralli, D., 2011. Benchmarking enhancements to a decision support system for global crop production assessments. *Exp. Syst. Appl.* 38, 8054–8065, <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2010.12.145>.
- Vanderlinden, K., Giráldez, J.V., Van Meirvenne, M. 2008. Spatial Estimation of Reference Evapotranspiration in Andalusia, Spain, *Journal of Hydrometeorology*. 9: 242-255
- Vicente-Serrano, S.M., Lanjeri, S., López-Moreno, J.I. 2007. Comparison of different procedures to map reference evapotranspiration using geographical information systems and regression-based techniques. *International journal of climatology*. *Int. J. Climatol.* 27: 1103–1118.
- Vicente-Serrano, S.M., Saz-Sánchez, M.A., Cuadrat, J.M., 2003. Comparative analysis of interpolation methods in the middle Ebro Valley (Spain): application to annual precipitation and temperature. *Climate Research* 24, 161–180.
- Villatoro, M., Henríquez, C. 2008. Comparación de los interpoladores IDW y kriging en la variación espacial de pH, Ca, Cice y P del suelo *Agronomía Costarricense* 32(1): 95-105. ISSN: 0377-9424 / 2008.
- Voltz, M., Webster, R., 1990. A comparison of kriging, cubic splines and classification for predicting soil properties from sample information. *Journal of Soil Science* 41, 473–490.
- Walters, G. y Cervero, R. 2003. Forecasting transit demand in a fast growing corridor: the direct-ridership model approach. *Fehrs and Peers Associates*.
- Warrick, A.W., Myers, D.E. 1987a. Optimization of Sampling Locations for Variogram calculations. *Water resources research*, v.23, p. 496-500.
- Weber, D., Englund, E., 1992. Evaluation and comparison of spatial interpolators. *Mathematical Geology* 24, 381–391.
- Weber, D.; Englund, E. 1994. Evaluation and comparison of spatial interpolators II. *Mathematical Geology*. 26(5):589-603.
- Wheeler DC, Páez, A. 2010. Geographically Weighted Regression. In Fischer, MM, Getis A (eds). *Handbook of Applied Spatial Analysis: software tools, methods and applications*. Springer, Berlin, pp 461-486.
- Wilks, D. S. (2006) *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. Elsevier, 2nd edition.
- Willmott, C.J., 1982. Some comments on the evaluation of model performance. *Bulletin American Meteorological Society*, 63(11): 1309-1313.
- Witzenberger, A., H. Hack, Van Den Boom, T. 1989. Erläuterungen zum BBCHDezimal - Code für die Entwicklungsstadien des Getreides – mit Abbildungen. *Gesunde Pflanzen* 41, 384-388.

- Worner. H. 1967. Zur Frage der Automatisierbarkeit der Bewolkungsangaben durch Verwendung von Strahlungsgrosen. Abh. Met. Dienst. DDR 11.
- Wriedt, g., Van der Velde, M., Aloe, A., Bouraoui, F. 2009. Estimating irrigation water requirements in Europe. *Journal of Hydrology*. Volume 373, Issue 3-4, Pages 527-544.
- Wu, B., Meng, J., Li, Q., Yan, N., Du, X., Zhang, M., 2014. Remote sensing-based global crop monitoring: experiences with China's cropwatch system. *Int. J. Digital Earth* 7, 113–137, <http://dx.doi.org/10.1080/17538947.2013.821185>.
- Wu, J., Norvell, W.A., Welch, R.M., 2006. Kriging on highly skewed data for DTPAextractable soil Zn with auxiliary information for pH and organic carbon. *Geoderma* 134, 187–199.
- Yang. X.; Hodler. T.; 2000. Visual and statistical comparisons of surface modeling techniques for point-based environmental data. *Cartography and Geographic Information Science*. 27(2):165-175.
- Yazar, M F., Ozelkan, E.; Ustundag, B B. 2014. Multi-parameter Spatial Interpolation of Solar Radiation in Heterogeneous Structured Agricultural Areas. Third International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics), Beijing. Pages: 350-355.
- Zadoks, J.C., Chang, T.T., Konzak, C.F. 1974. A Decimal Code for the Growth Stages of Cereals. *Weed Research*, 14:415-421
- Zhang, F, Yang, Z, Zhong, S, Huang, Q. 2015. Exploring Mean Annual Precipitation Values (2003–2012) in a Specific Area (36°N–43°N, 113°E–120°E) Using Meteorological, Elevational, and the Nearest Distance to Coastline Variables. *Advances in Meteorology*, Article ID 479692
- Zhao F, Park N. 2004. Using geographically weighted regression models to estimate annual average daily traffic. *Transportation Research Record* 1879. Washington DC: Transportation Research Board, National Research Council. pp. 99–107.
- Zimmerman, D., Pavlik, C., Ruggles, A., Armstrong, M.P., 1999. An experimental comparison of ordinary and universal kriging and inverse distance weighting. *Mathematical Geology* 31, 375–390.

6 ANEXOS

Anexo 1: Codificación BBCH de los estadios fenológicos de desarrollo de los cereales.	224
Anexo 2. Precipitación acumulada media calculada en las estaciones meteorológicas para cada uno de los cuatro periodos fenológicos en España. ..	227
Anexo 3. Temperatura acumulada media calculada en las estaciones meteorológicas para cada uno de los cuatro periodos fenológicos en España. ..	230
Anexo 4. Radiación acumulada media calculada en las estaciones meteorológicas para cada uno de los cuatro periodos fenológicos en España.	233
Anexo 5: Evapotranspiración acumulada media calculada en las estaciones meteorológicas para cada uno de los cuatro periodos fenológicos en España. ..	237
Anexo 6. Precipitación, temperatura y radiación acumulada media en las estaciones meteorológicas durante los cuatro periodos fenológicos en los países Bálticos.	240

Anexo 1: Codificación BBCH de los estadios fenológicos de desarrollo de los cereales.

Cereales Witzenberger et al., 1989; Lancashire et al., 1991 Codificación BBCH de los estadios fenológicos de desarrollo de los cereales (Avena = Avena sativa L., Cebada = Hordeum vulgare L., Trigo = Triticum spec. L., Centeno = Secale cereale L.)

Código BBCH	Descripción
Estadio principal 0. Germinación	
00	Semilla seca
01	Comienza la imbibición de la semilla
03	Imbibición completa de la semilla
05	Radícula (raíz embrional) emergida de la semilla
06	Radícula alargada, formando pelos radicales y raíces secundarias
07	Coleóptilo, emergido de la semilla
09	Emergencia: el coleóptilo traspasa la superficie del suelo
Estadio principal 1. Desarrollo de las hojas (tallo principal)²³	
10	1a hoja, atraviesa el coleóptilo
11	1a hoja, desplegada
12	2 hojas, desplegadas
13	3 hojas, desplegadas
1.	Los estadios continúan hasta
19	9 o más hojas, desplegadas
Estadio principal 2. Formación de brotes laterales (macollaje)	
20	No hijuelo visible
21	Comienzo del macollamiento; 1 hijuelo visible
22	2 hijuelos o macollas visibles
23	3 hijuelos o macollas visibles
2.	Los estadios continúan hasta ...
29	Fin del macollamiento; el máximo de hijuelos o macollas

² El tratamiento de semilla tiene lugar en el estadio 00

³ Una hoja está desplegada o desarrollada, si la lígula es visible, o si la punta de la próxima hoja es visible

Estadio principal 3. Encañado

30	Comienzo del encañado: pseudotallo e hijuelos, erectos; el primer entrenudo comienza a alargarse; el extremo de la inflorescencia, 1 cm por encima del nudo del ahijamiento.
31	1 ^{er} nudo, por lo menos a 1 cm por encima del nudo del macollaje.
32	2o nudo: perceptible, a 2 cm del 1 ^{er} nudo
33	3er nudo: perceptible, a 2 cm del 2 ^o nudo
3.	Los estadios continúan hasta ...
37	Aparece la última hoja (hoja bandera), aún enrollada
39	Estadio hoja bandera: hoja bandera completamente desenrollada, lígula recién visible

Estadio principal 4. Hinchamiento de las panículas o espigas (Embuchamiento)

41	41 Estadio hinchado temprano: se alarga la vaina de la hoja bandera
43	43 Estadio hinchado medio: se empieza a ver la vaina de la hoja bandera, hinchada.
45	45 Estadio hinchado tardío: la vaina de la hoja bandera está hinchada
47	47 Se empieza a abrir la vaina de la hoja bandera
49	49 Primeras aristas (barbas), visibles (sólo en variedades aristadas)

Estadio principal 5. Salida de las espigas o panículas (Espigado)

51	Comienzo del espigado: la punta de la espiga o de la panícula emergen de la vaina; 1 espiguilla recién visible.
52	20 % de la espiga emergida
53	30 % de la espiga emergida
54	40 % de la espiga emergida
55	Mitad del espigado: emergida la mitad de la espiga o panícula.
56	60 % de la espiga emergida
57	70 % de la espiga o panícula emergida
58	80 % de la espiga emergida
59	Fin del espigado: la espiga o panícula completamente fuera.

Estadio principal 6. Floración (tallo principal)

61	41 Comienzo de la floración: primeras anteras visibles
65	65 Plena floración: 50 % de las anteras maduras
69	69 Fin de la floración: todas las espiguillas han terminado la floración, pero todavía pueden permanecer algunas anteras deshidratadas.

Estadio principal 7. Formación del fruto

71	71 Estadio de madurez acuosa: los primeros granos han alcanzado la mitad de su tamaño final
73	73 Grano lechoso temprano
75	75 Grano lechoso medio: contenido del grano lechoso, granos, de tamaño final, verdes todavía.
77	77 Grano lechoso tardío

Estadio principal 8. Maduración de frutos y semillas

83	83 Pastoso temprano
85	85 Pastoso blando: contenido del grano, blando, pero seco; no se mantiene la huella de la uña del dedo
87	87 Pastoso duro: contenido del grano, sólido; se mantiene la huella de la uña del dedo.
89	89 Madurez completa: grano duro, difícil de dividir con la uña del pulgar.

Estadio principal 9. Senescencia

92	92 Sobre-madurez: granos, muy duros, no pueden ser mellados con la uña del pulgar
93	93 Granos, desprendiéndose durante el día
97	97 Planta muerta, tallos se quiebran 99 Producto cosechado

Anexo 2. Precipitación acumulada media calculada en las estaciones meteorológicas para cada uno de los cuatro periodos fenológicos en España.

Nombre Estación Meteorológica	PSUM P1	PSUM P2	PSUM P3	PSUM P4	Nombre Estación Meteorológica	PSUM P1	PSUM P2	PSUM P3	PSUM P4
Carboneras	25.3	<Null>	12.1	11.0	Canizares	305.6	241.7	18.0	23.7
Quintanar De La Orden	41.0	41.0	9.5	9.6	Zotes del Paramo	306.5	256.3	30.7	52.8
Santa Elena	61.8	<Null>	4.8	15.6	Polinya	309.0	265.1	27.6	25.3
Campisabalos	66.2	66.2	11.1	5.8	Colmenar Viejo/Famet	310.3	261.3	35.7	37.0
Yecla	81.4	71.2	9.3	5.8	Valencia de Alcantara	311.5	268.9	20.1	26.6
Aguilas	83.0	60.5	4.6	2.9	Llerena	311.6	263.5	14.3	41.0
Tomelloso	83.6	75.3	13.4	8.6	Ronda	312.2	240.7	31.1	33.1
Sigüenza	85.7	38.1	3.8	4.2	Almazcara	312.3	258.3	29.3	76.8
Chinchilla/Cenad	102.1	83.8	5.4	11.4	Madronera	312.7	245.8	20.1	47.7
Valdepena	119.3	113.8	7.1	17.2	Fuentes de Nava	313.9	273.0	22.6	60.7
Muela	122.5	108.5	11.6	10.8	Finisterre	314.6	260.7	25.2	56.6
Huercal Overa	127.4	108.7	15.0	11.7	El Arenosillo	316.3	231.8	33.5	31.4
Tudela	130.1	123.6	18.2	45.9	Vadocondes	317.8	274.0	36.9	76.0
Cadreira	132.0	114.2	23.2	34.4	Ecija	317.9	245.0	40.5	50.5
Sarin	132.7	119.4	21.7	43.4	Huesca/Monflorite	318.5	277.9	37.5	70.5
Abla	134.7	101.9	9.3	9.4	Alto De Los Leones	318.9	263.0	25.4	34.6
Bujaraloz	134.9	122.8	25.8	47.2	Tortosa	322.1	278.9	42.2	39.1
Tamarite de Litera	138.7	120.8	26.3	36.1	Mayorga	329.8	277.9	26.3	62.3
Hellin	139.0	116.1	11.1	37.6	San Esteban de Gormaz	331.6	298.4	42.8	82.3
Almeria	139.5	105.8	8.8	10.4	Ilundain	333.0	312.7	44.0	68.9
Puebla De D. Rodrigo	140.0	116.7	13.2	12.7	Cervera de Pisuerga	337.6	274.4	26.6	57.6
Cieza	141.5	124.0	16.6	18.9	Barcial del Barco	338.5	287.0	21.4	64.2
Alcaniz	141.7	128.6	26.5	37.1	Logrono/Agoncillo	338.9	293.2	41.2	80.1
Barranda	141.8	126.7	19.0	31.1	Valbuena de Duero	343.3	294.6	26.1	67.5
Llanos	144.4	144.4	70.6	8.0	Madrid/Cuatro Vientos	349.4	298.6	28.2	39.3
Zaragoza	144.5	125.8	24.6	45.3	Belorado	350.2	316.4	49.8	100.3
Tarragona,Univer.	145.5	200.2	71.0	23.4	S. Pablo De Montes	351.6	295.6	26.8	25.4
Madridejos	146.3	132.1	17.3	19.3	Colinas de Trasmonte	353.7	308.5	29.7	72.8
Bardenas Reales	151.0	134.8	16.2	23.8	Polientes	355.5	307.6	34.7	79.5
Alicante/El Altet	151.8	125.3	10.6	16.0	Sevilla/San Pablo	360.4	268.3	41.4	35.4
Aranda de Duero	152.0	128.2	20.4	54.6	Valladolid	367.6	307.1	27.6	58.3
Calahorra	152.7	135.5	38.0	53.8	Girona	368.2	333.2	47.1	70.1
Lorca	152.8	131.4	16.9	16.5	Jerez De La Frontera	370.1	271.6	32.6	43.7
Robledo De Chavela	155.1	129.3	5.5	9.0	Sotillo de la Adrada	370.8	339.5	20.3	31.9
Albacete	155.4	136.4	17.3	31.3	Valladolid/Villanubla	372.9	314.3	29.4	67.3
Benaventa	156.7	130.9	16.8	34.4	Encinas de Esgueva	373.4	320.8	28.7	76.7
Utiel	156.9	142.1	17.1	25.8	Cuenca	374.2	334.1	30.7	61.1
Cartagena	157.9	113.9	8.5	10.6	Arties	376.0	320.9	39.6	67.7

Sos Rey Catolico	162.0	142.0	19.8	43.8	Dona Mencia	376.4	307.1	50.7	60.2
Navalmoral de la Mata	166.1	150.3	9.3	4.6	Badajoz/Talavera Real	377.1	314.0	24.3	25.9
Coria/Tabacoa	169.6	130.2	12.5	23.4	Lecaroz	377.4	338.1	64.3	249.1
Murcia/Alcantarilla	170.8	134.6	16.6	17.7	Soria	377.7	346.1	40.0	87.6
Talavera de la Reina	171.8	151.2	12.3	16.2	Villoldo	381.4	333.4	26.8	75.1
Calatayud	172.9	152.3	51.3	83.1	Moron De La Frontera	385.4	286.9	38.9	60.4
Murcia	173.1	133.3	17.2	15.6	Cordoba	386.0	297.0	36.3	48.9
Sant Jaume	174.2	149.6	12.4	18.4	Leon/Virgen Del Camino	386.0	327.3	32.2	66.3
Hinojosa Del Duque	174.2	147.0	18.6	17.4	Segovia	388.8	338.2	33.3	82.4
Vinaroz	175.7	144.2	16.7	16.5	Puebla Trives/San Mamed	394.4	338.8	35.8	54.0
Herrera Del Duque	176.2	156.2	13.3	21.8	Lantadilla	394.5	337.8	27.3	81.1
Villanueva De Cordoba	176.4	174.5	16.8	25.4	Sahagun	397.1	343.3	33.5	80.2
Viso Del Marques	179.5	149.3	17.1	15.2	Ponferrada	399.2	345.5	20.4	56.2
Blanes	179.7	143.2	14.9	11.1	Oliva	399.6	330.1	24.8	31.5
Sevilla,Cmt	182.0	134.8	13.0	10.0	Torquemada	402.2	372.2	31.5	83.5
Carrion de los Condes	182.8	160.0	23.2	57.1	Cazorla	404.2	326.6	37.0	34.5
Adra	186.2	119.5	6.7	3.8	Gerona/Costa Brava	415.0	356.5	36.5	73.5
Manresa	192.9	163.0	17.4	35.0	Pozuelo de Tabara	421.3	361.8	29.2	59.2
Aranjuez	195.0	181.7	23.6	22.6	Herrera de Pisuerga	421.6	380.5	59.2	105.4
Montalban	195.8	170.3	26.9	45.2	Plasencia	426.0	347.9	26.5	41.9
Saelices el Chico	197.2	182.7	12.5	20.6	La Molina	429.1	380.0	50.9	142.5
Don Benito	207.3	165.3	17.8	26.5	Puerto de san Isidro	436.8	368.3	51.7	135.0
Teruel	208.4	185.5	32.1	69.7	Cazalla de la Sierra	439.5	340.0	64.8	58.6
Almendralejo	209.5	130.2	34.8	24.1	Roncesvalles	442.5	381.9	53.8	75.7
Tarrega	210.2	183.4	26.4	39.9	Burgos/Villafria	446.9	380.6	35.8	79.8
Castellon	214.8	183.3	18.0	24.0	El Ferrol	458.9	398.5	18.3	49.0
Torrox	216.9	165.5	15.9	6.0	Ripoll	460.8	383.9	61.7	140.6
Madrid/C. University	218.1	180.7	26.8	35.3	Villaluenga de la Vega	464.4	402.8	37.7	87.0
Sartaguda	219.9	206.9	28.0	51.0	Valle de Valdelucio	468.2	398.4	35.6	91.8
Llanes	225.2	208.8	21.0	230.6	Caceres	469.9	366.4	23.6	42.7
Daroqa	229.0	208.9	35.0	54.9	Andujar	476.1	260.5	79.4	52.4
Antequera-Bobadilla	229.2	174.3	26.0	24.5	Bielsa	491.8	532.4	51.1	114.3
Calamocha	230.9	210.2	48.8	73.6	Pamplona/Noain	525.9	463.2	42.1	100.4
Vitigudino	231.7	189.7	23.8	36.5	Alajar	535.6	474.3	41.6	66.3
Guadalajara	233.9	192.2	22.9	26.6	Benasque	538.4	427.5	67.6	140.1
Lagunas De Somoza	238.0	187.8	19.7	56.8	Xinzo De Limia	549.4	446.1	38.5	73.8
Molina De Aragon	238.3	225.7	36.9	59.8	Torla	553.4	498.1	60.9	142.6
Buitrago	238.4	205.1	23.7	36.4	Orense	558.0	483.1	33.6	60.4
Castellfort	239.0	203.7	36.0	63.2	Figuera Castropol	562.1	479.7	46.4	112.3
Lerida	241.1	207.7	21.7	49.1	Vitoria	573.7	499.8	42.6	90.1
Javea	241.2	201.8	13.6	26.6	Piedrahita	587.7	411.3	38.2	49.6
Talar	242.0	209.1	38.6	79.4	Guenes	601.3	533.2	40.8	98.8
Toledo	244.2	220.2	20.8	29.5	Somosierra	617.6	569.5	53.1	74.4
Albacete/Los Llanos	244.9	221.4	26.8	43.9	Sierra De Alfabia	621.9	568.2	72.2	41.7

Zaragoza Aeropuerto	249.5	216.9	35.2	63.7	Torrelavega	645.6	625.8	46.4	122.3
Nava de Arevalo	251.0	187.6	11.4	25.0	Vinuesa-Quintanar	692.0	600.8	42.0	122.4
Autilla del Pino	254.1	220.7	25.5	75.2	Aragues Del Puerto	712.6	641.8	57.4	174.3
La Seo D'Urgell	254.4	233.2	37.6	61.8	La Coruna/Alvedro	738.2	635.7	39.1	97.9
Valencia Aeropuerto	254.6	229.5	22.2	27.3	Reinosa	739.0	652.6	65.2	130.9
Ibiza/Es Codola	254.8	175.8	9.3	15.0	Carballino/Mesiego	740.8	613.7	43.2	88.5
Valencia	254.8	234.2	24.5	31.6	Lugo/Rozas	767.4	654.3	47.5	99.7
Aero Tablada	256.8	220.2	52.1	42.0	Pajares/Valgrande	768.6	674.6	72.9	135.2
Jativa	259.2	249.8	30.7	46.0	Asturias/Aviles	786.7	696.1	57.2	127.8
Reus	261.4	226.0	26.3	26.6	San Sebastian,Cmt	792.8	655.7	59.3	196.8
Medina De Pomar	262.5	231.0	48.8	117.7	Monteventoso	804.7	708.1	23.1	69.6
Loja	264.7	202.3	24.4	27.3	Padron	811.3	679.4	44.6	108.5
Porreres	265.1	213.2	17.4	15.1	Lluc	826.4	679.5	55.0	49.1
Madrid	267.8	220.7	24.2	34.2	Bilbao/Sondica	841.2	722.2	52.2	132.0
Huelva	268.2	225.4	21.9	31.1	Oviedo	862.6	757.1	69.6	148.9
Madrid/Getafe	272.6	229.5	23.9	31.6	Santander/Parayas	872.5	754.5	59.8	131.5
Granada	273.5	220.6	28.6	22.7	Santiago	874.0	747.1	58.0	105.7
Salamanca	274.1	232.6	24.0	61.3	La Coruna	897.8	783.4	52.4	111.0
Olmedo	274.5	235.7	24.7	70.2	Elgoibar	931.2	796.8	48.3	133.9
Olmedo	274.8	233.9	24.1	49.9	Navacerrada	1010.3	844.3	74.8	109.9
Jaen	275.5	229.2	23.2	21.3	Canfranc	1013.1	833.0	58.0	146.3
Zamora	276.5	232.6	22.0	42.8	Itsaso	1080.1	932.1	73.9	170.2
Cerezo De Arriba	279.8	249.3	12.3	75.3	Pontevedra	1181.8	1004.4	67.6	150.7
Badajoz	282.9	224.9	21.2	52.4	Grazalema	1193.6	926.9	109.2	157.6
Villadeciervos	284.4	241.1	18.4	48.2	San Sebastian/Fuenterrabia	1194.4	1030.2	86.6	207.0
Jaca	287.3	237.9	34.3	72.6	Santiago/Labacolla	1227.2	1041.1	76.6	138.0
Navarredonda de gredos	289.2	253.7	17.9	38.6	Vigo Peinador	1266.2	1091.0	72.1	145.7
Merida	291.5	238.3	18.5	32.2	Isaba	298.4	257.6	34.0	72.0
Salamanca/Matacan	292.2	241.2	24.7	50.5	Arenys De Mar	302.2	258.4	17.5	42.7
Madrid/Barajas	292.5	245.5	24.3	36.9	Arroyo Del Ojanco	302.4	224.6	16.8	20.8
Sabadell/Aerod.	295.3	268.9	38.5	70.6	Avila	303.2	243.3	40.6	58.5
Barcelona	296.3	250.6	30.0	39.0	Ciudad Real	304.6	271.3	26.9	34.2

Anexo 3. Temperatura acumulada media calculada en las estaciones meteorológicas para cada uno de los cuatro periodos fenológicos en España.

Nombre Estación Meteorológica	TSUM P1	TSUM P2	TSUM P3	TSUM P4	Nombre Estación Meteorológica	TSUM P1	TSUM P2	TSUM P3	TSUM P4
Puerto de san Isidro	827	854	92	679	Aero Tablada	2711	2127	298	1176
Roncesvalles	852	719	136	456	Sabadell/ Aerod.	2712	2396	323	1006
Cerezo De Arriba	882	759	127	530	Lluc	2717	2285	304	918
Isaba	904	763	82	407	Ronda	2727	2227	287	1019
Lecaroz	1013	1333	206	654	Padron	2727	2312	261	999
Pajares/Valgrande	1058	939	123	588	Soria	2741	2352	232	1374
Quintanar De La Orden	1096	1022	184	853	Castellon	2762	2374	319	932
La Molina	1141	929	213	573	Arroyo Del Ojanco	2767	2469	261	1185
Carboneras	1260	<Null>	394	1246	San Sebastian,Cmt	2768	2337	288	1079
Alto De Los Leones	1291	1282	151	796	Torquemada	2775	2483	223	1413
Llanes	1315	1154	171	1176	Vadocondes	2778	2434	257	1392
Bielsa	1324	1106	168	564	Hinojosa Del Duque	2791	2402	313	1322
Santa Elena	1347	<Null>	419	1451	Zotes del Paramo	2793	2434	256	1405
Tomelloso	1384	1209	190	815	Vitigudino	2801	2433	230	1416
Sigüenza	1389	1235	224	652	San Esteban de Gormaz	2811	2402	254	1329
Arties	1391	1189	186	473	Ecija	2853	2392	336	1131
Piedrahita	1455	2341	266	552	Carballino/Mesiego	2860	2447	256	1062
Torla	1458	1258	200	645	Figueras Castropol	2884	2487	244	985
Benasque	1519	1247	208	679	Encinas de Esgueva	2890	2473	238	1415
Talar	1546	1420	280	730	Valencia de Alcantara	2894	2640	284	1244
Sos Rey Catolico	1605	1385	210	812	Huercal Overa	2896	2550	276	1180
Cervera de Pisuerga	1639	1421	156	705	Huesca/Monflorite	2904	2534	295	1235
Ilundain	1659	1457	228	754	Fuentes de Nava	2909	2554	240	1470
Chinchilla/Cenad	1669	1526	206	863	Cuenca	2913	2527	279	1264
Monteventoso	1669	1479	197	717	Olmedo	2914	2541	246	1441
Puebla Trives/San Mamed	1686	1479	164	659	Aguilas	2917	2347	350	1007
Canizares	1687	1437	159	733	Orense	2920	2593	262	1025
Jaca	1690	1424	186	759	Don Benito	2922	2600	334	1317
Somosierra	1706	1534	217	833	Javea	2924	2460	224	974
Navarredonda de gredos	1723	1546	150	955	Burgos/Villafria	2928	2485	252	1366
Calahorra	1743	1490	178	847	Jativa	2930	2653	339	1147
Aragues Del Puerto	1776	1549	210	763	Lantadilla	2933	2561	238	1471
Vinuesa-Quintanar	1778	1576	184	884	Nava de Arevalo	2940	2536	224	986
El Ferrol	1792	1563	232	717	Vitoria	2952	2530	275	1163
Belorado	1826	1599	201	923	Cazorla	2955	2532	345	1176
Canfranc	1832	1531	195	796	Cieza	2960	2570	360	1101
Navacerrada	1871	1569	167	1046	Colinas de Trasmonte	2961	2580	258	1498
Madrid/Torrejón	1935	1731	344	1513	Sahagun	2976	2591	243	1522

Nombre Estación Meteorológica	TSUM P1	TSUM P2	TSUM P3	TSUM P4	Nombre Estación Meteorológica	TSUM P1	TSUM P2	TSUM P3	TSUM P4
Hellin	1943	1696	192	824	Torrelavega	2981	2611	217	1117
Cadreira	1943	1719	250	878	Torrox	2993	2509	358	979
La Seo D'Urgell	1950	1675	243	734	Mayorga	2996	2609	245	1513
Reinosa	1951	1774	172	854	Avila	2997	2583	262	1490
Lagunas De Somoza	1963	1672	209	971	Madrid	3007	2699	283	1181
Tamarite de Litera	1967	1682	305	899	El Arenosillo	3024	2392	328	1048
Sevilla,Cmt	1989	1546	206	744	Leon/Virgen Del Camino	3033	2642	237	1495
Herrera Del Duque	2022	1772	279	1252	Elgoibar	3039	2702	288	1071
Grazalema	2036	1633	230	759	Barcial del Barco	3079	2703	265	1557
Sartaguda	2040	1814	243	954	Badajoz	3081	2643	364	1523
Madridejos	2059	1831	288	1016	Pozuelo de Tabara	3084	2699	250	1552
Llanos	2101	1855	286	1251	Santiago	3093	2666	273	1090
Molina De Aragon	2102	1813	252	921	Adra	3111	2524	320	962
Villadecervos	2105	1813	209	1024	Valbuena de Duero	3119	2751	258	1561
Aranda de Duero	2109	1854	235	1100	Valladolid/Villanubla	3121	2729	258	1530
Valdepena	2115	1772	279	841	Granada	3134	2589	344	1210
Almazcara	2129	1817	230	1056	Salamanca/Matacan	3150	2952	286	1522
Villanueva De Cordoba	2146	1795	276	875	Valencia	3161	2661	296	1206
Montalban	2148	1764	305	854	Vinaroz	3164	2672	273	927
Tudela	2155	1873	211	982	Pamplona/Noain	3166	2701	302	1272
Calamocha	2172	1838	233	963	Huelva	3169	2588	306	1015
Medina De Pomar	2172	2070	216	1101	Zamora	3174	2769	275	1545
Castellfort	2219	1855	246	808	Sant Jaume	3185	2781	332	1020
Buitrago	2229	1965	231	1042	Moron De La Frontera	3201	2569	342	1130
Puebla De D. Rodrigo	2259	1983	226	924	Santiago/Labacolla	3208	2759	271	1115
Guadalajara	2267	1984	256	1072	Lorca	3213	2744	358	1141
Viso Del Marques	2269	1957	270	992	Lerida	3251	2824	375	1202
Cazalla de la Sierra	2273	1867	258	890	Salamanca	3280	2892	295	1646
Ripoll	2282	1942	283	875	Porreres	3337	2863	331	1093
Carrion de los Condes	2307	2023	231	1190	Polinya	3355	2822	330	1135
Yecla	2325	1990	252	996	Cartagena	3363	2865	389	1137
Jaen	2341	2038	258	943	Jerez De La Frontera	3380	2742	353	1166
Aranjuez	2343	2080	264	1055	Cordoba	3397	2813	357	1282
Albacete	2343	2066	273	1021	La Coruna/Alvedro	3399	2983	283	1104
Talavera de la Reina	2347	2130	288	1064	Albacete/Los Llanos	3409	2955	363	1486
Sierra De Alfabia	2347	1928	286	880	Gerona/Costa Brava	3409	2923	368	1198
S. Pablo De Montes	2354	2073	271	1013	Oviedo	3417	2996	278	1190
Valle de Valdelucio	2357	2014	217	1255	Pontevedra	3428	2952	289	1152
Guenes	2381	2065	191	894	Segovia	3432	3020	283	1668
Navalmoral de la Mata	2381	2034	181	1203	Logrono/Agoncillo	3449	3001	318	1402
Teruel	2404	2036	273	1045	Andujar	3466	2940	221	1148
Almendralejo	2414	2063	345	1416	Asturias/Aviles	3483	3058	276	1152
Ponferrada	2420	2230	286	1241	Madronera	3508	3052	299	1549

Nombre Estación Meteorológica	TSUM P1	TSUM P2	TSUM P3	TSUM P4	Nombre Estación Meteorológica	TSUM P1	TSUM P2	TSUM P3	TSUM P4
Blanes	2436	2106	348	1186	Vigo Peinador	3511	3009	297	1168
Colmenar Viejo/Famet	2443	2165	246	1065	Murcia/ Alcantarilla	3523	3013	374	1305
Alcaniz	2444	2149	278	1058	Plasencia	3542	3100	316	1578
Autilla del Pino	2454	2177	197	1239	Valladolid	3559	3132	299	1711
Calatayud	2457	2149	273	1087	Madrid/Getafe	3613	3274	365	1614
Herrera de Pisuerga	2464	2138	185	1243	Toledo	3649	3202	392	1329
Benaventa	2470	2165	214	1255	San Sebastian/Fuenterrabia	3686	3145	330	1257
Robledo De Chavela	2473	2414	271	1111	Oliva	3687	3276	398	1211
Polientes	2474	2141	209	1161	Ciudad Real	3695	3233	382	1611
Muela	2500	2286	304	970	Madrid/Barajas	3707	3320	361	1611
Bujaraloz	2509	2204	301	1173	Reus	3709	3241	378	1233
Sarin	2512	2200	294	1162	Bilbao/Sondica	3732	3211	320	1273
Lugo/Rozas	2513	2169	239	1000	Sevilla/San Pablo	3754	3074	390	1355
Manresa	2517	2163	315	1002	Merida	3754	3371	357	1490
Tarrega	2541	2187	308	1001	Santander/Parayas	3769	3221	310	1186
Saelices el Chico	2546	2248	233	1247	Madrid/Cuatro Vientos	3795	3404	370	1637
Coria/Tabacoa	2551	2210	258	1450	Zaragoza Aeropuerto	3823	3267	370	1523
Tarragona,Univer.	2560	2202	374	1087	Almeria	3824	3305	401	1326
Loja	2562	2119	296	1144	La Coruna	3872	3409	312	1196
Itsaso	2566	2254	241	947	Barcelona	3879	3294	386	1258
Olmedo	2570	2230	242	1309	Sotillo de la Adrada	3899	3396	331	1743
Girona	2570	2276	333	905	Alicante/El Altet	4009	3375	406	1325
Finisterre	2575	2218	229	876	Murcia	4024	3423	424	1443
Madrid/C. University	2585	2328	293	1164	Ibiza/Es Codola	4088	3442	406	1327
Llerena	2595	2161	284	1115	Valencia Aeropuerto	4114	3496	409	1379
Antequera-Bobadilla	2603	2123	277	1043	Tortosa	4250	3655	420	1394
Utiel	2620	2358	331	1181	Badajoz/Talavera Real	4349	3856	397	1690
Daroca	2629	2210	288	1049	Caceres	4390	3775	350	1897
Bardenas Reales	2632	2309	282	997	Villaluenga de la Vega	2657	2300	228	1316
Abla	2643	2176	268	981	Arenys De Mar	2659	2696	294	940
Dona Mencia	2647	2137	310	954	Zaragoza	2671	2271	308	1147
Barranda	2650	2245	315	1099	Xinzo De Limia	2697	2316	229	1056
Villoldo	2654	2323	216	1347	Alajar	2707	2333	319	1094

Anexo 4. Radiación acumulada media calculada en las estaciones meteorológicas para cada uno de los cuatro periodos fenológicos en España.

Nombre Estación Meteorológica	RAD P1 KJm ⁻²	RAD P2 KJm ⁻²	RAD P3 KJm ⁻²	RAD P4 KJm ⁻²	Nombre Estación Meteorológica	RAD P1 KJm ⁻²	RAD P2 KJm ⁻²	RAD P3 KJm ⁻²	RAD P4 KJm ⁻²
Llanes	1105557	1870115	318573	1169829	Ecija	3269224	2867509	437227	1397568
Isaba	1258364	1131451	140008	584158	Antequera-Bobadilla	3282076	2837312	408970	1352551
Roncesvalles	1263398	1471800	235266	693415	Xinzo De Limia	3290126	2967014	351849	1473502
Carboneras	1293411	<Null>	418540	1381974	Huercal Overa	3299840	3058357	396064	1443199
Quintanar De La Orden	1353506	1636587	273865	1011449	Carballino/Mesiego	3302430	2953339	384471	1408646
El Ferrol	1519703	2003699	276728	831072	Abla	3305396	2881094	406922	1279936
Monteventoso	1583503	1434584	241858	1025550	Vitoria	3309010	2972527	366112	1431156
Tomelloso	1777525	1587233	261892	1075065	Hinojosa Del Duque	3322585	3194665	444126	1565625
Lecaroz	1879678	1831564	320682	916606	Pontevedra	3323875	2976712	388005	1421399
Sevilla,Cmt	1883395	1571780	328417	773351	Sarin	3327731	3040541	430048	1497668
Bielsa	2052322	1810570	304218	801670	Castellfort	3332625	2952316	408888	1144422
Campisabalos	2074184	2074184	526571	907953	Bujaraloz	3333910	3039640	424640	1515447
Sos Rey Catolico	2084674	2075600	307306	1048548	Huelva	3340333	2816760	398722	1264371
Talar	2126561	2005094	411826	948462	Calamocha	3358319	2984150	387660	1404126
Piedrahita	2140166	3758469	501716	1701466	Daroca	3361179	2978205	365524	1414302
Ilundain	2205705	2026787	358036	1029751	Cieza	3369953	3064056	484439	1325180
Guenes	2243777	2031453	268647	1007845	Navarredonda de gredos	3370165	3145126	370865	1697749
Sigüenza	2250914	2386955	398401	1093035	Villadeciervos	3370195	3041700	406802	1574164
Hellin	2258636	2051234	302540	983780	Vinaroz	3373876	3013665	416841	1100857
Blanes	2266685	2057581	413473	1259037	Polientes	3378045	3040729	414235	1666916
Torla	2274295	2064334	348170	1001142	Valencia de Alcantara	3385450	3187959	445077	1540298
Puerto de san Isidro	2304156	2201597	361139	1404771	Santiago/Labacolla	3386607	3035177	378536	1410280
Canizares	2322856	2087903	251527	1027187	Arenys De Mar	3406134	3140471	410150	1139410
Cerezo De Arriba	2327111	2130805	299852	1219790	Lluc	3408074	3052339	444996	1216397
Benasque	2371402	2364555	328654	989302	Cazorla	3411561	3061869	456719	1395734
Sartaguda	2381808	2190204	337043	1184079	Moron De La Frontera	3419836	2875051	426965	1367432
Cadreitá	2391753	2193792	357971	1102420	Polinya	3420322	3043998	429494	1287961
Chinchilla/Cenad	2432284	2264057	319946	1174745	Lorca	3434284	3078495	459738	1308080
La Molina	2432506	2159771	428828	995533	Saelices el Chico	3442976	3156293	422416	1675455
Herrera Del Duque	2442595	2584418	395224	1519860	Adra	3452159	2955770	430207	1195674
Arties	2445338	2214397	305009	706045	Buitrago	3456843	3193224	406246	1567734
Pajares/Valgrande	2484088	2316395	337314	1164775	Teruel	3462421	3053114	411282	1418009
Belorado	2510161	2306934	338590	1329192	El Arenosillo	3470703	2913819	447552	1452242
Torrelavega	2533864	2317764	249584	1238774	Sant Jaume	3486710	3177512	413024	1111747

Nombre Estación Meteorológica	RAD P1 KJm ⁻²	RAD P2 KJm ⁻²	RAD P3 KJm ⁻²	RAD P4 KJm ⁻²	Nombre Estación Meteorológica	RAD P1 KJm ⁻²	RAD P2 KJm ⁻²	RAD P3 KJm ⁻²	RAD P4 KJm ⁻²
Jaca	2572381	2295923	315005	1100906	Porreres	3497786	3168189	419706	1251793
Navalmoral de la Mata	2573299	2962925	390560	1387953	Pamplona/Noain	3505059	3121004	396323	1504197
Puebla Trives/San Mamed	2588153	2383968	322185	1099493	Utiel	3532464	3253503	469355	1518699
Llanos	2597914	2347319	433431	1449131	Colmenar Viejo/Famet	3542441	3286734	410068	1484015
Tudela	2616656	2381726	299122	1190751	Andujar	3568739	3129855	233546	1268303
Figueras Castropol	2617208	2358080	338415	1102714	Torrox	3583326	3148623	513208	1320133
Calahorra	2626812	2372543	243705	1314423	Cordoba	3609632	3124494	435083	1480503
Tamarite de Litera	2626920	2391179	465956	1156618	Olmedo	3624424	3300090	415902	2110324
Tarragona,Univer.	2637864	3498616	481026	1270804	Benaventa	3625099	3307192	355766	1835960
Madrid/Torrejon	2645985	3609849	545809	1954631	Vigo Peinador	3627332	3227094	419844	1514594
La Seo D'Urgell	2667426	2416138	349352	933653	Cartagena	3630479	3253374	500143	1322519
Alto De Los Leones	2682811	2811313	346156	1397974	Jerez De La Frontera	3636250	3115338	465310	1453287
Valdepena	2713483	2637549	432453	1112705	Huesca/Monflorite	3678301	3337516	424946	1538555
Puebla De D. Rodrigo	2721129	2480241	315109	1127448	Logrono/Agoncillo	3681989	3337608	402143	1593598
Itsaso	2724428	2490836	326572	1146051	Sevilla/San Pablo	3684802	3166923	455378	1498665
Elgoibar	2731066	2513283	355907	1183228	Gerona/Costa Brava	3702901	3327292	456289	1333474
Aero Tablada Villanueva De Cordoba	2741785	2292583	448018	1365639	Murcia/Alcantarilla	3715865	3310230	445063	1477669
Yecla	2743766	2743402	403651	1175465	Oliva	3718617	3486821	490465	1343265
Padron	2784897	2763134	374704	1311255	Carrion de los Condes	3755753	3423472	424657	1900882
Girona	2789796	2486831	370019	1238549	Herrera de Pisuerga	3797049	3412363	356430	1940433
Talavera de la Reina	2815050	2577721	419668	1215087	Soria	3798373	3674487	391537	1783560
Madridejos	2823038	2659047	388305	1225516	La Coruna/Alvedro	3822363	3460861	450474	1570822
Almendralejo	2836444	2603133	471917	1408042	Vitigudino	3838861	3495997	383501	1931323
Aragues Del Puerto	2837225	2560328	515901	1671759	Zamora	3854529	3517908	429057	1923399
Canfranc	2852341	2611677	370934	1178465	Lerida	3855151	3486191	480618	1437502
Aranda de Duero	2864898	2535325	371047	1126669	Autilla del Pino	3863569	3563100	374824	1863512
Medina De Pomar	2871529	2607958	358299	1460114	Valle de Valdelucio	3889744	3507092	418275	2001511
Orense	2872030	2524054	297510	1354847	Plasencia	3941367	3588313	449377	1882029
Montalban	2877487	2640098	348326	1205205	Madronera	4002032	3631164	432166	1849470
Cervera de Pisuerga	2879702	2512923	441813	1114225	Murcia	4020770	3587914	492071	1567662
Bardenas Reales	2892449	2637106	332691	1234590	Olmedo	4022140	3662051	393952	1917409
Lugo/Rozas	2893348	2619271	363501	1165015	Tortosa	4022254	3590352	462537	1439583
Cazalla de la Sierra	2920828	2642646	348673	1331974	Salamanca/Matacan	4037940	3662760	454401	2200859
Albacete	2930532	2533939	397804	1272270	Merida	4070557	3773122	472169	1750480
	2949023	2696134	382567	1226622	Granada	4093799	3505335	484933	1521910

Nombre Estación Meteorológica	RAD P1 KJm ⁻²	RAD P2 KJm ⁻²	RAD P3 KJm ⁻²	RAD P4 KJm ⁻²	Nombre Estación Meteorológica	RAD P1 KJm ⁻²	RAD P2 KJm ⁻²	RAD P3 KJm ⁻²	RAD P4 KJm ⁻²
Aranjuez	2964896	2726302	415634	1280309	Burgos/Villafria	4108850	3663728	423477	1907488
Viso Del Marques	2982224	2676714	390563	1277490	Almeria	4116492	3766757	520088	1603811
Molina De Aragon	2986871	2906383	414925	1396954	Reus	4132105	3752705	502294	1437939
S. Pablo De Montes	2986920	2745460	404102	1247777	Zaragoza	4161956	3697011	455955	1695428
Robledo De Chavela	2991650	3060084	398057	1573482	Aeropuerto	4163465	3820936	402093	2132112
Jativa	3016616	2842727	402660	1229402	Torquemada	4165362	3698088	491500	1506862
Zaragoza	3026620	2707147	407216	1353180	Valencia	4180079	3742878	421093	1868827
Jaen	3028187	2713941	374596	1293079	Aeropuerto	4192274	3753213	511423	1449294
Ripoll	3029357	2726835	385102	1215537	Navacerrada	4206333	3790685	462214	1707306
Grazalema	3033637	2560654	397499	1223540	Barcelona	4246671	3893827	455581	2130308
Alcaniz	3040186	2775900	381273	1300459	Cuenca	4264790	3807872	518072	1543866
Santander/Parayas	3041426	2692472	345855	1192301	Salamanca	4267094	4271910	460533	2261545
Javea	3066724	2733693	287057	1110132	Ibiza/Es Codola	4323397	3845716	524418	1540390
Reinosa	3069069	2888431	318446	1323321	Vadocondes	4323602	3917180	411979	2157798
Sierra De Alfabia	3070867	2705758	441654	1181587	Alicante/El	4332205	3964259	422710	2104053
Santa Elena	3071018	<Null>	534607	1745378	Altet	4343959	3909289	457881	2030111
Muela	3095313	2935313	425225	1213106	Villoldo	4347632	3911553	440654	2026545
Ponferrada	3096249	2769534	366689	1423946	Segovia	4349679	4034307	473978	1796483
Llerena	3105648	3354882	436229	1468805	Sotillo de la	4397251	3965591	497428	1848424
Lagunas De Somoza	3105693	2791867	420876	1545357	Adrada	4403035	4026495	482670	1851072
Calatayud	3105708	2811366	387855	1380804	Encinas de	4407225	3967665	437307	2074141
Valencia	3115113	3259061	454092	1319792	Esgueva	4416753	3953124	501588	1791722
Bilbao/Sondica	3118526	2798485	354446	1278084	Madrid/Getafe	4474738	4149024	486721	1878812
Finisterre	3118615	2808848	375555	1293654	Ciudad Real	4497183	4033335	466125	2007446
Almazcara	3122246	3095098	397060	1557315	Toledo	4498201	4098653	471310	2323043
La Coruna	3126063	2832101	359110	1293045	Avila	4510113	4101348	455371	2184668
San Sebastian,Cmt	3126460	2811822	366970	1204968	Albacete/Los	4514626	4127060	423300	2179039
Badajoz	3142761	2831281	459627	1812192	Llanos	4519658	4131564	451278	2207646
Oviedo	3148199	2874348	335910	1279106	Madrid/Cuatro	4528540	4150782	448831	2171620
Somosierra	3150939	2949367	434574	1371648	Vientos	4567477	4169536	453718	2182974
Asturias/Aviles	3152029	2871260	358919	1289736	San Esteban de	4570116	4141827	461653	2140071
Alajar	3153612	2824448	442740	1434175	Gormaz	4574689	4210946	492017	1957381
Vinuesa-Quintanar	3153808	2939531	362159	1419697	Zotes del	4584191	4171101	372661	2236526
Santiago	3157222	2850827	385270	1379512	Paramo	4588773	4197132	458456	2196291
Aguilas	3164630	2744015	483560	1206161	Colinas de	4608934	4211195	466687	2251869
					Trasmonte				
					Leon/Virgen				
					Del Camino				
					Sahagun				
					Fuentes de Nava				
					Valladolid/Villan				
					ubla				
					Villaluenga de la				
					Vega				
					Badajoz/Talaver				
					a Real				
					Nava de Arevalo				
					Valladolid				
					Lantadilla				

Nombre Estación Meteorológica	RAD P1 KJm ⁻²	RAD P2 KJm ⁻²	RAD P3 KJm ⁻²	RAD P4 KJm ⁻²	Nombre Estación Meteorológica	RAD P1 KJm ⁻²	RAD P2 KJm ⁻²	RAD P3 KJm ⁻²	RAD P4 KJm ⁻²
Sabadell/Aerod.	3166386	2924362	446018	1231268	Valbuena de Duero	4620334	4236280	465516	2250586
Madrid/C. University	3167882	2946433	420999	1411427	Madrid/Barajas	4660721	4315428	491308	1911116
Barranda	3168457	2806064	446965	1346579	Barcial del Barco	4813076	4406891	486637	2356265
San Sebastian/Fuenterrabia	3169840	2810516	368790	1266935	Mayorga	4885513	4459208	487898	2346402
Coria/Tabacoa	3172037	2849813	414471	1647641	Caceres	4944343	4425135	485883	2246223
Castellon	3174759	2869075	429253	1168046	Pozuelo de Tabara	4996715	4581815	493730	2416260
Don Benito	3184493	3238936	433636	1502614	Ronda	3213335	2769446	410210	1335090
Arroyo Del Ojanco	3187410	2967346	399332	1389877	Guadalajara	3221734	2961323	408820	1468380
Madrid	3198233	2983859	354758	1283974	Loja	3253062	2837975	427752	1494743
Dona Mencia	3200442	2731894	447965	1260321	Tarrega	3256972	2959169	436213	1239601
Manresa	3206802	2905640	445314	1246606					

Anexo 5: Evapotranspiración acumulada media calculada en las estaciones meteorológicas para cada uno de los cuatro periodos fenológicos en España.

Nombre Estación Meteorológica	ETP P1 mm	ETP P2 mm	ETP P3 mm	ETP P4 mm	Nombre Estación Meteorológica	ETP P1 mm	ETP P2 mm	ETP P3 mm	ETP P4 mm
Villanueva De Cordoba	513.9	505.8	73.1	275.3	Aranjuez	585.8	536.4	78.1	276.4
Puebla Trives/San Mamed	447.0	407.2	51.8	222.1	Olmedo	678.9	615.0	62.0	360.4
Carrion de los Condes	579.3	525.0	62.9	307.9	Granada	730.1	628.5	91.3	328.1
Montalban	443.7	389.1	75.2	202.2	Ponferrada	531.2	469.5	62.3	318.8
Arties	344.8	313.2	49.0	133.2	Madrid	607.9	565.2	68.3	282.9
Talar	317.9	302.3	97.7	143.1	Polinya	655.8	574.8	80.7	262.0
Canfranc	425.5	369.0	49.3	182.8	Coria/Tabacoa	629.3	551.5	75.5	363.9
Ilundain	303.5	274.7	50.4	192.5	Valladolid	792.8	722.6	78.1	438.7
Somosierra	479.7	450.4	71.4	247.8	Merida	803.6	737.1	89.0	394.6
Cervera de Pisuerga	391.0	349.7	47.5	203.0	Sotillo de la Adrada	803.0	718.1	83.8	423.6
Pajares/Valgrande	339.8	316.4	38.3	176.4	Avila	698.9	669.6	73.6	428.6
Lecaroz	287.9	279.5	48.2	149.8	S. Pablo De Montes	602.8	554.4	71.9	297.7
Torla	377.6	342.9	54.5	193.4	Huesca/Monflorite	851.5	757.9	86.8	389.7
Aragues Del Puerto	425.2	390.0	58.9	234.0	Valladolid/Villanubla	776.2	703.0	74.6	454.7
Lugo/Rozas	431.4	385.7	51.7	216.2	Viso Del Marques	481.5	429.3	66.0	231.9
Bielsa	334.5	327.8	45.2	218.1	Madrid/Torrejon	755.1	713.0	100.1	452.7
Puebla De D. Rodrigo	419.7	382.0	53.7	205.7	Valencia	686.3	602.8	89.4	270.5
Chinchilla/Cenad	448.4	419.9	56.4	262.8	Ciudad Real	826.4	747.2	99.6	419.2
Sartaguda	442.9	402.4	63.0	237.9	Ibiza/Es Codola	797.9	703.6	95.7	313.2
Muela	548.7	525.3	80.1	246.9	Reus	795.1	718.2	95.1	299.4
Itsaso	448.7	408.0	53.1	201.9	Almeria	862.9	782.2	106.5	357.5
Alcaniz	506.2	460.0	67.3	246.9	Madrid/Cuatro Vientos	904.3	835.6	101.9	458.1
Grazalema	470.7	397.3	61.5	211.3	Barcelona	833.2	733.3	96.3	304.1
Bujaraloz	657.9	595.2	82.3	331.9	Murcia	805.1	722.7	102.0	351.0
Sos Rey Catolico	345.5	309.6	48.2	218.2	Murcia/Alcantarilla	770.8	695.5	96.3	346.4
Manresa	560.1	502.5	81.6	250.2	Leon/Virgen Del Camino	789.6	715.0	74.6	435.3
Guenes	398.4	358.6	39.4	179.9	Zaragoza Aeropuerto	964.8	848.6	102.1	440.9
Sigüenza	428.4	405.6	68.2	290.6	Tortosa	881.8	777.1	100.5	337.9
Cadreira	394.3	402.3	61.5	193.7	Toledo	879.2	801.0	107.6	481.4
Tomelloso	401.3	356.9	79.3	327.8	Madrid/Getafe	878.5	816.9	101.8	459.0
Alto De Los Leones	415.7	375.6	49.9	216.6	Albacete/Los Llanos	912.6	813.5	104.8	440.8
Teruel	608.3	530.8	75.0	285.0	Madrid/Barajas	938.8	865.1	102.0	471.2
Medina De Pomar	524.4	456.1	52.7	263.1	Badajoz/Talavera Real	944.5	868.5	104.9	476.6
Tamarite de Litera	431.6	390.6	76.3	196.7	Caceres	951.6	844.0	91.8	511.3
Elgoibar	466.2	428.4	58.1	206.4	Alicante/El Altet	894.3	783.1	102.8	328.6
Vinaroz	623.0	554.1	68.2	218.9	Valencia Aeropuerto	917.4	804.1	101.9	337.4
Villadeciervos	556.4	497.0	62.6	288.2	Benasque	320.9	308.9	66.1	167.7

Nombre Estación Meteorológica	ETP P1 mm	ETP P2 mm	ETP P3 mm	ETP P4 mm	Nombre Estación Meteorológica	ETP P1 mm	ETP P2 mm	ETP P3 mm	ETP P4 mm
Jaca	465.6	412.9	57.5	217.2	La Molina	346.1	357.0	67.7	164.9
Calatayud	592.9	526.8	72.3	293.7	El Ferrol	334.9	298.8	48.1	127.0
Belorado	436.4	455.3	54.0	252.0	Isaba	220.1	219.2	22.0	122.1
Aguilas	578.1	497.6	88.7	241.3	Tudela	399.1	362.4	45.2	203.7
Plasencia	689.8	620.5	76.0	333.6	Almazcara	468.1	420.2	56.3	234.4
Carballino/Mesiego	508.1	453.4	60.1	241.4	Aranda de Duero	543.3	493.7	63.0	301.0
Cazalla de la Sierra	480.0	407.0	65.1	213.9	Saelices el Chico	707.1	645.9	70.4	378.2
Ripoll	462.2	414.3	65.2	224.3	Castellon	561.5	501.5	75.0	229.4
La Seo D'Urgell	386.6	351.1	56.0	164.7	Finisterre	476.0	427.4	54.2	200.8
Santiago	516.9	461.8	61.5	243.1	Cerezo De Arriba	441.6	396.4	57.6	213.2
Canizares	356.2	325.5	37.6	195.6	Jativa	591.3	556.2	81.5	265.7
Arenys De Mar	429.5	396.4	84.8	179.9	Zaragoza	450.5	390.5	73.2	272.2
Reinosa	479.1	450.1	49.6	225.9	Talavera de la Reina	601.1	564.2	81.2	317.4
Alajar	594.0	527.3	81.6	299.9	Benaventa	658.5	590.7	64.7	350.5
Daroca	519.6	457.0	70.0	250.5	Valdepena	572.1	503.6	81.2	304.7
Xinzo De Limia	528.8	475.1	56.5	259.2	Segovia	852.2	775.4	80.0	464.1
Sarin	586.1	531.3	74.4	296.6	Hinojosa Del Duque	723.1	644.4	93.4	397.7
Cartagena	596.6	535.5	87.1	251.2	Yecla	662.5	590.3	82.1	308.8
Figuera Castropol	476.5	427.2	47.9	178.7	Utiel	678.0	629.1	88.2	335.9
Lagunas De Somoza	477.3	421.8	63.7	281.6	Vitigudino	722.1	643.6	70.3	409.5
Antequera-Bobadilla	545.9	465.1	62.8	254.1	Bardenas Reales	720.3	642.3	80.5	351.7
Lluc	503.6	450.6	73.1	213.6	Vinuesa-Quintanar	403.8	370.1	51.0	280.8
Oviedo	541.1	490.8	55.8	230.0	Campisabalos	344.5	344.5	89.8	156.7
El Arenosillo	526.1	438.4	73.9	234.9	Calamocha	530.7	467.3	63.8	256.9
Cazorla	534.3	485.9	82.0	233.3	Llanes	349.2	336.9	28.8	219.9
Buitrago	565.4	523.7	66.8	288.8	Roncesvalles	267.5	237.0	44.9	168.1
Polientes	516.3	466.8	55.5	285.1	Soria	681.7	608.3	67.2	375.6
Ecija	604.3	526.8	81.6	287.2	Zamora	682.3	614.9	81.6	392.5
Lorca	612.0	548.2	84.4	266.1	Carboneras	552.1	<Null>	95.9	319.3
Ronda	564.1	482.2	71.6	256.3	Barranda	586.5	519.1	82.1	280.7
Pontevedra	553.8	496.2	65.1	257.3	Santa Elena	644.0	<Null>	104.5	392.5
Vitoria	590.7	526.3	64.8	275.1	Andujar	655.1	576.8	44.1	279.0
Cieza	693.7	626.6	98.1	297.5	Orense	443.2	404.4	45.9	253.4
Moron De La Frontera	618.7	516.2	77.4	277.6	Molina De Aragon	537.8	477.3	77.4	301.3
Asturias/Aviles	584.0	527.3	57.4	226.1	Salamanca/Matacan	853.9	771.8	83.5	467.5
Llanos	576.2	508.8	73.8	343.5	Puerto de san Isidro	348.1	336.2	29.1	211.6
Arroyo Del Ojanco	604.6	566.2	66.1	303.9	Guadalajara	460.7	519.8	52.0	280.8
Tarrega	555.0	506.8	77.1	241.3	Javea	632.5	558.2	66.5	271.6
Bilbao/Sondica	661.9	585.0	69.1	259.9	Herrera Del Duque	472.2	438.6	84.1	334.5
San Sebastian/Fuenterrabia	614.4	540.0	67.8	245.6	Llerena	683.5	596.3	78.5	313.3
Santiago/Labacolla	573.1	511.9	62.4	259.5	Castellfort	680.2	589.7	76.3	272.3
Padron	616.7	547.5	68.9	263.8	Blanes	405.9	505.6	67.0	239.6

Nombre Estación Meteorológica	ETP P1 mm	ETP P2 mm	ETP P3 mm	ETP P4 mm	Nombre Estación Meteorológica	ETP P1 mm	ETP P2 mm	ETP P3 mm	ETP P4 mm
Porreres	621.9	558.7	78.5	248.1	Badajoz	629.8	808.4	93.1	420.3
Don Benito	581.4	540.2	74.7	327.7	Aero Tablada	485.8	411.5	81.0	228.2
Adra	546.0	472.4	71.6	213.3	Girona	439.9	407.1	75.0	281.3
Dona Mencia	666.8	561.7	80.5	294.6	Navalmoral de la Mata	963.6	892.4	90.6	533.7
Autilla del Pino	734.8	667.3	58.7	397.8	Tarragona,Univer.	466.3	439.1	74.9	277.4
Sierra De Alfabia	515.0	447.7	79.4	235.0	Torrelavega	474.9	425.7	43.5	218.2
Sant Jaume	534.4	474.7	65.7	201.9	Quintanar De La Orden	187.6	182.2	24.3	139.7
Albacete	404.4	373.2	51.4	227.1	San Sebastian,Cmt	503.5	443.7	61.2	228.5
Jerez De La Frontera	668.0	574.2	85.1	302.4	Calahorra	563.1	510.0	43.3	313.9
Loja	569.3	490.4	74.1	291.1	Piedrahita	603.1	566.4	80.7	294.0
La Coruna/Alvedro	630.7	566.9	70.7	270.5	Monteventoso	259.1	371.2	41.3	169.8
Pamplona/Noain	691.5	609.0	74.6	324.4	Hellin	412.8	375.1	49.6	220.9
Vigo Peinador	626.1	554.6	70.9	278.3	Navarredonda de gredos	528.7	489.8	55.3	297.3
Navacerrada	659.1	579.3	63.7	354.1	Cordoba	675.9	588.5	84.0	324.4
Santander/Parayas	642.7	560.0	64.0	231.5	Madronera	678.4	603.1	68.0	357.2
Huelva	595.1	497.9	70.3	252.8	Oliva	649.8	607.2	87.1	257.9
La Coruna	622.8	561.3	61.7	246.0	Burgos/Villafria	766.8	672.5	72.8	399.9
Madrid/C. University	565.7	526.1	78.0	295.9	Valencia de Alcantara	653.6	611.2	77.7	348.8
Madridejos	585.2	534.3	96.8	346.0	Huercal Overa	523.8	491.1	67.0	269.2
Gerona/Costa Brava	635.3	567.6	85.6	277.2	Lerida	598.7	541.8	80.1	256.1
Abla	556.9	479.7	72.2	251.1	Cuenca	703.1	632.1	79.0	342.6
Colmenar Viejo/Famet	556.5	517.9	69.9	273.9	Torrox	567.3	493.3	81.4	251.6
Sabadell/Aerod.	549.1	504.4	79.5	245.0	Jaen	495.6	451.1	64.7	237.2
Salamanca	745.7	682.1	77.9	418.5	Sevilla/San Pablo	747.4	646.0	92.9	348.2
Logrono/Agoncillo	723.6	653.0	76.7	346.5	Robledo De Chavela	583.1	523.4	78.9	319.5

Anexo 6. Precipitación, temperatura y radiación acumulada media en las estaciones meteorológicas durante los cuatro periodos fenológicos en los países Bálticos.

Nombr e Estació n Meteor ológica	País	PSUM P1 mm	PSUM P2 mm	PSUM P3 mm	PSUM P4 mm	TSU M P1 °C	TSU M P2 °C	TSU M P3 °C	TSU M P4 °C	RAD P1 KJm ⁻²	RAD P2 KJm ⁻²	RAD P3 KJm ⁻²	RAD P4 KJm ⁻²
Klaipeda	LT	685.9	611.6	51.1	104.3	1744.5	1529.3	359.9	747.4	2089896	1750700	346781	691206
Priekuli	LV	672.4	501.5	46.0	138.1	2024.9	1725.9	318.4	631.0	2692767	2656732	389512	715218
Skriveri	LV	663.5	605.8	37.9	125.1	2320.0	1994.1	390.9	642.2	2907455	2638712	425201	665804
Laukuva	LT	632.2	564.5	62.6	115.9	2467.9	2122.8	364.3	747.0	3079343	2787520	398573	771386
Skulte	LV	631.8	596.8	31.6	110.9	2432.1	2085.8	366.4	608.5	3128562	2819214	400679	642764
Aluksne	LV	614.1	553.5	55.8	98.6	2310.5	1987.5	378.6	625.6	3004513	2741942	412626	649234
Liepaja	LV	603.7	541.3	37.6	74.0	1833.3	1556.9	355.0	713.9	2227321	2853025	387587	733865
Vilnius	LT	591.9	551.1	70.6	113.7	1670.0	1411.1	358.0	602.8	2131095	2734374	401738	641526
Birzai	LT	585.1	540.1	60.0	117.5	2276.6	1961.3	374.0	619.6	2946878	2683343	409107	641912
Riga	LV	572.2	526.7	55.6	109.5	2185.0	1889.1	328.2	681.3	2947207	2689594	397533	744001
Kaunas	LT	559.1	521.1	61.5	119.8	1887.7	1648.5	371.8	824.0	2145005	1833124	372197	749130
Daugavp ils	LV	554.9	508.8	50.4	86.8	1865.2	1656.0	371.2	855.4	2076580	1819604	365814	769403
Mersrags	LV	551.4	503.2	43.3	87.0	2563.5	2208.3	366.9	750.7	3073734	2778904	389251	745825
Utena	LT	547.5	508.8	63.8	103.1	1901.2	1642.2	396.8	788.2	2413348	2045679	431242	787035
Rezekne	LV	539.3	518.4	77.5	149.3	2825.8	2321.5	368.3	749.7	3500937	3062864	440739	827082
Dobele	LV	537.6	491.3	57.2	105.9	1868.9	1660.6	376.3	881.5	2210546	1923373	379165	822382
Siauliai	LT	530.8	495.7	65.8	123.6	1885.5	1675.3	382.7	879.2	2197389	1920848	384156	821408
Silute	LT	506.5	425.5	63.8	127.5	1845.1	1611.0	357.9	807.6	2026141	1725176	334674	702559
Gulbene	LV	500.3	455.8	64.1	110.6	2039.6	2337.4	365.6	709.0	2510776	2975266	405789	758150
Saldus	LV	482.9	444.5	64.6	96.4	2358.1	1918.3	351.1	713.4	3077165	2870025	410228	774852
Pribalti kaja	LV	478.9	445.3	25.7	73.4	2469.7	2129.4	357.6	594.9	3188270	2896260	441118	694240
Stende	LV	467.7	429.4	56.1	94.2	2006.5	1736.6	309.9	538.3	2694668	2471091	314379	529425
Telsiai	LT	443.0	405.1	62.0	119.7	2220.2	1921.0	356.8	595.2	2890797	2632115	413779	633544
Ukmerg e	LT	426.5	379.5	45.1	112.6	2337.9	2482.8	359.9	723.4	2573099	2902405	399048	756184
Raseiniai	LT	425.1	399.1	60.5	127.2	1902.1	1685.1	374.4	872.4	2032635	1778227	343250	742035
Varena	LT	423.8	385.2	57.2	158.8	1874.6	1669.3	380.1	891.4	2221289	1939226	379946	839827
Panevez ys	LT	411.1	380.4	71.7	176.9	1947.7	1946.0	359.8	709.4	2590446	2752119	446927	814761
Kybartai	LT	359.7	442.4	58.5	123.2	1843.7	1570.4	359.4	724.8	2183954	2790667	407170	739317
Dukstas	LT	348.7	323.1	67.3	104.7	2220.1	1915.9	360.0	602.0	3069514	2822344	445768	689088
Dotnuva	LT	333.3	306.0	53.5	143.5	1969.9	1714.1	394.6	868.4	2214300	1884516	381141	784820
Palanga	LT	303.8	230.1	56.7	105.0	2102.9	1813.7	334.3	699.4	2816802	2580306	378202	730981
Rujiena	LV	294.2	251.0	45.6	120.5	2255.2	1948.9	346.5	729.6	2837864	2597772	400407	772119
Valke Maarja	EE	292.0	255.0	55.8	132.8	1796.9	1527.2	348.0	697.2	2202933	2812076	396356	729179

Nombr e Estació n Meteorológico	País	PSUM P1 mm	PSUM P2 mm	PSUM P3 mm	PSUM P4 mm	TSU M P1 °C	TSU M P2 °C	TSU M P3 °C	TSU M P4 °C	RAD P1 KJm ⁻²	RAD P2 KJm ⁻²	RAD P3 KJm ⁻²	RAD P4 KJm ⁻²
Pavilosta	LV	291.7	288.5	39.1	111.1	2318.0	1999.2	375.2	616.7	3066083	2778922	404118	635340
Tartu	EE	289.9	239.3	47.4	105.9	2533.7	2181.1	340.9	725.6	3194749	2893057	416862	808488
Voru	EE	281.2	226.4	57.3	117.8	1886.4	1606.3	395.7	752.9	1956778	1646982	373204	665746
Zilani	LV	278.9	262.9	5.4	48.6	2278.3	1954.2	352.0	583.8	2964657	2698002	402189	641139
Vil'Njus	LT	278.5	253.5	90.8	144.9	2505.5	2154.1	362.3	744.8	3045250	2753007	391383	760902
Tallin	EE	276.1	248.9	65.4	142.1	2076.6	1674.0	364.1	715.6	2373896	2921036	411061	751095
Pjarnu	EE	274.4	238.5	56.3	136.2	2322.1	2016.0	352.5	737.0	2732159	2505015	365694	709440
Kolka	LV	262.8	242.0	59.7	140.0	2297.8	1982.9	350.1	739.9	2938781	2697851	411290	780790
Kuusiku	EE	254.6	220.7	52.4	135.9	1918.2	1703.2	376.7	901.0	2269702	1985584	389312	846061
Johvi	EE	247.6	200.9	46.8	106.3	2136.1	1841.2	360.4	596.5	2790308	2569508	412203	632259
Jogeva	EE	236.8	206.1	28.3	102.3	1897.2	1681.7	382.1	877.7	2107173	1837549	363418	781681
Turi	EE	236.2	214.3	45.4	110.4	1855.9	1602.6	390.9	755.9	1986947	1683384	363186	665087
Vil'jandi	EE	227.4	203.2	45.6	99.3	1784.1	1513.1	358.6	704.0	2152332	2745827	394472	717899
Valga	EE	218.8	180.7	35.3	86.4	1904.9	1670.6	378.7	837.8	2047674	1746856	357562	727649
Ajnazi	LV	200.3	188.2	37.1	73.7	1917.3	1671.1	383.9	837.1	2212433	1881036	380455	777012
Kunda	EE	199.6	174.0	32.4	82.8	1798.6	1531.0	354.8	603.1	2152095	2749265	399030	633425
Vilsandi	EE	189.8	170.6	42.7	95.6	2230.5	1908.9	361.9	607.0	2777381	2678179	391728	633179
Tilrikoja	EE	173.7	149.3	33.8	74.3	1869.4	1613.9	392.2	757.9	1979485	1670688	358703	654489
Virtsu	EE	163.3	142.2	37.0	75.5	1847.4	1611.7	371.6	812.9	2185454	1856508	377149	769215
Nigula	EE	155.5	141.3	40.4	80.8	1836.9	1567.1	356.9	717.2	2317211	2989005	392471	741892
Kihnu	EE	148.7	128.5	42.9	73.7	1964.3	1709.5	392.0	856.6	2157881	1837234	374903	766616
Sorve	EE	141.1	133.5	40.1	91.4	2410.1	2069.7	368.6	618.9	3004335	2712186	389298	627599
Bauska	LV	67.1	67.1	Null	Null	1835.4	1899.7	373.4	610.8	2682908	2463013	378582	598315
Pakri	EE	Null	Null	Null	Null	1953.8	1736.5	390.6	926.0	2374132	2080235	402370	861717
Nida	LT	Null	Null	Null	Null	1991.7	1739.4	393.9	881.7	2349525	2001037	393660	816968
Elgava	LV	Null	Null	Null	Null	1921.1	1658.4	396.0	772.0	1961567	1667197	356962	654774
Madona	LV	Null	Null	Null	Null	2306.4	1997.8	352.0	734.3	2887561	2639204	400772	765973