Universidad Politécnica de Madrid

Escuela Técnica Superior de Ingeniería
y Sistemas de Telecomunicación

**CONTRIBUCIÓN A LA DETECCIÓN DE OBJETIVOS
ESPECÍFICOS PARA APLICACIONES DE VIGILANCIA CON
REALIDAD AUMENTADA**

TESIS DOCTORAL

Henry O. Cruz Carrillo

Master en Redes y Telecomunicaciones

2017

Centro de Investigación en Tecnologías de Software y
Sistemas Multimedia para la Sostenibilidad
Escuela Técnica Superior de Ingeniería y Sistemas de Telecomunicación

**CONTRIBUCIÓN A LA DETECCIÓN DE OBJETIVOS
ESPECÍFICOS PARA APLICACIONES DE VIGILANCIA CON
REALIDAD AUMENTADA**

TESIS DOCTORAL

Ing. Henry O. Cruz Carrillo
Master en Redes y Telecomunicaciones

Directores:

Dr. Juan Manuel Meneses Chaus.
Dr. Ingeniero de Telecomunicación
Dra. Martina Eckert
Dra. Ingeniera de Telecomunicación

Universidad Politécnica de Madrid

2017

DOCTORADO EN INGENIERÍA DE SISTEMAS Y SERVICIOS PARA LA SOCIEDAD DE LA INFORMACIÓN

Tesis Doctoral		
Título	Contribución a la detección de objetivos específicos para aplicaciones de vigilancia con realidad aumentada	
Autor	Henry Omar Cruz Carrillo	
Director	Juan Manuel Meneses Chaus	VºBº.
Co-Directora	Martina Eckert	VºBº.
Tribunal		
Presidente		
Secretario		
Vocal		
Vocal		
Vocal		
Suplente		
Suplente		
Lugar y fecha de lectura	E.T.S.I. y Sistemas de Telecomunicación (U.P.M.)	
Calificación		

El Presidente

El secretario

El vocal 1º

El vocal 2º

El vocal 3º

Tesis Doctoral para la obtención del título de Doctor
por la Universidad Politécnica de Madrid.

2017

“La imaginación es más importante que el conocimiento.”

Albert Einstein (1879-1955)

AGRADECIMIENTOS

Como creyente que soy en primer lugar doy gracias a Dios por su ayuda y los dones que me ha concedido, sin su bendición no hubiera podido realizar nada en mi vida, todo se lo debo a él. De igual forma le doy gracias a la virgen María por los cuidados y protección del cual he sido objeto. Doy gracias a la vida por la oportunidad que me ha dado de experimentar y conocer nuevas formas de existir.

En el plano familiar le doy gracias a mis hijos Henry Sebastián, José David y Alejandro Israel y a mi esposa Daicy, por el amor y comprensión que han tenido conmigo así como por soportar mis altibajos, les debo tiempo y les quiero mucho.

También agradezco a mis padres Israel y Marianita, a mi hermano Ronny y su esposa Miri, a mi hermano menor Juan Pablo, así como a mi familia radicada en España por la ayuda y el soporte de todo tipo, que he recibido durante este tiempo.

Un agradecimiento especial a mis Directores que a la vez han sido tutores y mentores, Juan Meneses y Martina Eckert, sin su ayuda, consejos, supervisión y guía no hubiera sido posible concluir con este trabajo de tesis doctoral, mis más sinceros agradecimientos.

También agradezco a todos los profesores, amigos (as), compañeros (as), estudiantes y colegas tanto del CITSEM como de la ETSIST, que me han aportado con su experiencia, consejos, conocimientos y buena voluntad durante todo este proceso.

Finalmente agradezco a la SENESCYT y a mi país el Ecuador, por concederme una beca de estudios y permitirme de esta forma realizar mis estudios en este prestigioso centro de educación superior como es la “Universidad Politécnica de Madrid”.

TABLA DE CONTENIDO

AGRADECIMIENTOS	i
INDICE DE FIGURAS	vii
INDICE DE TABLAS	xi
RESUMEN	xiii
ABSTRACT	xiv
Capítulo I: INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS	1
1.1. Motivación	3
1.2. Objetivos	3
1.3. Estructura de la tesis.....	4
Capítulo II: ANTECEDENTES Y ESTADO ACTUAL DE LA TÉCNOLOGÍA	7
2.1. Introducción	9
2.2. Introducción a los sistemas de videovigilancia	9
2.2.1. Evolución de los sistemas de videovigilancia	9
2.2.2. Estructura de un sistema de videovigilancia típico	11
2.2.3. Videovigilancia inteligente	12
2.2.4. La percepción visual y su relación con la detección de objetivos en videovigilancia inteligente.....	13
2.3. Detección de objetos específicos en la escena	15
2.4. Realidad Aumentada (RA) en los sistemas de vigilancia.....	27
2.4.1. Introducción a la RA	27
2.4.2. Empleo de la Realidad Aumentada en los sistemas de videovigilancia.....	30
2.5. Detección de ROI's a través del color.....	38
2.6. Uso de la umbralización en la detección de objetivos específicos en tiempo real	38
2.7. Extracción de objetivos relevantes en la escena a través de índices de color	39
2.7.1. Los índices de color - inicios y desarrollo.....	39
2.7.2. El uso de los índices de color en la detección de ROI's en tiempo real	42
2.8. Conclusiones	44
Capítulo III: METODOLOGÍA PARA LA DETECCIÓN DE OBJETIVOS ESPECÍFICOS MEDIANTE EL TRATAMIENTO DEL COLOR	47
3.1. Introducción	49
3.2. Terminología empleada.....	49
3.2.1. El objetivo específico	50
3.2.2. Detección en tiempo real de objetivos específicos.....	50
3.2.3. El tiempo de procesamiento (<i>TP</i>)	50

3.2.4.	Índice de color específico (<i>ICE</i>) y general (<i>ICG</i>)	50
3.3.	Métricas de evaluación.....	51
3.3.1.	Métricas geométricas	51
3.3.2.	Métricas estadísticas.....	53
3.3.3.	Métricas estadísticas de precisión, sensibilidad y rendimiento para evaluar la detección	54
3.4.	Metodología de detección de objetivos con formas irregulares por índices de color	56
3.4.1.	Etapa 1: Creación de Índices de Color Específicos.....	58
3.4.2.	Etapa 2: Segmentación del objetivo específico	66
3.4.3.	Etapa 3: Extracción de información y uso para generación de Realidad Aumentada	72
3.5.	Proceso general de detección de zonas deforestadas.....	73
3.5.1.	Relación entre componentes cromáticas para zonas deforestadas	74
3.5.2.	Extracción del Exceso de Marrón (<i>ExBr</i>).....	75
3.5.3.	Extracción del índice de zonas no forestadas (<i>NFDI</i>).....	76
3.5.4.	Umbral global para la detección de zonas no forestadas (<i>TNFDI</i>).....	78
3.5.5.	Evaluación del rendimiento global del <i>NFDI</i>	80
3.5.6.	Pruebas de detección con variaciones de iluminación	89
3.6.	El Índice de Detección de Fuego Forestal (<i>FFDI</i>)	91
3.6.1.	Extracción y aplicación del <i>FFDI</i>	91
3.6.2.	Relación entre componentes para la detección de fuego.....	91
3.6.3.	Obtención del <i>FDI</i> y del <i>FFDI</i>	93
3.6.4.	El coeficiente de detección de fuego y humo ρ	94
3.6.5.	El proceso de clasificación y detección del fuego forestal.....	96
3.6.6.	Evaluación del <i>FFDI</i>	97
3.7.	Conclusiones	100
Capítulo IV: APLICACIONES Y GENERACIÓN DE REALIDAD AUMENTADA.....		103
4.1.	Introducción	105
4.2.	Sistema de Detección de Fuego Forestal.....	105
4.2.1.	Descripción general del sistema.....	105
4.2.2.	El sistema de detección de fuego forestal implementado para consola.....	106
4.2.3.	El sistema de detección de fuego forestal implementado para dispositivos móviles	110
4.2.4.	Generación de RA en el módulo de correlación de datos	114
4.3.	Sistema de asistencia a la conducción a través de dispositivos inteligentes	114
4.3.1.	Descripción general del sistema.....	115
4.3.2.	Generación de Realidad Aumentada	117
4.3.3.	Pruebas de rendimiento	119

4.4.	Conclusiones	120
Capítulo V: CONTRIBUCIONES Y TRABAJOS FUTUROS		121
5.1.	Introducción	123
5.2.	Contribuciones	123
5.2.1.	Contribuciones Metodológicas.....	123
5.2.2.	Aportaciones derivadas de las aplicaciones desarrolladas	124
5.2.3.	Publicaciones realizadas.....	125
5.2.4.	Conferencias y ponencias internacionales.....	126
5.2.5.	Proyectos de investigación que han dado soporte al desarrollo de la Tesis Doctoral	126
5.3.	Trabajos Futuros.....	127
5.3.1.	Aplicación de los <i>ICE</i> en otros contextos	127
5.3.2.	Patrón de reconocimiento a través de ecualización de valores del color.	128
ANEXOS		129
A.	Teoría del color	131
1.	El espacio de color RGB (Red, Green, Blue).....	131
2.	El Modelo YCbCr	133
3.	Modelo de Color HSI	133
4.	Modelo RGBa	135
B.	Umbralización propuesta por Otsu.....	136
C.	Bases de datos de imágenes y video utilizadas	138
1.	Base de datos CIDFAE	138
2.	Base de datos Europea de Fuego Forestal (EFFIS, 2015).....	139
3.	Bugwood Images Database	140
4.	Base de datos del ICMC/USP	140
5.	Base de datos Caltech 101.....	140
6.	Base de datos del GEDEM.....	140
D.	Formatos, equipamiento y software empleado.....	141
1.	Formatos de imagen y video	141
2.	Software y lenguajes de programación	141
3.	Hardware empleado	142
E.	Sistema de evaluación de la segmentación y detección basada en multihilos	144
1.	Descripción general del funcionamiento del sistema	144
2.	Esquema de paralelización de los procesos de la segmentación y evaluación.....	146
REFERENCIAS		149

INDICE DE FIGURAS

Figura 2.1.	Estructura típica de un sistema profesional de videovigilancia.	11
Figura 2.2.	Descripción general de subprocesos en un sistema de videovigilancia inteligente.	12
Figura 2.3.	Mapa de características prominentes a través del análisis de la luminancia y el color en diversas regiones, método presentado por Achanta (Achanta et al., 2008).	17
Figura 2.4.	Esquema de adquisición de objetos relevantes considerando operaciones algebraicas de adición y sustracción de características de color y luminosidad en diferentes niveles, tomado de (Sandor et al., 2010).....	18
Figura 2.5.	Obtención del mapa de características prominentes a través de la <i>IDCT</i> propuesta por (Hou et al., 2012).....	19
Figura 2.6.	Modelo “Sparse and Dense Reconstruction” para la detección de objetos específicos en la escena, tomado de (X. Li et al., 2013).	19
Figura 2.7.	Resultado del empleo del modelo <i>GMM</i> para detectar las diferentes áreas de color en la imagen considerando los diferentes niveles del histograma de quantización de la imagen original (Cheng et al., 2013).	20
Figura 2.8.	La detección de objetivos de interés en la escena a través de la <i>DCT</i> según el modelo propuesto por (F. Li et al., 2014).	21
Figura 2.9.	Muestra visual comparativa del método “Bipartite Dictionary (<i>BD</i>)” frente a otros 12 métodos propuestos en el estado del arte (Seo et al., 2014).	22
Figura 2.10.	Resultados alcanzados por Kim et al. En (a) se encuentra la imagen original, en (b) la extracción del objeto relevante en la escena y en (c) el resultado de la aplicación de refinamiento de la escena (J. Kim et al., 2014).....	23
Figura 2.11.	Diagrama general de la detección de objetivos específicos a través del método PISA.	24
Figura 2.12.	Esquema grafico del modelo de fusión de características de detección de objetos relevantes en la escena con modelos predictivos y de aprendizaje propuesto por (J. Wang et al., 2016).....	26
Figura 2.13.	Detección de objetivos específicos en imágenes con perspectiva aérea captadas por sensores SAR: En (a) Estimación colorimétrica en escala y detección de objetivos predominantes a través de Chan-Vese, (b) mapa de objetivos predominantes en la escena, (c) binarización de la escena (Tu & Su, 2016).	27
Figura 2.14.	Interfaz de RA en el sistema de asistencia a la conducción propuesto por (Abdi et al., 2015).	29

Figura 2.15. Hyundai Virtual Guide, una muestra de guía virtual de operación y mantenimiento para el modelo de Hyundai Sonata 2015, gráfico tomado de (Avila & Bailey, 2016).	29
Figura 2.16. Combinación de mapas de objetos relevantes para producir RA (Sandor et al., 2010).	31
Figura 2.17. Teledetección, control y manejo teledirigido a través de cámaras de vigilancia e interfaces de RA (Sauer et al., 2010)	31
Figura 2.18. Detección e identificación de secuestros o actitudes hostiles presentado en el interfaz gráfico de RA tomado de (Gwon et al., 2013).	32
Figura 2.19. Interfaz de RA que muestra el mapa de detección de vehículos para estimación de densidad de tráfico desarrollado para sistemas de vigilancia (Filonenko et al., 2014).	33
Figura 2.20. Información y alarma virtual de detección de humo para sistemas de vigilancia medioambiental (Bugarić et al., 2014).	33
Figura 2.21. Información virtual sobre eventos inusuales en carretera en (a) muestra la detección de una colisión si como un vehículo estacionado (b) etiquetado de los elementos que conforman la escena (Lan et al., 2016).	34
Figura 2.22. Información virtual de la estimación del número de personas en una escena de videovigilancia (Hashemzadeh & Farajzadeh, 2016).	34
Figura 2.23. Generación de RA considerando información obtenida por cámaras simulando retrovisores en un coche (Kane et al., 2016).	35
Figura 2.24. Información de RA en el reconocimiento de objetos a través de etiquetado semántico (Gori et al., 2016).	35
Figura 2.25. Interfaz gráfica del sistema CASSANDRA para detectar y alertar sobre agresiones.	36
Figura 2.26. Presentación de información virtual sobre detecciones realizadas luego de alcanzar estabilidad en los sensores (Lee et al., 2015).	36
Figura 2.27. Interfaz gráfica de RA en la detección de fuego forestal.	37
Figura 2.28. Sistema de detección y etiquetado virtual de rocas y horizonte visual marciano empleado en la sonda Mars Pathfinder (a) a corta distancia y (b) a larga distancia (Gao et al., 2014b).	37
Figura 3.1. Evaluación comparativa entre la segmentación automática frente al GT. En (a) imagen original, (b) GT en binario, (c) binario de la segmentación automática, (d) clasificación de regiones por coordenadas de la matriz de confusión.	54
Figura 3.2. Detección de un objetivo específico con formas irregulares basado en ICE: (a) Etapa 1. Extracción del ICE e ICG en la imagen. (b) Etapa 2. Refinamiento de la detección. (c) Etapa 3. Uso de la información de la ROI para generar Realidad Aumentada.	57

Figura 3.3. Extracción de la componente R y r de una imagen: En (a) imagen de R y su respectivo histograma. En (b) imagen de r con su histograma.....	61
Figura 3.4. Evaluación de regiones de píxeles en imágenes.	63
Figura 3.5. Histograma de la distribución de color para RGB y en escala de grises.....	67
Figura 3.6. Histogramas en escala lineal empleados en la umbralización: En (a) Histograma bimodal o ideal. En (b) Histograma multimodal.	71
Figura 3.7. Histograma encontrado a partir de la aplicación de un ICG en la imagen.....	71
Figura 3.8. Esquema general de extracción de zonas no forestadas a través del NFDI	74
Figura 3.9. Aplicación del ExBr en (a) imagen con contrastes bien definidos entre el suelo y la vegetación, en (b) imagen con mayor cantidad de vegetación y contrastes poco definidos.	76
Figura 3.10. Proceso de obtención del NFDI en (a) mapa de la vegetación a través del ExG en (b) mapa de las zonas deforestadas encontradas a partir del ExBr en (c) se muestra el resultado de la detección a través del NFDI.	77
Figura 3.11. Análisis gráfico comparativo del rendimiento del NFDI frente al ExGR.....	78
Figura 3.12. Detección de zonas no forestadas (segmentación) a través del NFDI. En (a) se presenta la binarización y en (b) el contorno en la imagen original.	79
Figura 3.13. Extracción de NFDI en diversas condiciones, C1 representa la zona no forestada y C2 la vegetación.	80
Figura 3.14. Segmentación por umbrales a través del NFDI (a) y GT de expertos (b).....	82
Figura 3.15. Segmentaciones de zonas no forestadas obtenidas por varios métodos.....	84
Figura 3.16. Comparación vía multihilos. En (a) se muestra el binario de la imagen patrón (GT), en (b) el binario del NFDI, en (c) el resultado de la comparación y las coordenadas TP, TN, FP y FN en color.....	85
Figura 3.17. Curvas de precisión de la detección frente al tiempo de procesamiento para dos tamaños de imágenes.	88
Figura 3.18. Prueba de esfuerzo simulando diferentes condiciones de saturación de color y cambios extremos de iluminación. A la izquierda se muestra la imagen modificada, en el centro la distribución del color, a la derecha clasificación a través del NFDI y etiquetado.....	90
Figura 3.19. Extracción del fuego y humo y cálculo de la media de RGB a través de sus respectivos histogramas.	92
Figura 3.20. Diagrama de detección de fuego forestal a través del FFDI, (a) Relación r - b; (b) Relación r - g; (c) Extracción del FDI; (d) Extracción del ExG; (e) Mapa de objetos relevantes vía FFDI;(f) Binarización;(g) Fuego forestal detectado.	93
Figura 3.21. Influencia del coeficiente ρ en la detección del fuego y el humo circundante.	95
Figura 3.22. Comportamiento de r, g, b en el FFDI frente a la variación de ρ	95

Figura 3.23. Histograma de una AOI del humo y los valores respectivos para R, G y B.	96
Figura 3.24. Ejemplos de detecciones de fuego forestal vía FFDI bajo perspectiva aérea y lejana.	98
Figura 3.25. Relación del de la detección en general (DI) frente al tiempo de procesamiento. ..	99
Figura 3.26. Detecciones de fuego forestal en imágenes con perspectiva cercana y en inicio del conato de incendio.	100
Figura 4.1. Esquema general del sistema de detección de fuego vía FFDI.	108
Figura 4.2. Prototipo de vigilancia de fuego forestal en un puesto fijo (consola).	109
Figura 4. 3. Plataforma de desarrollo de FFDI en Android.	111
Figura 4.4. El Lanzador de la aplicación con su menú de opciones.	111
Figura 4.5. Adquisición de cuadros de video de una escena de fuego forestal (simulación). ...	112
Figura 4.6. Aplicación del FFDI en la escena a través del dispositivo móvil.	113
Figura 4.7. Detección de fuego forestal en tiempo real.	113
Figura 4.8. Presentación de información virtual sobre la detección del fuego forestal.	114
Figura 4.9. Diagrama general de funcionamiento del sistema de asistencia de conducción nocturna.	116
Figura 4.10. La aplicación en funcionamiento muestra diferentes datos de velocidad, distancia, posición espacial, coche detectado, alarmas, entre otros.	118
Figura 4.11. Pruebas realizadas en diferentes condiciones climáticas: (a) detección con escasa lluvia, (b) detección con fuerte lluvia, (c) detección con nieve poco copiosa.	119
Figura A.1. Representación espacial del modelo RGB.	132
Figura A.2. Modelo HSI, representación gráfica.	134
Figura C.1. Ubicación de las zonas de estudio y obtención de imágenes que forman parte de la reserva de producción faunísticas “Cuyabeno”.	139
Figura E.1. Proceso general de evaluación de la segmentación y detección vi múltiples hilos.	145
Figura E.2. Procedimiento de comparación entre un método de segmentación automático frente a GT.	146

INDICE DE TABLAS

Tabla 3. 1. Muestra del análisis cromático sobre 7 regiones.....	64
Tabla 3. 2. Relación entre coordenadas cromáticas y sus correspondientes normalizadas en 7 regiones.....	65
Tabla 3.3. Resultados de la medición de GCE, OCE, RI, VOI en la segmentación para NFDI y otros métodos.....	83
Tabla 3.4. Promedio de evaluación de precisión de la detección sobre 30 Imágenes	86
Tabla 3.5. Promedio de Tp sobre 30 imágenes	87
Tabla 3.6. Promedio de R sobre 30 imágenes	87
Tabla 3.7. Promedio de evaluaciones del NFDI en imágenes HD (1296×894 píxeles).....	89
Tabla 3.8. Valores promedio de las métricas obtenidas sobre 50 imágenes de prueba redimensionadas	98
Tabla 3.9. Análisis de rendimiento sobre 50 imágenes	99
Tabla 3.10. Valores promedios de las métricas obtenidas sobre 30 imágenes a corta distancia.	100
Tabla 4.1. Resultados de las pruebas de rendimiento efectuadas sobre diferentes condiciones meteorológicas.....	120
Tabla C.1. Especificaciones Técnicas del UAV “Gavilán”.....	138
Tabla D.1. Características técnicas de la cámara y especificaciones de las imágenes.	142

RESUMEN

En la presente tesis doctoral, se ha identificado que existen deficiencias a la hora de detectar objetos y regiones con formas irregulares de manera eficaz y eficiente en los sistemas de videovigilancia por imagen y video. La eficacia está relacionada con la capacidad de detectar objetivos específicos con precisión, y la eficiencia es concordante con la oportunidad con la que se presenta la información de detección, es decir que pueda ser mostrada en tiempo real.

Para solventar estas deficiencias, se presentan una serie de propuestas que decantan en una estrategia metodológica basada en el tratamiento de la información del color. Esta metodología contribuye a mejorar la detección de objetivos específicos de este tipo de formas y en donde la detección ha sido enfocada a resolver problemas de vigilancia ambiental. De esta forma, se plantean tres etapas que son la extracción de los *ICE*, el cálculo y la aplicación del umbral T_{ICG} para obtener la imagen binaria de la detección y finalmente el uso de información de interés para generar Realidad Aumentada. Dentro de la primera etapa, se proponen dos índices de color, el *Forest Fire Detection Index (FFDI)* y el *Non Forest Detection Index (NFDI)*, que representan umbrales óptimos de detección tanto de fuego forestal como de zonas deforestadas respectivamente. La precisión de detección alcanzada a través de estos índices bordea un máximo de 96% de eficacia, que es muy alta en comparación a otros métodos, permitiendo además su uso en aplicaciones en tiempo real.

Las capacidades y las potencialidades encontradas en los algoritmos implementados a partir del método propuesto, permiten el uso de estos algoritmos tanto en sistemas tradicionales fijos (consola) como en sistemas de vigilancia móviles como pueden ser los drones, esto permite cambiar el enfoque tradicional de videovigilancia a un nuevo escenario que garantiza movilidad, flexibilidad así como ampliación de la cobertura de vigilancia.

Por otra parte se ha desarrollado dos prototipos, que han permitido verificar la eficacia y efectividad de las propuestas planteadas así como han permitido disponer de información virtual a partir de la información intrínseca de las regiones de interés detectadas.

ABSTRACT

In this Doctoral Thesis, deficiencies have been identified in video surveillance systems regarding the effective and efficient detection of objects and regions with irregular shapes. The effectiveness is related to the capacity to detect specific objectives precisely, while efficiency is related to the possibility to present this information in real time to the user.

Different proposals based on a methodological strategy of the treatment of color information are formulated in this work. This methodology contributes to the improvement of detections of specific targets with the mentioned irregular shapes, focused on resolving problems of environmental surveillance. In this context, the following three stages are presented: the extraction of the *ICE*, the calculation and application of the threshold T_{ICG} , applied to obtain the binary image of the detection and finally, the use of the relevant information to generate Augmented Reality. In the first stage, two color indices are proposed, the *Forest Fire Detection Index (FFDI)* and the *Non Forest Detection Index (NFDI)*, which represent the optimal thresholds of for detecting forest fires and non-forested areas respectively. The level of precision reached through these indices is almost 96%, which is very high in comparison with other methods. They also have been proved to be applicable to real time applications.

The capabilities and potentials found in the algorithms implemented throughout the proposed method allow the use of these algorithms as well as in traditional permanently installed systems as in mobile surveillance systems like drones. In this way, the change of the traditional video surveillance approach to a new scenario that guarantees mobility, flexibility and the extension of the coverage of surveillance is possible.

In addition, two prototypes have been developed in this Thesis. Results verified the effectiveness and efficiency of the proposals and showed the possibilities to obtain and present virtual information from intrinsic information of the detected regions of interest.

Capítulo I: INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

1.1. Motivación

Los sistemas de videovigilancia en la actualidad forman parte intrínseca del vivir y la cotidianidad de los seres humanos, permitiendo el control y la supervisión del ambiente que los rodea. Estos sistemas demandan cada vez mayores funcionalidades que les permiten ser más efectivos y eficientes a la hora de monitorear áreas o las respectivas zonas de cobertura.

Sabiendo las deficiencias que presentan los sistemas de vigilancia en cuanto a la detección de formas irregulares, la principal motivación de este trabajo fue encontrar un método alternativo que permita la robusta detección de este tipo de formas, considerando al color como fuente de información. Aunque se conoce de antemano que el color como tal no asegura detecciones efectivas en escenas con condiciones de iluminación inestables, se busca estudiar, indagar y plantear una estrategia que combine diferentes técnicas para alcanzar detecciones precisas.

Por otra parte, otra de las motivaciones ha sido generar los algoritmos de procesado para que funcionen en los drones y dispositivos inteligentes de tal forma que suministren información en tiempo real y de esta manera estimular a que germinen nuevas formas de videovigilancia diferentes a las tradicionales. Precisamente en la presente tesis doctoral se ha buscado proporcionar soluciones alternativas para que este tipo de dispositivos permitan un mejor control de desastres y una efectiva supervisión y vigilancia medioambiental (deforestaciones, incendios forestales, inundaciones), sobre todo considerando los nuevos retos a los que se enfrenta la humanidad por causas de la elevación paulatina de las temperaturas.

Una motivación final ha sido el conseguir generar realidad aumentada de manera intuitiva para los sistemas de vigilancia, considerando la información que presentan las regiones de interés detectadas, así como la información proporcionada por diversos sensores de los dispositivos móviles usados por los humanos.

1.2. Objetivos

Por lo tanto, el objetivo general de la tesis doctoral es contribuir a la detección precisa de objetivos específicos con formas irregulares, enfocando la detección a actividades de vigilancia, proporcionando además información asociada a este tipo de sistemas en tiempo real.

Los objetivos específicos son:

- Conseguir detecciones precisas de objetivos con formas irregulares que se encuentran en fondos ambiguos o no uniformes a través del análisis de la información de color.
- Desarrollar y proponer nuevos índices de color.
- Desarrollar e implantar la algoritmia basada en los métodos propuestos de tal manera que permita la detección automática de objetivos específicos tanto para sistemas de vigilancia con cámaras fijas como para móviles (drones, dispositivos inteligentes).
- Mostrar aplicaciones de los métodos y estrategias planteadas para solucionar problemas reales de detección en sistemas de vigilancia medioambiental, como son la detección de zonas deforestadas y de incendios forestales.
- Garantizar detecciones con altas tasas de rendimiento de tal forma que puedan ser empleados en los sistemas de videovigilancia y que sean útiles para generar realidad aumentada de un tipo de evento en concreto.

1.3. Estructura de la tesis

Esta tesis doctoral se ha estructurado en cinco capítulos y seis anexos, una breve descripción de cada capítulo y de los anexos se muestra a continuación.

En el Capítulo II se presenta una revisión del estado actual de los sistemas de vigilancia, su evolución, configuración y variedad. Además se realiza un compendio sobre la videovigilancia inteligente y se expone el progreso de los sistemas de visión artificial para emular el sistema visual humano por medio de sensores ópticos.

Por otra parte se realiza una revisión pormenorizada de los últimos trabajos presentados sobre la detección de objetos relevantes en una escena. Este estudio se ha enfocado en dos aspectos, primero en que la fuente de información esté vinculada con el color para conseguir la detección del objetivo específico. Por otra parte se realiza un análisis tanto de la precisión como del tiempo de procesamiento que se emplea para ejecutar las detecciones, todo esto con el enfoque en su uso en tiempo real. También se realiza un estudio de los principales trabajos que emplean la realidad aumentada en los sistemas de vigilancia.

Otro aspecto importante que se muestra es el estudio de la evolución de los índices de color y su enfoque de empleo, ya que en posteriores capítulos se realiza la propuesta de nuevos índices así como de su uso en aplicaciones en tiempo real.

El Capítulo III constituye el núcleo central de la Tesis Doctoral y es donde se muestran las respectivas propuestas metodológicas a fin de alcanzar la detección de objetos específicos con formas irregulares y en fondos no uniformes. Aquí se plantea una estrategia general de adquisición de índices de color basado en la extracción de áreas de interés y evaluación estadística de tal forma que se consigue establecer las relaciones cromáticas entre las diferentes regiones que conforman la escena. A partir de las relaciones cromáticas se proponen dos nuevos índices de color: el *NFDI* (*Non Forest Detection Index*) empleado en la detección de zonas no forestales y el *FFDI* (*Forest Fire Detection Index*) de utilidad en la detección de fuego forestal.

Se realizan sendas pruebas de calidad de segmentación, detección y toma de tiempos de procesamiento con la finalidad de establecer el rendimiento de los índices así como analizar su aplicabilidad tanto en sistemas de vigilancia fijos como móviles.

En el Capítulo IV se presentan dos prototipos que han permitido poner a prueba la funcionalidad de las diferentes propuestas metodológicas desarrolladas.

El primer prototipo presenta un sistema de detección de fuego forestal tanto para dispositivos fijos como móviles, que tiene como base el *FFDI*. De esta manera se confirma la utilidad de este índice en aplicaciones prácticas con enfoque en la vigilancia de tipo ambiental.

El segundo prototipo incorpora el diseño y la implementación de un sistema de asistencia a la conducción en condiciones nocturnas y de visibilidad reducida. Este sistema tiene como base la estrategia de extracción de áreas de interés, la normalización y la toma de un umbral óptimo de detección.

Un aspecto importante en este capítulo es que en todas las aplicaciones se muestran los procedimientos ejecutados para generar realidad aumentada, considerando no solo la información que presenta una región de píxeles detectada y de su entorno, sino también la información que se puede obtener de los diferentes sensores de los dispositivos inteligentes.

Por último, en el Capítulo V se realiza un compendio de las principales conclusiones que se ha obtenido del presente trabajo de tesis doctoral. En forma adicional se muestran las aportaciones tanto de tipo metodológico como de aplicación fruto del trabajo de investigación y desarrollo. Se presentan además un resumen de las capacidades y mejoras que se han obtenido al aplicar la estrategia metodológica propuesta. Posteriormente se exponen los resultados alcanzados a través de la difusión de la información así como actividades y proyectos que giran en torno al desarrollo de la Tesis Doctoral.

Finalmente se presenta una sección de trabajos futuros, en donde se exponen posibles líneas de investigación en relación a las propuestas presentadas. La tesis doctoral también cuenta con anexos que se han considerado importantes añadir y en donde se incluye la siguiente información:

En el Anexo A se explican los espacios de color usados en el entorno de videovigilancia para presentar la base teórica en la que se sostiene el procesado de imagen presentado.

En el Anexo B se presenta la información teórica y la formulación matemática sobre la umbralización a través del modelo planteado por N. Otsu.

En el Anexo C se muestra un compendio de las bases de datos de imágenes y vídeo utilizadas y que ha servido para ejecutar las diferentes pruebas experimentales.

En el Anexo D se muestra información sobre los formatos de imagen y video empleados así como las principales características del hardware y software usado durante el proceso de investigación.

El Anexo E incluye una breve descripción del funcionamiento del sistema multihilos basado en computación paralela, que ha sido desarrollado para garantizar eficiencia y exactitud en la evaluación de los resultados obtenidos.

Capítulo II: ANTECEDENTES Y ESTADO ACTUAL DE LA TECNOLOGÍA

2.1. Introducción

Se orienta el estudio presentado en conocer la evolución de los sistemas de videovigilancia, su estructura y los tipos de vigilancia existentes. Además, se ha realizado un análisis sobre la percepción visual en sistemas de videovigilancia y su relación con métodos empleados en visión artificial.

Un aspecto importante es la revisión de los trabajos más destacados sobre la detección de objetivos específicos mediante técnicas de extracción de regiones en la escena. En todos los casos se hace un escrutinio de aspectos como, precisión de la detección, tiempo de procesamiento y rendimiento del sistema.

Por otro lado se ha hecho una revisión de la evolución del uso de la realidad aumentada (RA) y su empleo en sistemas de videovigilancia con distintas finalidades como son proporcionar alarmas de colisiones vehiculares, detección de congestiones vehiculares y aglutinamiento de personas, alertas sobre señales e infracciones tránsito, alertas de fuego forestal, etc. Finalmente se presentan las conclusiones sobre los estudios realizados.

2.2. Introducción a los sistemas de videovigilancia

Los sistemas de videovigilancia tienen como misión principal el monitorizar áreas específicas de un campo visual determinado. Los sistemas de vigilancia a través de los sistemas de visión artificial buscan procesar la información visual en forma análoga a la percepción visual natural. Los sensores envían la información para que una unidad central de procesamiento (CPU) ejecute algoritmos matemáticos de tal manera que se pueda interpretar el entorno de vigilancia.

Los sistemas de videovigilancia se componen de un conjunto de sensores ópticos que realizan una cobertura visual de áreas definidas y que adquieren la información de diversos entornos. Esta capacidad se ha visto potenciada por su automatización y los sistemas han pasado de ser dependientes de la actuación por humanos a ser capaces de generar alarmas de detección de forma automática, así como a interpretar escenas y tomar decisiones autónomas. Es decir, la vigilancia ha pasado de ser meramente pasiva a ser autónoma y activa.

2.2.1. Evolución de los sistemas de videovigilancia

Tradicionalmente, los sistemas de videovigilancia disponen de una topología punto-multipunto, conocida como circuito cerrado de televisión (CCTV). La primera versión de CCTV para vigilancia del tráfico vehicular se presentó en 1969 en la ciudad de Olean, estado de Nueva York. La arquitectura de los CCTV en sus inicios fue analógica y conforme aparecieron los ordenadores y la comunicación alámbrica entre ellos, todo el conjunto del CCTV se fue modificando hacia la arquitectura digital. El empleo de la tecnología digital en la fabricación de procesadores, sensores ópticos, elementos transmisores y receptores así como el desarrollo de protocolos eficientes de comunicación y compresión de la información ha garantizado la transmisión de información cada vez con mayor calidad de servicio QoS (*Quality of Service*) y en menor tiempo. Precisamente la implementación de las primeras redes de CCTV digitales se presentaron en 1995 con la aparición de las cámaras IP (*Internet Protocol*), las redes de datos, repositorios y terminales digitales. Las cámaras IP a través de sensores CCD (*Charge Coupled Device*) o los CMOS (*Complementary Metal-Oxide-Semiconductor*) captan y transmiten una señal de video digital a través de la red IP

estándar a otros dispositivos de red interconectados como pueden ser un PC de escritorio, una consola o un dispositivo inteligente (teléfono, tableta).

En la actualidad, la miniaturización de componentes permite desarrollar arquitecturas descentralizadas en donde los sensores ópticos pueden llevar a cabo por si solos tareas de interpretación y reconocimiento de forma automática.

Mediante una dirección IP privada, un servidor web y protocolos de retransmisión de video (*video streaming*), los usuarios autorizados pueden visualizar, almacenar y gestionar video de forma local o remota y en tiempo real. Cada usuario autorizado es capaz de controlar y gestionar varias cámaras al mismo tiempo desde cualquier lugar donde haya conexión de red. Estas redes pueden ser de área local LAN (*Local Area Network*) o de cobertura extendida WAN (*Wide Area Network*). Por otra parte, el uso de las redes de datos y telecomunicaciones permiten la integración de las redes de CCTV con sistemas biométricos y de control de accesos, lo que ha posibilitado la videovigilancia, el monitoreo y el control en forma remota.

La estimación del número de cámaras profesionales instaladas para vigilancia en 2014 es de más de 245 millones alrededor del mundo y con un crecimiento del 7% en 2015, lo cual da una idea del potencial y la importancia de su uso en la actualidad y en el futuro (Jon Croypley, 2016). Tradicionalmente las cámaras de vigilancia externa han sido instaladas en postes, torres, o habitáculos, etc., lo que ha limitado la cobertura visual al ser infraestructuras fijas, este problema se ha solucionado instalando cada vez un mayor número de cámaras. Este concepto de vigilancia a través de estructuras fijas ha venido cambiando en los últimos años, según el informe 2016 de la “*Industrial High Surveillance*” (IHS) la vigilancia muestra cambios debido principalmente a la presencia de nuevas tecnologías que le permiten ser más dinámica, interactiva e inteligente (Croypley & Industrial High Surveillance, 2016). Precisamente estas características de inteligencia, dinamismo e interactividad tienen relación al uso de algoritmos de procesamiento digital de imágenes, visión artificial y aprendizaje automático con los sistemas de videovigilancia (Hampapur et al., 2005; Jon Croypley, 2016; Tian, Feris, Liu, Hampapur, & Sun, 2011). El estudio citado concluye que en un futuro inmediato el desarrollo de soluciones y las tendencias relacionadas con videovigilancia deberán incluir:

- Vigilancia móvil a través de drones.- La movilidad, flexibilidad y robustez que proporcionan tanto los vehículos aéreos no tripulados (*Unmanned Aerial Vehicles - UAV's*), como drones promete una nueva etapa para la vigilancia. Se considera a la vigilancia a través de drones como la versión 2.0, por el cambio en la concepción tradicional de la vigilancia (*mobile video surveillance*).
- Videovigilancia bajo el concepto 4K.- Que proporcione alta definición, estabilización y que permita observar en coberturas de 180°. La implementación de tecnología de “ojo de pez” (*fish eye*) permite observar ya en 180° sin distorsiones. Este tipo de tecnología se ha incorporado en las cámaras de vigilancia de drones como en las versiones Parrot®.
- Mayor almacenamiento.- Mejorar las opciones y capacidades del almacenamiento de la información es otra tendencia actual, sobre todo por el incremento de cobertura visual y creciente demanda de sensores.
- Integración en el internet de las cosas (IoT).- Se buscará desarrollar tecnologías mixtas que permitan la interacción de los sensores ópticos a través del internet de las cosas (*Internet of Things - IoT*).

- Arquitecturas descentralizadas.- Este tipo de arquitecturas deberá garantizar el análisis y la comprensión de video para ejecutar tareas de vigilancia inteligente en tiempo real.
- Sensores ópticos portables.- Una tendencia en crecimiento representa los denominados sensores ópticos o cámaras portables (*body worn*) que son empleados como herramientas de vigilancia y transmisión de información visual en tiempo real. Este tipo de sensores están integrados en los dispositivos inteligentes o embebidos en elementos de uso cotidiano como son las prendas de vestir, accesorios de moda, etc.
- Desarrollos dirigidos a la vigilancia medioambiental.- La actividad de control medioambiental a través de sistemas de videovigilancia cada vez cobra una mayor importancia debido al incremento de desastres naturales debido al cambio climático y a los factores asociados a este.

2.2.2. Estructura de un sistema de videovigilancia típico

Un sistema de vigilancia típico está conformado principalmente por tres elementos: una red de sensores ópticos, una infraestructura de transporte de la información y finalmente, un centro de control en donde se incluye el hardware y software para ejecutar tareas de control, análisis e interpretación de la información de video. La Figura 2.1 muestra un esquema típico.

Figura 2.1. Estructura típica de un sistema profesional de videovigilancia.

Las cámaras alojadas en plataformas fijas y en móviles (drones) son instrumentos para adquirir información (secuencias de video), que se comprime y codifica para ser transportada a través de redes de comunicación tanto alámbricas (Ethernet, fibra óptica) como inalámbricas (Wifi, Wimax, 5G). Esta información se transporta a centros de control en donde se realiza el análisis y procesamiento de la misma.

El diseño y puesta a punto de este tipo de infraestructuras de videovigilancia puede llegar a ser una tarea que demanda muchos recursos y que está supeditada al perfecto funcionamiento de los subsistemas que la conforman. En especial las redes de vigilancia de área amplia, son utilizadas en tareas para la seguridad de las personas, infraestructuras, recursos, áreas estratégicas así como en el control del tránsito y transporte terrestre.

Las cámaras IP de videovigilancia utilizan en forma general los formatos de compresión MJPEG, MPEG-4 y H.264, especialmente el formato MPEG-4 es una norma de aceptación universal (Mata, 2010). En este tipo de sistemas, el formato MPEG-4 garantiza flexibilidad y calidad ya que permite transmitir vídeo e imágenes a través de un ancho de banda estrecho, permitiendo además mezclar vídeo con texto, gráficos y capas de animación 2D y 3D. El MPEG-4 garantiza la codificación y transmisión de datos de video/audio hasta de 1,5 Mbit/s.

2.2.3. Videovigilancia inteligente

Mediante el término de videovigilancia inteligente, se refiere a la capacidad de los sistemas para detectar e interpretar una escena de forma automática proporcionando alarmas o información de una escena, situación o evento en concreto. En el centro de control o centro de procesamiento de datos de video es donde los diferentes algoritmos de visión artificial interactúan con la información obtenida por los sensores. La interacción permite detectar los objetivos que son de interés, ejecutar una clasificación de los objetivos en base a sus características, realizar el seguimiento del objetivo de interés, establecer un reconocimiento de patrones y finalmente proporcionar información o interpretación del evento. En el esquema de la Figura 2.2, se muestra los subprocesos que presenta un sistema de vigilancia inteligente.

Figura 2.2. Descripción general de subprocesos en un sistema de videovigilancia inteligente.

Como se puede observar, el módulo de detección y segmentación es genérico, es decir todos los objetos en la escena son detectados sin distinguir unos de otros y la distinción y extracción de un objetivo específico, se realiza en el módulo de clasificación. Una vez extraída la región de interés (*Region of Interest - ROI*), se realiza el seguimiento de esta ROI considerando diversos patrones espaciales, temporales, predictivos, estadísticos, probabilísticos, etc. La correlación de características y patrones del objetivo permite su identificación en la secuencia de video. Además, el análisis de las características del objetivo así como de su entorno ayuda a identificar patrones de comportamiento. Para los sistemas de videovigilancia inteligente, lo ideal es que todo este conjunto de módulos actúe en forma interdependiente y en forma eficiente.

Los sistemas inteligentes de videovigilancia deben proporcionar alertas en tiempo real, de tal manera que permitan una reacción oportuna. Estas alertas son clasificadas de dos maneras: alertas definidas por el usuario y alertas automáticas ante comportamientos inusuales (Hampapur et al., 2003a; Mata, 2010). Las alertas definidas por el usuario, se refieren a aquellas que se presentan en el seguimiento de un evento o de un área específica como por ejemplo los incendios forestales. Los sistemas de videovigilancia en este tipo de alertas deben proveer información con oportunidad para que la reacción sea en igual medida, es decir la información, las alertas o la notificación de un suceso (sinistro, emergencia, anomalía) debe ser al instante que se produce el mismo, para que las medidas de mitigación o control rindan efecto. Existen los siguientes tipos de alertas definidas por el usuario:

- Alarmas de tipo genérico.- que detectan el movimiento del objetivo (personas u objetos), y que en base al análisis del movimiento proporcionan información sobre las características del mismo, como la velocidad, la posición espacial y la presencia en la escena. Este tipo de información permite conocer por ejemplo cuando un objeto ha sido abandonado, cuando una persona ha entrado en un área restringido o cuando un vehículo ha sobrepasado un límite de velocidad.
- Alarmas de tipo específico.- se muestran cuando un objetivo o evento definido se presenta en un tipo de escena determinada poco común. Este tipo de alertas es muy útil para evitar o mitigar catástrofes o accidentes; por ejemplo en aplicaciones de vigilancia de zonas forestales, cauces de ríos, líneas costeras, pistas de aterrizaje, etc.
- Alarmas de tipo estadístico.- se presentan cuando se sobrepasa o no se alcanza un número definido de objetivos en la escena. El análisis estadístico permite por ejemplo establecer cuando el aforo de un local ha excedido su capacidad o cuando existen aglomeraciones en áreas determinadas (*crowed scenes*). El uso de umbrales es muy frecuente en la interpretación de datos en este tipo de alarmas.

Las alertas automáticas ante comportamientos inusuales se presentan cuando existe una interrupción de los patrones normales, por ejemplo al detectar anomalías en la vigilancia de zonas peatonales por la presencia de bicicletas, vehículos motorizados, etc., así mismo en la vigilancia de estaciones de trenes cuando se produce la caída de una persona u objeto a los rieles del tren, o cuando se salta los torniquetes de pago del tren, etc.

Este tipo de alertas se vinculan también al proceso de recuperación automática de información de video. Esto es posible a través de la extracción y comparación de ciertas características de un objeto como puede ser su forma, tamaño, apariencia, trayectoria espacial y temporal, etc. Existen dos formas de análisis de objetivos de interés, una basada en la recuperación de espacio temporal del objetivo y otra basada en la minería de datos. Otro aspecto que destaca Hampapur es la importancia del módulo de detección del objetivo, pues de su eficacia dependerá el rendimiento del resto de módulos.

2.2.4. La percepción visual y su relación con la detección de objetivos en videovigilancia inteligente

La detección automática de objetivos es una tarea clave en la videovigilancia inteligente, posiblemente entre las más importantes, de ahí que esta tarea ha sido objeto de investigación y desarrollo permanente. Es por ello que materias como la visión artificial tratan continuamente de emular la percepción visual biológica de los seres humanos. Para conseguir este objetivo, ha sido

necesario estudiar cómo funciona el sistema visual humano y cómo afectan las condiciones externas como la iluminación en la adquisición de la información.

Los sistemas artificiales de visión intentan reproducir en los procesadores la percepción visual humana y su mecanismo de abstracción, es decir que un organismo autónomo de vigilancia disponga de la capacidad de interpretar una acción o suceso, por ejemplo distinguir cuando se ha movido un objeto, interpretar que es un incendio o simplemente dar una alarma cuando se ha producido este evento, identificar cuando una zona ha sido deforestada, etc. Para conseguir este tipo de interpretaciones se requiere primeramente detectar los elementos que conforman una escena o separar un objeto en específico de la escena, para lo cual se analiza la información que proporciona tanto de la ROI como el entorno de la misma así como la respuesta que pueden existir a estímulos externos (variaciones de iluminación, respuestas de reflectancia de los objetos).

En los sistemas de videovigilancia inteligente, tradicionalmente el módulo de detección y segmentación utiliza el movimiento como una fuente de adquisición genérica de información. Especialmente en la década de los noventa se plantea la extracción de características basada en las diferencias que presentan los píxeles, lo que permite encontrar patrones de movimiento y su correspondiente representación en dos dimensiones. Trabajos como el propuestos por Cedras et al., da cuenta del desarrollo de diversas técnicas que fundamentalmente se basan en el manejo de patrones espacio temporales, para conseguir detecciones (Cedras & Shah, 1995). A partir del año 2000, se plantean diversos métodos que permiten no solo la detección sino que permite la interpretación de escenas de video, la revisión realizada por H. Weiming et al., presenta un extenso estudio de todos estos métodos. De este trabajo se desprende que las principales aplicaciones de los sistemas de videovigilancia están dirigidas a desarrollar controles de acceso, identificación de personas, detección de flujo de tráfico vehicular, aglomeraciones y congestiones de personas, detección de anomalías y alarmas en áreas comunes, además plantea el uso de múltiples cámaras para una vigilancia interactiva. H. Weiming et al., dan cuenta también que la vigilancia puede desarrollarse bajo dos esquemas uno a través de escenas dinámicas y otro a través de escenas no dinámicas (estáticas) (Hu, Tan, Wang, & Maybank, 2004a). Otros autores conciben a las escenas no dinámicas como un primer plano estacionario (*stationary foreground*) (Cuevas, Martínez, & García, 2016). Las escenas dinámicas están relacionadas al movimiento de los objetos en donde se percibe un cambio constante de características tanto del fondo (*background*) como del primer plano (*foreground*), por ejemplo en la vigilancia de calles, carreteras, plazas, autopistas, interiores, etc. Entre los principales métodos que basan la vigilancia en base al esquema de escenas dinámicas está la sustracción del fondo, los métodos basados en la diferencia espacio temporal, flujo óptico así como métodos basados en reconocimiento de patrones y clasificación automática (K. Kim & Davis, 2011; Ojha & Sakhare, 2015).

En general estos métodos funcionan sin mayores inconvenientes en escenarios controlados como es el caso de videovigilancia de calles, plazas, personas, vehículos, etc., sin embargo presentan fallos cuando la vigilancia se ejecuta sobre fondos muy complejos o cuando los objetivos a detectar presentan formas irregulares, no representan objetos sólidos, son poco predecibles o no siguen un patrón determinado de tal manera que la clasificación es muy compleja. Este tipo de escenarios se presentan en la detección y clasificación de especies vegetales, bosques, líneas costeras, erosión, derrames de combustibles, detección de humo, etc.).

La vigilancia en escenas no dinámicas corresponde a aquellas en las que los cambios en los píxeles se perciben en períodos más largos de tiempo, por ejemplo; en la vigilancia de zonas erosionadas

(d'Oleire-Oltmanns, Marzloff, Peter, & Ries, 2012a), en la agricultura automatizada (Herwitz et al., 2004; Primicerio et al., 2012), en el control de crecimiento de la vegetación (Tang & Shao, 2015a), en trabajos de identificación de suelos (Gao, Spiteri, Pham, & Al-Milli, 2014a), análisis e identificación de video (Hung, Hsieh, Kuo, & Pan, 2011). Una de las formas de detectar los cambios que se producen en este tipo de escenas es a través del análisis de diferencia o similitud de las segmentaciones. La segmentación es una tarea asociada a la detección de un objeto, esta representa la separación de las regiones de interés (*Regions of Interest- ROI's*) del resto de la escena. En los sistemas de videovigilancia, la detección a través de escenas no dinámicas requiere de un pre-procesamiento de la imagen o cuadro de video. La separación de las ROI's en una secuencia de cuadros de video es conocida como la segmentación semántica de los objetos en video. Para llevar a cabo la segmentación semántica de objetos, se han presentado propuestas basadas en el crecimiento de regiones, energía difusa, *superpixels*, contornos activos, bordes, extracción de características prominentes, etc. Para ello se han extraído características de color, contornos, texturas y apariencias (Ojha & Sakhare, 2015). El uso de estas técnicas en aplicaciones de videovigilancia no ha producido los resultados esperados pues no siempre guardan un compromiso entre la calidad de la detección y el tiempo de procesamiento empleado para llevarla a cabo (Minetto et al., 2012).

Otras clasificaciones muestran la detección de objetivos específicos dentro de dos categorías, una de detección objetos con formas invariantes y otra con variabilidad de formas. Según Hsiao y Herbert, alcanzar precisión con eficiencia computacional en la detección de objetivos con formas invariantes es un reto por alcanzar (Hsiao & Hebert, 2013).

La extracción de las características de una imagen o cuadro de video es un elemento clave para ejecutar la segmentación, detección y clasificación del objetivo de interés. Las principales características que sirven para la detección de un objetivo específico o de interés están relacionadas con la extracción de información del color, forma, textura y características geométricas del objeto.

2.3. Detección de objetos específicos en la escena

La detección de un objetivo específico está ligada a la extracción de características de los elementos más relevantes que se pueden obtener de la imagen, para ello se han considerado características de color, intensidad y orientación del objeto a detectar. Un objeto relevante en la escena es un elemento representativo de la misma, que es importante y por sus características intrínsecas es fácilmente distinguible del resto de objetos. Durante décadas, diversos métodos se han presentado con la finalidad de detectar estos elementos relevantes y que han servido para desarrollar un sin número de aplicaciones referentes a detección de objetos, seguimiento, seguridad, recuperación de imágenes, reconocimiento de patrones, análisis de contenido, etc., (Cheng et al., 2013).

Según W. Li et al., en el diseño de un algoritmo de extracción automática de objetivos específicos, es necesario considerar tres condiciones básicas. La primera tiene que ver con categorizar los objetivos, es decir el algoritmo debe resaltar el objetivo específico del resto de una imagen o un cuadro de video. Segundo, el algoritmo debe ser capaz de detectar el objeto aunque su movimiento no sea uniforme. Finalmente, el algoritmo debe ser capaz de reconocer el objetivo específico en la escena aunque exista ambigüedad debido a otros objetos o fondo con colores similares, bajos

contrastes, poca iluminación, escenarios irregulares o texturas no uniformes etc. (W. Li, Chang, Lien, Chang, & Wang, 2013).

La percepción visual humana es capaz de identificar cuando un objeto destaca del resto y realiza una abstracción del suceso. Los sistemas de visión artificial buscan simular este tipo de capacidades, para ello un paso inicial consiste en ejecutar un tratamiento de la imagen considerando las características de la imagen (color, texturas, relaciones espacio-temporales, etc.).

La apreciación de los objetos relevantes o de los que destacan en la escena es conocida como *visual saliency*. La percepción de un objeto relevante puede ser confundida con atención visual, A. Borji define claramente que la percepción visual de un objeto relevante se refiere al conjunto de procesos que permiten que ciertas áreas o regiones de una imagen sean más visibles que el resto, por ejemplo a través del contraste que existe entre tonalidades (Borji, Sihite, & Itti, 2013).

Por otro lado, Y. Li et al., define que la detección de objetivos específicos está vinculada a la extracción de regiones de interés. Las ROI's se agrupan en relación a características comunes de color, intensidad, forma, etc., entre el objeto y la escena. Múltiples técnicas han utilizado estas características, analizando únicamente una o la combinación de ellas para alcanzar precisión en la detección. Sin embargo, la precisión de detección debe estar acompañada de una eficiencia computacional, esta premisa pasa a ser de cumplimiento obligatorio para sistemas que funcionan en tiempo real, pues si la tasa de detecciones es alta pero se requiere un mayor tiempo para ejecutarla (debido a la complejidad de los métodos planteados, redundancias de procesos, hardware o software deficiente, etc.), entonces la información que se proporciona no es oportuna y por lo tanto no es de utilidad (Y. Li, Wang, Tian, & Ding, 2015).

Para que un método de detección de objetivos específicos pueda ser utilizado en sistemas de vigilancia, es necesario que cumpla con dos condiciones primordiales, la primera es que disponga de una alta tasa de precisión en la detección y por otra parte lo realice con un bajo tiempo de procesamiento de tal manera que alcance su ejecución en tiempo real. Tiempo real para estos casos significaría que el algoritmo de detección interactúa en forma continua con la información de entrada de tal manera que el observador pueda identificar una ROI sin retardos. A continuación se presentan los métodos más representativos que consideran estos aspectos.

Uno de los trabajos que son referentes en la literatura es el presentado por R. Achanta et al., en 2008. Achanta extrae características tanto de la luminancia como del color en la imagen para realizar comparaciones y calcula las diferencias de valores medios entre regiones de píxeles, lo cual le permite generar segmentaciones consiguiendo de esta manera extraer las ROI's del resto. A partir de las ROI's, Achanta extrae un mapa de características sobresalientes, conocido como *saliency map*. Este mapa es concebido como una forma de representar las zonas resaltadas del resto de la imagen. En este trabajo se destaca el bajo tiempo de procesamiento con una media de 0,12 s para imágenes de 320x240 píxeles, el tiempo de procesamiento alcanzado permite inferir que a través de la extracción de características del color es posible alcanzar detecciones en tiempo real. En cuanto a valores de precisión de la detección, los autores no presentan datos concretos y más bien las conclusiones presentadas motivan a establecer bajas tasas de detección (Achanta, Estrada, Wils, & Süssstrunk, 2008). En la Figura 2.3, el resultado de la extracción del objeto relevante a partir del método planteado por Achanta.

Figura 2.3. Mapa de características prominentes a través del análisis de la luminancia y el color en diversas regiones, método presentado por Achanta (Achanta et al., 2008).

Por otra parte, C. Sandor et. al., realizan la detección de objetos sobresalientes considerando la ejecución de operaciones algebraicas de adición y diferencia de valores de luminosidad y las componentes normalizadas r , g , b (Anexo A). Las operaciones algebraicas son efectuadas en diferentes niveles considerando el redimensionamiento de la imagen. El desarrollo de este método está dirigido a aplicaciones de realidad aumentada en base al solapamiento de imágenes relevantes (Sandor, Cunningham, Dey, & Mattila, 2010). El rendimiento del sistema permite ejecutar la detección en tiempo real considerando una resolución de 640x480 píxeles y únicamente objetivos de hasta 16 píxeles, objetivos de mayor tamaño reducen las tasas de precisión significativamente. Un esquema del proceso de adquisición del objetivo relevante se muestra en la Figura 2.4.

Figura 2.4. Esquema de adquisición de objetos relevantes considerando operaciones algebraicas de adición y sustracción de características de color y luminosidad en diferentes niveles, tomado de (Sandor et al., 2010).

Por otra parte, (Hung et al., 2011) utiliza la diferencia entre las componentes Cb y del Cr del YCbCr (luminancia, crominancia de rojo, crominancia de azul) y la función de densidad de probabilidad (*probability density function* - *pdf*) para encontrar la distribución de una misma tonalidad de color en la escena. Este método es utilizado en la detección de diferentes regiones de acuerdo a la tonalidad de color en escenas deportivas. El método presentado alcanza una precisión de detección del 94,49% y un tiempo de procesamiento de 2,53 s. Este último valor no asegura una detección en tiempo real. Cabe destacar además, que el tiempo de procesamiento muestra mejoras en relación a otros como *mean shift based* y los basados en Modelos Gaussianos Mixtos (*Gaussian Mixture Models* - *GMM*).

En 2011 W. Kim et al., plantea el uso de la detección de objetos relevantes tanto en escenas estáticas como dinámicas a través de la obtención de histogramas de color y bordes. En escenas dinámicas se establece una correlación de los valores de posición de los píxeles de interés en los diversos cuadros de video. Kim parte de la identificación de regiones comunes en los diferentes cuadros de video a través de histogramas de color y detección de bordes. Cuando existe una correspondencia de estos dos parámetros, se establecen regiones locales (W. Kim, Jung, & Kim, 2011), para obtener los histogramas de color se utiliza el espacio HSV (*Hue, Saturation, Value*). Por otra parte se obtiene los vectores de los píxeles de los bordes a través de sus histogramas correspondientes. Finalmente, una evaluación de correspondencia de valores permite identificar el objetivo específico o relevante en la escena. La evaluación del rendimiento del algoritmo muestra una tasa de precisión de detección del 51% y un tiempo de procesamiento de 23 ms en cuadros de video de baja resolución (320x240 píxeles).

En el trabajo presentado por F. Kan et al., las características de color se combinan con la extracción de características de textura para conseguir la detección del objetivo. Específicamente se analiza el grado de intensidad que presentan los colores en la imagen por un lado y por otro se analiza el cambio de intensidad en base a histogramas orientados a gradientes (*Histograms of Oriented Gradients* - *HOG*), el análisis y correlación de resultados permite obtener el objetivo de interés. El método propuesto alcanza precisiones hasta de un 61% y da cuenta de una reducción de coste computacional aunque no se especifica el valor (Khan et al., 2012).

Por otra parte, X. Hou et al., utiliza la transformada discreta del coseno inversa (*Inverse Discrete Cousine Transform* - *IDCT*) para realzar regiones específicas de color que forman parte del primer plano separándolo del fondo, obteniendo así mapas de características prominentes (Hou, Harel, & Koch, 2012). Este método tiene un tiempo de procesamiento de 0,024 s para imágenes con un tamaño reducido de 64 x 48 píxeles. La precisión de la detección bordea el 69,49% debido a la pérdida de información por baja resolución. En este trabajo no existe un compromiso entre tiempo de procesamiento y precisión de la detección. En la Figura 2.5, se describe como obtener los objetos relevantes en la escena a través del método planteado por X. Hou. Se muestra cómo funciona el método, en donde se aplica la IDCT en cada canal de color para obtener mapas parciales y la posterior adquisición de un mapa final.

Figura 2.5. Obtención del mapa de características prominentes a través de la IDCT propuesta por (Hou et al., 2012).

S. Goferman et al., en cambio, utiliza el contexto que rodea al objetivo específico para realizar su detección. Para ello se analiza la concentración de color en la imagen, destacando una región de interés donde existe la mencionada concentración. Luego para asegurar precisión en la detección, se calcula la distancia Euclídea entre los píxeles que conforman la ROI con los píxeles de su entorno, de esta manera se establece su similitud o diferencia. Un píxel es considerado de interés y pertenece a una ROI, cuando el valor de la distancia euclidiana es más alto en la comparativa. A través de este procedimiento se establece límites entre la ROI y el resto. Las pruebas son realizadas en el espacio de color CIE L^*a^*b , el cual es normalizado considerando escala binaria de [0,1] (Goferman, Zelnik-Manor, & Tal, 2012). La tasa de detección de verdaderos positivos (TPR) alcanza un 87% con un tiempo de procesamiento medio de 4,8 s por imagen, este tiempo de procesamiento impediría su aplicación en tiempo real.

Por otra parte, X. Li et al., utilizan el algoritmo “Simple Linear Iterative Clustering” (SLIC), que permite la extracción de *superpíxeles* para obtener una serie de modelos (*templates*) del fondo. Estos modelos son comparados para determinar errores de correlación y para reconstruir la imagen. En la detección final de las zonas prominentes se utiliza refinamientos basados en modelos Gaussianos y Bayesianos. La tasa de rendimiento global de detección (F_m) bordea el 85% de eficacia presentando un alto coste computacional debido al sin número de tareas a ejecutar en la separación del objetivo específico del resto. En la Figura 2.6 se observa el esquema general de este método (X. Li, Lu, Zhang, Ruan, & Yang, 2013).

Figura 2.6. Modelo “Sparse and Dense Reconstruction” para la detección de objetos específicos en la escena, tomado de (X. Li et al., 2013).

J. Shuai et al., realizan una división de la imagen en regiones y la detección de formas a través del algoritmo SLIC. A diferencia del método planteado por X. Li, J. Shuai ejecuta un pre-procesamiento de la imagen para eliminar la textura de la imagen para ello se emplea el algoritmo “Structure Extraction”. La división en *superpíxeles* que se ejecuta es más bien homogénea, y

permite encontrar los valores que corresponden al fondo específicamente. J. Shuaia infiere que la homogeneidad varía cuando se evalúan píxeles cercanos a los bordes o contornos de los objetos relevantes. La extracción de los píxeles de interés se realiza considerando las mínimas distancias de color entre los *superpixels* del fondo y de los contornos (Shuai, Qing, Miao, Ma, & Chen, 2013). El resultado de precisión de la detección bordea 91%, mientras el F_m presenta un 89% de eficacia. No se presentan valores de tiempos de procesamiento (T_p), sin embargo se infiere un alto T_p debido a las diversas tareas a cumplir para alcanzar la detección del objetivo específico.

W. Li et al., en cambio propone el uso de modelos de extracción de objetivos de interés en escenas de video utilizando la información de los píxeles que rodean al objetivo. Esta información es obtenida a través del análisis visual de la imagen considerando *turbopixels* (versión modificada de *superpixels*) y la detección de objetos en movimiento a través de flujo óptico. La combinación de esta información permite resaltar e identificar el objetivo de interés en la escena de video. Los resultados de evaluación muestran un $F_m = 86.17\%$, el autor destaca que la principal contribución del trabajo es la de poder prescindir de un entrenamiento previo y aun así garantizar detecciones (W. Li et al., 2013).

En el mismo año, M. Cheng et al., propone el uso de modelos estadísticos de similitud a través del GMM en la imagen (Cheng et al., 2013). El objetivo es establecer zonas homogéneas de color, para ello se considera el valor del píxel, la media del color y la matriz de covarianza. La aplicación de estas variables conlleva a establecer la probabilidad de pertenencia de un píxel a una región determinada de la imagen (*cluster*). El autor destaca que este procedimiento evita la complicada adquisición de contornos del objeto relevante en la escena, como se presenta en el caso de la utilización de *superpixels*. La correspondencia entre el modelo gaussiano y la distribución espacial de los colores permite identificar la ROI en la escena. La precisión de la detección a través de este algoritmo alcanza un 87%. Un aspecto a destacar es que el tiempo de procesamiento registra una media de 0,09 s para imágenes con resolución de 300x400 píxeles, dando de esta manera otra pista para establecer que es posible alcanzar el tiempo real con precisión en la detección a través del manejo de las características de color. En la Figura 2.7, se muestra como de una misma imagen se ha adquirido diversas capturas de regiones homogéneas entre ellas y que se han obtenido a través del análisis diferentes niveles que presenta el histograma de cuantificación fruto de la aplicación del GMM en la imagen original.

Figura 2.7. Resultado del empleo del modelo GMM para detectar las diferentes áreas de color en la imagen considerando los diferentes niveles del histograma de cuantificación de la imagen original (Cheng et al., 2013).

Por otra parte, A. Borji et al., presenta una completa revisión sobre diversos trabajos enfocados en la detección de objetivos específicos a través de mapas de objetos relevantes en la escena

(*saliency maps*). Este estudio se centra sobre todo en métodos probabilísticos y predictivos que permiten clasificación automática para usos en modelos de entrenamiento. Entre las actividades desarrolladas muestra un análisis comparativo de rendimiento, considerando una muestra de 32 métodos. Borji resume su estudio en dos conclusiones, la primera expone que los modelos predictivos presentan resultados inadecuados, en especial para escenas complejas y que no siguen patrones definidos como son los relieves del terreno. Por otra parte, este tipo de algoritmos presentan un buen resultado en escenas con objetos más bien definidos como son personas, animales, caras y textos (Borji, Tavakoli, Sihite, & Itti, 2013). Por otra parte, W. Li también expone la imposibilidad de crear modelos de aprendizaje para escenarios complejos debido a la ingente cantidad de información que debería ser entrenada tanto de los objetos prominentes como para los diversos fondos en las secuencias de video (W. Li et al., 2013). Estas conclusiones son básicas para determinar la línea de investigación en torno a conseguir contribuciones en la detección de objetivos de interés de formas no definidas o simétricas.

Siguiendo la línea de X. Hou, en 2014 F. Li et al., se utiliza la transformada discreta del coseno (*Discrete Cousine Transform - DCT*) para analizar la disimilitud de concentración de la energía en las diferentes regiones de una imagen. En primer lugar, Hou obtiene sub imágenes que no es otra cosa que la aplicación de GMM en cada canal de color, luego realiza un cálculo de la distancia entre los píxeles de las sub imágenes, cuando la distancia es menor entre píxeles, se establece que existe un mayor número de píxeles por lo tanto Hou establece que hay mayor concentración de energía. Finalmente se correlaciona valores entre las sub imágenes y la diferencia entre los valores del fondo y los píxeles de interés permitirá resaltar el objetivo relevante del resto (F. Li, Li, Zou, & Chen, 2014). La evaluación se realiza considerando modelos de predicción de acierto, para ello utiliza los valores del área bajo la curva de características operativas del receptor (*Receiver Operating Characteristic - ROC*), alcanzando de esta manera una probabilidad de acierto del 78% en la detección. No se registran valores de tiempos de procesamiento. En la Figura 2.8, se muestra el esquema general de desarrollo del método propuesto F. Li.

Figura 2.8. La detección de objetivos de interés en la escena a través de la DCT según el modelo propuesto por (F. Li et al., 2014).

Y. Seo et al., con base en el modelo planteado por X. Li en 2013, muestra la extracción de las características prominentes de una imagen a través de la actualización de la información de etiquetado obtenida por medio del algoritmo SLIC. Para ello utiliza la media aritmética de los valores de las componentes de color RGB y la luminancia de los píxeles en el espacio CIELAB¹, de esta manera se crean regiones que corresponden a los *superpixels*. Los autores denominan a la actualización de la información de etiquetado como diccionario bipartito (*Bipartite Dictionary - BD*). Este trabajo presenta una tasa global de detección (F_m) del 87% y mejores resultados frente a 12 algoritmos, por otra parte no registra datos de tiempos de procesamiento (Seo, Lee, & Yoo, 2014), en la Figura 2.9, se muestra los resultados comparativos entre el BD frente a 12 algoritmos, que se refieren a la detección de objetos relevantes en la escena y son los siguientes: *Visual Attention for Rapid Analysis (IT)*, *Graph-Based (GB)*, *Spectral Residual Approach (SR)*, *Visual Attention by Spatio Temporal Cues (LC)*, *Salient Region Detection and Segmentation (AC)*, *Frequency Tuned Saliency Region Detection (FT)*, *Context-Aware (CA)*, *Global Contrast Based Salient Region Detection (HC-RC)*, *Automatic Salient object Detection Context and Shape Prior (CB)*, *Saliency Detection via Dense and Sparse Reconstruction (DSR)*, *Hierarchical Saliency Detection (HS)*.

Figura 2.9. Muestra visual comparativa del método “Bipartite Dictionary (BD)” frente a otros 12 métodos propuestos en el estado del arte (Seo et al., 2014).

En ese mismo año otros autores proponen modificaciones del algoritmo SLIC en la detección de objetos relevantes en la escena, por ejemplo P. Chang et al., divide la imagen en regiones de pequeño y mediano tamaño, lo que es conocido como *superpixels* de medio y bajo nivel. Luego agrupa los píxeles que corresponden al objeto relevante a través del modelo probabilístico de Markov, también conocido como *Markov Random Field (MRF)*. Este método presenta una tasa F_m de 73% (Pei, Chang, & Shen, 2014). Como se puede observar, la combinación del algoritmo SLIC con el modelo probabilístico de Markov no genera los mejores resultados.

Siguiendo la estrategia presentada, W. Kim (2011) en 2014 J. Kim et al., retoman la extracción de características de color y luminosidad para alcanzar detecciones de objetos relevantes en la imagen. Precisamente, J. Kim presenta un método que permite encontrar los contornos del objetivo de interés a través de la evaluación de la diferencia entre estas características. Para ello se definen bloques y regiones conexas dentro de la imagen considerando las disimilitudes de características de forma local y luego se utiliza la distribución estacionaria de Markov para agrupar las ROI's. Un aspecto a destacar es la propuesta de extracción de mapas de intensidad, estos mapas permiten escoger los píxeles que presentan mayor diferencia en valor, para ello se

¹ CIE 1976 L*a*b*

formulan gradientes. Los gradientes se obtienen de la diferencia de las componentes de color y luminancia en el modelo YCbCr ($\Delta RG = R - G$; $\Delta BY = B - Y$) (J. Kim, Sim, & Kim, 2014). Este método muestra una precisión hasta del 71% y un F_m de 36,4%, el tiempo de procesamiento refleja un promedio de 7,75 s para imágenes de 400x300 píxeles. En la Figura 2.10 se muestra en forma visual los resultados alcanzados por J. Kim, en la extracción de objetos relevantes en la escena.

Figura 2.10. Resultados alcanzados por Kim et al. En (a) se encuentra la imagen original, en (b) la extracción del objeto relevante en la escena y en (c) el resultado de la aplicación de refinamiento de la escena (J. Kim et al., 2014).

L. Fan y A. Loui proponen el uso del modelamientos gráfico (*graph model*) para realizar la segmentación de objetos relevantes en secuencias continuas de video. Para ello, se emplea primeramente GMM para la detección del objetivo y luego se analizan las características del fondo y del objeto de interés en diferentes niveles de la imagen. Esto significa que la extracción de características de color, intensidad y contraste del objetivo de interés está asociada a un patrón de localización espacio temporal. De esta manera pueden ser identificados tanto los objetos en movimiento (personas, vehículos, olas del mar, etc.) así como el movimiento en escenarios no dinámicos (movimiento de hojas en los árboles, flujo de agua en el suelo, etc.). Los patrones y características son extraídos del modelo YUV y la localización espacial del objetivo es bidimensional (x, y) (Fan & Loui, 2015). Las estimaciones de precisión de la detección y tiempos de ejecución son más cualitativas que cuantitativas, reportando eficiencia general en estos parámetros.

K. Wang et al., propone la detección de objetos relevantes en la escena considerando un entorno común de características de los píxeles en la imagen, este entorno es conocido como “*Pixelwise Image Saliency Aggregating*” (PISA). Para la identificación del objetivo específico, Wang extrae características de la estructura a través de gradientes en la imagen, por otra parte extrae las

características de color del objeto predominante en relación al fondo de la imagen. Para ello considera el centro geométrico del objeto relevante para hacer comparaciones estadísticas sobre la similitud entre los valores del píxel de interés del centro con los el resto de píxeles, definiendo de esta manera los que corresponden al objeto analizado (K. Wang, Lin, Lu, Li, & Shi, 2015). Esta evaluación puede ser hecha también en diversas regiones de la imagen para conocer la pertenencia del objeto en cuestión, el proceso en forma general se lo puede observar en la Figura 2.11. Finalmente, se realiza una valoración global, considerando los resultados obtenidos de la extracción de características vía su estructura y el color. El método muestra un F_m del 93% y un tiempo de procesamiento de 0,650 s en imágenes de 300x400 píxeles.

Figura 2.11. Diagrama general de la detección de objetivos específicos a través del método PISA.

Siguiendo la línea de Y. Seo (2014), L. Zang et al., propone el uso de la detección de objetivos específicos vía mapas de extracción de características prominentes considerando realzar contornos del objetivo a través del algoritmo SLIC. Para ello la imagen se divide en regiones de *superpíxeles* considerando dos espacios de color por un lado RGB y por otro CIE L^*a^*b . Los resultados obtenidos en cada espacio de color son comparados, ratificando las concordancias y rechazando las divergencias. La tasa de la precisión alcanzada por este método es de alrededor del 89% y su tiempo de procesamiento medio en alrededor de 2,15 s para imágenes de 400x300 píxeles (L. Zhang, Zhao, Liu, & Lu, 2015).

En el trabajo presentado por X. Peng, la detección de los objetivos de interés se realiza gracias a la combinación de la extracción de las características de color y la forma de la ROI, un aspecto importante es que consigue realizar la detección en tiempo real a una tasa de 8,8 cuadros por segundo o *frames* por segundo (fps) en un tiempo aproximado de 0,113 s. La precisión de la detección varía desde 86% al 99%, esto se debe a que el método funciona bien para objetos con estructuras definidas y que no presenten contornos irregulares (Peng, 2015). Este método presentaría altas tasas de falsos positivos en la vigilancia de escenas que demandan la detección de formas irregulares.

Recientes trabajos se implican en la detección de objetivos específicos en escenarios complejos y con fondos no definidos como son las imágenes obtenidas en la naturaleza. Específicamente H. Li et al., realiza una propuesta para la detección de objetivos relevantes, para la cual considera la construcción de una matriz de afinidad. Para ello se evalúa la similitud entre los valores de regiones de *superpixels* a través del algoritmo SLIC en un nodo determinado. Un nodo representa una región en donde se concentran valores similares de regiones de *superpixels*. Luego se realiza una evaluación de similitud de los valores de la matriz con el resto de regiones de *superpixels* que conforman la imagen en el espacio CIE L^*a^*b . Posteriormente se etiquetan las subregiones en la imagen considerando la similitud encontrada, y finalmente se aplica el algoritmo de correlación denominado de “co-transducción”, para agrupar las subregiones que permiten definir el objeto relevante en la escena (H. Li, Lu, Lin, Shen, & Price, 2015). El resultado final muestra una tasa media de rendimiento global de detección $F_m = 90\%$ con un tiempo de procesamiento de 0,87 s.

El uso de unidades *hardware* de procesamiento gráfico (*Graphics Processing Unit - GPU*), ayudan a realizar tareas de procesamiento gráfico que demandan una alta carga computacional. Precisamente la arquitectura de cálculo paralelo (*Compute Unified Device Architecture - CUDA*) aprovechan la redistribución de tareas que se asigna a la GPU para proporcionar un incremento extraordinario del rendimiento del sistema y de esta forma alcanzar el tiempo real. B. Hell et al., proponen el uso de este tipo de arquitecturas para realizar la detección de objetivos específicos en la escena, pero como es lógico suponer este tipo de implementaciones son muy costosas. Hell concretamente propone una optimización del algoritmo de Mumford-Shah a través de la extracción de gradientes, considerando los cambios de intensidad de los píxeles, como forma de encontrar los límites entre los objetos en la escena. El procesamiento de datos lo realiza a través de multihilos (Hell, Kassubeck, Bauszat, Eismann, & Magnor, 2015). Los resultados muestran tiempos de procesamiento menores a 0,095 s para imágenes de 0,2 megapíxeles (450x450 píxeles aprox.) y alcanzando hasta los 0,08 ms en imágenes de 0,014 megapíxeles (120x120 píxeles) con apenas dos interacciones. Al tratarse de un algoritmo que utiliza interacciones, para asegurar eficacia en la detección se requieren al menos 900 interacciones, este número de interacciones limita su tiempo de ejecución a 1,4 s en imágenes de 640x491 píxeles.

En 2016 se presenta un trabajo que combina modelos predictivos y de entrenamiento con la extracción de características de color y posición espacial para alcanzar la detección de objetos relevantes en escena complejas y ambiguas. Específicamente en el trabajo presentado por J. Wang et al., se propone fusionar la detección de objetos relevantes en la escena considerando el contraste, la distribución espacial del color y la información espacial del centro y contorno de los objetos con modelos de predictivos y de entrenamiento basados en máquinas de soporte vectorial (*Support Vector Machine - SVM*) y a través de la estimación de la densidad de probabilidad. Los resultados alcanzados presentan alrededor de un 90% de precisión en la detección lo cual significa

que todavía el uso de este tipo de clasificadores no consigue un avance significativo en relación a los modelos tradicionales. Wang destaca sin embargo que la estrategia adoptada ha permitido mejoras en relación a anteriores trabajos que han utilizado modelos predictivos y de entrenamiento en la detección de objetivos relevantes en escenas complejas (J. Wang, Borji, Kuo, & Itti, 2016). No se presentan resultados de los tiempos procesamiento considerando tanto en la extracción de características como el requerido para el entrenamiento para alcanzar la detección del objetivo específico. El proceso general del método planteado por J. Wang se presenta en la Figura 2.12.

Figura 2.12. Esquema grafico del modelo de fusión de características de detección de objetos relevantes en la escena con modelos predictivos y de aprendizaje propuesto por (J. Wang et al., 2016).

Siguiendo el modelo “*Sparse and Dense Reconstruction*” propuesto por X. Li en 2013 y H. Lu et al., en 2016 formula la minimización del error basado en la generación de un descriptor de objeto relevante en la escena. H. Lu sigue exactamente el criterio de extracción de regiones a través del algoritmo SLIC para encontrar los contornos del fondo, como se ha podido apreciar en anteriores propuestas. La diferencia radica al proponer un análisis de coincidencias entre plantillas o *templates* generados. La comparación de plantillas permite extraer los errores de coincidencia para posteriormente agruparlos utilizando el algoritmo “*K-means*” y finalmente obtener la integración del error multinivel. Esto al final permite conocer las zonas donde la presencia de errores es más densa y donde es escasa. A través del criterio de compactación de un objeto y considerando la escases de errores se consigue detectar las ROI’s en la escena. La reconstrucción del mapa de objetos relevantes en la escena se lo realiza considerando una integración de tipo probabilística (Lu, Li, Zhang, Ruan, & Yang, 2016). Los resultados muestran mejoras en relación al método propuesto por X. Li y a otros métodos basados en algoritmos de clasificación automática con un $F_m = 86\%$, una precisión de detección $p = 95\%$ y con un tiempo de 5,010 s por imagen.

El trabajo presentado por X. Liu et al., en 2016 da cuenta de la segmentación de objetos relevantes vinculada a la representación de objetos en tres dimensiones. Expone que la segmentación en malla permite una extracción eficiente de objetos con formas más bien definidas que irregulares, en donde la extracción adecuada de las características del color juega un papel preponderante. Además este trabajo destaca que, en un futuro próximo, la detección en dos dimensiones de objetos específicos podrá ser modelada en 3D gracias al permanente mejoramiento computacional y servirá sobre todo en dispositivos de realidad virtual. De esta forma los algoritmos desarrollados en 2D serán compatibles en el uso de herramientas de realidad virtual. Destaca también que por ahora las segmentaciones en 3D vía malla no son posibles de efectuarlas en tiempo real (Liu, Liu,

Song, Liu, & Ma, 2016). La información virtual que se obtenga de los objetos en 2D, en base a la extracción de características de color, forma, textura, posición, contexto, etc., será de mucha utilidad a la hora de implementar componentes de realidad aumentada a los objetivos específicos modelados en 3D.

Por otra parte S. Tu y Y. Su, para la detección de objetivos relevantes proponen el uso de contornos activos (*Active Contour Model - ACM*) en imágenes captadas por radares de apertura sintética (*Synthetic Aperture Radar - SAR*). Es conocido que los contornos activos se ajustan a los bordes de los objetivos de interés lo cual garantiza precisión de detección sobre todo de formas irregulares, sin embargo los costes computacionales pueden ser muy altos debido a las interacciones que se requieren para su ejecución. Específicamente los autores proponen una combinación del método Chan-Vese con la obtención de objetos relevantes considerando la concentración de energía en la escena. La ejecución de Chan-Vese se limita únicamente a las regiones de píxeles que muestran la concentración de energía, lo cual permite eficiencia computacional, este proceso representa una modificación del modelo “*Local and Global Intensity Fitting*” (*LGIF*). Los resultados muestran que en imágenes de 258x195 y 242x231 píxeles, se puede alcanzar una precisión de detección considerando el coeficiente *Dice* que va desde 91,97% a 98,01% con tiempos de ejecución de hasta de 0,37s. Sin duda la precisión de la detección a través de este método se garantiza sin embargo el tiempo de procesamiento no permite su uso en tiempo real (Tu & Su, 2016) . En la Figura 2.13, se presenta un ejemplo gráfico de la detección bajo el modelo LGIF modificado.

Figura 2.13. Detección de objetivos específicos en imágenes con perspectiva aérea captadas por sensores SAR: En (a) Estimación colorimétrica en escala y detección de objetivos predominantes a través de Chan-Vese, (b) mapa de objetivos predominantes en la escena, (c) binarización de la escena (Tu & Su, 2016).

2.4. Realidad Aumentada (RA) en los sistemas de vigilancia

2.4.1. Introducción a la RA

La Realidad Aumentada (RA) es la posibilidad de añadir información en un ambiente real, esta información puede ser visual en 2D o 3D, audible o sensitiva y debe ser proporcionada en tiempo real. La RA debe ser interactiva, permanente, adaptativa, que considere el contexto de aplicación, que considere diversas fuentes de información y de la misma manera proporcione diversa

información a parte de la visual (Azuma, 1997; Grubert, Langlotz, Zollmann, & Regenbrecht, 2016; Langlotz, Nguyen, Schmalstieg, & Grasset, 2014).

Sus inicios datan de la década de los años 60, cuando M. Heilig desarrolló un aparato llamado *sensorama* que buscaba dar una experiencia completa a la proyección visual introduciendo sonido, vibraciones y sensaciones olfativas. En 1968 surge la primera idea de realidad aumentada computacional cuando I. Sutherland presenta su “*Head Mounted Display*” que permitía observar gráficos virtuales. En 1994, P. Milgram y F. Kishino establecen la línea y composición de la realidad mixta, la cual va desde la realidad virtual hasta la virtualidad total, en donde los pasos intermedios en esta escala son la realidad aumentada y la virtualidad aumentada. En 1999, H. Kato y M. Billinghurst desarrollan el ARToolKit que representa la primera versión de marcadores para la observación virtual de gráficos en 3D. A partir de este trabajo, múltiples propuestas se han venido desarrollado con la finalidad de hacer una RA sobre todo interactiva. En 2009, el ARToolKit fue homologado a la versión de Adobe Flash para llevar la RA a plataformas Web. En ese mismo año se oficializa la realidad aumentada como una tecnología de soporte e información general (Azuma, 1997; Billinghurst, Clark, & Lee, 2015; Van Krevelen & Poelman, 2010a). Recientes trabajos también muestran una modificación substancial al modelo presentado por H. Kato, a través de la creación de marcadores basados en color y considerando los cambios de iluminación (Uranishi, Imura, & Kuroda, 2016).

En la actualidad, tanto los grupos de investigación como la industria de desarrollo de software alrededor del mundo se interesan por presentar aplicaciones de la RA considerando sobre todo las prestaciones que ofrecen los dispositivos inteligentes. Precisamente la versatilidad, movilidad, flexibilidad, entorno amigable de uso, alta tecnología, incremento de la potencia de procesamiento, etc., permite que en los dispositivos inteligentes se alojen aplicaciones de RA dirigidas a la educación, entretenimiento, asistencia a la conducción, vigilancia, seguridad, turismo, comercio, marketing, arquitectura, diseño, entrenamiento y ensamblaje, medicina, rehabilitación física y neurológica, tratamiento de fobias, robótica, etc. (Billinghurst et al., 2015; Papagiannakis, Singh, & Magnenat-Thalmann, 2008; Van Krevelen & Poelman, 2010b).

La RA no solo se limita a proporcionar información visual sino que también la información puede ser audible y sensitiva. En la curva del hiperciclo de Gartner para tecnologías emergentes del 2016, la RA muestra una próxima transición del posicionamiento como una tecnología que ha disminuido sus expectativas a pasar a un posicionamiento como tecnología madura y de allí al plató de productividad en un período de 5 a 10 años (Billinghurst et al., 2015; Garther I., 2016; Gartner, 2016). Especialmente en los últimos años la industria produce nuevo hardware que permite la interacción directa con RA, por ejemplo en 2013 Google presenta el “*Google Glass*” para RA, en 2015 Hyundai presenta una guía del usuario para la conducción, proporcionando información virtual de componentes, accesorios del vehículo así como procedimientos guiados de mantenimiento, todo esto en tiempo real. En 2015 Microsoft anuncia el desarrollo del prototipo de HoloLens, el cual presenta información visual a través de hologramas en el mundo real, este se puso a disposición de los desarrolladores el primer semestre de 2016.

Otras soluciones no comerciales son puestas a disposición para la asistencia a la conducción. Por ejemplo en 2015, L. Abdi et al., proporcionan un sistema de interacción entre el conductor y el vehículo a través de RA, específicamente se insertan gráficos virtuales sobre detección de coches, alertas por posible colisión, señalización, sentido de conducción, zonas de cruce peatonal, etc. En este caso se utilizan computadores abordo con sensores ópticos externos (Abdi, Abdallah, &

Meddeb, 2015). También M. Rush presenta soluciones de asistencia a la conducción a través de RA para personas mayores, especialmente en control de curvas y eventos de rápida reacción (Rusch, Schall Jr, Lee, Dawson, & Rizzo, 2014). En la Figura 2.14, se puede observar la información que proporciona este sistema en tiempo real.

Figura 2.14. Interfaz de RA en el sistema de asistencia a la conducción propuesto por (Abdi et al., 2015).

En 2016, Qualcomm y la compañía Osterhout Design Group lanzan un prototipo de asistencia a la conducción a través de dispositivos inteligentes que provee información al conductor sin afectar el entorno de conducción y la presencia de vehículos y transeúntes, tal como se muestra en la Figura 2.15. En este mismo año, la empresa Nimax muestra su producto “*Universe2Go*” para crear experiencias de RA en la observación nocturna del cielo. Este producto proporciona información y localización de constelaciones, estrella, planetas, satélites, la aplicación está desarrollada para dispositivos inteligentes (Avila & Bailey, 2016).

Figura 2.15. Hyundai Virtual Guide, una muestra de guía virtual de operación y mantenimiento para el modelo de Hyundai Sonata 2015, gráfico tomado de (Avila & Bailey, 2016).

En el año 2016, Facebook lanza una campaña para crear tanto experiencias individuales como colectivas de realidad virtual y aumentada a través de dispositivos inteligentes. En ese mismo año se presenta un masivo uso de la aplicación “*Pokemon Go*” desarrollada por la compañía Nintendo para plataformas Android y IOS (*iPhone Operating System*), siendo una clara muestra del uso de realidad aumentada en juegos de entretenimiento e inmersión en la realidad mixta. También se están presentando propuestas para vincular la RA en conjunción con el IoT, de tal manera que proporcione información de los dispositivos, accesorios, electrodomésticos, etc., y permita interactuar con los mismos (Jo & Kim, 2016). Otras propuestas presentan modelos de RA interactiva y colaborativa, es decir la manipulación y el modelamiento de objetos virtuales con más de un participante en un escenario real (Cabral et al., 2016).

Finalmente, a partir del estudio presentado se puede afirmar que la generación de RA es totalmente dependiente de la aplicación que se desarrolla y su producción obedece al uso de información previamente obtenida de procesos como, la detección automática o la información que proporcionan los sensores de los dispositivos.

2.4.2. Empleo de la Realidad Aumentada en los sistemas de videovigilancia

En los sistemas de vigilancia, la información básica que se presenta como RA, está relacionada con la detección, el etiquetado y la identificación virtual del objetivo de interés. De esta manera es posible obtener y manejar información virtual sobre control de accesos a áreas restringidas, identificación de comportamientos individuales y grupales en ciertos escenarios, flujo de tránsito de personas y control de aglomeraciones, flujo y control tráfico vehicular, detección y alarmas por anomalías, información relevante de múltiples cámaras, etc. (Hu, Tan, Wang, & Maybank, 2004b).

En escenarios no dinámicos es posible desarrollar interfaces de RA para detección y estimación de zonas deforestadas o forestadas, alarmas por inundaciones, identificación de especies vegetales, detección y alarmas por incendios, información de gases contaminantes y humo en la atmosfera, detección de fondo e identificación de especies marinas, etc.

La información visual necesaria para producir RA, puede ser recogida a través de diversos sensores ópticos alojados en torres fijas en exteriores, compartimentos en interiores, automotores, vehículos autónomos no tripulados, satélites, dispositivos inteligentes portables, etc. La secuencia de cuadros de video permite producir RA, sin embargo una mayor gama de aplicaciones se obtiene al utilizar la información que proporcionan los sensores de posicionamiento global (*Global Positioning System - GPS*), acelerómetros, giroscopios, sensores de luz ambiental, sensores de proximidad, sensores magnéticos, barómetros, termómetros, etc. Según H. Uchiyama y E. Marchand. La detección y localización del objetivo de interés es clave para el desarrollo de interfaces gráficas de RA, de esta depende el seguimiento en los cuadros de video y la correcta integración de los elementos virtuales en el entorno real (Uchiyama & Marchand, 2012). D. T. Nguyen logró que los sistemas de vigilancia conseguían detectar los objetivos (personas, vehículos, etc.) de forma automática, sin embargo, lo que se pretende en la actualidad es proporcionar información virtual de esas detecciones (Nguyen, Li, & Ogunbona, 2016). Por esto se presentan a continuación algunos trabajos en los que se produce RA para sistemas de vigilancia.

C. Sandor et al., emplea la detección de objetos relevantes en la escena para producir RA, específicamente superpone elementos gráficos virtuales en escenas reales para presentar zonas

interiores ocultas, carteles publicitarios, etc., el sistema es llamado sistema de rayos X para RA. La adquisición de la información es llevada a cabo a través de cámaras externas de alta resolución (Sandor et al., 2010). En la Figura 2.16, se puede observar en forma gráfica el proceso llevado a cabo y los resultados obtenidos.

Figura 2.16. Combinación de mapas de objetos relevantes para producir RA (Sandor et al., 2010).

M. Sauer et al utilizan interfaces de RA para el control remoto de procesos industriales. Específicamente, la información adquirida por las cámaras detecta el movimiento de los brazos robóticos y los diferentes grados de desplazamiento. Los datos de ubicación espacial proporcionan información virtual del funcionamiento y permite ajustar movimientos de los brazos en forma teledirigida (Sauer, Leutert, & Schilling, 2010), una muestra del sistema en ejecución y la presentación de la información a través de consolas fijas se puede observar en la Figura 2.17.

Figura 2.17. Teledetección, control y manejo teledirigido a través de cámaras de vigilancia e interfaces de RA (Sauer et al., 2010)

En 2010, J. Kuo et al. utiliza patrones de color para detectar coches en sistemas de vigilancia. La correspondencia de valores permite identificar un coche en específico una vez concluida esta tarea el sistema proporciona etiquetado virtual de la detección y datos sobre la localización, la fecha y hora del evento. (Kuo, Lai, Huang, & Liu, 2010).

En el campo de la vigilancia y control de desastres ambientales, se ha utilizado la RA para proporcionar alarmas por ejemplo L. Millan et al., desarrollan un sistema para cámaras IP, que detecta e identifica el humo y además genera alertas sobre la presencia del mismo en exteriores y descampados, en este caso se emplea análisis de color para fijar un umbral de detección así como la DCT para reducir coste computacionales e identificar estados normales y estados no normales (Millan-Garcia et al., 2012). En 2013, S. Yoon et al., utilizan modelos GMM para identificar humo en ambientes exteriores. La detección del evento se realiza a través del análisis de diferencias existentes entre cuadros de video considerando cambios de intensidad en los píxeles. Los autores desarrollan una interfaz gráfica proveyendo información visual de la detección y clasificación de humo, niebla y nubes (Yoon & Min, 2013).

Con otro enfoque R.K. Gwon et al., en 2013, presenta alarmas de información virtual sobre secuestros o lesiones de personas, para ello realiza detecciones de anomalías considerando un clasificador automático de muestras denominado “*INHA-VAT*” en combinación de un modelo probabilístico de eventos basado en redes Bayesianas, la correlación efectiva de datos de las muestras dan como resultado la interpretación de la anomalía detectada como un posible secuestro. La interfaz de RA consiste en detecciones, etiquetado gráfico y alarmas cuando ocurre el evento, como se puede observar en la Figura 2.18 (Gwon, Kim, Park, Kim, & Kim, 2013).

Figura 2.18. Detección e identificación de secuestros o actitudes hostiles presentado en el interfaz gráfico de RA tomado de (Gwon et al., 2013).

En 2014, D. Frejlichowski et al., desarrolla un monitor inteligente para detección de personas y presentación de alarmas virtuales de actividades sospechosas en tiempo real, para ello se utiliza HOG y *Haar-Like features* (Frejlichowski, Gościńska, Forczmański, & Hofman, 2014). Por otra parte L. Cheng genera información virtual sobre detección y seguimiento de vehículos sospechosos, estableciendo alarmas por robos, así como establece el itinerario seguido por el vehículo sospechoso a través de un sistema de vigilancia vehicular cooperativo (*Vehicle to Vehicle - V2V*) (Chen, Tseng, & Syue, 2014). También, A. Filonenko et al., presenta un sistema para evaluar la densidad de tráfico vehicular en tiempo real. El sistema provee información virtual sobre ubicación del evento a través de coordenadas GPS, un mapa virtual de detecciones y alarma por congestión vehicular (Filonenko, Vavilin, Kim, & Jo, 2014), una muestra de las detecciones realizadas se presentan en la Figura 2.19.

Figura 2.19. Interfaz de RA que muestra el mapa de detección de vehículos para estimación de densidad de tráfico desarrollado para sistemas de vigilancia (Filonenko et al., 2014).

También en 2014 se presentan, sistemas de vigilancia ambiental especialmente para la detección de humo. En el trabajo presentado por M. Bugarić et al., la detección del humo se realiza en base a modelamientos e información en 3D, presentando alarmas en tiempo real cuando la detección del evento se presenta (Bugarić, Jakovčević, & Stipaničev, 2014). La detección e información visual en color se puede observar en la Figura 2.20.

Figura 2.20. Información y alarma virtual de detección de humo para sistemas de vigilancia medioambiental (Bugarić et al., 2014).

Y. Nam, proporciona información virtual sobre la detección de objetos abandonados y alarmas virtuales por desaparición de un objeto en escenarios densos de gente. El interfaz gráfico de RA está desarrollado para sistemas de videovigilancia en tiempo real (Nam, 2015). Siguiendo la misma línea, J. Lan et al., presenta información virtual para sistemas de vigilancia sobre posibles congestionamientos vehiculares por la presencia de obstáculos en la carretera, colisiones, objetos abandonados y aparcamiento ilegal de vehículos. Para ello realiza la detección de obstáculos en el tráfico utilizando el GMM y “*Flushed Region of Interest*” (*FROI*), la clasificación automática la lleva a cabo mediante HOG y SVM. El interfaz de RA muestra el objeto detectado e identifica el tipo de obstáculo, la información proporcionada se puede observar en forma visual, como se presenta en la Figura 2.21 (Lan, Jiang, Fan, Yu, & Zhang, 2016).

Figura 2.21. Información virtual sobre eventos inusuales en carretera en (a) muestra la detección de una colisión si como un vehículo estacionado (b) etiquetado de los elemento que conforman la escena (Lan et al., 2016).

M Hashemzadeh y N. Farajzadeh combinan la extracción de puntos clave (*keypoints*) y las características de textura, áreas o bordes de los objetivos específicos para proveer información virtual de la cantidad de personas en una escena, como lo muestra en la Figura 2.22 (Hashemzadeh & Farajzadeh, 2016).

Figura 2.22. Información virtual de la estimación del número de personas en una escena de videovigilancia (Hashemzadeh & Farajzadeh, 2016).

También en 2016, V. Kane et al., utiliza la información visual panorámica de los retrovisores adquirida a través de cámaras para proporcionar un enmarcado virtual gráfico sobre la detección de vehículos, estimación de aproximación a través de líneas virtuales, temporizador virtual de aproximación y la adquisición de cuadros de video para monitoreo de la escena (Kane, Smith, Burnett, Gabbard, & Large, 2016). La Figura 2. 23, muestra la diferente información que proporciona los espejos retrovisores.

Figura 2. 23. Generación de RA considerando información obtenida por cámaras simulando retrovisores en un coche (Kane et al., 2016)

En la propuesta presentada por M. Jenkins y D. Young se emplea la RA para proporcionar asistencia en la conducción de motocicletas proporcionando información virtual sobre el planeamiento de rutas, velocidad además de proporcionar alarmas visuales, sensitivas (hápticas) y sonoras (Jenkins & Young, 2016).

B. Kaur et al., utiliza la información visual de las cámaras en interiores para establecer mapas virtuales, proporcionando así información de densidad de concurrencia y movilidad en pasillos y corredores (Kaur & Bhattacharya, 2016). Por otra parte M. Gori et al., utiliza el etiquetado semántico para interpretar una escena de videovigilancia. El término “interpretar” en este caso significa que el sistema es capaz de asociar la forma de un objeto determinado a un nombre en específico. Precisamente este autor, utiliza este etiquetado para reconocer los objetos en la escena asignando en forma virtual el nombre a cada elemento que lo conforma, como se puede observar en la Figura 2.24. Este tipo de sistemas es empleados especialmente en ambientes controlados (Gori, Lippi, Maggini, & Melacci, 2016) .

Figura 2.24. Información de RA en el reconocimiento de objetos a través de etiquetado semántico (Gori et al., 2016).

F. Kooji et al., presenta un sistema bautizado con el nombre de “CASSANDRA”, que permite detectar posibles agresiones. La información virtual permite identificar a los posibles agresores y a la víctima así como emitir alarmas del evento como se muestra el interfaz gráfico de presentación de la información y que se puede observar en la Figura 2. 25.

Esta información es posible mostrar gracias al uso de varios sensores de monitoreo alojados en el dron y por la interacción con la información visual del objetivo identificado (Martínez-de Dios, Merino, Caballero, & Ollero, 2011). El sistema de detección de fuego forestal y la información que proporciona es presentado en la Figura 2.27.

Figura 2.27. Interfaz gráfica de RA en la detección de fuego forestal.

En otro ámbito aplicativo, las cámaras y otros sensores alojados en vehículos submarinos operados remotamente (*Remote Operated Vehicles - ROV's*), permiten desarrollar interfaces gráficas de RA en asistencia a la vigilancia y exploración submarina (Cardenas & Dutra, 2016).

En vehículos terrestres, la vigilancia está a cargo de robots quienes proporcionan información virtual del escenario, composición y tipos del suelo, configuración del terreno, etc., en tiempo real (Gao, Spiteri, Pham, & Al-Milli, 2014b). En la Figura 2.28, se muestra la detección de rocas, suelo así como el horizonte y su correspondiente etiquetado generado por la sonda espacial *Mars Pathfinder*.

Figura 2.28. Sistema de detección y etiquetado virtual de rocas y horizonte visual marciano empleado en la sonda *Mars Pathfinder* (a) a corta distancia y (b) a larga distancia (Gao et al., 2014b).

2.5. Detección de ROI's a través del color

Las técnicas empleadas en el reconocimiento de regiones permiten la detección de píxeles que son de interés a través de la extracción de características de los mismos. Estas características de los píxeles están asociadas a la detección de bordes (Canny, Sobel, Prewit, Roberts, etc.), en donde se estiman diferencias y similitudes considerando; el incremento o disminución del valor de los píxeles, estimación de gradientes por cambios de intensidad, análisis de componentes de color, etc. (Gonzalez & Woods, 2008; Martín Carabias, 2012). Otras técnicas comparan regiones de píxeles para reconocer formas y manchas (blobs). También la ubicación espacial y la estimación de distancias entre píxeles ayuda a la detección de ROI's, de esta manera es posible la detección de esquinas, aristas, puntos de interés, ubicación de ejes, centros geométricos (De la Escalera & Armingol, 2001; Fukunaga, 2013; Pajares & De la Cruz, 2001). La clasificación de píxeles de acuerdo a diferentes texturas, es otra opción para la detección ROI's. Esta opción se presenta en la identificación de ROI's, especialmente en imágenes sintéticas y que presentan un patrón común así como características invariantes en la imagen, por ejemplo fondos con figuras regulares y proporcionales (Fukunaga, 2013; Maggio & Cavallaro, 2011). Las ROI's se clasifican de acuerdo a sus propiedades topológicas y métricas. Las propiedades topológicas de las ROI's, se definen precisamente considerando grupos de píxeles que contienen un patrón de similitud (color, textura, gradiente, etc.). Por otra parte si se consideran características como centros geométricos, áreas (cantidad de píxeles), distancias, etc. se hará referencia a las propiedades métricas (Pajares & De la Cruz, 2001).

El color es una de las más importantes fuentes de información empleados en la detección de objetos específicos dentro del entorno (Gonzalez & Woods, 2008; Halder, Callaerts, & Gehring, 1995; Qidwai & Chen, 2009). Es por ello que hay múltiples métodos que utilizan esta característica como fuente primaria de información. La umbralización (*thresholding*) es una de las principales técnicas de clasificación de píxeles y detección de ROI's a través del color. Esta detección de regiones permite localizar y separar objetos que disponen de características homogéneas en una escena o secuencia de escenas, esta separación también es conocida como segmentación. La umbralización es una técnica de uso común en la detección de objetivos de interés en materias como el procesamiento digital de imágenes, la visión artificial, la teledetección, el reconocimiento de patrones, etc. A partir de esta técnica se derivan una gran cantidad de aplicaciones como la detección de caras, coches, personas, especias vegetales, suelo, borde de ríos, líneas costeras, fuego, etc. Aunque ciertamente la detección bajo umbrales presenta problemas en aspectos inherentes a confusiones, oclusiones parciales, ruido gaussiano así como fallos por cambios de iluminación, lo cual genera bajas tasas de precisión. El conseguir un umbral ideal u óptimo que permita clasificar correctamente las ROI's, es una tarea de continua investigación y desarrollo (De la Escalera & Armingol, 2001; Gonzalez & Woods, 2008; Plataniotis & Venetsanopoulos, 2013; Qidwai & Chen, 2009).

2.6. Uso de la umbralización en la detección de objetivos específicos en tiempo real

La umbralización como técnica genérica de obtención de ROI's, puede ser utilizada como un método para segmentar y detectar objetivos de interés, separándolos del entorno. En las décadas de los sesentas y setentas, la umbralización estuvo orientada al uso en el procesamiento digital de imágenes en escalas de grises por lo cual métodos como Otsu, Kappur, entropías de Shannon, p-

tile, Kittler y los derivados de estos fueron diseñados para solventar estas necesidades de detección (Sahoo, Soltani, & Wong, 1988), en la actualidad encontrar un umbral óptimo se vuelve una tarea de mayor complejidad debido a que las imágenes que obtienen los sistemas de vigilancia están en color. Según B. Bhanu, la detección de un objetivo de interés se produce cuando las áreas o regiones que pertenecen a este objetivo han sido localizadas en la escena (Bhanu, 1986). Existen múltiples métodos que utilizan la umbralización para alcanzar detecciones en tiempo real, pero la principal dificultad es que no son capaces de mantener un compromiso entre el tiempo de procesamiento y la precisión en la detección. De acuerdo a (Sonka, Hlavac, & Boyle, 2014), para que una umbralización pueda ser empleada en sistemas de vigilancia, debe permitir ejecutar de forma eficiente tareas de detección en tiempo real.

La vigilancia en los sistemas en tiempo real está asociada a la adquisición de información visual de forma continua y ordenada a través de diversos sensores ópticos. Los fotogramas (o cuadros de video) son analizados de tal manera que se pueda obtener sus características. Cuando se obtienen las características de un objetivo de interés, y estas sirven para proporcionar alarmas sobre situaciones y/o comportamientos en tiempo real, esta vigilancia pasa a ser inteligente. Así mismo, la generación de alarmas puede ser causada por estadísticas, detección de movimiento y detección de características específicas del entorno (Hampapur et al., 2003b).

La umbralización permite la detección de un píxel de interés o la agrupación de ellos para obtener ROI's. Las ROI's pueden ser más de una, generando de esta manera este conjunto de regiones homogéneas que representa al objetivo de interés o específico. En el mundo físico, estos objetivos de interés pueden representar personas, vehículos, zonas deforestadas, fuego, agua, etc. Los cuales a través del umbral aplicado en la escena, son separados o identificados del resto de elementos que conforman la escena dada. Aplicado a los sistemas de vigilancia, estas detecciones en tiempo real nos permiten conocer información de un suceso, comportamientos anómalos en personas (no pago de billete en estaciones de trenes), detección de posibles colisiones de vehículos, deforestación, incendios, inundaciones, etc. En el presente trabajo de tesis doctoral, se enfoca en dar utilidad a las detecciones de objetivos específicos de tal forma que se pueda proporcionar información de las detecciones en tiempo real.

2.7. Extracción de objetivos relevantes en la escena a través de índices de color

2.7.1. Los índices de color - inicios y desarrollo

La aplicación de un índice de color en una imagen permite la extracción de objetos relevantes en la escena a partir de la agrupación de los píxeles que tienen una tonalidad de color determinada. Los índices de color tienen su base en el estudio colorimétrico para establecer que cantidad de luz que es reflejada, transmitida y absorbida por las hojas de los árboles, que pueden captar los sensores fotométricos.

Los primeros estudios fotométricos para determinar porcentajes de incidencia de la luz en especies vegetales fue llevado a cabo por Gaussman y Allen en 1973, precisamente estos autores consiguieron identificar 30 especies de plantas, realizando pruebas de reflectancia colorimétrica y conocer de esta manera el nivel de incidencia de luz sobre cada especie de planta en particular (Gausman & Allen, 1973). Siguiendo esta línea de investigación, Gausman, en los años 1975, 1976, 1978 y en 1981, realiza mejoras a su trabajo inicial logrando identificar un mayor número de especies de plantas y con más precisión. En 1981 Peynaldo et al., utiliza la misma metodología

propuesta por Gaussman en la detección de daños en hojas. Todos estos trabajos muestran falencias en la detección por la variabilidad de la iluminación y por requerir una multitud de umbrales locales, p.ej. tantos como especies de plantas estudiadas. No existe hasta ese momento un patrón global de detección (Hatfield, Gitelson, Schepers, & Walthall, 2008). A partir de los umbrales locales obtenidos, varios modelos de sensores y dispositivos fueron desarrollados para efectos de detección de especies agrícolas. Según la revisión efectuada por Meyer et al., los sistemas que se destacan son los implementados por Tucker, 1978, Thomas et al., Hagger, et al (1983-1984), Sorlie et al., en 1988, Tarbell y Reid en 1991 y Franz et al., Tian et al en 1999, (G. E. Meyer, 2011) .

En 1994, Woebbecke et al., realizan un estudio y mediciones sobre los diferentes sensores ópticos (radio espectrómetros y foto transistores ópticos) y térmicos (termómetros infrarrojos) utilizados en la clasificación de plantas y suelo, que han sido desarrollados en base a la toma de umbrales locales. Los resultados son concluyentes y muestran una imprecisión de la medición y por consecuencia una incorrecta clasificación. Siguiendo la metodología de establecer umbrales locales en base al nivel de incidencia de la luz, dependen de muchas variables como la posición del objetivo respecto a la luz, la distancia del sensor, el punto de vista, la cantidad de luz reflejada, etc. Toda esta variabilidad de parámetros genera errores y fallos de clasificación (Woebbecke, Al-Faraj, & Meyer, 1994). A partir de estas conclusiones se ve la necesidad de disponer de una metodología que permita clasificar las plantas del resto, evitando fallos por errores de adquisición de la información. De acuerdo con la evaluación de rendimiento realizada por Hummel y Stoller en 2002, estos sensores presentan problemas de rendimiento debido a la inexactitud de localización de hierbas, malezas etc. Estos problemas están asociados a los expuestos sobre la variabilidad de luz y la excesiva umbralización (Hummel & Stoller, 2002). Además, los materiales electrónicos con los que estaban contruidos estos sensores generaban ruido gaussiano, provocando que el error se incremente. La opción de detección vía el procesamiento digital de imágenes que involucre otras variables que mitiguen el efecto de la iluminación, se convertía en una opción prometedora para alcanzar mejores resultados (G. E. Meyer, 2011).

Precisamente, Woebbecke et al., presentan en 1995 una nueva propuesta de detección de las hojas a través del procesamiento digital de imágenes, utilizando relaciones cromáticas entre componentes de color en base a porcentajes de reflectancia de los mismos en las hojas. De esta forma, se plantea un único umbral que se expresa como una fórmula matemática. Un aspecto que se diferencia de los trabajos anteriormente formulados con el mismo propósito es que, utiliza directamente imágenes en color sin pre-procesamiento. Además, el método muestra capacidades de identificación y detección independientemente el tipo de planta, su tamaño, ubicación o perspectiva, la precisión de la clasificación alcanzada fue del 60% al 80%. En las conclusiones, Woebbecke avizora la potencialidad de la metodología descubierta en multiplicidad de aplicaciones diferentes a la propuesta. Woebbecke formaliza su metodología y la presenta en el artículo “*Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions*” (Woebbecke, Meyer, Von Bargen, & Mortensen, 1995), y presenta entre otros al exceso de verdes (*Green Excess - ExG*), un índice de color que es base del trabajo desarrollado.

G. Meyer, en 1998, realiza modificaciones y mejoras al *ExG*, con lo cual existe una mayor precisión en la clasificación, pero sobre todo presenta un promedio de tiempo de procesamiento entre 20 y 30 s, este tiempo es muy rápido considerando los recursos computacionales de la época y demuestra el uso de este tipo de índices en aplicaciones en tiempo real a mediano plazo (G.

Meyer, Mehta, Kocher, Mortensen, & Samal, 1998). Muchos trabajos posteriores (Giltelson et al., 2002; Lamm et al., 2002; and Mao et al., 2003) probaron la eficacia del *ExG* comprobando altas tasas de clasificación y detección (G. E. Meyer, 2011). Siguiendo el trabajo de Woebbecke, en 1998 G. Meyer et al., propone el índice de exceso de rojos (*Red Excess-ExR*) (G. E. Meyer, Hindman, & Laksmi, 1999a), este índice mejora la clasificación de la vegetación, ya que es capaz de resaltar el entorno a las hojas, como es el suelo hojarasca seca. El *ExR* incluye las sombras dentro de las regiones resaltadas, en inclusive a restos vegetales con tonalidades verdosas que no son parte de la planta, esto decanta al final en errores de clasificación. Este índice también ha servido de referencia en el planteamiento de nuevos índices que se presentan en esta tesis doctoral.

Pérez et al., en el año 2000, proponen una mejora al *ExG*, permitiendo que residuos de plantas y hojarasca sean clasificadas como parte del suelo, realzando los verdes de las hojas. De esta manera se presenta el “*Normalized Difference Index*” (*NDI*), un índice que surge de la diferencia entre las componentes rojo y verde en relación a la adición entre estos. Este índice muestra errores de clasificación por confusiones de tonalidades.

Posteriormente en 2008 G. Meyer y Camargo Neto aplican la umbralización basada en Otsu para binarizar las ROI's y así logran separar en forma automática la vegetación del suelo. Esta detección de ROI's lo realiza considerando dos opciones, una basada en la sustracción de los valores del exceso de rojos frente a los verdes (*Excess Green minus Excess Red - ExGR*) propuesto por C. Neto (Camargo Neto, 2004a) y otra a partir de *NDI* (G. E. Meyer & Neto, 2008a), los resultados de clasificación presentan mejores resultados para el *ExGR*. Por otra parte, Gee et al., realizan otras verificaciones de los índices combinados al umbral de Otsu y concluyen que este puede generar pérdidas de píxeles que conforman la vegetación (Gée, Bossu, Jones, & Truchetet, 2008), pues el histograma generado de la clasificación potencia la detección de las zonas que no corresponden a la vegetación.

En 2011, una nueva verificación de precisión de los índices es realizado por M. Guijarro et al., además el autor propone un nuevo índice de enfoque combinado (*Combined Approach - COM*), este índice es el resultado de la aplicación por separado y ponderado del *ExG*, *ExR*, *ExGR*, y el “*Colour Index of Vegetation Extraction*” (*CIVE*) propuesto por Katota et al. (Kataoka, Kaneko, Okamoto, & Hata, 2003) y del “*vegetative index*” (*VEG*) propuesto por Hague et al. (Hague, Tillett, & Wheeler, 2006). Los resultados de la aplicación del *COM* muestran resultados con un bajo porcentaje de error en la clasificación de la vegetación del resto (suelo, matorrales, maleza, mala hierba, residuos sólidos, etc.) (Guijarro et al., 2011a). A partir de este trabajo, más que desarrollar nuevos índices los esfuerzos se han orientado a plantear estrategias que permitan la mejora de la detección así como paralelamente alcanzar eficiencia computacional considerando la reducción de tiempos de procesamiento.

Precisamente en 2012, J. Guerrero utiliza mapas de color obtenidos a través de los índices y clasifica la vegetación del suelo a través de máquinas de soporte vectorial. Se muestra un 93.1% de precisión en la clasificación, lo cual no representa mejoras significativas en relación a anteriores trabajos (Guerrero, Pajares, Montalvo, Romeo, & Guijarro, 2012). Posteriormente el uso de los índices de color se busca combinar con modelamientos espaciales para alcanzar mejor precisión y disminución en los tiempos de procesamiento. Precisamente en 2012, M. Montalvo et al., emplea una variación del modelo de Otsu, la aplicación de los índices de color y un modelo de estimación espacial de surcos en el suelo llamado “*Our Linear Regression*” (*OLR*), para distinguir y clasificar suelo y vegetación. En conjunto esta técnica alcanza una precisión de

detección de 89,3 % con un tiempo de procesamiento de 0,297 s para imágenes de 1392x1044 píxeles, con imágenes de menor resolución la precisión de detección así como el tiempo de procesamiento disminuyen (Montalvo et al., 2012).

En 2013, J. Guerrero et al., busca mejorar la precisión de detección evitando confusiones por pérdida del verde de las plantas, rocas, suelo, restos vegetales, malas hierbas, etc. Justamente se plantea la obtención del mapa binario obtenido de la aplicación del índice *COM* combinado al método de alineamiento de los píxeles que son de interés a través del método de estimación y corrección planteado por Theil-Sen's (Guerrero et al., 2013). En 2015, M. Guijarro et al., combina la extracción del mapa binario en imágenes agrícolas a través de *ExG* combinada con la Transformada Wavelet Discreta (*Discrete Wavelet Transform - DWT*), los resultados alcanzan un 92% de precisión (Guijarro, Riomoros, Pajares, & Zitinski, 2015).

De lo presentado en anteriores párrafos se puede inferir que cada índice permite resaltar una cierta región de píxeles en la imagen y de esta forma obtener objetos relevantes de la escena. Esta adquisición permite identificar en la escena ROI's asociadas a objetivos específicos.

Los índices de color en especial han sido empleados en sistemas autónomos de agricultura, específicamente en la detección automática de vegetación e identificación de plantas, hojas, surcos, suelo, malezas, etc. También se emplean en la producción agrícola automatizada para establecer la calidad de los alimentos y el cumplimiento de estándares de producción (Abdullah, Guan, Lim, & Karim, 2004).

La principal línea de investigación en relación a los índices gira en torno a mejorarlos o en su defecto plantear otros nuevos, todo esto con la finalidad de alcanzar cada vez mayor precisión en la detección. Para ello se han modificado, complementado, combinado métodos y técnicas en busca de alcanzar la precisión ideal. Sin embargo en los últimos años, el interés recae en alcanzar un compromiso entre la precisión de detección frente al tiempo de procesado de tal manera que la ejecución se realice en tiempo real sin afectar al rendimiento general del sistema.

Como se ha presentado en los párrafos anteriores, el *ExR* ha contribuido en la detección del suelo pero con limitaciones considerables, precisamente estas deficiencias impiden que se aplique este índice en la detección de zonas no forestadas. Usualmente en esta tarea de delimitación de zonas no forestadas, se han empleado algoritmos basados en el crecimiento de regiones, contornos activos, *superpíxeles*, métodos que generan segmentaciones ajustadas al perfil irregular de las zonas deforestadas (Menaka, Kumar, & Bharathi, 2013) .

2.7.2. El uso de los índices de color en la detección de ROI's en tiempo real

Desde el trabajo desarrollado por Woebbecke, el tiempo de procesamiento empleado por los índices para la detección de las ROI's presentó buenas respuestas (Woebbecke et al., 1995). Gracias a la mejora progresiva de la capacidad y la miniaturización electrónica el tiempo de procesamiento de las tareas asignadas se han reducido significativamente, con lo cual el uso en aplicaciones derivadas del uso de los índices de color en tiempo real es posible. Precisamente en anteriores décadas, esta expectativa ha llevado a presentar algunos trabajos que buscan la aplicación de los índices de color en la clasificación de la vegetación del resto en tiempo real pero que no lo han conseguido o han obtenido respuestas cercanas al tiempo real. Son muestra de ello los trabajos presentados por Broddie et al., en 1994, Marchant, Marchant en 1996, Hague et al. en 1997, Gonzalez y Woods en 2003, Astrand y Baerveldt en 2005, Leemans y Destain en 2006,

Tellaeche et al., Gée et al., y Bakker et al., en 2008 (Gée et al., 2008). Otras propuestas han alcanzado mejores respuestas de procesamiento consiguiendo el tiempo real sin embargo dependen de procesos previos de pre procesamiento que no son computados dentro del rendimiento global del sistema o que utilizan arquitecturas computacionales muy complejas y por lo tanto difícilmente pueden de ser replicadas en sistemas convencionales (CUDA, GNU, multi-threads) (Ribeiro, Fernández-Quintanilla, Barroso, García-Alegre, & Stafford, 2005; Søgaaard & Olsen, 2003).

Algunos sistemas han empleado los índices en combinación con la transformada de Hough en busca de mejorar tasas de detección (Leemans and Destain, 2006, Tellaeche et al., 2008b, Gée et al., 2008 and Bakker et al) pero su aplicación en tiempo real no es factible debido al alto coste computacional (Burgos-Artizzu, Ribeiro, Guijarro, & Pajares, 2011a).

Burgos et al., presentan en 2011 el “*Robust Crop Row Detection*” (*RCRD*) que es un sistema automático de segmentación y detección de vegetación en zonas agrícolas. Aquí se adquiere la señal en RGB, se procesa la imagen a través del *ExG* y se discrimina la vegetación del resto a través de la umbralización por Otsu. Este sistema consta de una cámara de video empotrada en un tractor que actúa como sensor óptico (sistema de vigilancia), el *RCRD* procesa los cuadros de video y los evalúa cada cierto número. El *RCRD* alcanza una tasa de precisión de detección en tiempo real del 85% para la vegetación y un 69% para el suelo (Burgos-Artizzu, Ribeiro, Guijarro, & Pajares, 2011b). Según C. Zhang y J. Kovacs, el uso de los índices de color presenta inconvenientes para ejecutar la extracción de objetivos relevantes en la escena en especial debido a la baja capacidad de los procesadores en dar respuesta oportuna al control de la iluminación, por lo que es importante conseguir que este factor no afecte en la detección en tiempo real (C. Zhang & Kovacs, 2012). Siguiendo el trabajo de Burgos, 2011, J. Bencochea et al., propone una mejora en la precisión de detección pero esto le genera tasas de rendimiento de 1,5 cuadros por segundo (Bencochea-Guevara, Burgos Artizzu, & Ribeiro Seijas, 2014).

Finalmente en 2016, J. Arroyo et al., evalúa diversos histogramas obtenidos por *ExG* aplicados a las imágenes. Estos histogramas corresponden a diferentes condiciones de detección, considerando la variación de valores de crominancia y luminancia. El autor analiza las similitudes de los histogramas a través de un entrenamiento considerando el algoritmo “*K-Nearest Neighbour*” (*K-NN*). De esta manera se obtiene un histograma de referencia, el cual sirve en la comparación con posteriores cuadros de video y para identificar las ROI's y los objetivos relevantes (Arroyo, Guijarro, & Pajares, 2016). Aunque no presenta valores concretos sobre la mejora de la detección, sí reporta eficiencia computacional que permitirá detecciones en tiempo real.

Otras propuestas innovadoras aprovechan la capacidad de procesamiento de los índices para ser empleados en sistemas de vigilancia como son los drones y los UAV's. Precisamente se busca aprovechar la versatilidad, flexibilidad y capacidad de adquisición de imágenes de alta resolución que proporcionan estos sistemas no tripulados, para alcanzar una mayor efectividad en las tareas de monitorización y detección. Se ha podido observar que la fuente de información primaria constituye imágenes en el espacio RGB, multi-espectrales, imágenes en el infrarrojo cercano (*Near Infrared-NIR*), mosaicos. El tratamiento de estas imágenes sirve como base para establecer la capacidad de los diferentes algoritmos de detección y la eficiencia de procesamiento para su aplicación en tiempo real.

Se ha podido identificar también que para lograr el compromiso de precisión en la detección frente al tiempo de procesamiento, las implementaciones en los sistemas UAV's han requerido de una vasta complejidad. Es decir poseer una serie de componentes como son el subsistema de comunicación, navegación, control, adquisición de señales, transferencia de datos, etc., un ejemplo de esto representan los sistemas Altus I y II, el *Pathfinder-Plus*, GA-ASI ALTAIR, GA-ASI PREDATOR B, desarrollados por la NASA así como el UAV *China Guangxi Forest Inventory* entre otros (Ambrosia, 2002; Salamí, Barrado, & Pastor, 2014; Tang & Shao, 2015b; Yuan, Zhang, & Liu, 2015). Debido a los costes que implica la implementación de la infraestructura tanto tecnológica como física de estos sistemas, la utilización para la obtención de información que permita la detección de ROI's puede ser prohibitiva y exclusiva. Según Watts et al., cuando un sistema de vigilancia a través de UAV's dispone de una excesiva complejidad e infraestructura, las probabilidades de accesibilidad se disminuyen por lo que el empleo de aviones y satélites puede resultar una mejor opción para la obtención de información y para realizar tareas de monitoreo y vigilancia (Watts, Ambrosia, & Hinkley, 2012).

En la actualidad, los drones, debido a la miniaturización de sus componentes, así como el alto rendimiento de sus sensores, surgen como una opción de bajo coste para obtener información de alta calidad. Estos pueden llegar a reemplazar a los UAV's de alta complejidad así como a los sistemas tradicionales como son aviones y satélites, que demandan de altos costes para su puesta a punto, operación y mantenimiento. Uno de los sectores que se ve beneficiado de la vigilancia a través de drones precisamente es la vigilancia medioambiental (Tang & Shao, 2015b; Watts et al., 2012). De hecho, algunos estudios de coste beneficio muestran que resulta más beneficioso el uso de plataformas convencionales de UAVs o drones en tareas de vigilancia en relación con otros sistemas tradicionales como aviones y satélites, empleados para el mismo fin (Christensen, 2015).

Uno de los primeros trabajos desarrollados para conseguir la extracción de la vegetación del resto de la escena a través de UAV's es el presentado por M. Quilter y V. Anderson, aquí se utiliza la normalización y operaciones algebraicas con las componentes de color para conseguir la clasificación y detección de las ROI's (Quilter & Anderson, 2001), los resultados de este trabajo no guardan un compromiso de rendimiento entre la precisión de detección y el tiempo de procesamiento. A partir de ahí se presentan múltiples propuestas para alcanzar este compromiso en la detección de objetivos específicos a través de los índices de color para sistemas UAV's. En anteriores décadas principalmente se ha utilizado índices como; el Índice de vegetación de diferencia normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index – NDVI*), el Índice de Reflectancia Fotoquímica (*Photochemical Reflectance Index - PRI*), los resultados no han sido los mejores. Otros recientes trabajos muestran el uso de algunos índices de color como el *ExG*, *ExGR*, el *CIVE*, y la binarización a través de Otsu, en aplicaciones de vigilancia en sistemas UAV's (d'Oleire-Oltmanns, Marzloff, Peter, & Ries, 2012b; Roldán, Joossen, Sanz, del Cerro, & Barrientos, 2015; Salamí et al., 2014; Watts et al., 2012). En especial, el presentado por Torres et al., muestra un buen rendimiento en la detección a través de los índices de color considerando el análisis de imágenes captadas por UAV's (Torres-Sánchez, López-Granados, & Peña, 2015).

2.8. Conclusiones

Los sistemas de videovigilancia están en un proceso de transición de ser sistemas pasivos a sistemas más dinámicos e inteligentes. Estos sistemas en el futuro inmediato utilizarán, otras plataformas de seguimiento móvil como son los dispositivos inteligentes y drones, por lo que se requiere adaptar métodos y algoritmos para su funcionamiento en este tipo de dispositivos.

Se ha identificado que existen deficiencias a la hora de detectar objetos relevantes con formas irregulares, las falencias se incrementan cuando los objetivos específicos están presentes en fondos que no guardan texturas uniformes (fondos ambiguos). Métodos basados en modelos predictivos y probabilísticos así como los basados en el entrenamiento previo, no son los más aconsejables a la hora de detectar este tipo de formas y en escenarios de vigilancia ambiental como son los bosques. Por otra parte, algoritmos de segmentación que utilizan el color como fuente de información como SLIC o algoritmos derivados de métodos gaussianos, no disponen de una alta tasa de rendimiento (precisión de la detección frente al tiempo de procesamiento) como para ser aplicado en sistemas de vigilancia ambiental en tiempo real.

La RA es un complemento importante en la presentación de la información que puede ser empleada en aplicaciones de videovigilancia. Para producir RA en este tipo de sistemas, se requiere disponer de información exacta de la ROI. Una condición común, tanto para conseguir la detección de objetivos específicos en los sistemas de vigilancia como para producir RA, es alcanzar alta precisión en la detección con bajos tiempos de procesamiento, es decir una alta tasa de rendimiento.

El color es una fuente de información que permite la extracción de objetos relevantes de una escena, lo cual posibilita una posterior detección de objetivos específicos. La agrupación de píxeles en torno a una tonalidad de color depende de un umbral determinado, mientras mayor cantidad de tonalidades se agrupen dentro de un mismo umbral este será de tipo global y a la vez óptimo, lo que garantiza eficacia en la detección. La principal ventaja del uso del color en la detección es que la misma se ajusta tanto a formas regulares como a irregulares y en diversas clases de fondos tanto uniformes como ambiguos. Por otra parte, la principal desventaja que se presenta en la detección, es el alto número de falsos positivos que se presenta principalmente debido a los cambios de iluminación.

En el siguiente capítulo se empleará el color como fuente de información, considerando una estrategia metodológica que resalte ciertas tonalidades de color de una escena de tal forma que permita la extracción de objetos relevantes de una escena con formas irregulares y en fondos ambiguos, así como permita la posterior detección de objetivos específicos considerando altas tasas de rendimiento de tal forma que pueda ser utilizado en sistemas de vigilancia.

Capítulo III: METODOLOGÍA PARA LA DETECCIÓN DE OBJETIVOS ESPECÍFICOS MEDIANTE EL TRATAMIENTO DEL COLOR

3.1. Introducción

El estudio del estado tecnológico ha dado lugar a la conclusión que hoy en día todavía no se disponen de algoritmos y métodos que detectan objetos con formas irregulares o poco predecibles encima de fondos ambiguos en tiempo real y con suficiente precisión. Los métodos presentados de segmentación basada en la información del color no producen resultados robustos, sobre todo debido a los cambios de iluminación que impiden una correcta agrupación de píxeles en ROI's, sin embargo la principal ventaja del uso del color en la detección es que la misma se ajusta tanto a formas regulares como a irregulares y en diversas clases de fondos tanto uniformes como ambiguos.

Uno de los objetivos principales de esta tesis es proponer un método nuevo que es capaz de cubrir las deficiencias mencionadas. Por lo tanto, en el presente capítulo se expone un replanteamiento del uso del color como forma de detectar un objetivo específico en la escena, partiendo de la premisa de que si se destaca el valor de los píxeles que conforman una región de interés, puede ser posible que esta sea correctamente identificada. Para ello se calcula índices de color específicamente creados para una determinada relación entre los colores del objetivo y del fondo.

De esta forma se ha logrado contribuir en la detección de dos objetivos de formas irregulares relevantes, que son las zonas deforestadas y los fuegos forestales. Para su detección se propone una novedosa estrategia mediante dos nuevos índices de color, que son el *NFDI* y el *FFDI*. Como se verá en las pruebas presentadas, el rendimiento que presentan estos índices permite detecciones en tiempo real.

A raíz de la creación de los índices mencionados, se plantea un esquema general para la formulación de nuevos índices que permitan solventar otros requerimientos de detección en similares condiciones a la de los índices ya desarrollados.

La propuesta presentada ha sido enfocada al empleo tanto en sistemas de vigilancia fijos como en sistemas móviles (drones). Además se ha buscado que la información que se proporciona pueda ser útil para generar RA.

En este capítulo se presenta todo el proceso de creación de índices de color, su uso en la segmentación y como se llega finalmente a la clasificación de las regiones buscadas. Para esto, se definen primero los términos más usados y se presentan las métricas y procedimientos de evaluación empleados para comprobar la eficacia de los métodos. Después se describe el proceso de detección de formas irregulares mediante índices de color en base a diferentes índices que fueron creados en el pasado y en los que se basa este trabajo. De este proceso se ha derivado un procedimiento genérico para crear cualquier índice deseado, lo cual se presenta en la sección 3.4.1, posteriormente se aplica este procedimiento para la generación de nuevos índices el *NFDI* y el *FFDI*.

3.2. Terminología empleada

En esta sección se definen tanto la terminología utilizada así como su significado dentro del contexto de estudio. Por otra parte se realiza una revisión de las bases teóricas sobre las cuales se fundamentan los métodos para la detección de objetivos específicos considerando el color como fuente de información.

3.2.1. El objetivo específico

El objetivo específico o “*target*”, representa una ROI en donde los píxeles que la conforman han sido clasificados siguiendo un patrón o una regla determinada. En el procesamiento digital de imágenes, una ROI está formada por un grupo de píxeles vecinos que posee similares propiedades o características. En los sistemas de visión artificial, una ROI representa un conjunto de píxeles que definen un objeto. Dentro del entorno de la vigilancia, una ROI describe un objetivo de seguimiento o supervisión como pueden ser personas, vehículos, matrículas, cultivos, bosques, etc. En la vigilancia, la detección de las ROI's es un elemento clave para la interpretación de situaciones de peligro como incendios, inundaciones, accidentes o eventos que se salen de la normalidad (anomalías).

Los objetivos específicos pueden tener formas regulares o irregulares. Las formas regulares se las consideran a aquellas que denotan una similitud con las formas geométricas o predecibles como las de coches, aviones, trenes o personas. En su defecto, las formas irregulares son las que no se pueden definir mediante un patrón reconocible, es decir, son representados por una región de puntos con forma aleatoria. Este tipo de figuras se presentan por ejemplo en llamaradas de fuego, zonas deforestadas, relieve forestal o de vegetación, ríos etc.

En la presente tesis se realiza la detección de objetivos específicos con formas irregulares, siendo esta una tarea complicada de resolver. El enfoque principal está en el reconocimiento de regiones irregulares para aplicaciones de vigilancia como detección de fuegos, inundaciones o deforestación.

3.2.2. Detección en tiempo real de objetivos específicos

El requerimiento principal de sistemas de vigilancia es su capacidad de avisar un acontecimiento en tiempo real, es decir en el mismo instante en que ocurre. En concreto, la detección en tiempo real se produce cuando la respuesta que produce el algoritmo interactúa con la información de entrada de tal manera que el observador pueda identificar la detección de un objetivo sin retardos notables. El tiempo real tiene relación directa con la eficiencia que un algoritmo puede llegar a proporcionar.

3.2.3. El tiempo de procesamiento (T_p)

El tiempo de procesamiento se define como el período de tiempo que tarda un algoritmo en ejecutarse desde que se adquiere la información de las imágenes hasta que se produce el resultado deseado. El T_p es un parámetro que permite establecer la eficiencia computacional, relacionándolo con la precisión que ha alcanzado un método, en este trabajo de segmentación o detección, para establecer el rendimiento de mismo.

3.2.4. Índice de color específico (ICE) y general (ICG)

El índice de color representa una imagen de tonos grises, obtenida mediante operaciones algebraicas entre las componentes de color de una imagen. La denominación “índice” indica o resalta las ROI's que se desea separar mediante una segmentación por umbral. La ventaja del cálculo de un índice de color es que puede ser segmentada mediante un umbral único para separar las tonalidades deseadas de las demás. Para cada tonalidad se ha de diseñar un índice específico propio (ICE), basándose en las relaciones entre tonos cromáticos. En ocasiones puede ser

necesario combinar varios índices para aumentar el efecto de contraste entre dos tonalidades determinadas. Esta combinación (en este trabajo se trata de la sustracción de dos índices), se ha denominado índice de color general (*ICG*).

El capítulo 3.4 trata exhaustivamente del proceso de creación y aplicación de diferentes índices.

3.3. Métricas de evaluación

La tarea de diseñar o elegir una medida apropiada para conocer la efectividad de un método de segmentación es una tarea compleja. La métrica de evaluación que se escoja debe estar acorde al enfoque para el que se ha desarrollado el método de segmentación. En este caso, valorar la exactitud y la eficiencia de la segmentación y consiguiente detección de zonas irregulares, exige una amplia y completa evaluación. En la presente tesis se ha empleado todos estos criterios de evaluación. Cuando se habla de exactitud se refiere a la precisión con la que una técnica realiza la segmentación de tal forma que los resultados son coincidentes con la segmentación verdadera, de referencia o patrón que comúnmente es denominada *Ground Truth (GT)*.

La eficiencia tiene relación tanto con la rapidez con que se ejecuta un algoritmo como con la tasa de error en la segmentación o detección. Lo ideal es alcanzar un equilibrio entre el tiempo de procesado T_p y la precisión. El concepto de eficiencia es de mucha importancia en los sistemas de videovigilancia pues de esto dependerá la aplicación de un algoritmo en tiempo real. Cuando se alcanza altas tasas de eficiencia los objetivos podrán ser identificados en una secuencia de imágenes.

La metodología de comparación de un método de segmentación frente al GT es un procedimiento de uso general para la validación del algoritmo. El GT puede ser obtenida a través de una segmentación manual ejecutada por expertos, que se refiere al proceso de clasificación píxel por píxel realizado por el ser humano que debe cumplir con la norma de aproximación al 100% de la ROI, es decir a la segmentación ideal (exacta) de la ROI.

El GT puede ser una segmentación sintética, es decir generada por un método automático que se acerque al 100% de exactitud, es decir que previamente se ha realizado una evaluación de coincidencia entre el método automático de referencia y el GT. Como consecuencia de esta evaluación se obtiene alta tasa de coincidencia. El resultado de esta evaluación precisamente sirve de referencia para futuras comparaciones.

Los procedimientos para la evaluación de los algoritmos de segmentación, por norma general son dos y se clasifican en métricas geométricas y métricas estadísticas, según se evalúen propiedades relativas al contorno de la ROI o la región segmentada como tal (no únicamente el contorno). La evaluación a través de estas métricas es de uso frecuente y común para establecer la exactitud de un método de segmentación o detección (Grand-Brochier et al., 2015; X. Wang, Tang, Masnou, & Chen, 2015).

3.3.1. Métricas geométricas

Las métricas geométricas analizan distancias, variaciones de información, similitudes o disimilitudes que se pueden presentar entre los bordes de una segmentación automática frente al GT.

Cuando una segmentación muestra un exceso de detalles o regiones en relación a la segmentación vía GT, se presenta una sobre-segmentación. La sobre-segmentación genera ruido produciéndose falsos positivos durante la detección, además los tiempos de procesamiento aumentan. Por otra parte, cuando se presenta una segmentación con falta de detalles debido a una sub-segmentación (infra-segmentación) existe pérdida de información y por lo tanto las detecciones serán imprecisas y los falsos negativos se incrementarán.

En el presente trabajo se ha evaluado tanto la sobre-segmentación como la sub-segmentación utilizando la comparación de las segmentaciones frente a sus respectivos GT, para ello se ha empleado el método denominado “promedio de precisión en la comparación de segmentaciones” propuesta por D. Martin (Martin, Fowlkes, Tal, & Malik, 2001), que mide tanto la sub-segmentación como la sobre-segmentación a través de las métricas *Global Consistency Error* (*GCE*) y *Local Consistency Error* (*LCE*). Las ecuaciones que describen las diferentes relaciones que definen *GCE* y *LCE* se presentan a continuación:

$$GCE = \frac{1}{n} \min\{\sum_i E(S_e, S_a, p_i), \sum_i E(S_a, S_e, p_i)\}, \quad (1)$$

$$LCE = \frac{1}{n} \sum_i \min\{E(S_e, S_a, p_i), \{E(S_a, S_e, p_i)\}, \quad (2)$$

donde S_e es la segmentación de expertos, S_a es la segmentación automática a través de umbrales, p_i la relación con los píxeles de interés, n el número de píxeles y E es el coeficiente de refinamiento de error local. Con referencia a (1) y (2), M. Polak et al., establece la métrica *Object Level Consistency Error* (*OCE*) (Polak, Zhang, & Pi, 2009), como sigue:

$$OCE(S_e, S_a) = \min(E_{e,a}, E_{a,e}). \quad (3)$$

OCE define una precisión del error, considerando los errores $E_{e,a}$ y $E_{a,e}$ basados en la penalización tanto de la sobre-segmentación como en la sub-segmentación. Es considerada una mejor segmentación cuando los valores de *GCE*, *LCE* y *OCE* se aproximan al valor cero.

También se ha establecido como métrica de evaluación el factor de *Random Index* (*RI*) que mide la similitud entre una segmentación y el GT. Este método fue desarrollado por William Rand (Rand, 1971). Para el uso de esta métrica, se han considerado los criterios propuestos por Sathya et al. (Sathya & Manavalan, 2011), por lo que el *RI* representa una comparación de las segmentaciones S_a (segmentación automática) y S_e (segmentación de expertos) valorando la coincidencia y no coincidencia de puntos n_t , n_u , n_v , n_w , de ambas segmentaciones. Esta comparación es valorada en relación al total de puntos evaluados n , con lo cual n_t representa el número de puntos que son coincidentes tanto en S_a como en S_e , n_u representa los puntos que son diferentes tanto en S_a como en S_e , n_v representa el número de puntos que son coincidentes en S_a y diferentes en S_e , n_w representa los puntos que son diferentes en S_a y son iguales en S_e . Por lo tanto, $n_t + n_u$ representa las coincidencias entre S_a y S_e y $n_v + n_w$ representan las no coincidencias entre las dos segmentaciones, la relación existente se presenta como en (4). El valor ideal para esta métrica es 1 ya que eso representa que efectivamente las dos segmentaciones son iguales.

$$R(S_a, S_e) = \frac{n_t + n_u}{n_t + n_u + n_v + n_w} \quad (4)$$

Finalmente se ha utilizado la métrica de variación de información (*Variation of Information- VOI*) (Meilă, 2007), la cual se define como la comparación de información mutua en relación con la entropía del sistema de tal manera que se pueda establecer la variación de la homogeneidad de la información. Se busca cuantificar la cantidad de información aleatoria que no puede ser explicada por una de las segmentaciones. En otras palabras, *VOI* representa la variación de la información entre el grupo de píxeles de la S_a y el grupo de píxeles de la S_e , un menor valor de *VOI* representa un mejor resultado. La expresión de *VOI* se muestra como sigue:

$$VOI(S_a; S_e) = H(S_a) + H(S_e) - 2I(S_a, S_e), \quad (5)$$

donde $H(S_a)$ es la entropía de S_a y $I(S_a, S_e)$ es información coincidente de S_a y S_e . La relación comparativa de información entre las dos segmentaciones permite obtener mayor certeza de información válida, es decir alcanzar mayor homogeneidad reduciendo la entropía.

3.3.2. Métricas estadísticas

Las métricas estadísticas evalúan la coincidencia entre grupos de píxeles que pertenecen a un algoritmo de segmentación frente al GT. Precisamente otra forma de establecer la calidad de la segmentación es evaluando la correspondencia entre regiones del método automático frente al GT, para ello se ha utilizado las coordenadas de la matriz de confusión. Este tipo de evaluación también es conocida como metodología de comparación de patrones y análisis de precisión, que básicamente se refiere al hecho de que la probabilidad de ocurrir un suceso se confirme o no.

En el presente trabajo, la matriz de confusión tiene cuatro coordenadas: la coordenada de verdaderos positivos (*TP*) representan los píxeles contenidos en una región segmentada mediante el método automático, que coinciden con los de la región equivalente segmentada en el GT. Los falsos positivos (*FP*) pertenecen a una región de píxeles de la segmentación automática que ha sido clasificada como parte del área segmentada en el GT pero que en realidad corresponde al fondo en la imagen. Los falsos negativos (*FN*) representan un grupo de píxeles que son clasificados como fondo por la segmentación automática cuando en realidad no lo son pues forman parte de la ROI en el GT. Finalmente, se presentan los verdaderos negativos (*TN*) que representan a un grupo de píxeles que han sido clasificados como parte fondo por el método de segmentación automático y que coincide con los píxeles del fondo que han sido seleccionados para el GT.

La evaluación de la calidad de la segmentación a través de la comparación de patrones es homologable para establecer la precisión de la detección, pues en ambos casos se evalúa la coincidencia o no de las ROI's. De esta manera se obtienen igualmente las coordenadas de la matriz de confusión que son utilizadas para establecer cuan efectiva ha sido la detección a través de un método en específico. En la Figura 3.1, se presenta un esquema gráfico del procedimiento de evaluación comparativa.

Figura 3.1. Evaluación comparativa entre la segmentación automática frente al GT. En (a) imagen original, (b) GT en binario, (c) binario de la segmentación automática, (d) clasificación de regiones por coordenadas de la matriz de confusión.

El procedimiento de evaluación basado en la comparación con el GT puede llegar a ser una tarea muy compleja y que demanda mucho tiempo. En ese sentido, para alcanzar una mayor eficacia en las evaluaciones, en la presente tesis doctoral se ha implementado un sistema de evaluación automática de la segmentación y la detección, utilizando computación paralela (Cruz, Eckert, Meneses, & Martinez, 2017). A través de este sistema se ha alcanzado evaluaciones mucho más precisas y sobre todo en menor tiempo, de esta manera se garantiza que las evaluaciones sean lo más fiables posible.

3.3.3. Métricas estadísticas de precisión, sensibilidad y rendimiento para evaluar la detección

Las coordenadas de la matriz de confusión son consideradas como el número de predicciones de detección en relación a lo que sucede en realidad, de tal manera que es posible contabilizar aciertos y errores. En la detección, la matriz de confusión permite establecer el rendimiento del clasificador considerando detecciones ciertas o no. Las métricas que evalúan precisión, sensibilidad y especificidad, precisamente utilizan los valores de estas coordenadas para validar el rendimiento de un sistema de detección.

La exactitud y la sensibilidad

En particular, la precisión o exactitud (p) y la sensibilidad o *recall* (r) son dos variables estadísticas fundamentales que permiten establecer cuan efectivo ha sido un algoritmo de segmentación o detección. La precisión mide proximidad entre el resultado de la detección que ha arrojado un algoritmo frente al patrón de comparación o el resultado esperado de detección, en términos generales es el porcentaje de aciertos. La relación que describe este parámetro se expresa como sigue:

$$p = \frac{TP}{TP+FP} \quad . \quad (6)$$

Por otra parte, la sensibilidad permite establecer el nivel de rendimiento del algoritmo. Para ello se evalúa el número de detecciones efectivas frente al número total de detecciones que debieron realizarse. La sensibilidad se calcula a través de la siguiente expresión:

$$r = \frac{TP}{TP+FN} \quad . \quad (7)$$

Otra métrica importante que se ha considerado es el *Jaccard Index (JI)* debido a que es una medida para establecer el grado de similitud entre el algoritmo propuesto y el GT. Este índice permite conocer cuál es la relación de las detecciones acertadas frente a los fallos. El *JI* se representa como sigue:

$$JI = \frac{TP}{TP+FP+FN} \quad . \quad (8)$$

El coeficiente Dice como medida de precisión global

El coeficiente *Dice o Dice Index (DI)* es otra métrica que mide similitud entre un algoritmo de segmentación o detección frente al GT. El *DI* establece en forma general cual ha sido el rendimiento del algoritmo al considerar tanto la precisión y la sensibilidad en la evaluación. El *DI* también es conocido como coeficiente refinamiento de la precisión (*F-measure* o *F-score*) y su expresión se muestra como sigue:

$$Fm = 2 * \frac{p \cdot r}{p+r} \quad . \quad (9)$$

El *Fm* establece la precisión global de un sistema en este caso muestra el grado de precisión de la segmentación o detección, cuando el valor de *Fm* se acerca a 1 (100%) existe un mayor grado de refinamiento de un método o algoritmo.

Rendimiento del sistema

El rendimiento *R* es la relación que presenta la precisión *p* frente al T_p . Esta medida es fundamental para saber si un algoritmo es funcional, mientras más alto sea el valor de *R* el rendimiento será mejor. La relación matemática se presenta como:

$$R = \frac{p}{T_p} \quad . \quad (10)$$

El parámetro *p* puede ser reemplazado por el *Fm*, si lo que se desea es comprobar la eficacia en relación al rendimiento global del sistema. El rendimiento del sistema ideal puede ser análogo a la tasa de cuadros por segundo para reproducción en tiempo real, pues si el valor de *Fm* alcanza el valor máximo (la unidad) y T_p es igual a 0,04 s, entonces se dispondrá de un valor adimensional de 25, que representaría la tasa de reproducción de las imágenes en un segundo.

El Índice Manhattan o indicador de exactitud

Otro indicador de similitud es el *Manhattan Index (MI)*, también conocido como el indicador de exactitud. Este índice analiza el grado de coincidencia entre píxeles, evaluando la mínima distancia entre segmentación y GT, su formulación se presenta como sigue:

$$MI = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad . \quad (11)$$

El coeficiente o índice MI da como máximo valor 1 (100%) cuando la segmentación está completamente contenida dentro del GT o cuando en una detección las regiones etiquetadas coinciden con el GT. El siguiente apartado refleja el desarrollo de los índices de color como base teórica para las contribuciones que se presentan en el presente trabajo.

3.4. Metodología de detección de objetivos con formas irregulares por índices de color

En esta sección se plantea el desarrollo de una metodología de detección de objetivos con formas irregulares que consta de tres etapas y en donde el uso de los índices de color cumple un papel preponderante.

Precisamente lo que se busca es proponer una estrategia que sea efectiva en términos de precisión de detección y eficiente buscando un tiempo de respuesta inmediato con una reducción en el coste computacional. Bajo estas premisas el planteamiento de la estrategia de detección utilizando nuevos índices de color, deben cumplir con los siguientes requerimientos:

- El método a proponer debe permitir detecciones de objetivos en primeros planos con formas irregulares o poco predecibles y en fondos ambiguos, es decir que no siguen un patrón de forma o textura específico.
- El método a desarrollar debe ser aplicable en el espacio RGB por ser el modelo base en colorimetría y que permite que el método pueda ser adaptado a otros modelos tricromáticas.
- El método desarrollado pueda ser empleado en sistemas de videovigilancia en especial del tipo medioambiental que presenta una complejidad de escenario (primeros planos irregulares y fondos ambiguos).
- El algoritmo computacional producto del método a proponer, debe alcanzar un compromiso entre la precisión de la detección y el tiempo de procesamiento de tal manera que permita su uso en tiempo real.
- La respuesta de detección debe permitir generar realidad aumentada.

El cumplimiento de estos requisitos, está supeditado a que se plantea una estrategia que incluye las siguientes etapas:

Etapas 1: Extracción de uno o varios ICE basados en las características de color y las relaciones entre las componentes cromáticas de los píxeles contenidos en el área de interés (regiones u objetos a detectar). Cálculo del ICG como sustracción de los ICE 's. Extracción del histograma del ICG .

Etapas 2: Cálculo del umbral T_{ICG} y aplicación sobre el ICE para crear la segmentación binaria. Creación del mapa de objetos mediante etiquetado.

Etapas 3: Clasificación de las regiones obtenidas y detección de las regiones y objetos relevantes. Extracción y cálculo de información de interés (p.ej. superficie) para la generación de contenido representable como Realidad Aumentada.

La descripción gráfica de esta estrategia con todos los procesos involucrados se presenta en la Figura 3.2. Estos procesos se exponen detalladamente en los siguientes apartados.

Figura 3.2. Detección de un objetivo específico con formas irregulares basado en ICE: (a) Etapa 1. Extracción del ICE e ICG en la imagen. (b) Etapa 2. Refinamiento de la detección. (c) Etapa 3. Uso de la información de la ROI para generar Realidad Aumentada.

3.4.1. Etapa 1: Creación de Índices de Color Específicos

El proceso principal en la cadena de detección de ROI's en imágenes está ubicado en la fase de la segmentación. La segmentación por definición es un proceso mediante el cual se separan regiones de píxeles que tienen características comunes del resto de píxeles. En el caso ideal, el grupo de píxeles separados corresponde a las regiones de interés.

Los principales métodos que segmentan la imagen en regiones están basados en métodos como la umbralización, el crecimiento de regiones y en la división y fusión de regiones. En el presente trabajo se utiliza los valores de tonalidades de color de los píxeles y la división en regiones se realiza a través de la umbralización por índices de color. Un índice de color es una imagen de tonos grises, creada procesando la información de color contenida en la imagen original. En el resultado, los tonos grises con valores altos corresponden a los colores de interés, mientras los tonos de niveles bajos corresponden al resto de colores. La segmentación de esta imagen de índice de color, realizada a continuación mediante un umbral óptimo, permite separar los objetos relevantes en la escena. El objetivo es generar un índice de color con mucho contraste entre las tonalidades de color buscadas y el resto para obtener los mejores resultados en la fase de segmentación.

Los índices de color tienen su base en el estudio colorimétrico para establecer la cantidad de luz que es reflejada o transmitida. Los principales índices son el Exceso de Verde (ExG), el exceso de rojo (ExR), el exceso de azul (ExB), el exceso de verdes menos rojos ($ExGR$), el índice normalizado de la diferencia entre el verde y el rojo (NDI), el índice de color en la vegetación ($CIVE$), el índice de vegetación (VEG), etc. Un estudio más detallado sobre la evolución de los índices de color se ha efectuado en la revisión del estado tecnológico actual (sección 2.7.1). En especial dos índices de color específico como son el ExG y ExR han sido la base para el desarrollo y la propuesta de nuevos índices que se presenta en esta Tesis Doctoral, por lo cual su estudio tiene una especial importancia.

En general, los índices de color son funcionales en escenas donde se presentan contrastes entre tonalidades de color, en donde unas tonalidades representan el primer plano y otras el fondo, fuera de este escenario se muestra limitaciones en la detección. Un índice será mejor tanto en cuanto abarque la mayor cantidad de tonalidades a ser detectadas y que estas pertenezcan al objetivo específico.

El Exceso de Verdes (ExG)

Este índice representa un ICE, el ExG tiene una connotación especial en el presente trabajo pues es la base teórica de los nuevos índices que a posteriori se presentarán, este índice fue presentado por Woebbecke et al., con la finalidad de identificar especies de plantas y hojas (Woebbecke et al., 1995). Para realizar el cálculo del ExG , Woebbecke realizó los siguientes pasos:

1. Análisis de áreas de interés (*Area of Interest - AOI*), Woebbecke define áreas de 100 píxeles.
2. Obtención de valores promedios de R, G, B, (R_c , G_c , B_c) de las AOI.
3. Obtención de coordenadas cromáticas r , g y b a partir de R_c , G_c , B_c . Combinando los valores de R_c , G_c , B_c , las ecuaciones normalizadas serán las siguientes:

$$r = \frac{R_c}{R_c + G_c + B_c} \quad , \quad (12)$$

$$g = \frac{G_c}{R_c + G_c + B_c} , \quad (13)$$

$$b = \frac{B_c}{R_c + G_c + B_c} , \quad (14)$$

Otra opción que presenta Woebbecke para obtener r , g y b es la relación entre R_c, G_c, B_c frente a los máximos valores que se presentan en cada AOI, de esta manera las ecuaciones normalizadas pueden ser obtenidas como:

$$r = \frac{R_c}{R_m} ; g = \frac{G_c}{G_m} ; b = \frac{B_c}{B_m} . \quad (15)$$

Donde R_m, G_m, B_m , representan el máximo valor de los píxeles en cada uno de los espacios de color en la AOI, los valores de los máximos pueden llegar a ser 255.

Posteriormente, Woebbecke establece la relación cromática entre las hojas y el suelo a través de pruebas de reflectancia cuyo resultado muestra un diagrama de cromaticidad donde se comprueba que la focalización de la energía espectral de g se encuentra en la longitud de onda entre 550 nm y 560 nm y para r entre 620 y 640 nm.

La suma de las coordenadas normalizadas de r, g, b es la unidad, es decir representa al punto de concentración de la energía que corresponde al blanco:

$$r + g + b = 1 . \quad (16)$$

A partir de esta premisa, Woebbecke realiza operaciones de adición y sustracción para definir o resaltar ciertas tonalidades específicas en una imagen. El objetivo del *ExG* en este caso es encontrar la mejor opción de contraste entre los valores colorimétricos de las plantas, en este sentido Woebbecke plantea la sustracción de g de r ($r-g$), lo que se interpreta como el fondo de la escena ya que el suelo y otros elementos disponen de mayor cantidad de rojos, al quitar los verdes se intensifica el valor de r . Mientras que para resaltar el verde de las plantas se sustrae el azul b del verde g ($g-b$), lo que representaría el primer plano. De esta manera se plantea la sustracción del fondo del primer plano a través de:

$$ExG = g - b - r + g = 2g - r - b . \quad (17)$$

La adquisición del *ExG* presenta una opción importante para la extracción de objetivos relevantes o predominantes con formas irregulares en una escena a partir del color y con bajas tasas de procesamiento.

Si se considera un fondo ambiguo como un contexto desordenado o caótico que no guarda un patrón simétrico como puede ser un mosaico, el conseguir distinguir un objeto en este tipo de escenarios es una tarea que involucra mucha complejidad. Precisamente Woebbecke demostró que el *ExG* es capaz de detectar eficientemente la vegetación en escenarios de fondo que no guardan una uniformidad o patrón determinado.

El Exceso de Rojos (ExR)

Otro índice que es de interés para este trabajo, es el exceso de rojos (*Red Excess “ExR”*), este es otro *ICE* que fue presentado por G Meyer et al. (G. E. Meyer, Hindman, & Laksmi, 1999b), este índice es el resultado de potenciar el valor de los rojos frente a verdes y azules. Meyer establece

que obteniendo la información del fondo se puede clasificar de mejor forma la información del primer plano, para ello Meyer utiliza la distribución humana de los conos de la retina para la percepción tricromática propuesta por Murch (Murch, 1984) con un 64% para rojo, 32% para verde y un 4% para azul. El porcentaje del rojo se potencia en el doble de tal manera que se obtiene $2(0.64)r = 1.28r \sim 1.3r$, con ello se extrae todos los valores de rojos en la escena, filtrando además los valores de g y anulando el valor b , esta relación se presenta como sigue:

$$ExR = 1.3r - g \quad . \quad (18)$$

Luego de pruebas de validación, Camargo Neto ajusta el valor de rojo a $1.4r$, modificando la ecuación planteada en (18) como $ExR = 1.4r - g$ (Camargo Neto, 2004b).

El ExR permite resaltar suelo y restos de vegetación seca, índice arroja una baja tasa de precisión sobre todo clasificar erróneamente como suelo a vegetación con tonalidades más opacas de verde, sombras, etc. (Guijarro et al., 2011a; G. E. Meyer & Neto, 2008a; G. E. Meyer, 2011).

El Exceso de verde en relación al rojo (ExGR)

El $ExGR$ representa un ICG que fue propuesto por C. Neto et al., con el objetivo de mejorar la detección de vegetación (plantas y hojas), este índice relaciona el ExR con el ExG para obtener la diferencia del exceso de verde con el rojo $ExGR$, con ello se logra resaltar el verde de la planta y se mejora el contraste en relación al suelo, residuos sólidos y vegetación muerta (Camargo Neto, 2004b). Sin embargo la precisión de detección de este índice está condicionado a escenarios más bien focalizados es decir donde las plantas están rodeadas únicamente por suelo o residuos sin tonalidades verdes. Cuando se presentan un escenario más diverso, extenso y más real en donde existen malas hierbas, hojarasca verde, pequeños matorrales con tonalidades verduzcas e inclusive sombras, el $ExGR$ clasifica erróneamente como parte de la planta o cultivo a estas malezas y/o sombras, esto es debido a la baja precisión que presenta el ExR . El $ExGR$ se formula como sigue:

$$ExGR = ExG - ExR \quad . \quad (19)$$

La aplicación de los índices de color en las imágenes permite que se resalten ciertas regiones relevantes del primer plano en relación al fondo de la escena, este proceso es parte del pre-procesamiento de la imagen. La imagen resultante está representada en diversos niveles de gris, en donde el objeto de interés tiende al valor máximo (255) y el resto al valor mínimo (0).

Extracción genérica de un índice de color en la imagen

A raíz del estudio de los índices de color mencionados hasta aquí, se ejecuta un conjunto de procedimientos que permite la creación de cualquier índice de color, basándose en las características de color de la región buscada.

El proceso debe iniciarse con la división de la imagen en sus tres componentes R , G y B , y su normalización para disminuir la influencia de diferentes iluminaciones. Esto permite estabilizar los valores de la reflectancia de tal manera que se puedan distinguir mejor los valores de las tonalidades al no existir variaciones. La Figura 3.3 muestra un ejemplo en el cual se extrae la componente R de la imagen. Si se comparan los histogramas de la componente original y su

versión normalizada, se puede observar que sólo el histograma de r tiende a ser bimodal², lo que permitiría la aplicación de un único umbral para separar regiones.

Figura 3.3. Extracción de la componente R y r de una imagen: En (a) imagen de R y su respectivo histograma. En (b) imagen de r con su histograma.

Para ejecutar la normalización, se sigue el criterio empleado por Woebbecke, en el espacio RGB la normalización se ajusta a valores r , g y b , en el rango de valor de $[0,1]$ de nivel de gris. Esta normalización surge de la relación del valor que dispone cada componente de color en RGB de una imagen en relación al máximo valor que puede tener cada componente, es decir $2^8=256$ para imágenes de 24 bits. De esta forma, los componentes R , G y B se normalizan en base a las fórmulas (12) – (15).

El procedimiento de extracción de la información del color se basa en adquirir por separado muestras de la región de interés a detectar así como de su entorno. Estas muestras pueden ser bloques de píxeles (cuadrados o rectangulares) que conforman las AOI. Para efectos de simplificar la deducción de fórmulas, los bloques de píxeles se han renombrado como n , como se muestra en la Figura 3.4.

Para establecer la relación cromática se evalúa una serie de imágenes (I_1 a I_N) como se muestran en la Figura 3.4. Tomando como muestra la primera imagen (I_1), se extraen un número determinado de bloques de la región de interés (bloques n_1 hasta el n_n). De cada bloque se calculan los histogramas para cada componente de color (RGB), de esta manera se obtienen los valores medios de R , G , B o sea $\bar{R}$, $\bar{G}$, $\bar{B}$. Los valores medios así como los valores de la varianza

² Un histograma bimodal describe una curva en donde se define exactamente dos picos y un valle, lo cual representa que en la imagen existe dos contrastes claramente definidos lo que facilita extraer las ROI's con mayor precisión.

(σ^2) y la desviación estándar (σ) se calculan a partir de los valores máximos (V_{max}) y mínimos (V_{min}) de la curva.

Si se realiza la media de todos los valores de $\bar{R}, \bar{G}, \bar{B}$ desde el área de interés n_1 hasta n_N en la imagen I_1 , la representación de estas valoraciones puede ser traducida como:

$$\bar{R}_{I_1} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \bar{R}_k, \quad \bar{G}_{I_1} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \bar{G}_k, \quad \bar{B}_{I_1} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \bar{B}_k, \quad (20)$$

donde $\bar{R}_k, \bar{G}_k, \bar{B}_k$ representan las medias de la k-ésima región evaluada, en este caso de la imagen I_1 . Esta valoración se repite en un set de imágenes de tal manera que un mayor conjunto de datos avale una generalización de la relación encontrada, en el presente caso esta valoración se ha realizado considerando el set de 80 imágenes en conjunto, que han servido para implementar tanto el *NFDI* como el *FFDI*.

En base a la relación (21) se formula los valores medios totales de cada componente de color ($\bar{R}_T, \bar{G}_T, \bar{B}_T$) para un set de N imágenes (I_1 a I_N), para el cual se considera la media de los valores medios parciales de cada imagen de tal forma que $\bar{R}_K, \bar{G}_K, \bar{B}_K$ representan la K-ésima media aritmética de todas las imágenes (de I_1 a I_N).

$$\bar{R}_T = \frac{1}{N} \sum_{K=1}^N \bar{R}_K, \quad \bar{G}_T = \frac{1}{N} \sum_{K=1}^N \bar{G}_K, \quad \bar{B}_T = \frac{1}{N} \sum_{K=1}^N \bar{B}_K. \quad (21)$$

Un procedimiento similar se ha efectuado para obtener los valores de las medias de las componentes normalizadas ($\bar{r}, \bar{g}, \bar{b}$) así como el promedio de las desviaciones estándar ($\sigma R, \sigma G, \sigma B$) tanto de los canales de color como de sus respectivos normalizadas ($\sigma r, \sigma g, \sigma b$). El objetivo de todas estas medidas es establecer si las relaciones que se presentan son consistentes y genéricas, es decir se aplican en todos los casos.

De esta forma, a partir de los valores encontrados, se establecen las relaciones para establecer la predominancia de un componente sobre otro en una determinada ROI, por ejemplo si consideramos $\bar{R}_T, \bar{G}_T, \bar{B}_T$ las relaciones serán las siguientes:

$$\frac{\bar{R}_T}{\bar{G}_T}, \frac{\bar{R}_T}{\bar{B}_T}, \frac{\bar{G}_T}{\bar{B}_T}. \quad (22)$$

De idéntica forma se ha procedido con valores de desviación estándar σ de las componentes RGB así como de sus normalizadas r, g, b .

En la Tabla 3. 1 se presenta un ejemplo de análisis cromático utilizando histogramas sobre diferentes regiones en donde se incluyen valoraciones de las coordenadas *RGB*, *rgb* y luminancia (*Y*), de tal manera que se obtienen sus valores máximos (V_{max}), la media aritmética ($\bar{x}$) y la desviación estándar (σ). Para comprobar que los valores de las componentes normalizadas obtenidos son verdaderos se utiliza la relación mostrada en (16), verificando de esta forma que la suma de ellos es igual a la unidad. En la Tabla 3. 2 se muestra la relación entre las componentes cromáticas y sus correspondientes normalizadas, lo que permite establecer la relación de predominancia entre ellos.

Figura 3.4. Evaluación de regiones de píxeles en imágenes.

Tabla 3. 1. Muestra del análisis cromático sobre 7 regiones.

Muestra		R	G	B	Y	R'	G'	B'	r	g	b	Σrgb
n1	Vmax	239	224	204	222	0,9371	0,8781	0,8004	0,3582	0,3351	0,3052	1
	$\bar{x}$	194,16	180,48	157,21	177,29	0,7613	0,7072	0,6164	0,3653	0,3398	0,2953	1
	σ	16,79	15,49	16,80	16,17	0,0654	0,0615	0,0652	0,3425	0,3152	0,3424	1
n2	Vmax	255	251	241	249	1,0010	0,9847	0,9454	0,3416	0,3363	0,3224	1
	$\bar{x}$	198,92	189,14	174,98	187,63	0,7809	0,74163	0,6869	0,3537	0,3357	0,3105	1
	σ	24,43	21,68	24,23	23,18	0,0952	0,0858	0,0957	0,3472	0,3084	0,3443	1
n3	Vmax	255	255	255	255	1,0004	1,0003	1,0002	0,3334	0,3336	0,3337	1
	$\bar{x}$	180,28	164,5	158,57	168,01	0,7067	0,6454	0,6213	0,3580	0,3265	0,3143	1
	σ	25,96	26,29	28,49	29,95	0,1013	0,1039	0,1114	0,3211	0,3251	0,3522	1
n4	Vmax	214	194	187	198	0,8392	0,7603	0,7337	0,3597	0,3262	0,3141	1
	$\bar{x}$	168,32	147,06	136,63	150,70	0,6604	0,5760	0,5354	0,3724	0,3255	0,3020	1
	σ	24,61	21,94	22,83	22,95	0,0968	0,0860	0,0898	0,3545	0,3163	0,3293	1
n5	Vmax	206	194	174	190	0,8072	0,7602	0,6822	0,3581	0,3377	0,3031	1
	$\bar{x}$	179,53	162,60	145,11	162,39	0,7041	0,6374	0,5694	0,3683	0,3334	0,2979	1
	σ	11,06	10,8	10,11	10,60	0,0431	0,0426	0,0391	0,3462	0,3377	0,3162	1
n6	Vmax	249	231	219	233	0,9762	0,9057	0,8585	0,3564	0,3323	0,3131	1
	$\bar{x}$	203,67	186,57	172,85	187,73	0,7984	0,7312	0,6771	0,3616	0,3312	0,3063	1
	σ	27,74	22,36	24,79	24,80	0,1086	0,0871	0,097	0,3703	0,2985	0,3304	1
n7	Vmax	255	251	240	247	1,0003	0,9844	0,9412	0,3410	0,3361	0,3212	1
	$\bar{x}$	205,16	195,12	183,05	194,39	0,8042	0,7655	0,7174	0,3512	0,3342	0,3135	1
	σ	22,75	21,39	23,28	22,31	0,0897	0,0837	0,0916	0,3375	0,3174	0,3459	1

Tabla 3. 2. Relación entre coordenadas cromáticas y sus correspondientes normalizadas en 7 regiones.

Muestra	$\sigma R / \sigma G$	$\bar{R} / \bar{G}$	$\sigma R / \sigma B$	$\bar{R} / \bar{B}$	$\sigma r / \sigma g$	$\bar{r} / \bar{g}$	$\sigma r / \sigma b$	$\bar{r} / \bar{b}$	$\sigma G / \sigma B$	$\bar{g} / \bar{b}$
n1	1,0669	1,0757	1,1715	1,2350	1,0669	1,0757	1,1715	1,2350	1,0980	1,1480
n2	1,0159	1,0517	1,0580	1,1368	1,0159	1,0517	1,0580	1,1368	1,0414	1,0809
n3	1,0002	1,0954	1,0007	1,1368	1,0043	1,0954	1,0007	1,1368	1,0005	1,0377
n4	1,1030	1,1445	1,1443	1,2318	1,1030	1,1445	1,1443	1,2319	1,0374	1,0763
n5	1,0618	1,1041	1,1839	1,2372	1,0618	1,1041	1,1839	1,2372	1,1149	1,1205
n6	1,0779	1,0916	1,1369	1,1783	1,0779	1,0916	1,1369	1,1783	1,0547	1,0793
n7	1,0159	1,0514	1,0625	1,1208	1,0159	1,0514	1,0625	1,1208	1,0458	1,0659
$\bar{x}$	1,0488	1,0878	1,1082	1,1824	1,0488	1,0878	1,1082	1,1824	1,0560	1,0870

A partir de las expresiones presentadas en (22) y sus correspondientes para r , g , b , se puede determinar la relación existente entre las componentes de una región determinada. Para el caso de las muestras planteadas en las Tabla 3. 1 y Tabla 3. 2, la relación que se presenta es $R > G > B$ y sus coordenadas normalizadas como $r > g > b$. Este concepto permite plantear ecuaciones algebraicas con la finalidad de encontrar regiones de píxeles en las que coinciden píxeles con la misma tonalidad de color.

En el siguiente paso se determina qué tipo de ecuación permite identificar este tipo de píxeles de interés, para ello se plantea el cálculo de un índice de color específico (ICE). El ICE es el resultado de la relación entre tonalidades de color y depende del balance cromático de la región de interés.

Es importante precisar que, para ejecutar la segmentación en la imagen, el estudio de la relación cromática no solo es de la región de interés sino que también se debe hacer con el fondo. Por lo tanto se relaciona el ICE parcial de las ROI's (ICE_1) frente al ICE parcial del fondo (ICE_2) del tal manera que se pueda encontrar ICG que sienta la base para el umbral óptimo que separa las dos regiones (primer plano del fondo). La relación establecida guarda similitud con la relación descrita en (19) y que en forma genérica puede ser de la siguiente manera:

$$ICG = ICE_1 - ICE_2 \quad . \quad (23)$$

La diferencia entre los dos ICE permite la substracción del fondo del primer plano, con ello se dispone de un mapa de regiones relevantes en la escena, proporcionando un histograma bimodal bastante bien logrado como se podrá observar en secciones posteriores.

3.4.2. Etapa 2: Segmentación del objetivo específico

Los métodos que proponen el uso de la umbralización como técnica de segmentación, buscan alcanzar un umbral óptimo. Para conseguir este objetivo se han planteado el uso de umbrales globales, locales, dinámicos o la combinación de estos. Está claro que mientras más umbrales se utilicen o se combinen mejorará la segmentación o la detección de las ROI's, sin embargo esta mejora va en detrimento de la disminución del coste computacional, lo que contrasta con el objetivo de alcanzar eficiencia considerando el empleo en sistemas de videovigilancia. Es por ello que el objetivo primordial es alcanzar umbrales óptimos que generen un compromiso entre la precisión de detección pero con bajos tiempos de procesamiento.

La umbralización es una técnica de entre las más importantes que permite la segmentación o separación de las ROI's del resto (Gonzalez & Woods, 2008). Esta técnica puede resultar muy útil a la hora de conseguir rapidez en el procesamiento y clasifica cierto grupo de píxeles en ROI's de acuerdo a características intrínsecas del mismo. Muchos autores definen a la umbralización como una técnica de segmentación más bien finita, ya que una región (R) pertenece a un set de regiones. Esto se lo puede representar matemáticamente como sigue:

$$R = \cup_{i=1}^S R_i \ ; \ R_i \cap R_j = 0 \ ; \ i \neq j \quad . \quad (24)$$

Donde R , pertenece al conjunto de regiones que van desde la R_1 hasta la R_S . De las revisiones realizadas, se puede inferir que la umbralización muestra un alto rendimiento cuando los contrastes que se presentan en una imagen son claramente distinguibles. Es por ello que en imágenes representadas en niveles de gris, esta técnica resulta de mucha utilidad y alcanza niveles altos de precisión. La umbralización es considerada como un método de segmentación orientado

a píxeles, ya que se realiza una comparación de los valores que disponen los píxeles frente a un patrón de referencia.

Las técnicas de umbralización se apoyan frecuentemente en herramientas de análisis como son los histogramas, estos son gráficos que permiten visualizar el punto de inflexión (valle) en donde el umbral resulta ideal. El gráfico de histogramas muestra la relación existente de los valores de los píxeles en relación a la frecuencia con los que aparecen en una imagen.

Los histogramas permiten conocer el comportamiento de los píxeles considerando valores tanto del color como del nivel de gris y su empleo depende de la funcionalidad y el criterio de la aplicación. La Figura 3.5 muestra el histograma sobre la distribución del color RGB en una imagen y su correspondiente nivel de gris.

Figura 3.5. Histograma de la distribución de color para RGB y en escala de grises.

En los histogramas de la Figura 3.5, el eje de abscisas x representa el valor de color correspondiente a los píxeles en la imagen en R, G, B en un rango entre 0 y 255. En el histograma de escala de grises el eje x representa el valor normalizado del color. Por otra parte, el eje y representa el número de píxeles que corresponden a cierto valor de color o más bien dicho la frecuencia con la que se presentan en cada componente de color que conforma la imagen.

La mejor umbralización es aquella que clasifica correctamente los píxeles de interés del resto sin que afecten condiciones externas como la iluminación, así como características propias de la imagen como son tonalidades de color, textura, fondos abstractos y/o primeros planos irregulares. Es por ello que encontrar un umbral único que consiga la detecciones de ROI's y que abarque todos estos factores, es una tarea difícil de conseguir. Una umbralización denota simplicidad cuando la curva del histograma define claramente la transición entre una región de interés y otra.

Una técnica frecuentemente aplicada en la segmentación por umbralización es la propuesta por N. Otsu (Otsu, 1975). Este es un método no paramétrico, en donde el umbral óptimo se obtiene maximizando el valor estadístico de la varianza entre los valores del primer plano y el fondo. Los umbrales de clasificación binaria llegan a ser más precisos asignando en forma adecuada valores de 0 al fondo y 1 al primer plano. La aplicación del método de umbralización por Otsu combinado a los índices de color fue propuesto por Meyer y Neto (G. E. Meyer & Neto, 2008b). Una detallada descripción analítica y matemática de este método se realiza en el Anexo B, pues el criterio empleado por Otsu es de utilidad en el refinamiento de la detección a través de los nuevos índices.

En la clasificación se define la probabilidad de pertenencia de píxeles en diversos grupos, precisamente al disponer de regiones más separadas o con mayor diferencia entre sus valores garantiza una mejor agrupación entre cada región. La asignación de valores máximos y mínimos a cada región se puede conseguir a través de la clasificación no supervisada. Este tipo de clasificaciones minimizan las desviaciones entre las observaciones que pertenecen al mismo grupo de píxeles y maximizan las distancias entre los centros de los grupos. En términos del trabajo de investigación realizado, la clasificación permite dividir a las regiones en dos grupos, un grupo de píxeles que pertenecen a la ROI a los cuales se asigna el valor máximo (1) y el resto que es parte del fondo que se asigna el valor mínimo (0), este procedimiento de asignación se conoce como binarización.

Para reconocer estas regiones como tales, es necesario proceder a identificarlas, para ello se realiza el etiquetado. A partir de la imagen binarizada (0,1) se agrupan los píxeles considerando sus regiones conexas de tal forma que se logre identificar una sola región. Previo al etiquetamiento se pueden aplicar filtros de eliminación de objetos pequeños que disponen de una mínima cantidad de píxeles con la finalidad de reducir ruidos y evitar problemas de sobre-etiquetamiento.

En definitiva, el etiquetado consiste en agrupar píxeles con las mismas características y que pertenecen a una misma región asignándoles un identificador llamado etiqueta que puede ser un valor numérico. La mayor parte de técnicas de etiquetado utilizan conectividad de 4 o de 8 píxeles. La propagación de las etiquetas puede ser ejecutada desde arriba hacia abajo, de izquierda a derecha o viceversa. La combinación de formas de propagación es considerada como iterativa.

La clasificación de ROI's se hace en función de la densidad de probabilidad $p(x)$, es decir, la probabilidad de que cierto grupo de píxeles pertenezca a una región u otra. Cuando en una imagen se logra definir claramente las regiones de interés, la función de densidad es la unidad, es decir $p(x)=1$, la $p(x)$ es producto de la adición de probabilidades parciales.

En las imágenes la adición de ruido gaussiano es un hecho, es por ello que la función de la densidad de probabilidad debe incluir este valor. El estimar las densidades de probabilidad en forma balanceada permite establecer un umbral óptimo. Si se considera que un umbral T divide una imagen en dos regiones claramente distinguibles (regiones claras y regiones oscuras), la función densidad de probabilidad de pertenencia a estas regiones es la resultante de la combinación de las probabilidades parciales relacionadas con su respectivo ruido aditivo gaussiano (Gonzalez & Woods, 2008; Martinsanz & de la Cruz García, Jesús Manuel, 2001), matemáticamente esta relación se expresa como:

$$p(x) = P_1 p_1(x) + P_2 p_2(x) \quad . \quad (25)$$

Donde P_1 , y P_2 resultan las probabilidades a priori y $p_n(x)$ el ruido gaussiano. La función del ruido blanco se representa como sigue:

$$p(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad . \quad (26)$$

Donde μ es la media, σ representa la desviación estándar, σ^2 la varianza de los valores de la muestra. Sabiendo que la suma de las probabilidades no pueden sobrepasar la unidad, la relación a priori será $P_1 + P_2 = 1$.

Si se busca un umbral óptimo, las dos regiones de píxeles estarán claramente definidas (primer plano y fondo) y estas deberán formar parte del conjunto global, acorde a la relación presentada en (25). De todas formas, para que estas regiones estén claramente definidas, deberá existir una variación marcada entre un determinado nivel de brillo, intensidad, color, etc. entre una región de la imagen y otra. Si consideramos el nivel de gris como parámetro de medición, entonces la variación del nivel de gris en las regiones estará dado por $u_1 > u_2$. Esto indicaría que una región posee mayor nivel de gris que la otra pero considerando un valor de referencia (punto de equilibrio) en donde se produce el cambio que en nuestro caso será el umbral (T).

Para analizar cuál es la probabilidad de que un píxel se clasifique erróneamente, se establece un solo conjunto de probabilidades erróneas (E), de las cuales se derivan básicamente dos subconjuntos: uno formado por la probabilidad de que un píxel que pertenezca al primer plano se clasifique como parte del fondo y otra al contrario. Si la función densidad de probabilidad se presenta como una curva, entonces los valores que pertenezcan a cada grupo estará dada por el área bajo la curva en los límites definidos para cada uno de ellos, en donde T es uno de los puntos límite en ambos casos. Esto puede ser representado matemáticamente a través de las ecuaciones 27 y 28.

$$E_1(T) = \int_{-\infty}^T p_2(x) dx \quad , \quad (27)$$

$$E_2(T) = \int_T^{\infty} p_1(x) dx \quad . \quad (28)$$

Considerando la ecuación proporcionada en (25), se puede establecer que el conjunto de probabilidades erróneas estará dado por:

$$E(T) = P_2 \int_{-\infty}^T p_2(x) dx + P_1 \int_T^{\infty} p_1(x) dx \quad , \quad (29)$$

o bien:

$$E(T) = P_2 E_1(T) + P_1 E_2(T) \quad . \quad (30)$$

Para encontrar el punto en donde se produce el mínimo error se deriva $E(T)$ con respecto al umbral T y se iguala a cero .

Por otra parte también si se considera que $u_1 > u_2$ es la relación de clasificación en el primer plano o en el fondo; entonces el punto que correspondería al punto de equilibrio en donde se presentaría la mínima variación de error sería x (valor aleatorio en la escala), lo que significaría que las densidades de probabilidades son iguales, esto puede ser representado como:

$$P_1 p_1(x) = P_2 p_2(x) \quad . \quad (31)$$

Si se considera a x como T , entonces tenemos:

$$P_1 p_1(T) = P_2 p_2(T) \quad . \quad (32)$$

Aplicando a (32) la densidad gaussiana y realizando las simplificaciones correspondientes se obtendrá la siguiente ecuación cuadrática:

$$AT^2 + BT + C = 0 \quad . \quad (33)$$

Donde:

$$A = \sigma_1^2 - \sigma_2^2; B = 2(\mu_1\sigma_1^2 - \mu_2\sigma_1^2); C = \mu_2^2\sigma_1^2 - \mu_1^2\sigma_2^2 + 2\sigma_2^2\sigma_1^2 \ln\left(\frac{\sigma_2 P_1}{\sigma_1 P_2}\right). \quad (34)$$

Como se puede observar, la solución a la ecuación (34) dará como resultado dos valores de umbral, con lo cual si se asume una igualdad en las varianzas entonces se podría disponer de un único umbral. En resumen, considerando la probabilidad de clasificar erróneamente un punto de un objeto, es decir clasificar un punto del fondo como parte de un objeto y establecer una relación entre un error mínimo frente a un umbral T determinado, la obtención de un umbral óptimo estaría dada por la siguiente relación:

$$T = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} + \frac{\sigma^2}{\mu_1 - \mu_2} \ln\left(\frac{P_2}{P_1}\right). \quad (35)$$

Donde μ_1 y μ_2 representan la media de los dos niveles de brillo (intensidad, niveles de gris, tonalidades etc.), σ^2 resulta de la igualdad de las variancias de μ_1 y μ_2 respectivamente. Cuando $P_1 = P_2$ entonces $\ln\left(\frac{P_2}{P_1}\right) = 0$ por lo que el umbral óptimo correspondería a la media de μ_1 y μ_2 .

La tarea de umbralización en imágenes en color resulta mucho más compleja debido a factores de cambios de tonalidad por variación en la incidencia de la luz, la variabilidad de reflectancia y confusiones que se producen por sombras y áreas ocultas que no permiten un efectivo etiquetado.

La normalización de imágenes de color a escala de grises facilita la segmentación por regiones, pues estabiliza la imagen y permite agrupar los píxeles en dos niveles de intensidad, considerando que los objetos estarán más o menos iluminados en relación al fondo. Cuando se presenta esta relación se dice que la imagen tiende a describir un histograma bimodal.

El buen rendimiento de un método de umbralización depende de la capacidad del mismo para obtener un histograma bimodal. Es por ello que cuando se aplica la umbralización en fuentes de información basadas en escala de grises, el proceso de detección resulta más preciso. La literatura introduce dos términos para definir esta binarización, uno es el primer plano de la imagen (*foreground*) y otro es el fondo (*background*). En la Figura 3.6 se muestra la gráfica de un histograma bimodal frente a otro claramente no bimodal. En Figura 3.6a, se muestra el punto del umbral T donde claramente se puede distinguir la tendencia del histograma para dividirse en dos regiones de interés (R_1 y R_2). En contraste, lo mostrado en Figura 3.6b con múltiples regiones de interés (R_n) y una cantidad finita de umbrales (T_n).

Figura 3.6. Histogramas en escala lineal empleados en la umbralización: En (a) Histograma bimodal o ideal. En (b) Histograma multimodal.

Refinamiento de la detección

La principal ventaja que dispone este método es la agilidad para realizar cálculos, aligerando la carga computacional y mejorando los tiempos de procesamiento. La principal desventaja radica en la alta sensibilidad que presenta frente a cambios de luminosidad lo cual genera falsos positivos. El objetivo final de la aplicación del umbral a través de Otsu en los sistemas de visión artificial es conseguir una imagen binaria con dos valores (1, 0) que representan el blanco y el negro.

En el caso específico de la presente tesis doctoral, el refinamiento de la detección ha sido ejecutado siguiendo el criterio de reducción de la dispersión pero relacionando la desviación estándar (σ). La σ permite aglutinar la mayor cantidad de píxeles en relación a la media del valor de cada grupo de píxeles (ICE_1, ICE_2). Esta forma de clasificación ha permitido generar mejores resultados en los casos de uso de *NFDI* y *FFDI*, los resultados de precisión de detección se observarán en secciones posteriores. En la Figura 3.7, se muestra el histograma encontrado a partir de la ejecución del $ICG=NFDI$.

Figura 3.7. Histograma encontrado a partir de la aplicación de un *ICG* en la imagen.

Como se puede observar en la Figura 3.7, la respuesta de clasificación mejora frente al histograma de producto de la normalización (Figura 3.3), prácticamente por si solo el ICG produce una respuesta de alta precisión, sin embargo en la búsqueda continua de mejorar la clasificación de los píxeles se propone el uso de la $\bar{x}$ y σ , estas variables estadísticas han sido utilizadas por diversos autores como se ha mostrado en secciones anteriores. Específicamente se ha tomado como referencia el trabajo presentado por N. Otsu quien maximiza la diferencia de la razón de

σ^2 entre grupos de píxeles distintos y minimiza la diferencia entre propios para alcanzar el umbral ideal.

En el presente trabajo de tesis no se ha utilizado el umbral propuesto por Otsu como tal, sino más bien se ha seguido su criterio para establecer una variante, pues se ha podido verificar en base a pruebas empíricas que el rendimiento del modelo Otsu en combinación con los índices de color no en todos los casos presentan los mejores resultados. Esta apreciación coincide con evaluaciones desarrolladas por otros autores (Guijarro et al., 2011b).

En términos de realce, lo que se busca es relacionar la $\bar{x}$, que representa el promedio del nivel de gris en una imagen con la σ que es una medida promedio del contraste. La $\bar{x}$ y σ globales se aplican sobre la imagen del mapa inicial de regiones relevantes obtenidas a través del ICG, resaltando una región determinada de píxeles. Considerando el punto de vista de reducción de dispersión representado en las ecuaciones del Anexo B, además asumiendo la igualdad en las probabilidades de clasificación errónea, es decir $P_1 = P_2$. Según la ecuación (35) se propone el uso de la media de las desviaciones como un umbral óptimo T y se representa como sigue:

$$T_{ICG} = \frac{\sigma_{ICE1} + \sigma_{ICE2}}{2} , \quad (36)$$

donde el umbral de un índice en general es T_{ICG} y los valores de σ_{ICE1} y σ_{ICE2} son las desviaciones de ICE_1 e ICE_2 respectivamente. La desviación estándar nos presenta la razón de variación de valores existentes frente a la media del valor de gris en cada grupo de píxeles. Posteriormente se aplica un último umbral global, en donde se relaciona el ICG es decir los niveles de gris del mapa inicial frente al T_{ICG} , el etiquetado (0,1) se lleva a cabo a través de la siguiente relación:

$$g(x, y) = \begin{cases} ICG \geq T_{ICG} = 1 \\ ICG < T_{ICG} = 0 \end{cases} . \quad (37)$$

Al aplicar el umbral global se obtiene dos regiones claramente definidas, una que representa el primer plano en blanco y el fondo en negro, es decir la detección se ha llevado a cabo produciéndose un mapa final binarizado en donde se separa claramente la ROI (que representa al objetivo específico) del fondo.

En conjunto, la estrategia implementada ha permitido alcanzar detecciones precisas de objetivos con primeros planos irregulares, con fondos más bien ambiguos y sobre todo guardando un compromiso entre la precisión y el tiempo de ejecución. A continuación, y siguiendo la metodología, se describen los índices desarrollados y su aplicación en la detección de incidentes en vigilancia ambiental.

3.4.3. Etapa 3: Extracción de información y uso para generación de Realidad Aumentada

Una vez que se dispone de la ROI, se puede proceder a ejecutar operaciones de filtrado y etiquetado lo que facilita la identificación del objeto en la escena. Las etapas preliminares 1 y 2, permiten la detección precisa del objetivo y de esta manera obtener información clave de la ROI para producir RA. Este tipo de información está en relación con disponer de valores del objeto sobre el área en píxeles, centro geométrico, ejes mayores y menores, valores de la tonalidad de color, ubicación espacial en la escena, bordes del objeto, etc. Como se ha podido analizar en la

sección 2.4, la RA está directamente relacionada con la producción de información virtual del objetivo detectado y que es utilizada en soluciones aplicativas.

En la presente Tesis se han empleado dos técnicas para producir RA, una es a través de la combinación de las características espaciales de la ROI con relaciones geométricas de la escena y otra a partir de la combinación de la información de valores de la ROI con diversos sensores de los dispositivos inteligentes (acelerómetro, GPS, magnetómetro, etc.). Un detalle de la generación de RA se presentará en el apartado de aplicaciones y prototipos (Capítulo IV). La información virtual de RA es especialmente visual, sin embargo también puede ser audible a través de alarmas y mensajes audibles e incluso sensitiva a través de la vibración de los dispositivos. La principal información virtual de tipo visual que se puede generar a partir de la ROI puede ser:

- Bordes en color para identificar los objetivos específicos del resto de la escena.
- Perímetro del objetivo específico.
- Área aproximada del objetivo específico.
- Área del fondo de la escena.
- Mensajes visuales de alerta sobre la detección realizada.
- Ubicación de la ROI en base a coordenadas de posicionamiento geográfico.
- Fecha y hora de la detección.
- Velocidad aproximada del objetivo específico.
- Temperaturas considerando valores de las tonalidades de color de la ROI.

Si se considera en el análisis una secuencia de cuadros de video, entonces es posible obtener información del desplazamiento de la ROI, para ello se utiliza algoritmos auxiliares como flujo óptico y variación de intensidad entre píxeles (de tipo gaussiano).

En las siguientes secciones se presentan contribuciones al estado del arte tanto en cuanto se presentan nuevos índices de color que permiten la detección de fuego forestal (*FFDI*) (Cruz, Eckert, Meneses, & Martínez, 2016b) y zonas deforestadas (*NFDI*) (Cruz, Eckert, Meneses, & Martínez, 2016a). Estas detecciones cumplen con los requerimientos de detección de formas irregulares y no predecibles y en fondos ambiguos, pues la simetría, estructura y textura de los mismos son variables es decir no siguen un patrón determinado. Además se expondrá cual ha sido la respuesta de precisión frente al tiempo de procesamiento, y como estas respuestas han permitido obtener detecciones en tiempo real.

3.5. Proceso general de detección de zonas deforestadas

El proceso en general de la detección de zonas no forestadas incluye las tres etapas que se proponen en la sección 3.4, la principal diferencia representa la formulación y aplicación del índice de detección de zonas no forestadas o *Non Forest Detection Index (NFDI)* por sus siglas en inglés. El proceso en general de la detección de zonas no forestadas incluye la extracción y normalización de los componentes cromáticos, el cálculo del *NFDI*, aplicación del umbral óptimo T_{NFDI} y global $g(x,y)$ para conseguir la imagen binaria de la detección y posterior solapamiento de bordes en la imagen resultado. La Figura 3.8, muestra en forma gráfica el proceso en forma general.

El *NFDI* es una propuesta original que permite la detección y obtención de zonas deforestadas a través del cálculo del exceso de marrón (*ExBr*) y aplicación del *ExG*. Para la obtención de este

índice se ha seguido exactamente la metodología planteada en las secciones 3.4.1 y 3.4.2, considerando las siguientes particularidades del escenario de aplicación:

- Relación cromática particular entre las zonas no forestales y la vegetación.
- El cálculo del *ICE* como *ExBr* y del *ICG* como *NFDI*, en base a las relaciones cromáticas particulares encontradas.
- Cálculo del umbral global de detección considerando el escenario forestal y no forestal en específico (T_{NFDI}).

Figura 3.8. Esquema general de extracción de zonas no forestadas a través del NFDI

3.5.1. Relación entre componentes cromáticas para zonas deforestadas

Considerando la metodología de análisis y relación cromática, se realiza la correspondiente evaluación de muestras de zonas deforestadas así como de la vegetación en un variado set de imágenes. Específicamente para este caso se ha empleado alrededor de 500 imágenes de la selva ecuatoriana pertenecientes a la base de datos del Centro de Investigación y Desarrollo de la Fuerza Aérea Ecuatoriana (CIDFAE), cuyo detalle se presenta en la Anexo C.1. El propósito de ejecutar este procedimiento es obtener la relación entre los canales r , g , b y saber cuánto existe de cada

canal. La relación cromática encontrada para zonas deforestadas en imágenes de la selva es la siguiente:

$$r > g > b. \quad (38)$$

Para las masas forestales se presenta como:

$$g > r > b. \quad (39)$$

3.5.2. Extracción del Exceso de Marrón (*ExBr*)

A partir de (38) y (39), se pueden establecer las relaciones en las componentes con la finalidad de resaltar ciertas tonalidades de color en la imagen que corresponde a los píxeles de interés. En este caso, al conocer que la componente r es mayor en las regiones pertenecientes al suelo, se resta los valores de verde y azul de la imagen a través de las siguientes relaciones $r-b$, $r-g$ y $g-b$, a fin de obtener un índice de detección exclusivo del suelo, que se lo ha denominado como Exceso de Marrón (*ExBr*). Se lo ha denominado de esta forma pues este índice abarca tonalidades de marrón que son representativos de cierto tipo de suelos (arenosos, arcillosos y francos) además porque el índice es resultado aditivo de la componente r con muy poco de verde y azul. La relación matemática para la extracción del *ExBr* se presenta como sigue:

$$ExBr = (r - b) + (r - g) - (g - b) = 2(r - g). \quad (40)$$

El *ExBr* muestra un excelente resultado cuando existe un contraste marcado entre las tonalidades de la vegetación, este tipo de escenarios se presentan en huertos agrícolas, surcos y cultivos. Pero en imágenes en donde la vegetación es más copiosa como es el caso de las selvas tropicales, en donde no existe un marcado contraste entre el suelo y la masa forestal, el *ExBr* no tiene un buen rendimiento pues no es capaz de generar mapas de regiones del suelo (zonas no forestadas). El principal motivo de la reducción de eficacia se debe a confusiones por no reconocimiento de tonalidades del suelo debido al crecimiento de las hiervas, matorrales y/o pequeña vegetación. En la Figura 3.9 se muestra cómo actúa el *ExBr* en dos tipos de imágenes, en (a) el contraste de las tonalidades entre los surcos y la regiones cultivadas son claramente identificables, con lo cual se genera un mapa con las regiones que forman parte del suelo, además su histograma tiende a ser bimodal. En su defecto en (b), la imagen muestra una zona selvática deforestada en donde no existe un contraste bien definido con lo cual el rendimiento del *ExBr* es pobre y así lo demuestra también su histograma que tiende a ser plano.

Figura 3.9. Aplicación del ExBr en (a) imagen con contrastes bien definidos entre el suelo y la vegetación, en (b) imagen con mayor cantidad de vegetación y contrastes poco definidos.

3.5.3. Extracción del índice de zonas no forestadas (NFDI)

Para conseguir una mejora en la adquisición de los mapas de regiones no forestadas evitando las confusiones por tonalidades que se presenta en especial en bosques y foresta de densa vegetación, se propone el uso del *NFDI*. Este nuevo índice es el resultado de la sustracción del *ExBr* del Exceso de Verdes (*ExG*) como se presenta en (17), siguiendo además el procedimiento planteado para obtener el *ICG* y revisado en la sección 3.4.1. El resultado se presenta como sigue:

$$NFDI = ExG - ExBr = 4g - 3r - b \quad . \quad (41)$$

Al aplicar el *ExG* en la escena, se extraen todos los píxeles que conforman la vegetación, es decir que llevan información mayoritariamente de la componente *g*. Por otra parte, al aplicar el *ExBr*, se extraen los píxeles que conforman el suelo y otros componentes cuya información procede en su mayoría de la componente *r* (vegetación muerta, seca o quemada, residuos sólidos, sombras, etc.). Al substraer la información de *ExBr* del *ExG* se potencia los valores de verdes en la imagen de tal manera que un mayor número tonalidades de verde es admitido dentro de nuevo umbral (*NFDI*). De esta manera el *NFDI* muestra un mapa general de la vegetación que abarca la mayor parte de la masa forestal o vegetativa en la imagen. En la Figura 3.10 se puede observar el proceso de obtención del *NFDI* así como el mapa de la región forestal obtenido.

Figura 3.10. Proceso de obtención del NFDI en (a) mapa de la vegetación a través del ExG en (b) mapa de las zonas deforestadas encontradas a partir del ExBr en (c) se muestra el resultado de la detección a través del NFDI.

Como se ha revisado en secciones anteriores, el índice *ExGR* permite también la extracción de los píxeles que conforman la vegetación, sin embargo este índice muestra confusiones y deficiencias en la detección. La segmentación a través del *ExGR* no se ajusta a los contornos de la masa forestal lo que impide que se delimite correctamente las dos regiones (suelo y vegetación), además presenta múltiples falsos positivos debido a confusiones de tonalidad dentro de la misma masa forestal. En la Figura 3.11 se presenta precisamente una muestra comparativa del rendimiento del *ExGR* frente al *NFDI*, en especial el histograma del *NFDI* es bimodal, lo que decanta al final en una reducción de falsos positivos y falsos negativos, como se puede observar en la imagen el *NFDI*, delimita claramente la región no forestada de la vegetación. En posteriores secciones se realizará un análisis pormenorizado del rendimiento del *NFDI* frente a otros algoritmos de segmentación.

Figura 3.11. Análisis gráfico comparativo del rendimiento del NFDI frente al ExGR.

3.5.4. Umbral global para la detección de zonas no forestadas (T_{NFDI})

Como se ha obtenido un mapa de regiones relevantes con un claro contraste, la tendencia es a que se genere un histograma bimodal cada vez más exacto, es importante aprovechar esta ventaja para alcanzar a posteriori una mejor clasificación. Precisamente se plantea la opción de reducir la dispersión de los píxeles que tienen las mismas características de color, agrupándolos en dos regiones (vegetación y zona no forestada). Para cumplir con este propósito, se aplica la propuesta de umbral óptimo planteada en (36), pero adaptada para el requerimiento de detección actual. De esta manera, se establece un umbral denominado *Non Forest Detection Threshold* (T_{NFDI}), el mismo que actúa como un clasificador sin supervisión y se adquiere a partir de la media de las desviaciones estándar de ExG y $ExBr$ como:

$$T_{NFDI} = \frac{\sigma_{ExBr} + \sigma_{ExG}}{2} . \quad (42)$$

Donde σ_{ExBr} y σ_{ExG} son las desviaciones estándar de $ExBr$ y ExG respectivamente. La extracción de la imagen binaria $g(x, y)$ se plantea como:

$$g(x, y) = \begin{cases} NFDI < T_{NFDI} = 0 \\ NFDI \geq T_{NFDI} = 1 \end{cases} . \quad (43)$$

La Figura 3.12, muestra el resultado final de la binarización del $NFDI$ a través del T_{NFDI} . Aquí se puede ver el ajuste preciso de los contornos irregulares de las ROI's, evitando además confusiones por similitud de tonalidades, sombras y oclusiones. Si se considera que se ha efectuado un etiquetado binario, se puede establecer que se cumple el requerimiento de una detección de objetivos específicos con primeros planos irregulares (zonas no forestadas), con formas no definidas y en entornos con un fondo que no presenta una textura uniforme o patrón determinado (es decir es ambiguo).

(a)

(b)

Figura 3.12. Detección de zonas no forestadas (segmentación) a través del NFDI. En (a) se presenta la binarización y en (b) el contorno en la imagen original.

Se destaca que la clasificación como zona no forestada incluye suelo, zonas quemadas, pequeños matorrales, hojarasca, hierbas así como sombras. El resultado muestra también que mediante el *NFDI* será posible detectar zonas no forestadas muy pequeñas (mínimas áreas de píxeles) en relación a otros objetos/regiones de la escena.

Se ha realizado diversas pruebas el comportamiento del *NFDI* frente a diversos panoramas que van desde imágenes con foresta total hasta zonas completamente deforestadas. Los resultados muestran un óptimo rendimiento, la Figura 3.13 da cuenta de aquello.

Figura 3.13. Extracción de NFDI en diversas condiciones, C_1 representa la zona no forestada y C_2 la vegetación.

El NFDI complementado con el T_{NFDI} permite generar histogramas bimodales y a través de $g(x,y)$ se extrae la imagen binaria. El NFDI es capaz de destacar en zonas totalmente forestadas pequeñas regiones no forestadas imperceptibles a simple vista por el ojo humano.

3.5.5. Evaluación del rendimiento global del NFDI

La propuesta de detección bajo el uso del NFDI ha sido evaluada bajo diversas perspectivas, que son las siguientes:

- Análisis de calidad de la segmentación en imágenes.
- Análisis de precisión de la segmentación y rendimiento global del sistema.
- Análisis del tiempo de procesamiento.

Para validar la detección de las zonas deforestadas se ha utilizado la base de datos del CIDFAE, cuyo detalle se ha expuesto en el Anexo C.1, de un set de 126 imágenes de la zona de estudio se han considerado como muestra 30 imágenes que contienen tanto zonas forestales como sin foresta. Este set presenta similares condiciones y características en cuanto a la altura de captura (aproximadamente 300 m), condiciones de iluminación (captura en hora del día similares) y perspectiva. Esto garantiza que la valoración sea lo más precisa posible. El software utilizado en la evaluación corresponde a la versión de MATLAB 2015a descrito en el Anexo D.2. Las pruebas se han llevado a cabo en un ordenador Pentium IV, así mismo descrito en el Anexo D.3. El formato de las imágenes corresponde al estándar JPEG y tienen una dimensión original de 5184x3456 píxeles.

Con la finalidad de conocer cuál es el rendimiento del *NFDI* frente a la variación de dimensiones, cada una de las 30 imágenes de muestra ha sido sometida a una reducción en forma proporcional a los tamaños 2592x1728, 1296x864, 648x432 píxeles y en forma desproporcional con 3546x2156, 1580x1045, 780x420, 474x314 píxeles. La razón por la cual se realiza estas reducciones es para saber cuál es el comportamiento del algoritmo frente a diversas dimensiones, es decir para conocer si el tamaño y las proporciones de imagen pueden afectar el rendimiento del algoritmo de detección. Para ejecutar esta reducción se ha utilizado la función “*resize*” en Matlab, la cual permite reducir en diferentes escalas la imagen original. Los resultados de los primeros ensayos de evaluación muestran que la precisión de la detección es mejor en imágenes más grandes, pues existe una mayor cantidad de píxeles para el análisis.

Sin embargo, como la intención es alcanzar el tiempo real se ha considerado únicamente dos tamaños para llevar a cabo la evaluación final y son de 1580x1045 y 1296x864 píxeles. Estos tamaños son análogos al proporcionado por el sensor CMOS EOS 7D de 1280x720 píxeles y que es utilizado en modo de visualización directa a una tasa de 23 fps, más detalles del sensor y cámara utilizada se puede revisar en la sección Anexo D.3.

Análisis de la calidad de la segmentación a través de NFDI

Para ello se ha considerado las métricas geométricas que evalúan tanto la sobre segmentación como la infra segmentación. Precisamente se han medido los coeficientes *GCE*, *LCE*, *OCE*, *VI* y *RI*. Además se ha empleado las métricas de tipo estadístico como son *p*, *r*, *F_m*, *JI*, cuyas coordenadas se basan en la matriz de confusión. Mayor detalle sobre la formulación de todas las métricas utilizadas así como el proceso de comparación entre la segmentación y frente al *GT* se presenta en la sección 3.3, de la de la presente tesis. Este proceso de evaluación es de uso común y generalmente utilizado para validar los diversos métodos de segmentación que se presentan en el estado del arte. En la Figura 3.14 se presenta una muestra de la segmentación por a través del *NFDI* frente a la de experto.

(a)

(b)

Figura 3.14. Segmentación por umbrales a través del NFDI (a) y GT de expertos (b).

En la Figura 3.14, tanto en (a) como en (b) se muestran las regiones segmentadas que representan las aéreas deforestadas. Las aéreas deforestadas son delimitadas a través de bordes de color cyan superpuestos a la imagen original, de esta forma resulta más fácil identificar visualmente las diferencias entre ellas. Como se puede observar, la segmentación a través del *NFDI* presenta un alto nivel de precisión. Sin embargo, en la valoración como tal, se comparan directamente las imágenes en binario de las dos segmentaciones y estas son sometidas a la evaluación tanto por las métricas geométricas como por las estadísticas.

El objetivo también es evaluar la calidad de la segmentación que proporciona el *NFDI* frente a otros métodos de segmentación que han sido utilizados tanto para la detección de objetos relevantes en la escena como para la detección de zonas deforestadas y que son presentados en el análisis del estado tecnológico en las secciones 2.6 y 2.7. De esta manera se plantea como opciones para contrastar el *NFDI* con los siguientes métodos:

- Crecimiento de regiones por *graph cuts*, por la capacidad de segmentar los objetos en forma precisa especialmente y por registrar tiempos de procesamiento muy bajos (Boykov & Jolly, 2001; Lankton & Tannenbaum, 2008).
- Extracción de regiones por contornos activos (CA), un método que se ajusta muy bien a la detección de objetivos con contornos irregulares, localizando los objetivos específicos en imágenes más bien heterogéneas (Lankton & Tannenbaum, 2008).
- El método “Chan Vese”, el cual detecta los bordes de objetivos especialmente con formas irregulares y proporcionando detalles de la configuración del objeto (Chan & Vese, 1999).
- El método de *superpíxels* o también conocido como el algoritmo SLIC. Este algoritmo representa un modelo para la detección de objetos relevantes en la escena que proporciona exactitud en la detección con bajos costes computacionales (Ren & Malik, 2003).

En la evaluación, el mismo set de 30 imágenes ha sido empleado tanto para la implementación de *NFDI* como para la implementación de los métodos de comparación y para la adquisición del GT.

Una primera evaluación se realiza utilizando las métricas geométricas (sección 3.3.1) y a continuación se emplea las métricas estadísticas (sección 3.3.2). Como se ha expuesto en la sección 3.3, en el proceso de comparación y evaluación se ha utilizado una herramienta multihilos diseñada e implementada para este efecto (Cruz, Eckert, Meneses, & Martínez, 2017) y que se presenta con detalle en el Anexo E, de esta forma se ha conseguido una valoración automática y sobre todo bastante más fiable. Los resultados se muestran en la Tabla 3.3.

Tabla 3.3. Resultados de la medición de GCE, OCE, RI, VOI en la segmentación para NFDI y otros métodos

Imágenes 1580×1045 píxeles					
Métrica	Crecimiento de Regiones	Chan Vese	Superpíxeles	CA basado en Regiones	NFDI
LCE	0,342	0,341	0,145	0,068	0,035
GCE	0,337	0,344	0,145	0,065	0,035
OCE	0,549	0,487	0,258	0,088	0,045
RI	0,579	0,655	0,892	0,951	0,987
VoI	0,267	0,225	0,073	0,034	0,067

Imágenes 1296×894 píxeles					
Métrica	Crecimiento de Regiones	ChanVese	Superpíxeles	CA basado en Regiones	NFDI
LCE	0,353	0,350	0,173	0,080	0,051
GCE	0,353	0,351	0,173	0,081	0,051
OCE	0,571	0,495	0,273	0,098	0,059
RI	0,545	0,577	0,804	0,895	0,907
VoI	0,351	0,279	0,097	0,059	0,092

Como se puede observar, los valores de *GCE* y *LCE* son prácticamente iguales, lo que indica una correlación de resultados. El valor de *OCE* varía pues la métrica es más estricta a la hora de ponderar las no coincidencias. De todas formas, sabiendo que el objetivo primordial es que las no coincidencias y la variación de la información tiendan a cero, los resultados muestran que los

valores obtenidos de las métricas *LCE*, *GCE*, *OCE* y *VoI* para *NFDI* son muy superiores a los otros métodos. Por otra parte, el coeficiente *RI* busca alcanzar la unidad pues valora el grado de coincidencia entre la segmentación por los diversos métodos en los que se incluye al *NFDI* frente al GT, en este caso los valores que presenta el *NFDI* son mejores. Se puede apreciar también que los resultados cuantitativos son mejores cuando existe mayor cantidad de información (mejor resolución). El hecho de que los GT requieran un exacto ajuste a los contornos irregulares de las ROI's hace que la evaluación sea más estricta.

Una muestra de las segmentaciones realizadas tanto del *NFDI* como de los otros métodos implementados se presenta en la Figura 3.15, aquí se observa visualmente el nivel de precisión alcanzado por el método de umbralización vía *NFDI*. El método de segmentación basado en crecimiento de regiones no se muestra pues presenta los peores resultados.

Figura 3.15. Segmentaciones de zonas no forestadas obtenidas por varios métodos

Análisis de precisión de la detección y rendimiento global del sistema

Para la evaluación por métricas estadísticas se ha utilizado la matriz de clasificación (también llamada de confusión) presenta en la sección 3.3.2.

La herramienta basada en multihilos (Anexo E) permite obtener de forma automática el TP , TN , FP y FN , a través de la comparación de la segmentación automática ($NFDI$ y otros métodos) frente a la de expertos. En la Figura 3.16, se muestra un ejemplo del proceso de evaluación llevado a cabo de forma automática, en donde el resultado de comparación muestra una gráfica en la cual los TP se resaltan en blanco, los TN en negro, los FP en verde y los FN en color café.

Figura 3.16. Comparación vía multihilos. En (a) se muestra el binario de la imagen patrón (GT), en (b) el binario del NFDI, en (c) el resultado de la comparación y las coordenadas TP , TN , FP y FN en color.

A partir de las coordenadas de la matriz de confusión, se calculan las métricas estadísticas correspondientes, los resultados se muestran en la Tabla 3.4. Dentro de las métricas que se han evaluado, el F_m presenta un especial interés pues es un indicador del nivel de refinamiento de la detección, es decir se apega a un criterio más estricto de evaluación y por lo tanto se lo considera como una medida de precisión global. Una mejor descripción del mismo se realiza en la sección 3.3.3.

Tabla 3.4. Promedio de evaluación de precisión de la detección sobre 30 Imágenes

Tamaño 1580×1045 píxeles					
Métrica	Crecimiento de Regiones	Chan Vese	Super píxels	CA basado en Regiones	NFDI
p	92,3%	86,6%	85,3%	95,4%	95,8%
r	63,8%	69,5%	97,9%	96,8%	96,9%
JI	60,8%	62,8%	83,7%	92,6%	93,0%
F_m	75,4%	77,1%	91,2%	96,1%	96,4%

Tamaño 1296×894 píxeles					
Métrica	Crecimiento de Regiones	Chan Vese	Super píxels	CA basado en Regiones	NFDI
p	90,8%	85,8%	83,9%	94,2%	94,3%
r	62,7%	67,9%	95,7%	95,5%	94,8%
JI	58,9%	60,9%	82,5%	91,1%	91,8%
F_m	73,4%	75,8%	89,1%	92,9%	95,2%

De la Tabla 3.4 han sido resaltados los mejores resultados obtenidos con cada una de las métricas. En general, el *NFDI* alcanza los mejores resultados. En especial se destaca la precisión alcanzada de 95,8% y un F_m de 96,4% para el tamaño de 1580x1045 píxeles. Para las imágenes de 1296x894 píxeles se obtiene un $F_m = 95,2\%$ y un $p = 94,3\%$, lo que significaría que por cada 100 m² de zonas sin foresta, el *NFDI* clasificará correctamente 94,3 m². Los resultados de la clasificación guardan una coherencia con los resultados de la precisión alcanzada en la segmentación según la Tabla 3.3, es decir mejores segmentaciones permiten tasas más altas de detección.

Análisis del Tiempo de procesamiento T_p

Un tiempo de procesamiento T_p mínimo permite que el *NFDI* presente altas tasas de rendimiento y por consiguiente su aplicabilidad en tiempo real. La Tabla 3.5, muestra el promedio de los T_p durante las segmentaciones en imágenes de los tamaños 1580x1045 y 1296x894 píxeles.

Tabla 3.5. Promedio de T_p sobre 30 imágenes

Tamaño 1580×1045 (JPEG)					
Métrica	CA basado en Regiones	Superpíxels	Chan Vese	Crecimiento de Regiones	NFDI
T_p (s)	27,971	22,284	19,978	4,251	0,127
Tamaño 1296×894 (JPEG)					
Métrica	CA basado en Regiones	Superpíxels	Chan Vese	Crecimiento de Regiones	NFDI
T_p (s)	23,443	18,527	16,714	3,537	0,082

Como se puede ver, el T_p del *NFDI* es mucho más bajo que el de los otros métodos. El *NFDI* se calcula entre 33,5 y 43 veces más corto que el algoritmo más rápido (crecimiento de regiones), dependiendo del tamaño de la imagen. Si en la imagen de 1296x894 píxeles se relaciona el $F_m = 95,2\%$ frente al $T_p = 0,082$ s, alcanzado por el *NFDI*, se podrá observar que el rendimiento es el más alto en relación al resto de métodos de segmentación. Es decir se alcanza una mayor precisión con un tiempo de ejecución menor, igual sucede con la imagen de 1580x1045 píxeles. Los resultados de la evaluación del rendimiento del sistema en los dos tamaños de imágenes se presentan en la Tabla 3.6.

Tabla 3.6. Promedio de R sobre 30 imágenes

Tamaño 1580×1045 (JPEG)					
Métrica	CA basado en Regiones	Superpíxels	Chan Vese	Crecimiento de Regiones	NFDI
R	0,034	0,040	0,038	0,177	7,591
Tamaño 1296×894 (JPEG)					
Métrica	CA basado en Regiones	Superpíxels	Chan Vese	Crecimiento de Regiones	NFDI
R	0,040	0,048	0,047	0,207	11,60

Los resultados muestran que en este tipo de imágenes, donde las segmentaciones deben ajustarse a los bordes irregulares de la imagen, alcanzar un compromiso de efectividad frente a la eficiencia es una tarea compleja. De la Tabla 3.6, se destaca también que cuando la resolución de la imagen disminuye el parámetro R tiende a aumentar, esto es comprensible pues el T_p disminuye cuando las resoluciones de la imágenes reducen su tamaño ($\frac{F_m}{T_p}$). Aunque métodos como Contornos Activos basado en Regiones y *superpíxels*, muestran altos ratios de detección y en algún caso superan al *NFDI*, la clave para que el *NFDI* alcance mejores tasas de R , precisamente esta en el bajo T_p .

En la Figura 3.17, se muestra la relación entre la métrica de precisión global del sistema de detección (F_m) frente al T_p para ambos tamaños. El *NFDI* para imágenes de alta definición de 1296x894 alcanzaría una tasa aproximada de 12 fps lo cual permite su uso en tiempo real, esto ha sido comprobado visualmente en los prototipos desarrollados y cuya descripción se mostrará en posteriores secciones. Menores tamaños alcanzarían menores tiempos de procesamiento con un similar F_m , esto se puede inferir analizando el comportamiento de las dos curvas en la Figura 3.17.

Figura 3.17. Curvas de precisión de la detección frente al tiempo de procesamiento para dos tamaños de imágenes.

La estrategia adoptada de normalización asociada a la aplicación de umbrales ideales a través de los índices *ExG*, *ExBr* y *NFDI* ha contribuido a conseguir robustez de detección frente a cambios que se producen por variaciones de iluminación así como por saturación de color. Otro aspecto que ha ayudado a alcanzar precisión es la aplicación del T_{NFDI} basado en el uso de desviaciones estándar para reducir la dispersión de valores que corresponden a ROI's.

La Tabla 3.7, muestra que la calidad de la segmentación bajo *NFDI* es muy superior a otros métodos considerando el índice de similitud *RI* y diferencia global *OCE* frente a GT, además muestra una mejora significativa de la detección de las zonas deforestadas considerando que el índice global de detección F_m . Por otra parte, el tiempo de procesamiento que el *NFDI* requiere para realizar las detecciones en imágenes de alta definición es mucho mejor que otros métodos con los que se ha comparado.

Tabla 3.7. Promedio de evaluaciones del *NFDI* en imágenes HD (1296×894 píxeles)

Métrica	Crecimiento de Regiones	Chan Vese	Super píxels	CA en Regiones	NFDI
RI	0,579	0,655	0,892	0,951	0,987
OCE	0,549	0,487	0,258	0,088	0,045
F_m	73,4%	75,8%	89,1%	92,9%	95,20%
T_p(s)	3,537	16,714	18,527	23,443	0,082
R	0,207	0,045	0,048	0,040	11,61

3.5.6. Pruebas de detección con variaciones de iluminación

Cuando la luz es extremadamente tenue, la presencia de falsos positivos se incrementa debido al bajo contraste que se produce entre los colores en la escena, es decir, los valores de las componentes de RGB se aproximan a cero. Este inconveniente puede ser perjudicial para sensores con sensibilidades estándar como los CMOS, es por ello que es importante conocer cuál es la estrategia propuesta frente a estas condiciones.

Se ha simulado una serie de condiciones extremas de iluminación en el entorno, para las cuales las coordenadas RGB han sido transformadas al espacio YCbCr (Anexo A.2) según la norma EBU N-10. En este formato, cuatro modificaciones fueron realizadas: para simular condiciones extremas de iluminación, se aumentó la componente de Luma (Y) por un factor de 2 y se redujo en 0,5. Por otra parte, para simular diversas condiciones de saturación de color, la componente del Cromo (Cb, Cr) se ha resaltado por un factor de 2 y rebajado por la mitad (un factor de 0,5). Los resultados muestran que a pesar de las variaciones de la componente Y, el *NFDI* muestra altas tasas de precisión de detección (*p*).

El promedio de variación de la precisión alcanzada por el *NFDI* en condiciones normales frente a la precisión obtenida posterior a los cambios ejecutados fue de menos el 1,3% para el caso de la modificación de la Cromo y de 1,4 % para el caso de la Luma. En la Figura 3.18 se presenta una muestra del análisis realizado y la distribución del color a través del vectorscopio.

Figura 3.18. Prueba de esfuerzo simulando diferentes condiciones de saturación de color y cambios extremos de iluminación. A la izquierda se muestra la imagen modificada, en el centro la distribución del color, a la derecha clasificación a través del NFDI y etiquetado.

La simulación de condiciones bajo diversos niveles de crominancia y luminancia muestra que el *NFDI* a pesar de las variaciones, es capaz de identificar donde hay vegetación y donde hay zonas sin foresta.

3.6. El Índice de Detección de Fuego Forestal (*FFDI*)

Tradicionalmente en la vigilancia de bosques, las cámaras de videovigilancia son emplazadas en torres fijas y éstas proporcionan grabaciones continuas en video que son utilizadas como fuente de información activa en la detección de un conato de incendio. La arquitectura de este tipo de sistemas sigue el modelo tradicional expuesto en las primeras secciones del Capítulo I. Sin embargo, cada vez surgen exigencias de una mejor vigilancia que alcance mayores coberturas y cumpla con el requerimiento de detecciones precisas en tiempo real. Una opción innovadora es el uso de drones para ejecutar esta tarea de vigilancia, por lo cual es necesario generar sistemas automáticos de clasificación que garantice la monitorización inteligente y oportuna a través de estos sistemas autónomos no tripulados.

Precisamente basado en los resultados alcanzados por el *NFDI*, se ha planteado la extracción del índice de detección incendios forestales o también llamado *Forest Fire Detection Index (FFDI)*, por sus siglas en inglés. Precisamente este índice es capaz de detectar uno o más de los elementos visuales de fuego forestal (llama, humo, vapor de agua, cenizas y restos sólidos quemados).

3.6.1. Extracción y aplicación del *FFDI*

En la extracción de las ROI's del resto de la escena, se propone la aplicación de la metodología de detección vía índices de color específico (*ICE*) e índice de color general (*ICG*) con la finalidad de conseguir separar la llama y el humo de la foresta no afectada. Para ejecutar esta tarea, se propone el uso de un índice especial para la detección de fuego llamado *Fire Detection Index (FDI)*. A partir del *FDI*, se desarrolla el *FFDI* para casos específicos de detección de fuego en foresta. Finalmente, para alcanzar la clasificación, se utiliza el umbral de detección de fuego forestal T_{FFD} que permite agrupar e identificar en forma precisa los píxeles de interés que corresponden al conjunto (llama y humo) del resto.

Este proceso de detección también cumple con el requerimiento de detecciones de primeros planos con formas irregulares y en fondos complejos o ambiguos, para lo cual se ha seguido los pasos descritos en la sección 3.4.1 para la adquisición de los *ICE* e *ICG*, pero se ha realizado variaciones considerando el escenario de empleo. Las principales particularidades en relación al método genérico y *NFDI* se presentan como sigue:

1. Análisis de relación entre componentes para detección de fuego forestal
2. Operaciones aritméticas para obtener el *FDI* y *FFDI*
3. Empleo del coeficiente de detección de fuego y humo ρ
4. Aplicación del T_{FFD} para la clasificación automática

En la adquisición de las coordenadas tricromáticas, la imagen en RGB se divide en sus respectivos canales R, G y B que son normalizados considerando las relaciones (12-15). Estos procedimientos son ejecutados de forma previa a conocer las relaciones entre las regiones de fuego y la foresta.

3.6.2. Relación entre componentes para la detección de fuego

El propósito de esta sección es obtener la relación entre los canales Rojo, Verde y Azul en las imágenes que contienen fuego forestal. Aquí se analiza cuanto de cada canal existe en los elementos visibles producto de la combustión (llama, humo y vapor de agua). Para llevar a cabo esta tarea, se han analizado los respectivos histogramas de distribución de cantidad de color en

RGB de un set de 50 imágenes adquiridas de la *European Fire Database* (EFFIS, 2015) y del *Bugwood Image Database Nodes* (Forestry Images Organization, 2015), un mayor detalle de estas bases de datos se presenta en los Anexos C.2 y C.3. Estas imágenes han sido escogidas considerando aspectos de interés como son la perspectiva y la combustión con humo y llama. En cada una de las 50 imágenes se han establecido las ROI's y se han extraído las AOI, posteriormente analizando los valores de sus respectivos histogramas como se muestra en las Figura 3.4 y Figura 3.19.

Figura 3.19. Extracción del fuego y humo y cálculo de la media de RGB a través de sus respectivos histogramas.

La extracción de las AOI ha sido realizada de forma manual y considerando los píxeles que conforman la llama y el humo, con la intención de abarcar la mayor cantidad de elementos de información. A continuación se han calculado el promedio de cada componente, la media del valor de los píxeles en R, G y B y finalmente se ha obtenido el promedio total de valores para cada canal RGB según las relaciones mostradas en (20) y (21). El procedimiento estadístico de análisis cromático sigue conforme a la relación mostrada en (22). La relación encontrada entre los canales de color en estas ROI's se presenta como $\frac{R_T}{G_T} = 1.075$, $\frac{R_T}{B_T} = 1.157$, $\frac{G_T}{B_T} = 1.076$; de esta manera se puede definir que $\frac{R}{G} > 1$, $\frac{R}{B} > 1$, $\frac{G}{B} > 1$ y por consiguiente la relación de las componentes normalizadas es $\frac{r}{g} > 1$, $\frac{r}{b} > 1$, $\frac{g}{b} > 1$. Por lo tanto, la relación cromática es $R > G$ y $R > B$, de manera similar la relación para las componentes normalizadas será:

$$r > g \wedge r > b. \quad (44)$$

La relación mostrada en (44) justifica la ejecución de las diferentes operaciones algebraicas para obtener el *FDI*.

3.6.3. Obtención del *FDI* y del *FFDI*

Para que la detección sea efectiva, es necesario que la mayor cantidad de píxeles buscados corresponda a la relación mostrada en (44). De esta manera, se plantea tanto la sustracción de las componentes $r - g$ y $r - b$ así como la posterior adición de los resultados, de tal manera que se obtiene $2r - g - b$. Estos procedimientos se pueden observar en las Figura 3.20a, b y c. A esta relación se ha descrito como el índice de detección de fuego (*FDI*). La expresión matemática se formula como sigue:

$$FDI = 2r - g - b . \quad (45)$$

Del análisis realizado se desprende que el *FDI* resalta mayoritariamente la información de los píxeles que forman parte de la llama debido a la relación de predominancia de r frente al g y b , esto se lo puede evidenciar visualmente observando la Figura 3.20c. Esto permite que diferentes tonalidades que abarcan la llama puedan ser detectadas desde los amarillos rojizos hasta las tonalidades rojizas en general.

El *FDI* podría ser utilizado en la detección temprana de fuego en casas, edificios, etc., en escenarios controlados de videovigilancia donde las condiciones de iluminación presentan mayor estabilidad. Algunos resultados de la detección a través del *FDI* en este tipo de escenarios se presentan en secciones posteriores.

Figura 3.20. Diagrama de detección de fuego forestal a través del *FFDI*, (a) Relación $r - b$; (b) Relación $r - g$; (c) Extracción del *FDI*; (d) Extracción del *ExG*; (e) Mapa de objetos relevantes vía *FFDI*; (f) Binarización; (g) Fuego forestal detectado.

Para ejecutar la detección de fuego en escenarios forestales, es necesario relacionar las tonalidades que presenta la llama a través del *FDI* y las tonalidades de la vegetación forestal, para ello se ha empleado el *ExG* mostrado en (17) y cuyo uso se plantea en forma similar al desarrollo del *NFDI*.

La idea es clasificar los píxeles en dos grupos, uno conformado por los elementos que son parte de la combustión, como llama, humo, vapor de agua, etc., y otro compuesto por la foresta. Para llevar a cabo esta tarea se extrae los píxeles que presentan una predominancia de g en la imagen, la mayor parte de estos píxeles estarán presentes en la vegetación, pero también en menores proporciones en el resto de la escena. Al sustraer los píxeles que corresponden al ExG se produce una mejor delimitación de la ROI que corresponde al área de fuego y humo, pues se resalta de mejor forma esta área. Esta sustracción permite obtener finalmente el $FFDI$ y se presenta como sigue :

$$FFDI = \rho * (FDI) - ExG \quad . \quad (46)$$

El $FFDI$ responde a una mezcla substractiva, es decir el ExG actúa como filtro quitando los valores correspondientes a la vegetación (principalmente pero no únicamente) resaltando aún más los píxeles agrupados por el FDI . Esto se puede observar en la Figura 3.20e, donde la ROI está mejor definida en relación a las Figura 3.20a, b, c, mientras que en la Figura 3.20d se muestra, las áreas verdes con mayor rango dinámico. Los coeficientes de los índices representan la intensidad luminosa (luminancia) de cada componente normalizado.

3.6.4. El coeficiente de detección de fuego y humo ρ

El coeficiente de detección de fuego y humo ρ representa un factor de ponderación que variará tanto en cuanto se requiera mejorar el nivel de detección. Si se reemplaza los valores de (45) y (17) en (46) se obtiene:

$$FFDI = \rho(2r - g - b) - (2g - r - b) = r(2\rho + 1) - g(\rho + 2) + b(1 - \rho). \quad (47)$$

Conforme se incrementa ρ , la relación de r será mucho mayor frente a g y b , haciendo que se adquiera la mayor cantidad de píxeles que contienen valores de r incluyendo el humo que la rodea. Si lo que se desea es focalizar la detección únicamente de la llama, el valor de ρ será menor que 1, es decir el rango de detección del fuego ira entre 0 y 1: $0 < \rho \leq 1$. Este comportamiento de ρ se muestra en la Figura 3.21.

Considerando que el valor de ρ sea igual a cero y reemplazándolo en cualquiera de las dos ecuaciones (46) y (47), el resultado se presenta como un ExG negativo es decir $FFDI = r - 2g + b$, por lo que apenas una mínima parte de los píxeles en rojo serán detectados y se producirá una mayor cantidad de falsos negativos en la detección. Por otra parte, si $\rho=1$, se obtendrá un balance entre las componentes azul y rojo extrayendo mayoritariamente los valores de estas componentes y relegando las componentes del verde. Los valores de $\rho > 1$ harán que el canal rojo se potencie mientras que los otros dos sean ponderados negativamente. Esto significa que se potencia el valor del rojo en los píxeles, lo que conlleva a que se presenten las detecciones circundantes a la llama, debido a que las tonalidades rojizas se hacen presentes en el humo (vapor de agua, residuos sólidos quemados, etc.). En la Figura 3.22, se puede apreciar la importancia que se dará a cada componente frente al cambio de valores de rho (ρ).

Figura 3.21. Influencia del coeficiente ρ en la detección del fuego y el humo circundante.

Figura 3.22. Comportamiento de r, g, b en el FFDI frente a la variación de ρ .

El mínimo valor de ρ para una efectiva detección de la llama es considerado como ρ_{min} . En este caso, las tonalidades amarillas y amarillos rojizos serán mayormente detectadas. El amarillo es el resultado aditivo del rojo y verde, píxeles con tonalidades de amarillo que contienen mayormente rojo y por lo tanto son detectados a través del FFDI.

En su defecto, el valor de ρ en donde se alcanza un mayor rango de detección se denomina como ρ_{max} . Aquí el rango de tonalidades amarillos rojizos y rojas son detectadas, por lo tanto los píxeles de la llama como los del humo que contienen tonalidades rojizas y que rodean a la llama son detectadas. Esto se lo puede evidenciar a través de la Figura 3.23 en donde el histograma de RGB muestra efectivamente que en los píxeles de la región seleccionada el valor de la media de R es mayor que los otros dos componentes y por lo tanto son detectados por el FFDI.

Figura 3.23. Histograma de una AOI del humo y los valores respectivos para R, G y B.

A simple vista es posible que las tonalidades de rojo en ciertas imágenes no pueden ser detectadas por el ojo humano pero el histograma demuestra que están presentes en mayor proporción, y al aplicar el ρ_{max} se potencian, con lo cual la detección de estas regiones de humo es posible.

3.6.5. El proceso de clasificación y detección del fuego forestal

En el proceso de detección, parte de la adquisición de la información que puede ser una imagen o una secuencia de imágenes, a cada una de estas imágenes se aplica el proceso de normalización y se extraen los píxeles de interés considerando tanto el FDI como $FFDI$. Como se puede observar en la Figura 3.20e, el resultado de la aplicación del $FFDI$ proporciona un mapa de la región relevante en la escena que corresponde al fuego forestal. El $FFDI$ en la imagen no solo resalta el fuego en mejor forma que el FDI sino que también incluye al entorno que lo rodea. Como un último subproceso, se ha realizado un etiquetado binario en la imagen, para lo cual se ha establecido una relación comparativa entre el $FFDI$ y el T_{FFD} a través de umbral de tipo global $g(x, y)$.

El T_{FFD} agrupa los píxeles de interés siguiendo el criterio de disminución de la dispersión y considerando los valores que presentan la mínima variación entre ellos. Se ha tomado como referencia las ecuaciones propuestas en (36) y (42), de manera análoga se plantea el uso del umbral de detección de fuego forestal T_{FFD} , que para este caso representa la media de las desviaciones estándar de los índices FDI y ExG . El T_{FFD} , se expresa como sigue:

$$T_{FFD} = \frac{\sigma_{FFDI} + \sigma_{ExG}}{2}. \quad (48)$$

Finalmente, al igual que en (37) y (43) se establece la relación comparativa a través del umbral global en donde los píxeles se etiquetan con “1” cuando los valores obtenidos por el *FFDI* son mayores o iguales al T_{FFD} y con “0” si son menores, esta relación se presenta como en (49).

$$g(x,y) = \begin{cases} FFDI \geq T_{FFD} = 1 \\ FFDI < T_{FFD} = 0 \end{cases} \quad (49)$$

La agrupación se lleva a cabo de tal manera que los píxeles que están dentro de las ROI's se presentan en blanco y el resto en negro. Posteriormente, el subproceso de etiquetado y solapamiento de contornos en las imágenes fuente permite visualizar las ROI's que representan el fuego en la foresta, una muestra se puede observar en la Figura 3.20f y Figura 3.20g.

3.6.6. Evaluación del *FFDI*

Para disponer de mayores elementos de información que permitan asegurar la fiabilidad de las pruebas de evaluación se ha considerado imágenes de fuego con diversos tipos de vegetación y variadas perspectivas (cercanas y lejanas). En una primera valoración se ha seleccionado un total de 50 imágenes con perspectiva aérea, con la finalidad de establecer cuál sería el del *FFDI* en sistemas de vigilancia móvil, como son los drones. Por otra parte, también se ha seleccionado un grupo de 30 imágenes con una perspectiva más bien cercana al conato de incendio de tal manera de valorar el *FFDI*, homologando los sistemas tradicionales de videovigilancia y sobre todo para conocer la capacidad de detección en situaciones iniciales de fuego forestal.

Para llevar a cabo las diferentes pruebas, se ha ajustado el tamaño de las imágenes a una dimensión de 1920x1080 píxeles y se ha hecho reducciones de las imágenes fuente seleccionadas en 1/2 (960x540), 2/3(1280x90), 1/4 (480x270), 1/8 (240x135). En todos los casos, el formato de las imágenes es JPEG. La justificación de la selección de diversos tamaños se debe a que se requiere conocer cual presenta un mejor compromiso entre la precisión de la detección frente al tiempo de procesamiento requerido para la detección automática. La justificación del tipo de formato es debido a que la aplicación del *FFDI* se pretende que sea ampliada en cámaras convencionales alojadas en drones de bajo coste.

El procesamiento digital de las imágenes a través del *FFDI* se ha implementado en MATLAB®, ejecutado sobre un ordenador Intel Core i5 @ 3.1GHz, 8GB RAM, mayor detalle del software y hardware utilizados se muestra en el Anexo D.3. En la valoración se ha utilizado las bases de datos de fuego forestal mencionadas en secciones anteriores (*EFFIS*, 2015; *Forestry Images Organization*, 2015), y cuyo detalle se encuentra en el Anexo C.2 y Anexo C.3 respectivamente.

La evaluación del *FFDI* se ha ejecutado considerando dos aspectos: el primero está enfocado en conocer la eficacia de la detección y el segundo en registrar el tiempo que se requiere para ejecutar esta tarea. Con ello, lo que se busca es establecer la mejor relación que garantice detecciones precisas en tiempo real.

La valoración sigue la metodología de comparación de patrones y análisis de precisión, basada en métricas estadísticas, como se presenta en la sección 3.3.2. Por lo tanto, los resultados de la segmentación realizada a través de *FFDI* son comparados frente a un GT, este procedimiento se ha efectuado para cada una de las imágenes evaluadas, la Figura 3.1 muestra en forma gráfica el procedimiento de comparación llevado a cabo. La Tabla 3.8, muestra los promedios sobre las 50

imágenes evaluadas con una perspectiva a larga distancia. Por otra parte, en la Figura 3.24 se presentan algunos ejemplos de detecciones de realizadas bajo perspectiva aérea y lejana.

Figura 3.24. Ejemplos de detecciones de fuego forestal vía FFDI bajo perspectiva aérea y lejana.

Tabla 3.8. Valores promedio de las métricas obtenidas sobre 50 imágenes de prueba redimensionadas

Tamaño	r	p	DI	JI	MI	Tp (s)	Frames/s
1920×1080	96,30%	97,39%	96,84%	93,88%	97,67%	0,1005	10
1280×720	96,17%	97,05%	96,61%	93,44%	97,50%	0,0639	15
960×540	95,95%	96,82%	96,43%	93,02%	97,33%	0,0447	22
480×270	95,83%	96,70%	96,25%	92,80%	97,25%	0,0275	36
240×135	95,71%	96,47%	96,09%	92,48%	97,12%	0,0185	54

Como se puede observar, son mínimas las variaciones de los valores que se presentan en cada métrica y para cada resolución. Se puede inferir sin embargo, que mientras la resolución disminuye, las tasas de eficacia de detección también disminuyen, esto es lógico pues existe menos información para ser procesada. En contraposición, menores resoluciones alcanzan mejores tiempos de procesamiento. Se destacan especialmente las imágenes HD de 1280x720 y 960x540, píxeles las cuales denotan un compromiso de eficacia en la detección y eficacia en la tasa de reproducción. En especial para el tamaño de 960x540, el *DI* indica que por cada 100 m² de zonas con fuego forestal el *FFDI* clasificará, detectará y etiquetará correctamente al menos 96,43 m² en tiempo real. En la Figura 3.25, se puede observar gráficamente la relación entre el *DI* y el tiempo de procesamiento para los diferentes tamaños de imagen.

Figura 3.25. Relación del de la detección en general (DI) frente al tiempo de procesamiento.

Por otra parte, también se ha llevado a cabo la evaluación de 30 imágenes con perspectivas más bien cercanas, esto con la intención de simular detecciones para sistemas de videovigilancia tradicionales y para conocer el comportamiento del *NFDI* frente a situaciones iniciales de conatos de incendio forestal. Para esta evaluación se ha considerado imágenes con un tamaño de 1280x720, 960x540 y 480x270 píxeles pues son las que presentan un mejor rendimiento, para ello se ha realizado la respectiva evaluación a través de la métrica de rendimiento (*R*), no se ha considerado el formato 240x135 pues es un tamaño de imagen muy pequeño para su uso en los sistemas de videovigilancia. Los resultados se muestran en la Tabla 3.9. Por otra parte los resultados de los valores promedio de las métricas estadísticas sobre 30 imágenes, bajo la perspectiva a corta distancia se muestran en la Tabla 3.10 y una muestra de las detecciones en la Figura 3.26.

Tabla 3.9. Análisis de rendimiento sobre 50 imágenes

Tamaño	Fm	Tp (s)	R
1920×1080	96,84%	0,1005	9,62
1280×720	96,61%	0,0639	15,11
960×540	96,43%	0,0447	21,57
480×270	96,25%	0,0275	35,01
240×135	96,09%	0,0185	51,94

Tabla 3.10. Valores promedios de las métricas obtenidas sobre 30 imágenes a corta distancia.

Tamaño	r	p	DI	JI	Manhattan	Tp(s)	Frames/s
1280 × 720	97,25%	96,65%	96,95%	94,03%	97,59%	0,0629	16
960 × 540	97,18%	96,62%	96,90%	93,98%	97,55%	0,0441	22
480 × 270	96,90%	96,62%	96,76%	93,73%	97,44%	0,0275	36

Figura 3.26. Detecciones de fuego forestal en imágenes con perspectiva cercana y en inicio del conato de incendio.

Como se puede observar, los datos prácticamente coinciden con la valoración realizada a imágenes con perspectiva lejana. El rendimiento mostrado bajo esta perspectiva muestra que el *FFDI* es útil en la detección de procesos iniciales de combustión forestal, evitando así confusiones con el entorno.

3.7. Conclusiones

En resumen, las principales contribuciones en torno a los índices de color son las siguientes:

- Establecimiento de un proceso genérico para el planteamiento de un índice de color.
- Planteamiento de las relaciones de cromaticidad basado en histogramas de las áreas de interés (AOI).
- Formulación de dos nuevos índices el *FFDI* y *NFDI*.
- Aplicación del *FFDI* y *NFDI* para detecciones en tiempo real de formas irregulares y en fondos ambiguos.
- Ampliación del espectro aplicativo de los índices a otros contextos fuera de los tradicionales.

La estrategia de extracción del Índice de Color General (*ICG*) e Índice de Color Específico (*ICE*) cumple con los requerimientos de alcanzar detecciones con un alto grado de precisión y con un bajo tiempo de procesamiento lo que garantiza ejecuciones en tiempo real, de acuerdo con la tasas de rendimiento alcanzadas. Además permite la detección de objetivos específicos de formas irregulares dentro de zonas más bien ambiguas.

El Índice de Detección de Zonas Deforestadas (*NFDI*), contribuye a realizar detecciones de zonas no forestadas con alta precisión evitando la presencia de falsos positivos debido a confusiones por similitud de tonalidades, oclusiones parciales, sombras o detección de pequeños matorrales que pueden ser clasificados como parte de la masa forestal. El alto rendimiento presentado por este índice permite que pueda ser utilizado tanto en sistemas de vigilancia fijos como en móviles a través de drones.

El *NFDI* ha sido valorado utilizando un banco de imágenes de alta complejidad en donde la densidad de la masa forestal evita visualmente detectar zonas no forestales. Además, las detecciones de zonas deforestadas se ajustan de tal manera que el error es mínimo y casi despreciable en relación al conjunto de la muestra. Los resultados de las evaluaciones así como las comparaciones frente a otros métodos dan cuenta de la mejora y la contribución que se presenta al estado del arte.

El índice *FFDI* sigue la estrategia planteada para la formulación del *ICG* e *ICE* y contribuye a la detección eficiente y eficaz del fuego forestal. El *FFDI* plantea la opción de clasificación diversa, es decir que no solo permite la detección del fuego como tal, sino que gracias al coeficiente ρ , permite una clasificación por umbralización que también detecta el humo.

El *FFDI* cumple con el requerimiento de contribuir a la detección de objetivos específicos con formas irregulares o no definidas como es el caso del fuego y el humo, considerando además fondos ambiguos como son los bosques y diversos tipos de vegetación. La precisión alcanzada por el *FFDI* asegura detecciones eficaces con tiempos de procesamiento muy bajos lo que garantiza un alto rendimiento y uso en tiempo real, tanto en sistemas de videovigilancia tradicionales emplazados en estructuras fijas como en los no tradicionales como los drones y UAV's, garantizando de esta manera una vigilancia más flexible y de mayor cobertura.

Capítulo IV: APLICACIONES Y GENERACIÓN DE REALIDAD AUMENTADA

4.1. Introducción

Durante el desarrollo de la tesis doctoral se han ejecutado algunas implementaciones fruto de los métodos propuestos así como también ha surgido una herramienta que automatiza la evaluación del rendimiento tanto de la segmentación como de la detección. Un listado de las aplicaciones desarrolladas durante todo el proceso de investigación se presenta a continuación:

- Sistema de detección de fuego forestal.
- Sistema de detección de zonas no forestadas para imágenes.
- Sistema de detección, reconocimiento e identificación de anomalías a través de múltiples cámaras.
- Sistema de asistencia a la conducción a través de dispositivos inteligentes.
- Sistema de evaluación de la calidad de la segmentación y precisión a través de multihilos.

En este capítulo se realiza una descripción de dos proyectos que se han considerado de mayor importancia pues tienen como fundamento el uso del color como fuente de información y en donde se han utilizado las propuestas y métodos planteados en el Capítulo 3. Los sistemas que se presentan son los siguientes:

El sistema de detección de fuego forestal para su uso tanto en sitios fijos de trabajo como para dispositivos móviles y que tiene como plataforma teórica la propuesta de detección de fuego forestal vía *FFDI*. Un aspecto a destacar es la generación de realidad aumentada en todos los casos aplicativos, para lo cual se ha utilizado tanto la información de la ROI detectada, de su entorno, así como de los sensores del dispositivo móvil.

También se presenta un sistema de conducción asistida a través de dispositivos inteligentes, que tiene como soporte la propuesta de análisis de las características del color para alcanzar un umbral óptimo, que detecta las luces traseras de los coches para proporcionar entre otras cosas, alarmas de posible colisión por alcance vehicular.

4.2. Sistema de Detección de Fuego Forestal

Básicamente el sistema permite la detección de fuego y humo procedentes de la combustión forestal y/o vegetación. En términos generales el software procesa las imágenes o cuadros de video de tal forma que es capaz de identificar el fuego y el humo o el fuego únicamente del resto del contexto. Un aspecto importante a destacar es la precisión con la que ejecuta la tarea de detección y el compromiso que se alcanza con el tiempo de ejecución del software, de tal forma que permite la vigilancia y detección en tiempo real. Esta ventaja puede ser aprovechada para su uso tanto en plataformas de vigilancia fijas que obtienen la información visual de cámaras empotradas en torres, como en plataformas de vigilancia móvil que obtienen la información visual a través de drones.

4.2.1. Descripción general del sistema

En el presente caso el sistema ha sido implementado tanto para consolas a través del lenguaje M, alojado en una CPU de escritorio y para sistemas de vigilancia móvil por lo que una APP ha sido desarrollada para uso en cualquier dispositivo inteligente bajo el sistema operativo Android. La información de la ROI que pertenece al fuego forestal ha sido utilizada para generar realidad

aumentada, presentando información sobre alarmas de detección, ubicación del incidente, hora y fecha del evento y una estimación del área de afectación todo ello en tiempo real.

Al desarrollar una misma aplicación bajo dos enfoques de uso diferentes (consola y móvil), los requerimientos para este sistema difieren, es por ello que se ha particularizado los requisitos de la siguiente manera:

- Requisitos funcionales (RF) del sistema para una consola:
 - RF-1.: El sistema debe detectar el fuego y humo en foresta para sitios de vigilancia fijos.
 - RF-2.: El sistema debe garantizar una alta tasa de detección.
 - RF-3.: El sistema debe permitir respuestas en información inmediata, es decir en tiempo real.
 - RF-4.: El sistema debe ser capaz de proporcionar información (alertas) tanto visuales como sonoras que permitan alertar sobre un conato de incendio.
 - RF-5.: El sistema debe ser desarrollado con un interfaz amigable y de fácil uso.
- Requerimientos adicionales del sistema para un dispositivo móvil:
 - RF-6.: El sistema debe permitir movilidad, versatilidad y flexibilidad de uso.
 - RF-7.: El sistema debe interactuar con otros sensores para obtener Realidad Aumentada.

Para el desarrollo del sistema en lenguaje M en Matlab 2015b y alojamiento de la aplicación, se ha empleado un ordenador *Intel Core i5 @ 3.3 GHz* y una webcam con 5 MP en formato MPEG. Para el desarrollo de la aplicación en el dispositivo móvil se ha empleado el software *Android Studio* versión 2.2.2 y librerías de *OpenCV* dentro de esta versión. Para el alojamiento de la APP se ha utilizado una Tablet con procesador de *dual core* a 1GHz, 1GB de RAM, cámara trasera de 3 mega píxeles, sistema operativo *Android Jelly Bean 4.2.2*.

El *FFDI* representa un método de detección de fuego forestal, por lo tanto en cualquier lenguaje de programación con librerías orientadas al procesamiento de imágenes y sistema de visión por ordenador se puede implementar un sistema de detección, lógicamente cada lenguaje dispondrá de sus particularidades en cuanto a la estructura y lectura de datos. Es por ello que el esquema de desarrollo es de común uso tanto para la aplicación del sistema en consola como para el dispositivo móvil, el esquema se presenta en la Figura 4.1.

4.2.2. El sistema de detección de fuego forestal implementado para consola

Como se ha mencionado en anteriores párrafos el sistema en consola esta orientado al seguimiento y control a través de puestos fijos de trabajo. El sistema esta conformado por 7 módulos, en donde los principales procesos que se ejecutan son:

- Módulo de adquisición de información.- Aquí se ejecutan los procesos asociados con la selección de la fuente de información y selección de formato (imágenes o cuadros de video).

- Módulo de preprocesamiento de información.- En este módulo se ejecutan los procesos de conversión de datos de la imagen, extracción de coordenadas cromáticas y normalización.
- Módulo de aplicación de los índices de color.- Proceso de aplicación de ExG , FDI , $FFDI$, T_{FFD} y ajuste de ρ .
- Módulo de filtrado, etiquetado, detección.- Aquí se desarrollan los procesos de filtrado de ruido y etiquetado.
- Módulo de solapamiento de información.- En este módulo se ejecutan los procesos de redimensionamiento y solapamiento.
- Módulo de correlación de información de la ROI.- Aquí se ejecuta la correlación de características de la ROI .
- Módulo de presentación de la información.- Ejecución de procesos de presentación de contornos y alarmas. Un detalle del funcionamiento de cada uno de estos módulos se presenta a continuación:

Figura 4.1. Esquema general del sistema de detección de fuego vía FFDI.

Dentro del módulo de adquisición de datos se establece dos opciones para adquirir la información una es a través de imágenes y otra a través de video adquirido por una cámara externa para ello se utilizan dos funciones propias de Matlab *imread* y *videoinput*. La lectura de datos se realiza en el espacio RGB y existe la opción para escoger cualquier formato tanto de imagen como de video que permita su uso en el lenguaje M.

En el módulo de preprocesamiento de la información se realiza una conversión de la información de las coordenadas de RGB a matrices o vectores dependiendo del lenguaje, lo que permitirá iniciar con el proceso de normalización de coordenadas cromáticas. En la Figura 4.2 se muestra la aplicación en el entorno de Matlab 2015b.

Figura 4.2. Prototipo de vigilancia de fuego forestal en un puesto fijo (consola).

En el módulo de aplicación de los índices de color, se ejecutan las operaciones algebraicas entre las coordenadas de color normalizadas y se aplican las fórmulas de ExG , FDI , $FFDI$ y T_{FFD} . También dentro de este módulo se ajusta el nivel de sensibilidad de detección de acuerdo al coeficiente ρ . Las funciones utilizadas son propias del algoritmo del $FFDI$ y tienen relación a operaciones algebraicas a través de las ecuaciones mostradas en (12) a (15). Como resultado de este preprocesamiento disponemos de imágenes normalizadas de la escena.

Para la aplicación de las diferentes fórmulas se ha implementado código considerando las ecuaciones mostradas en (17), (45), (46) y (48). Aquí también se presenta la opción para regular la sensibilidad de detección representada por el parámetro ρ , precisamente se implementa una escala numérica de 0 a 2 para calibrar la opción de detección desde el fuego hasta fuego con humo.

En el siguiente módulo se realiza un filtrado de reducción de objetos a través de las funciones *round*, *bwareaopen* y *medfilt2* propias de Matlab y que permiten eliminar objetos pequeños de cierta dimensión, esto ayuda a la reducción de falsos positivos. El filtrado puede ser aplicado previo a la aplicación del umbral global $g(x,y)$ a través de (49) o después del mismo. Al final de este proceso se obtienen imágenes binarias con las regiones de fuego detectadas que pueden ser guardadas.

En el módulo de solapamiento se ejecutan los procesos de redimensionamiento de la imagen original considerando la imagen binaria resultante, posteriormente se realiza el solapamiento de imagen binaria con la original y se plantea la adquisición de contornos. El solapamiento de regiones con la imagen o el frame original es llevado a cabo utilizando las funciones *bwlevel*, *imresize*, *iptsetpref*, *visboundaries* y *imwrite*.

Posteriormente en el módulo de correlación de datos, se utiliza ciertas propiedades geométricas de las ROI y del fondo para proporcionar información. Por ejemplo se adquiere la información del área en píxeles de la ROI y el fondo, se establece el centroide de la ROI, los ejes máximos y mínimos, los valores del promedio de color de la ROI.

Dentro del módulo de presentación de la información se ejecutan procesos de visualización de contornos, presentación de áreas de afectación en píxeles, configuración de mensajes de alerta visuales, sonoros y sensitivos.

La publicación de los resultados alcanzados a través del *FFDI*, ha tenido eco e interés por parte de la comunidad académica, científica y empresarial. Por otra parte la implementación llevada a cabo tanto en consola como en el dispositivo inteligente, ha tenido interés por parte de la empresa privada para el monitoreo de bosques a través de sistemas fijos (torretas) y móviles (drones) de vigilancia.

4.2.3. El sistema de detección de fuego forestal implementado para dispositivos móviles

El sistema de detección de fuego forestal en dispositivos móviles ha sido desarrollado con la finalidad de proveer movilidad en procesos de vigilancia ambiental pues la idea final es que vehículos autónomos no tripulados actúen de sensores móviles enviando información a este tipo de dispositivos. De esta manera se busca ampliar la cobertura de la vigilancia así como aumentar las probabilidades de detección, gracias a la flexibilidad, versatilidad, movilidad que presentan tanto los dispositivos móviles como los drones así como a la capacidad de penetración que poseen estos últimos. Precisamente se ha desarrollado una aplicación informática para dispositivos móviles, que permite la detección de fuego forestal en dispositivos Android.

El sistema de detección de fuego forestal para dispositivos móviles sigue el esquema general de desarrollo presentado en la Figura 4.1, con algunas diferencias sobre todo debido a cambios que se producen al trabajar en otro entorno de programación, por un diferente procesamiento de la información visual así como por la interacción que existe con la información que proporcionan los sensores del dispositivo móvil.

El entorno de programación ha sido Android Studio versión 2016 en donde se han incluido librerías de visión por ordenador basadas en OpenCV, una muestra de la ventana de trabajo se presenta en la Figura 4. 3. El programa base en donde se implementarán los diferentes módulos es el *Main Activity*, siendo la primera función el lanzador (*launcher*) de la aplicación, el cual permite analizar el entorno, establecer el menú vinculante con las operaciones a ejecutar y evaluar el estado de funcionamiento de los sensores a utilizar, así como una sincronización de los mismos para iniciar la aplicación.

Figura 4.3. Plataforma de desarrollo de FFDI en Android

En la Figura 4.4, se muestra el lanzador con el menú de opciones, en este caso a más de la aplicación de fuego forestal se ha incluido la detección de fuego a través del *FDI* y la detección de solo vegetación a través del *ExG*. En el módulo de adquisición de la información, se realiza una sincronización para que la información pueda ser tratada conforme al requerimiento de las funciones que realizan la detección del fuego forestal. Para adquirir los fotogramas se emplea la función *JavaCameraView* que permitirá visualizar el contenido del video de forma continua.

Figura 4.4. El Lanzador de la aplicación con su menú de opciones.

A diferencia del sistema de consola, la información de las coordenadas cromáticas se adquieren en el espacio RGBa (Anexo A.4), la razón de su uso es debido a que representa una opción análoga

al espacio RGB acorde al esquema general (Figura 4.1), lo que facilita la aplicación de las diferentes fórmulas propuestas. Además el entorno de programación utiliza este espacio de color para el procesamiento de las imágenes. La Figura 4.5 muestra la adquisición de la información por parte del dispositivo móvil, de una escena de fuego forestal (simulación realizada en el laboratorio).

Figura 4.5. Adquisición de cuadros de video de una escena de fuego forestal (simulación).

Debido a que la información que proporciona Android sobre cada canal de color es de tipo vectorial, es necesario convertir la información de las coordenadas de color a matrices y luego realizar las operaciones de normalización a través de la función *Core.extractChannel*. Gracias a esta función se ejecuta el módulo de pre-procesamiento de la información visual.

En el módulo de aplicación del *FDI*, *ExG* y *FFDI*, las operaciones algebraicas han sido ejecutadas utilizando las funciones *Core.addWeight*, *Core.subtract*, las mismas que han sido aplicadas en matrices de igual dimensión. Para implementar el factor de sensibilidad ρ se ha utilizado las funciones *Get.Scalar* y *Core.multiply*, de esta forma el factor ρ se convierte en un factor escalar e interactúa con las matrices del *FFDI*. Finalmente se utiliza la función *Imgproc.THRESH_BINARY* para implementar T_{FFD} y binarizar la imagen. Precisamente en la Figura 4.6, se presenta la ejecución del *FFDI* en la escena a través del dispositivo inteligente.

Figura 4.6. Aplicación del FFDI en la escena a través del dispositivo móvil.

Para definir de mejor forma la ROI se ha utilizado operaciones morfológicas de *opening* y *closing*, así como se ha realizado operaciones de filtrado considerando la reducción de píxeles con pequeños tamaños. Por otra parte para establecer los bordes de la ROI se ha utilizado la función *Imgproc.Canny*. Para finalizar, se ejecuta un solapamiento de cada una de las componentes originales con la matriz de la ROI detectada con sus respectivos bordes, la función *merge* genera la matriz final recompuesta. La función *onCameraFrame*, muestra en la pantalla del dispositivo en forma continua la detección del fuego forestal etiquetada en tiempo real. En la Figura 4.7, se puede observar el resultado de la detección del fuego y el solapamiento de contornos de la ROI en los cuadros de video en tiempo real.

Figura 4.7. Detección de fuego forestal en tiempo real.

4.2.4. Generación de RA en el módulo de correlación de datos

El módulo de correlación de datos permite la interacción de la información que proporciona la ROI detectada frente a la información del GPS, acelerómetro y magnetómetro. La principal información que se dispone en el sistema es información visual y alarmas audibles y vibratorias que se presentan al detectar el fuego forestal. Por otra parte, el GPS permite establecer la ubicación del incidente en coordenadas geográficas, así también es posible conocer la hora y fecha del evento. También se ha iniciado con ensayos considerando los valores medios de color con el fin de correlacionar tonalidades de color con temperaturas, en la Figura 4.8 se puede observar el resultado de la ejecución de la aplicación.

Figura 4.8. Presentación de información virtual sobre la detección del fuego forestal.

Las pruebas de rendimiento han sido ejecutadas exclusivamente en laboratorio. A pesar de las limitaciones de hardware que presentan los sensores y elementos de procesamiento del dispositivo inteligente utilizado, los resultados observacionales de las detecciones han sido consecuentes con los resultados numéricos obtenidos en las Tabla 3.8, Tabla 3.9 y Tabla 3.10.

La implementación del sistema de detección de fuego forestal tanto para consola como para el dispositivo de vigilancia móvil, ha permitido constatar el efectivo y eficaz funcionamiento del *FFDI* y la validez de la propuesta desarrollada en torno a la estrategia de extracción de índices de color en general. Además se ha cumplido con los requisitos establecidos para el desarrollo del sistema y se ha verificado la utilidad que proporciona tanto la ROI como la información de los sensores en la producción de realidad aumentada. Además se abre la posibilidad de que una nueva forma de vigilancia ambiental sea posible permitiendo mayor movilidad y flexibilidad frente a los sistemas tradicionales.

4.3. Sistema de asistencia a la conducción a través de dispositivos inteligentes

El sistema de asistencia a la conducción consiste en una aplicación informática para uso en dispositivos inteligentes que permite la detección de coches en ambientes nocturnos y que

proporciona alertas en tiempo real de posibles colisiones (Cruz, Meneses, Eckert, & Martínez, 2016a) .

La principal aportación de esta aplicación es que valida la metodología de extracción de los valores de las AOI, aplicado en el espacio HSV (Anexo A.3), para encontrar un umbral óptimo de detección a través del color de las luces traseras de los coches. Además la información de la detección de las ROI's (áreas y relaciones geométricas) interactúa con la información de los sensores del dispositivo inteligente, de tal forma que permite generar información de Realidad Aumentada para uso en tiempo real.

4.3.1. Descripción general del sistema

El sistema se basa en la comparación de los valores de color de las luces traseras del automotor frente a un umbral óptimo y posteriormente para identificarlos como tal se debe cumplir con una regla de simetría geométrica. Para adquirir el umbral óptimo se ha seguido la estrategia de evaluación de los valores de las AOI, como se formula en las relaciones (20) y (21).

Un procedimiento posterior consiste en la clasificación del objetivo específico (coche en línea de vista del conductor) ponderando áreas de ocurrencia en la escena, una vez ejecutado este procedimiento se define si el automotor se encuentra dentro de una área de influencia en donde existe una alta probabilidad de colisión, posteriormente se etiqueta este objetivo y se realiza un seguimiento del mismo en forma continua.

Para conseguir ejecutar estos procedimientos se establecen reglas predefinidas así como se asocia la ubicación de la ROI en un área determinada para generar alarmas de colisión que se ejecutan en tiempo real. También el sistema garantiza accesibilidad ya que proporciona alarmas tanto visuales como sonoras. El resultado finalmente ha sido la generación de realidad aumentada al introducir información virtual en ambientes nocturnos de conducción real. El desarrollo se ha basado en herramientas de acceso libre y ha permitido crear una aplicación que puede ser ejecutada en dispositivos Android. Para desarrollar el sistema de conducción asistida es necesario cumplir con los siguientes requisitos:

- RF-1.: El sistema debe trabajar en condiciones de escasa iluminación es decir en la noche o situaciones de lluvia o nieve en la noche.
- RF-2.: El sistema debe garantizar una alta tasa de detección.
- RF-3.: El sistema debe permitir respuestas en información inmediata, es decir en tiempo real.
- RF-4.: El sistema debe ser capaz de proporcionar información (alertas) tanto visuales como sonoras u otras que permitan alertar sobre una posible colisión.
- RF-5.: El sistema debe ser desarrollado con un interfaz amigable y de fácil uso.

Para el desarrollo de la aplicación se ha empleado librerías de Open CV versión 2.4.8 sobre el sistema operativo Android en las versiones 4.1 y 4.4 Kit Kat, para entorno de programación se ha utilizado un ordenador Intel Core i5 @ 3.1 GHz según lo presentado en el Anexo D.3. El diagrama general del funcionamiento del sistema se presenta en la Figura 4.9.

Figura 4.9. Diagrama general de funcionamiento del sistema de asistencia de conducción nocturna.

El sistema en general está conformado por cinco módulos: lanzamiento de la aplicación, adquisición de valores, procesamiento de datos, detección del objetivo y finalmente el módulo de generación de alarmas de detección. En el módulo de lanzamiento inicializa la aplicación, en donde se muestra el menú de opciones para ello se utiliza la función *Main Activity*. Por otro lado, en este módulo se establece las instrucciones para ejecutar pruebas automáticas de calibración y funcionamiento del acelerómetro, GPS y de la cámara. Finalmente en esta primera parte del proceso se asigna una etiqueta de identificación a cada una de las funciones que ejecutarán los sensores.

En el módulo de adquisición de valores, se recoge la información de cada uno de los sensores, la misma que es guardada en una pila de datos. Cada pila de datos es clasificada en base a un identificador (ID). Los datos que se recogen de los sensores son útiles para proporcionar información de la ROI detectada, los datos del GPS por ejemplo permiten mostrar las coordenadas de localización del objetivo específico y con ello se puede actualizar las variables de velocidad y ubicación del coche en cada cuadro de video. Los datos del acelerómetro por otra parte permite realizar ajustes continuos de la ubicación espacial del dispositivo inteligente en relación a los tres

ejes coordenados (x, y, z) de esta manera se consigue mantener el horizonte visual de la cámara. Por otro lado, aquí también se realiza un registro de los valores de color de los faros detectados considerando el umbral óptimo establecido.

El umbral es producto del análisis de las AOI en la ROI que representan los faros traseros del vehículo. Se ha realizado un sin número de pruebas considerando el valor promedio de cada uno de las componentes de color en HSV normalizadas. Estas pruebas de análisis se han ejecutado a 3, 5 y 10 metros de los faros de un vehículo, se ha obtenido los promedios totales de los valores de color en relación a cada distancia medida, de esta forma también se relaciona el valor de una gama de tonalidades de color a una distancia en específico. Los valores medios totales representan umbrales óptimos, los valores de los umbrales sirven de patrón de comparación para detectar las luces traseras del coche.

En el módulo de procesamiento se realiza una comparación de valores del color correspondientes al brillo y el color de las luces traseras con un umbral óptimo de detección, para ello se utiliza la función *LocationDAO*. Los valores que cumplen con el umbral de detección preestablecido son seleccionados automáticamente, detectando de esta manera las ROI's, las cuales posteriormente son etiquetadas. En cuanto al GPS, se continúa realizando un registro automático de los cambios que se producen en la señal GPS. Igualmente se realiza ajustes y registros continuos de localización espacial del dispositivo inteligente a través de los datos recogidos por el acelerómetro.

Dentro del módulo de detección, las ROI's que cumplen con el valor del umbral prefijado son remarcadas, se realiza un análisis de simetría entre cada una de estas ROI's, además se comparan sus valores de áreas y dimensiones para establecer que pertenecen a un mismo coche.

Para determinar si las ROI's detectadas corresponden a un mismo coche se realiza el análisis de ubicación espacial de las ROI's en relación al marco de referencia (*framework*), es decir se evalúan las ROI's para saber si longitudinalmente se encuentran a una misma región del cuadro de video, en este caso el marco de referencia se presenta como un cuadro de color rojo como muestra la Figura 4.20. Cuando los valores del centroide, y ejes de las ROI's guardan simetría respecto al marco de referencia se establece que espacialmente se encuentran alineadas y cuando las áreas de las ROI's mantienen un número aproximado de píxeles entonces se establece que disponen de la misma área, solo entonces cuando cumplen estas dos condiciones se establece que las ROI's pertenecen a las luces traseras del vehículo.

Por otra parte, una vez definidas las dos ROI's se calcula el punto medio entre las dos luces traseras. Este dato sirve para realizar comparaciones de disminución o aumento de distancias frente a un punto de fuga virtual ubicado en el centro del marco de referencia de tal manera que se consigue determinar cuando el vehículo detectado se acerca a la cámara del dispositivo inteligente, como se puede apreciar en la Figura 4.10.

4.3.2. Generación de Realidad Aumentada

Para generar realidad aumentada se ha realizado un modelado geométrico. Este modelado se refiere a la utilización de simetrías, semejanzas, distancias, áreas, centros, entre formas geométricas, de tal manera que se consiga identificar un coche en la escena y que apoyen a dar alerta sobre una posible colisión.

El módulo de alarmas e información virtual tiene relación directa con la generación de realidad aumentada. En este módulo se realizan correlaciones entre la información que se obtiene de las ROI's y de los datos de los sensores frente a umbrales preestablecidos. Por ejemplo, cuando existe una disminución de los valores de la distancia entre el punto medio de las luces traseras (d_t) y el centroide del marco de referencia, se activan alarmas de posible colisión y es entonces cuando se correlacionan con los datos de aumento o disminución de la velocidad del vehículo monitor obtenida a través del GPS del dispositivo inteligente. Si existe una disminución de la distancia y un aumento de velocidad, inmediatamente se muestra en pantalla la alerta de colisión inminente. Las alarmas son visuales a través de mensajes de texto, audibles y de vibración con la finalidad que el sistema garantice accesibilidad a personas con capacidades especiales. En la Figura 4.10 se puede observar la aplicación en funcionamiento.

Figura 4.10. La aplicación en funcionamiento muestra diferentes datos de velocidad, distancia, posición espacial, coche detectado, alarmas, entre otros.

El sistema proporciona además del registro de fecha y hora, la velocidad del coche y la distancia, en la cual las tonalidades de color presentan cierto valor (precisión). Además se muestra una barra de las tonalidades detectadas (arriba-izquierda Figura 4.10), las coordenadas de ubicación espacial del dispositivo inteligente, el valor de color de los faros, el número de detecciones bajo el umbral prefijado, un texto indicativo de la detección del coche, el área de las luces traseras derecha e izquierda, el aviso de ajuste de pantalla, el marco de referencia de detección, el alarma visual de aproximación peligrosa, además la activación de los modos de vibración y alarma sonora cuando se produce el evento de conducción peligrosa.

Para reducir falsos positivos y falsos negativos, se ha optado por ejecutar una estrategia de priorizar áreas de ocurrencia. Esto significa que el marco de referencia se ha dividido en cuatro zonas y se ha ponderado cada zona en mayor o menor proporción considerando la probabilidad de detectar un automotor, tal como se plantea en trabajo presentado por el autor de esta tesis doctoral (Cruz, Meneses, Eckert, & Martínez, 2016b).

4.3.3. Pruebas de rendimiento

Las pruebas experimentales de rendimiento han sido llevadas a cabo tanto en laboratorio a través de videos pregrabados como en condiciones reales a través de detecciones vía sensores del dispositivo inteligente. Las pruebas en condiciones reales se han ejecutado en vías urbanas e interurbanas y en ambientes nocturnos con llovizna, abundante lluvia y con nieve poco copiosa, como se puede observar en la Figura 4.11.

Figura 4.11. Pruebas realizadas en diferentes condiciones climáticas: (a) detección con escasa lluvia, (b) detección con fuerte lluvia, (c) detección con nieve poco copiosa.

Para la validación de la precisión de la detección se ha utilizado los valores de la matriz de confusión. En la evaluación se ha valorado visualmente la detección o no de los vehículos. Esta apreciación puede ser un tanto subjetiva, sin embargo al haber desarrollado las evaluaciones tanto en laboratorio (observando cada fotograma del video pregrabado de un total de 500) como en el exterior, la respuesta de la valoración son mucho más fiables. En las evaluaciones desarrolladas en condiciones reales se han empleado más de un evaluador y se ha utilizado dos coches de forma coordinada.

A partir de los datos obtenidos, se han calculado los valores de precisión (p), $recall$ (r) y los índices *Dice* (DI), Jaccard (JI) y Manhattan (MI). También se ha calculado la tasa de falsos positivos (FPR) con la finalidad de conocer las falsas alarmas que presenta el sistema. Los resultados de las valoraciones son presentados en la Tabla 4.1.

Los resultados muestran que existe un valor de exactitud de la detección (DI) de 94,81% durante condiciones nocturnas estables y un 82,44% cuando se presenta nieve ligera en la noche. Considerando las condiciones adversas y la reducida visibilidad que presenta el entorno experimental, en general se observa que la solución que se propone es eficiente y puede ser utilizada en tiempo real. Además el resultado de precisión de 95,20% a pesar que el sensor de la cámara utilizada tiene una limitada capacidad de resolución con apenas 5 MP (una mejor resolución garantiza mejores resultados). La tasa de precisión de la detección garantiza oportunidad a la hora de proporcionar alarmas sobre posibles colisiones.

Los requisitos que se han formulado se han cumplido a través de la aplicación desarrollada. Finalmente la información de Realidad Aumentada (velocidad, distancia, alarmas) generada para empleo en ambientes de conducción reales, hace de esta aplicación una herramienta de alta utilidad y practicidad.

Tabla 4.1. Resultados de las pruebas de rendimiento efectuadas sobre diferentes condiciones meteorológicas

Condición Ambiental y de iluminación	Media de velocidad (Km/h)	r	FPR	p	JI	DI	Mh
Noche	73	0,9441	0,0457	0,9520	0,9014	0,9481	0,9489
Llovizna + noche	57	0,9347	0,0477	0,9204	0,8648	0,9275	0,9458
Chubasco + noche	25	0,8474	0,0893	0,8576	0,7428	0,8524	0,8862
Nieve ligera + nieve	24	0,8244	0,1071	0,8244	0,7012	0,8244	0,8669

4.4. Conclusiones

La practicidad, utilidad, así como el rendimiento del *FFDI*, han sido corroborados a través de las implementaciones efectuadas. En especial la implementación del *FFDI* en el dispositivo móvil abre una nueva perspectiva de vigilancia ambiental, que garantiza flexibilidad y por supuesto movilidad. Este enfoque permitirá en un futuro próximo una vigilancia inteligente con una mayor cobertura y de respuesta inmediata ante un incidente.

La estrategia de análisis del color como fuente de información permite la detección de las luces traseras de un coche de forma precisa. Lo que permite concluir que, cuando la información que proporciona el color es utilizada de una forma adecuada es posible alcanzar altas tasas de detecciones inclusive en escenarios en donde se presentan condiciones de baja iluminación o poca visibilidad.

La información que proporciona la ROI detectada (áreas, dimensiones centroide, etc.) en combinación con reglas preestablecidas (espaciales y temporales) permite generar información virtual de acuerdo a la escena que se presenta. Considerando los resultados alcanzados, se puede afirmar que las posibilidades de proporcionar información virtual se incrementan al combinar la información de la ROI con la información proporcionada por los diferentes sensores.

Capítulo IV: CONTRIBUCIONES Y TRABAJO FUTURO

5.1. Introducción

El ámbito en el que se enmarca la presente tesis doctoral es el desarrollo de métodos que permitan la detección de objetivos específicos con un enfoque de uso para sistemas de vigilancia de tal manera que las detecciones se ejecuten en forma automática y que además proporcionen información virtual. El color ha sido la principal fuente de información para llevar a cabo las detecciones.

Los análisis realizados y evaluaciones ejecutadas muestran que, cuando se emplea de forma adecuada la información de color de los píxeles, esta información representa una opción válida para conseguir una alta tasa de rendimiento y detección de objetivos tanto con formas irregulares y en fondos ambiguos como de formas simétricas y en escenarios controlados. La tasa de rendimiento se refiere a conseguir un alto porcentaje de detecciones ciertas en tiempos muy cortos de tal manera que permita ejecuciones en tiempo real. Los resultados de detecciones ciertas en todos los casos y en las diferentes propuestas realizadas superan el 90% de aciertos, como se puede evidenciar en la Tabla 3.4, Tabla 3.6, Tabla 3.7 y Tabla 3.9.

Como complemento, se propone el uso de la información que suministran diferentes tipos de sensores de dispositivos inteligentes en combinación con las características de la ROI para proporcionar información virtual que es de utilidad en diferentes actividades de videovigilancia.

5.2. Contribuciones

Las contribuciones de este trabajo se centran específicamente en dos campos, uno de tipo metodológico y otro de aplicaciones. Las estrategias que se proponen han sido útiles para el desarrollo de prototipos con dos enfoques, uno basado en la vigilancia de entornos fijos y otro en móviles.

5.2.1. Contribuciones Metodológicas

Se ha propuesto una metodología general para generación de índices de color que se basa en la toma de muestras, análisis de los valores de color por histogramas y valores estadísticos, establecimiento de relaciones de predominancia entre tonalidades de color, utilización de la normalización como instrumento de pre procesamiento y finalmente la aplicación de ecuaciones algebraicas particulares entre tonalidades para conseguir distribuciones bimodales. Las principales contribuciones son:

1. La propuesta del índice de detección de zonas no forestadas *NFDI*, el cual representa una ecuación algebraica que relaciona ciertas tonalidades de verdes y marrones de tal forma que se consigue la detección precisa de áreas deforestadas inclusive considerando escenarios de vegetación tan complejos como son los bosques de selva tropical de la Amazonía ecuatoriana. Los resultados comparativos con otros métodos presentes en el estado del arte demuestran significativas contribuciones de mejora tanto en la precisión de la detección como en la reducción del tiempo de procesamiento.

En la tabla 3.7 se muestra un compendio de los principales resultados alcanzados por el *NFDI* y su comparación frente a otros métodos. Precisamente tanto la calidad de la segmentación así como el índice global de detección (F_m) alcanzado por el *NFDI* es superior a otros métodos. Por otra parte el tiempo de procesamiento que el *NFDI*, en imágenes de alta

definición asegura una alta tasa de rendimiento y con ello se presenta la posibilidad de ser aplicada en sistemas que realizan el monitoreo en tiempo real.

2. En base a los resultados alcanzados con el *NFDI*, se propone como contribución el uso del índice de detección de fuego forestal (*FFDI*). En su formulación se sigue la estructura establecida para la extracción de índices de color en general (*ICG*) y permite la detección del fuego forestal con alta precisión y en tiempo real. Se ha realizado un análisis de las tonalidades que conforman la llama y el humo y se ha identificado un umbral ideal para adquirir estas tonalidades en una escena forestal, incorporando un factor de sensibilidad (ρ) que permite tanto la detección de la llama únicamente como de la llama con humo.

Una de las principales ventajas del *FFDI* es que la calidad y el rendimiento de la detección no se ven afectados por la perspectiva visual (cercana o lejana) con la que se han adquirido las imágenes o los cuadros de video.

Es importante también hacer conocer que la publicación de los resultados alcanzados a través del *FFDI*, ha tenido eco e interés por parte de la comunidad académica, científica así como por la empresa privada.

En base a los resultados alcanzados se propone el uso de este índice en sistemas de vigilancia móviles como son los drones y dispositivos inteligentes, lo cual abre la posibilidad de cubrir zonas más amplias de vigilancia así como permitir detecciones en procesos iniciales de combustión.

5.2.2. Aportaciones derivadas de las aplicaciones desarrolladas

1. Se ha diseñado y desarrollado un sistema para la detección de fuego forestal partiendo del índice *FFDI*. Este sistema se ha implementado tanto para sistemas de vigilancia fijos como en equipamiento de vigilancia móvil (dispositivos móviles). Se ha obtenido el registro de propiedad intelectual del software desarrollado para la detección de fuego forestal, según el siguiente detalle:
 - Título: “Software para la detección de fuego forestal”
 - Núm. Expediente: 09-RTPI-09037.2/2016
 - Núm. Solicitud: M-008233/2016
 - Ref. Documento: 09/103512.6/16
2. El sistema de conducción asistida a través de dispositivos inteligentes consiste en una aplicación para dispositivos inteligentes (teléfonos, tabletas) que permite dar alarmas e información sobre una posible colisión vehicular por alcance. El sistema realiza la tarea de detección considerando la tonalidad del color de las luces traseras de los coches y el cumplimiento de un umbral prefijado, para ello se sigue la estrategia de extracción de áreas de interés y la obtención de un umbral.
3. Sistema de evaluación de la calidad de segmentación y precisión de detección basada en múltiples hilos y computación paralela (Anexo E). Esta aplicación ha sido desarrollada en Matlab y permite evaluar un método de segmentación bajo múltiples parámetros así como comparar el rendimiento entre métodos de segmentación, al mismo tiempo. También permite obtener los parámetros de la matriz de confusión de forma automática,

lo cual lo hace útil para valorar la precisión de la detección. Las ventajas que se han obtenido a través de uso de esta herramienta es la reducción de los tiempos que se requieren para ejecutar la tarea de evaluación, reducción del coste computacional así como la automatización del proceso de tal manera que sea más confiable.

5.2.3. Publicaciones realizadas

1. Cruz, H. O., Eckert, M., Meneses, J. M., & Martínez, J. F. (2017, February). "Precise Real-Time Detection of Nonforested Areas with UAVs". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(2). JCR (Q1), IF=3.36.

En este artículo se propone el índice de detección de zonas no forestadas (*NFDI*), se realiza un estudio pormenorizado de las opciones empleadas para la detección de suelo y vegetación a través de vehículos autónomos no tripulados (UAV's). También se presenta la metodología para la extracción del *NFDI* así como pruebas de precisión de detección y rendimiento utilizando información obtenida del UAV "Gavilán" de la selva amazónica ecuatoriana. El algoritmo es sometido a diversas pruebas en condiciones de iluminación así como comparativas con otros métodos del estado del arte. Los resultados arrojan mejoras y sobre todo una alta tasa de rendimiento.

2. Cruz, H., Eckert, M., Meneses, J., & Martínez, J. F. (2016, June). "Efficient forest fire detection index for application in unmanned aerial systems (UASs)." *Sensors*, 16(6), 893. JCR (Q1), IF=2.033.

En este artículo se propone el índice de detección de fuego forestal (*FFDI*), aquí se revisa los principales métodos utilizados para la detección de fuego forestal a través de drones y UAV's. Dentro de este artículo también se expone la metodología para extraer el *FFDI* así como se realiza una valuación exhaustiva de rendimiento. Los resultados demuestran su alta eficiencia y la posibilidad de utilizar este índice para ejecutar detecciones en tiempo real bajo diversas perspectivas.

3. Cruz, H., Eckert, M., Meneses, J. & Martínez, J. F. "Fast Evaluation of Segmentation Quality with Parallel Computing." *Scientific Programming*, 2017(1-10). JCR (Q3), IF=0.455.

La propuesta que se presenta en este artículo se vincula al uso de múltiples hilos computacionales para ejecutar tareas de evaluación de la calidad de las segmentaciones así como de la precisión de las detecciones. Este sistema busca reducir los tiempos que se requieren para ejecutar la tarea de evaluación así como automatizar este proceso de tal manera que sea más confiable. Aquí también se muestra el caso aplicativo de evaluación del *NFDI* frente a otros métodos presentados en el estado del arte.

4. Cruz, H., Meneses, J., Eckert, M., & Martínez, J. F. (2016, June). "Night Time and Low Visibility Driving Assistance Based on the Application of Colour and Geometrical Features Extraction." *Lecture Notes in Computer Science (LNCS)*, 9704, 118-127, SJR (Q3).

Este artículo muestra una aplicación para la asistencia de la conducción durante la noche y en ambientes nocturnos lluviosos o con nieve poco copiosa. Este sistema ha sido desarrollado para dispositivos móviles. Aquí, se realiza una revisión de los principales trabajos que han presentado, posteriormente se describe y explica la arquitectura y funcionamiento del sistema. Finalmente se realiza pruebas de precisión en la detección así también se muestra las alarmas e información de

realidad aumentada que se obtiene gracias a la interacción de la ROI con información de los sensores del dispositivo móvil. Este trabajo fue presentado inicialmente en el Congreso Internacional de Ciudades Inteligentes llevado a cabo en Málaga-España en 2016 y posteriormente fue escogido para ser publicado en la edición editorial de Smart Cities (Springer) dentro de la serie del LNCS como *Book Chapter*.

5.2.4. Conferencias y ponencias internacionales

Dado que el autor de esta Tesis proviene de la ESPE, se ha procurado que los trabajos desarrollados en esta Tesis se han publicado en el Congreso de Ciencia y Tecnología de la ESPE:

1. Cruz, H., Meneses, J., Eckert, M., & Martínez, J. F. “Uso de Comparaciones Espacio-Temporales en la Detección de Anomalías en Estaciones de Trenes.” *XI Congreso de Ciencia y Tecnología ESPE 2016*, 11, pp.152-156, ISSN 1390-4663. Quito-Ecuador. Mayo 2016.
2. Cruz, H., Meneses, J., Eckert, M., & Martínez, J. F. “Seguimiento Automático para RGB y Detección de Objetos en Color.” *X Congreso de Ciencia y Tecnología ESPE 2015*, 10, 245-250, ISSN 1390-4671. Quito-Ecuador. Mayo 2015.
3. Cruz, H., Meneses, J., Eckert, M., & Martínez, J. F. “False face detection in the Tracking.” *IX Congreso de Ciencia y Tecnología ESPE 2014*, 9, pp.245-250, ISSN 1390-4663. Quito-Ecuador, Mayo 2014.

Así mismo el autor de este trabajo ha participado en diferentes eventos y ponencias, por invitación, en temas relacionados con la tesis doctoral; los principales han sido:

1. “Computer Vision applied to Transportation Systems”, IEEE-Iberian Student Branch Congress (ISBC), Abril 2015, Madrid-España.
2. “Surveillance and pattern recognition systems applied to transportation engineering and planning”, London South Bank University, Marzo 2015, Londres-Inglaterra.
3. “Object detection for surveillance systems in order to generate Augmented Reality”, Senescyt - Technische Universität Berlin, Octubre 2014, Berlin-Alemania.

5.2.5. Proyectos de investigación que han dado soporte al desarrollo de la Tesis Doctoral

1. “Mixed Reality Over Ultra High Definition Television” Proyecto N° TEC2013-48453-C2-2-R. Programa Estatal de Investigación, Desarrollo e Innovación-Gobierno de España.
2. “Técnicas de Visión por Computadora para Sistemas de Videovigilancia Vinculados con la Prestación de Servicios de Emergencias”, ESPE-UPM-EPN-ECU-911. Fondos de inversión Senescyt-Gobierno del Ecuador. Este proyecto está en la fase final de evaluación y su concesión permitirá seguir investigando en esta temática.

5.3. Trabajos Futuros

5.3.1. Aplicación de los *ICE* en otros contextos

El primer campo de trabajo es la aplicación de los *ICE* en otros contextos. Debido a que los índices representan umbrales que agrupan ciertos píxeles con un valor determinado r , g , b en el primer plano y por otra parte agrupan píxeles con un diferente valor de r , g , b en el fondo, es posible que su aplicación pueda abarcar otro tipo de detecciones derivadas de los índices desarrollados. Los trabajos futuros contemplarían seguir con esta línea de investigación de tal manera de conocer el alcance de los índices desarrollados.

En el caso del *NFDI*, aunque la propuesta metodológica está orientada a la detección de zonas deforestadas en bosque tropical húmedo, es necesario realizar ajustes en las relaciones cromáticas para realizar detecciones efectivas en bosques boreales, subtropicales, templados y mediterráneos. Para ello será necesario realizar muestreos de AOI con cada tipo de bosque.

La capacidad del *NFDI* para evitar confusiones por similitud de tonalidades hace también que se pueda clasificar efectivamente la vegetación a pesar de existir diferentes tonalidades de suelos en una misma región. Esto es especialmente importante en la detección de los niveles de erosión así como para delimitar las estructuras artificiales y el suelo de la vegetación, lo cual es de mucha utilidad en planificación urbana. Será necesario realizar una multitud de pruebas con la finalidad de saber cuál es el rendimiento del *NFDI* frente a estos escenarios y de ser necesario ajustar las relaciones cromáticas considerando factores de sensibilidad como ρ en el *FFDI*, para alcanzar precisión.

El mismo proceso de evaluación, muestreo y ajuste se debe realizar para escenarios de surcos y cultivos agrícolas pues resultados preliminares muestran que la clasificación de la vegetación del suelo a través del *NFDI* presenta mejores resultados que otros índices desarrollados anteriormente, esta ventaja puede ser aplicada en la mejora de la agricultura automatizada.

Por otra parte también es necesario a futuro realizar ajustes al *NFDI* para realizar detecciones en otros ámbitos de aplicación diferentes a la detección del suelo. Estos ajustes consisten en tomar muestras con más detalle de las ROI's que son de interés y establecer la relación entre las componentes cromáticas. Se ha realizado un muestreo preliminar y las relaciones cromáticas que se han presentado para elaborar el *NFDI* son coincidentes para efectuar detecciones en otros campos. Las detecciones efectivas en otros escenarios estarán condicionadas a encontrar un coeficiente de sensibilidad que permita su variación de tal manera de que se ajuste de acuerdo a cada aplicación en concreto.

El *NFDI* puede ser empleado en la detección de inundaciones, para ello es necesario realizar a futuro comparaciones estadísticas entre los valores de tonalidades de color (aguas grisáceas lodosas) del área de la ROI en un estado de normalidad frente a los de valores de la tonalidad de color de la ROI evaluado en cada cuadro de video subsecuente. El incremento de los valores estadísticos de estas tonalidades de color en específico representaría una subida en el nivel de aguas.

Otro aspecto en el que se debe trabajar es en establecer una posible área de afectación de la inundación para ello es necesario establecer la relación de escala entre un píxel de una ROI y las dimensiones del objeto específico detectado, es decir saber a cuántos metros equivale un píxel de

la ROI. Para ello es necesario considerar las características geométricas de la ROI en relación a la escena (áreas, centroides, ejes máximos y mínimos, etc.) y realizar apreciaciones escalares fotogramétricas apoyándose de los valores que los dispositivos inteligentes proporcionan (posición geográfica, altura respecto al objetivo, distancia respecto al objetivo, orientación espacial, etc.).

Por otra parte es importante continuar en el estudio del *FDI* para realizar ajustes de parámetros de sensibilidad como ρ y definir de esta forma su rango de aplicación. Pruebas iniciales han permitido establecer que este índice permite la detección automática de incendios en edificios, casas, fábricas, coches, etc. También permite la detección de explosiones por combustibles (cocteles molotov) y de procesos de erupción volcánica.

Un trabajo futuro contempla la continuación de la implementación de un sistema de detección de fuego forestal a través de drones, pues los incipientes resultados obtenidos en esta tesis muestran la importancia de esta línea de trabajo sobre todo en la detección temprana de estas incidencias. Las posibilidades que presentan los drones en la actualidad permiten un cambio a un sistema de vigilancia más flexible, móvil y que garantice mayores coberturas que los sistemas tradicionales (cámaras montadas en torres).

También se plantea el uso de otras operaciones aritméticas de color que permita la interacción de más de dos índices de tal manera que más de dos conjuntos de píxeles puedan ser agrupados, de esta manera múltiples objetivos específicos podrían ser localizados en una escena.

5.3.2. Patrón de reconocimiento a través de ecualización de valores del color.

Un futuro trabajo está orientado a establecer un patrón de reconocimiento de color. Se está experimentando con diversas ponderaciones de un mismo píxel y la región de píxeles vecinos a este, en diferentes cuadros de video para conseguir un efecto de ecualización. Tanto para escoger la ponderación adecuada así como para establecer las AOI se está probando con diferentes series matemáticas. Se parte de la idea de que una ponderación adecuada en unas AOI determinadas debe permitir que el patrón sea identificable en una secuencia de video, independientemente de la perspectiva y área de cobertura de la cámara de videovigilancia así como del tiempo transcurrido desde la primera detección e identificación del objetivo específico en una cámara 1 hasta otro instante en donde el objetivo nuevamente ingresa al campo visual de una cámara 2.

Además también se ha iniciado con la clasificación de valores de los píxeles en las áreas de interés considerando máquinas de soporte vectorial, a la fecha únicamente se han obtenido resultados parciales. El uso de este patrón ayudaría en el proceso de identificación cooperativo a través de drones o cámaras de vigilancia fija.

ANEXOS

A. Teoría del color

Para que un método o algoritmo cumpla con la tarea detección de objetivos en tiempo real es necesario entre otros factores que considere un espacio de color adecuado para llevar a cabo esta tarea. Los principales espacios de color que facilitan la detección en tiempo real son: el espacio RGB, el espacio HSI (HSV) y finalmente el espacio YCbCr. Esta apreciación se realiza en base a resultados alcanzados en diversos trabajos ejecutados en la presente tesis doctoral y que se confirma a través de información provista por diversos autores (Halder et al., 1995; Maggio & Cavallaro, 2011; Qidwai & Chen, 2009).

Las características comunes que se presentan estos espacios de color están asociadas al brillo, la saturación y el matiz o también llamado tono. Por lo tanto en la propuesta de detección que se presenta se considera el análisis de estas características para alcanzar la detección de ROI's. De acuerdo al CIE (*"International Commission on Illumination"*) los colores están definidos en forma tricromática, por lo cual se asigna las variables X, Y, Z a cada uno de las componentes que conforman un espacio de color. De esta manera la X está asociada a la precepción del rojo al verde por parte de las células foto sensibles (bastones) del ojo humano, Y es el resultados de la percepción de luminosidad, finalmente la componente Z representa la sensibilidad al azul. El modelo de color tricromático está representado según las siguientes ecuaciones:

$$x = X/(X + Y + Z) \quad , \quad (1)$$

$$y = Y/(X + Y + Z) \quad , \quad (2)$$

$$z = Z/(X + Y + Z) \quad . \quad (3)$$

El uso de la tricromaticidad evita que valores negativos que se presentan en determinadas longitudes de onda (colores del espectro visible) genere errores de apreciación. El uso de las ecuaciones (1), (2) y (3), definen luminosidad (y) y la coloración (x, z) (De la Escalera & Armingol, 2001). Los valores genéricos de las coordenadas tricromáticas en general son normalizadas en un rango de 0 a 1.

1. El espacio de color RGB (Red, Green, Blue)

Sin duda alguna este espacio de color es el patrón referencial y es frecuentemente utilizado tanto para el desarrollo metodológico como aplicativo en la detección de objetivos específicos para los sistemas de videovigilancia.

El modelo RGB es un modelo aditivo de color y sus componentes se representan en tres dimensiones. En la Figura A.1 se muestra la representación espacial de este modelo, en donde las aristas forman un cubo y son el resultado de la combinación aditiva de las coordenadas. En el modelo RGB los valores escalares de las coordenadas son normalizadas de tal manera que van de un rango de 0 a 1. Las aristas encuentran el punto origen en (0, 0, 0) y representa el negro, el punto de convergencia de los máximos valores para RGB está en (1, 1, 1) y representa al blanco, la diagonal formada desde el punto de origen (blanco) hasta el valor correspondiente al negro representa la escala de grises. Los colores primarios rojo, azul y verde (Red, Blue, Green) toman los máximos valores en sus respectivos ejes coordenados. El resto de las aristas forman el magenta (1, 0, 1), el amarillo (1, 1, 0) y cyan (0, 1, 1). La Figura A. 1 muestra la representación espacial del modelo RGB.

Figura A. 1. Representación espacial del modelo RGB.

En entornos multimedia y sistemas de visión artificial se procede a la digitalización de los espacios de color. Para efectuar esta operación, se discretizan los valores del color de tal manera que puedan ser almacenados en espacios de memoria. La representación binaria de cada componente (2^8) permite definir que 256 valores existentes en cada componente (0-255). Considerando que cada píxel está conformado por los 3 componentes, este contará con al menos 24 bits para su representación. De esta manera la combinación (2^{24}) permitirá obtener más de 16 millones de colores. El número de bits usados para la gráfica de un píxel se reconoce por el término anglosajón “*píxel depth*”. Los valores cromáticos de R, G, B son representados en forma de ecuaciones lineales a partir de las ecuaciones (1), (2) y (3). Las ecuaciones cromáticas para el espacio RGB están dadas por:

$$r = \frac{R}{R+G+B} \quad , \quad (4)$$

$$g = \frac{G}{R+G+B} \quad , \quad (5)$$

$$b = \frac{B}{R+G+B} \quad . \quad (6)$$

Donde r, g, b representan específicamente los valores cromáticos que representan al rojo, verde y el azul (R, G, B) respectivamente. Además la suma de las tres coordenadas cromáticas es igual a la unidad.

$$r + g + b = 1 \quad . \quad (7)$$

El modelo RGB es la base en la formulación de métodos de detección para sistemas de visión artificial, ya que la información colorimétrica de los píxeles se basan en este espacio de color. Otros espacios de color como el HSI, YCbCr, CMY, etc., buscan la homologación al modelo RGB a través de diversos métodos de conversión. El modelo RGB al estar asociado al sistema de visión humana representa el entorno ideal para experimentar técnicas y métodos que ayudan a la obtención de información de los píxeles de interés.

2. El Modelo YCbCr

El modelo YCbCr es comúnmente utilizado en entornos aplicativos multimedia y de codificación de color para televisión. El sistema YCbCr abarca tanto la normativas de PAL a través del modelo YUV como YIQ para NTCS (De la Escalera & Armingol, 2001; Marcos & Martín, 2000; Pajares & De la Cruz, 2001). En todos los casos la adquisición de información se realiza considerando la luminancia y la diferencia entre las coordenadas de color. Es decir se define una detección de un grupo específico de píxeles considerando la luminancia como fuente de información respecto a dos valores de crominancia. Y representa la luma (luminancia) que va de 0 a 255, en entornos multimedia. Cr y Cb representan coordenadas cromáticas, los cuales se obtienen de la diferencia del azul con la luminancia (B-Y) y de la diferencia del rojo con la luminancia (R-Y), los valores requeridos para su normalización van de -0.5 a +0.5. Además el modelo YCbCr permite codificar la información del espacio RGB por lo tanto la cromaticidad en YCbCr dependerá de la combinación en relación a los valores de RGB (Gonzalez & Woods, 2008). La relaciones para la conversión de RGB a YCbCr según la norma EBU N-10 se da a través de las siguientes relaciones:

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad , \quad (8)$$

$$C_r = K_1(R - Y) \quad , \quad (9)$$

$$C_b = K_2(B - Y) \quad . \quad (10)$$

Donde $K_1 = 0.71327$ y $K_2 = 0.56433$. Para efectos de interpretación de la información de color en sistemas multimedia, tanto la señal de Y como de Cr como de Cb son normalizadas a un rango de 0 a 1, la señal se codifica en 8 bits y provee información en un rango de 0 a 255. Este modelo de color también ha sido objeto de uso en la presente tesis doctoral.

3. Modelo de Color HSI

El modelo HSI (*Hue, Saturation and Intensity*), sigue el esquema general de percepción del color es decir la información del color y de su contexto es representada en 3 variables. La primera variable es el tono (H) que representa la gama de colores existentes. La saturación o pureza del color (S) se refiere a la cantidad de un color predominante en relación a su mezcla con el blanco, permite diferenciar de entre una tonalidad de color más claro de otro más opaco (Báez Rojas & Pérez, 2008). Finalmente la intensidad (I) se identifica con la capacidad de un objeto para emitir o reflejar el flujo de energía lumínica, puede ser representado como un rango desde el negro (menos intensidad) al blanco (mayor intensidad). Muchos autores asocian la intensidad al brillo y recomiendan su uso para segmentar ROI's (De la Escalera & Armingol, 2001). El modelo HSI puede ser representado como en la Figura A.2. Modelo HSI, representación gráfica.

Figura A.2. Modelo HSI, representación gráfica.

Para aplicaciones de sistemas de visión por ordenador, el modelo HSI representa una opción importante de uso. Según (Gonzalez & Woods, 2008), el modelo RGB aunque es análogo a la percepción humana del color no es lo suficientemente capaz de controlar cambios debido a variaciones de intensidad de la fuente de luz. Esto significa que, al presentarse una adición de los colores primarios sin considerar el manejo de variables como la iluminación y el brillo, cualquier afectación que se presente en cualquier componente del RGB afectará al conjunto por igual, esa es la principal desventaja frente al modelo HSI.

El modelo HSI, resulta una muy buena opción que mejora la percepción del color para entorno aplicativos computacionales y multimedia pues establece parámetros de valoración en forma separada de crominancia (Hue and Saturation) y luminancia (Intensity), lo cual resulta mucho más fácil de interpretar para el sistema de visión humano (De la Escalera & Armingol, 2001; Plataniotis & Venetsanopoulos, 2013), por ejemplo cuando dos fuentes de luz generan igual color (igual longitud de onda) la diferencia de mejora en la percepción del color se dará cuando la intensidad de una sea mayor a la otra ($I_1 > I_2$), esto significa que será más brillante y esta percepción puede ser identificada con la finalidad de separar los píxeles de interés y aglutinar en ROI's.

El modelo HSI utiliza las coordenadas cromáticas del espacio RGB para realizar la correspondiente normalización. La componente I representa la intensidad, considerando que los valores R, G, B pueden llegar a valer 1 por cada coordenada además en base a las ecuaciones (4), (5) y (6), el valor de la normalización de la (intensidad) viene dado por :

$$I = \frac{R+G+B}{3} \quad . \quad (11)$$

La normalización de I también permite obtener un rango de valores que van de 0 a 1 acorde a la correspondencia con la escala 0 a 255. Por otra parte para medir el tono de un color (H), se considera la medida angular (α) que va de 0 a 360° y que se produce entre las líneas que forma el blanco con el rojo. La componente H va entre los valores de 0-255 o 0-1 si se ha normalizado. El de valor de H se expresa según la relación que se presenta a continuación:

$$H = \arccos \frac{(R-G)+(R-B)}{2 * \sqrt{(R-G)^2 + (R-B)(G-B)}} \quad . \quad (12)$$

Finalmente el valor de S, viene dado por la relación del mínimo valor que las componentes R, G y B en relación a su mezcla aditiva. Esta relación se presenta a continuación:

$$S = 1 - 3 \frac{\min(R,G,B)}{R+G+B} . \quad (13)$$

4. Modelo RGBa

El modelo RGBa (Red Green Blue Alpha) es un modelo basado en el RGB donde cada color está compuesto por una parte de rojo, una parte de verde y una parte de azul y las diferentes proporciones de estas componentes genera todos los colores posibles, llegando a tener hasta 16 millones de colores diferentes.

Sin embargo, el RGBa posee un canal adicional Alpha que se corresponde con la transparencia u opacidad, en donde el 0% representa la transparencia absoluta y el 100% la opacidad absoluta que es como tradicionalmente vemos los colores.

B. Umbralización propuesta por Otsu

La umbralización propuesta por Otsu es uno de los métodos más populares empleados en la segmentación por agrupación de regiones. El cálculo del umbral se desarrolla de tal manera que se efectúa un análisis de los niveles de gris considerando que el valor de dispersión de los píxeles dentro de las ROI's sea el mínimo. Si consideramos que el umbral ideal realiza una clasificación bimodal, entonces tendremos dos grupos de píxeles, unos que pertenecen a una R_1 , de donde contendrá un n nivel de gris tal que $R_1 = \{1, 2, \dots, n\}$ y por otra parte tendremos $R_2 = \{n+1, \dots, k\}$, donde k representa el valor máximo en la escala de gris en un rango que va de $0 < n < k$. De esta forma se establecen dos intervalos de 0 a n que se denomina H_1 y de $n+1$ a k un H_2 . Es decir que cada región estará definida por distribución de la probabilidad de que un píxel pertenezca a determinado nivel de gris, matemáticamente se lo puede representar de la siguiente manera:

$$R_1 = \frac{p_1}{H_1}, \frac{p_2}{H_1}, \dots, \frac{p_n}{H_1}, \quad (14)$$

por otra parte:

$$R_2 = \frac{p_{n+1}}{H_2}, \frac{p_{n+2}}{H_2}, \dots, \frac{p_k}{H_2}. \quad (15)$$

Las dos ecuaciones son análogas a describir la probabilidad de pertenencia de un determinado valor de escala de gris de cada píxel $(p_1, p_1, \dots, p_n, p_{n+1}, p_{n+2}, \dots, p_k)$ frente a un valor de referencia en esa misma escala es decir H_1 y H_2 . Por lo tanto la suma de las probabilidades parciales en cada grupo debe ser igual al valor de referencia, esto se lo puede definir como:

$$H_1(n) = \sum_{i=1}^n p_i ; H_2(n) = \sum_{i=n+1}^k p_i , \quad (16)$$

Dónde p_i , representa la probabilidad de ocurrencia de que un determinado nivel de gris de la imagen en general corresponda al nivel de gris de una región en particular. Por otra parte la suma las probabilidades parciales en cada grupo deben ser igual a la unidad, lo que indicaría que los valores de nivel de gris de cada segmento deben en su conjunto representar el valor del total en la imagen, esto se lo puede representar matemáticamente como:

$$H_1(n) + H_2(n) = 1 . \quad (17)$$

Considerando que la media aritmética del nivel de gris en una imagen es representada por $\bar{x}_T$ y las correspondientes medias niveles de gris en cada región son x_o y x_1 ; entonces se puede calcular la varianza en cada región de interés de la siguiente forma:

$$\sigma_1^2(n) = \sum_{i=1}^n p_i (\bar{x}_o - \bar{x}_T)^2 ; \sigma_2^2(n) = \sum_{i=n+1}^k p_i (\bar{x}_1 - \bar{x}_T)^2 , \quad (18)$$

La varianza en este caso es una medida de qué tan disperso es un conjunto de datos. El objetivo de la toma de varianzas en las ROI's es aglutinar los valores dispersos de nivel de gris de los píxeles dentro de cada una de estas regiones. Si la varianza es pequeña, significa que los valores de nivel de gris pertenecen a una región en específico. Si la varianza es grande, significa que los valores de nivel de gris están más dispersos, por lo tanto pertenecen a otro conjunto. Además para

lograr una mejor binarización es conveniente mantener los valores de las varianzas entre segmentos bastante diferenciados. Esto se lo consigue a través de la siguiente relación:

$$\sigma_d^2(n) = H_1(n) \cdot (\bar{x}_0 - \bar{x}_T)^2 + H_2(n) \cdot (\bar{x}_1 - \bar{x}_T)^2 \quad , \quad (19)$$

Donde $\sigma_d^2(n)$ representa la varianza entre segmentos. Por otra parte la varianza dentro de las regiones $\sigma_g^2(n)$ se presenta como:

$$\sigma_g^2(n) = H_1(n) \cdot \sigma_1^2(n) + H_2(n) \cdot \sigma_2^2(n) \quad . \quad (20)$$

Precisamente lo que Otsu propone es que la razón entre $\sigma_d^2(n)$ y $\sigma_g^2(n)$ sea máxima, a fin de encontrar el umbral óptimo. El método de Otsu se adapta muy bien a ejecutar segmentaciones con imágenes que disponen de ruido gaussiano y que presentan diferencias entre picos y valles en un histograma. Hipotéticamente se podrá conseguir resultados de detección más precisos cuando se aplique los criterios de Otsu en imágenes en donde los niveles de gris presenten histogramas más bien bimodales.

C. Bases de datos de imágenes y video utilizadas

En esta Tesis Doctoral se han considerado diversas bases de datos que proporcionan información afín a los requerimientos de detección como es la irregularidad que puede presentar el objetivo así como la distribución tonal adecuada, además se ha considerado que las imágenes sean adquiridas por sensores, en perspectivas y en formatos usualmente utilizados en vigilancia aérea. Las bases de datos son las siguientes.

1. Base de datos CIDFAE

La base de datos de imágenes del Centro de Investigación y Desarrollo de la Fuerza Aérea Ecuatoriana (CIDFAE). Este Centro de investigación es un organismo adscrito al Ministerio de Defensa del Ecuador, que promueve la investigación aéreo espacial y que tiene en su aval el desarrollo y fabricación de UAV's empleados en misiones de vigilancia y reconocimiento. Precisamente uno de estos UAV' es el denominado "Gavilán" que opera en especial en la región amazónica ecuatoriana, sus principales características se presentan en la Tabla C.1.

Tabla C.1. Especificaciones Técnicas del UAV "Gavilán".

Característica	Valor
Tipo de UAV	Corta distancia
Autonomía	300 km/4h
Máxima altura de vuelo	4.5 km
Peso	30 kg
Navegación	GPS
Tipo de vuelo	Bajo control de tierra.
Comunicación	Satelital por Modem Iridium

Una cámara con un sensor de alta sensibilidad (Tabla D. 1) empotrada en el UAV "Gavilán" ha permitido adquirir una serie de fotos y videos de tal forma que se ha registrado información visual en alrededor del 70% de la Amazonía ecuatoriana en especial de zonas estratégicas como son parques y reservas naturales. Precisamente una de estas zonas, es la reserva de producción faunística de Cuyabeno ubicada en la provincia de Sucumbíos que presenta una de las más altas tasas de biodiversidad por km^2 del planeta y en donde la selva tropical húmeda está formado por una alta densidad de bosques de origen primario. De esta reserva natural protegida se ha escogido dos áreas para adquirir imágenes de áreas deforestadas, las mismas que están ubicadas en las coordenadas geográficas $0^{\circ}00'36''S$; $76^{\circ}15'00''O$ y $0^{\circ}16'12''S$; $75^{\circ}52'30''O$, como se muestra en la Figura C.1.

Figura C.1. Ubicación de las zonas de estudio y obtención de imágenes que forman parte de la reserva de producción faunísticas “Cuyabeno”.

Con la finalidad de evitar la destrucción de esta reserva debida entre otros factores a la deforestación por la tala de árboles, actividades agrícolas y ganaderas, minería de forma ilegal, el CIDFAE lleva a cabo misiones periódicas. Uno de las necesidades apremiantes para este centro es conocer en forma exacta las áreas deforestadas para establecer planes de control y mitigación oportunos. Justamente en el año 2014 a través del UAV “Gavilán” se han extraído alrededor de 500 imágenes aéreas de esta selva tropical.

La característica principal de estas imágenes es que presentan contrastes muy marcados entre la selva tropical húmeda y zonas deforestadas o pequeños claros en la selva. Por otra parte la alta irregularidad y la aleatoriedad de la forma de las zonas deforestadas son una oportunidad para realizar pruebas de esfuerzo de los diversos algoritmos y permite de establecer el real rendimiento de los mismos.

De las 500 imágenes 126 pertenecen a un área de 7 Km^2 que pertenecen a sectores específicos de interés dentro del área de estudio. Las imágenes cuentan con una resolución de 5184×3456 píxeles en un formato con compresión JPEG (“*Joint Photographic Experts Group*”) y sin compresión de tipo RAW (en bruto).

2. Base de datos Europea de Fuego Forestal (EFFIS, 2015)

Esta base de datos corresponde a un completo archivo de información que dispone el Sistema Europeo de Fuego Forestal adscrito a la Comisión Europea (EC). El EFFIS provee información visual así como datos estadísticos e históricos, mapas de incidentes, proyecciones futuras relacionados con el fuego forestal de 43 países de Europa, Medio Oeste y el Norte de África. Las imágenes son adquiridas a través del sistema satelital MODIS que dispone de una resolución espacial de 250 m. El EFFIS utiliza algoritmos basados en el crecimiento de regiones en las imágenes para establecer el perímetro de las áreas afectadas. Todavía la estimación de las áreas

incineradas de bosque no es en tiempo real. Las imágenes de esta base son de diversos tamaños (720x480, 3600x4200, 1200x1400) y en formatos JPEG y GeoTIFF (imágenes TIFF geo referenciadas). Un total de 50 imágenes han sido analizadas de diversos tamaños y en el formato JPEG.

3. Bugwood Images Database

Esta es una base de datos de imágenes forestales bastante completa, con alrededor de 249.097, de las cuales 553 imágenes son específicas de fuego forestal. Estas imágenes son de diverso tamaño (320x240, 384x288, 640x480, 720x 256, 1120x890, 1532x1270) y todas están comprimidas a formato JPEG. Esta base de datos pertenece a la *Warnell School of Forestry and Natural Resources* de la Universidad de Georgia de EE.UU., y forma parte de *Forestry Images Organization* que incluye *College of Agricultural and Environmental Sciences*, *Center for Invasive Species and Ecosystem Health*, el Servicio Forestal de los EE.UU. (*US Forest Service*), el *International Society of Arboriculture* y la *USDA Identification Technology Program*.

4. Base de datos del ICMC/USP

Esta base de datos pertenece al Grupo de Imágenes (GBDI) de la Universidad Pública de Sao Paulo de Brasil. Esta base de datos dispone de alrededor de 273 imágenes de procesos de combustión en diversos escenarios no necesariamente relacionados con el fuego forestal (urbanizaciones, casa, edificios, combustión por explosión, etc.). Las imágenes disponen de diverso tamaños (259x194, 320x280, 480x270, 540x290, 720x340, 960x540) y están en formato JPEG.

5. Base de datos Caltech 101

Esta es una base de datos de imágenes pertenecientes al Departamento de Visión Artificial del “California Institute of Technology (CALTECH)”. Esta base de datos establece 101 grupos de imágenes clasificadas en base a tipología y representación. Cada grupo contiene entre 40 y 800 imágenes de un tamaño aproximado de 300x200 píxeles en formatos JPEG y TIFF principalmente. Este banco de imágenes es de uso común y como fuente de referencia en la validación de algoritmos de segmentación y de clasificación automática entre otras cuestiones debido al existir imágenes de referencia del tipo “Ground Truth GT”. La colección de imágenes ha sido presentada en base a pruebas de validación llevadas a cabo en 2007 (Fei-Fei, Fergus, & Perona, 2007). Una actualización de esta base de datos es presentada en la actualidad la cual ha pasado a ser Caltech 253, por las nuevas categorías o grupos incrementados.

6. Base de datos del GEDEM

La base de datos pertenece al Grupo de Diseño Electrónico y Micro-electrónico (GEDEM) que pertenece al CITSEM de la Universidad Politécnica de Madrid. Es un recopilatorio de la grabación de alrededor de 7 GB de videos con contenidos que incluyen paso de transeúntes, paso de coches, movimiento de personas y otros. Las resoluciones de los cuadros de video y van desde 320x240, 640x480 hasta 1024 x 768 píxeles con una compresión con la extensión MPEG-4. Las resoluciones de la imagen responden a las características técnicas que poseen las cámaras de videovigilancia en la actualidad. Esta base de datos ha servido para realizar pruebas de rendimiento del algoritmo de detección de anomalías en estacionamientos, detección de coches por el color.

D. Formatos, equipamiento y software empleado

1. Formatos de imagen y video

Como se ha expuesto en las anteriores secciones, las bases de datos utilizadas disponen información de imágenes en los formatos JPEG, RAW y TIFF (*“Tagged Image File Format”*). Como es conocido los sensores ópticos CCD (*“Charge Bubble Devices”*) y los CMOS (*“Complementary Metal-Oxide-Semiconductor”*) capturan y almacenan las imágenes bajo estos formatos.

El sensor CMOS EOS 7D proporciona imágenes en el formato JPEG y RAW. El formato JPEG debido a la compresión reduce la calidad de información, pero garantiza reducción de espacio computacional y un bajo tiempo de procesamiento, aspectos fundamentales a considerar si se desea conseguir tiempo real. El formato JPEG proporciona 8 bits por canal es decir en total se requieren 24 bits para representar un píxel.

El formato RAW proporciona mayor información pues los píxeles adquiridos no se comprimen. Las cámaras no procesan el formato RAW, es decir la información no está sometida a filtros para mejorar la imagen. En el formato RAW se puede llegar a requerir de 36 a 48 bits para representar un píxel, es decir entre 10 a 16 bits por canal. La principal ventaja de este formato es la calidad de la información que proporciona pero principal desventaja radica en que ocupa mayor espacio de memoria, lo que implícitamente afecta a un requerimiento de mayor tiempo para el procesamiento de la información y de más recursos computacionales de hardware.

Otro formato que se presenta en las bases de datos utilizadas es el TIFF. Este es un formato flexible y extensible, los archivos TIFF pueden almacenar imágenes con un número arbitrario de bits por píxel (un tamaño estándar puede ser de 32 bits por píxel). Su estructura se basa en mapas de bits, pudiendo llegar a ocupar mayor espacio incluso que el formato RAW. El formato TIFF es filtrado dentro de las cámaras para conseguir mejoras de calidad, uno de los principales problemas que se debe considerar a la hora de implementar algoritmos bajo este formato es su alto coste computacional, lo que incide en la disminución de eficacia para aplicaciones en tiempo real. Aunque en teoría el formato RAW debería tener una calidad superior en relación a JPEG y TIFF, esto no es así pues los filtros que poseen los dispositivos permiten que tanto para JPEG como TIFF superen en calidad al formato RAW.

2. Software y lenguajes de programación

Uno de los principales lenguajes de programación empleados ha sido el M que pertenece al entorno MATLAB (*“Matrix Laboratory”*), como su nombre lo indica utiliza matrices para ejecutar diferente tipo de operaciones. Matlab es una herramienta de software matemático que ofrece un entorno de desarrollo integrado (*IDE*) y que sobre todo es ideal para actividades de experimentación. El lenguaje M se ha utilizado para la adquisición y procesamiento de la información a través de la manipulación de matrices, para la representación de datos y funciones, la generación de *“scripts”*.

Se ha empleado la librería *“Image Processing Toolbox”* que es específica para el tratamiento digital de imágenes y visión artificial. Para la visualización de las aplicaciones en Matlab se ha empleado el interfaz de usuario GUI de Matlab.

También se ha empleado variantes y homologaciones al lenguaje M, como es el caso de librerías de visión artificial basadas en Open CV y escritas en C++. Por otra parte se ha generado interacción de lenguajes de programación para uso en interfaces de arduino con sentencias homologadas a lenguaje M. En forma adicional se ha integrado a código M, sentencias de Android Studio para uso de aplicaciones con dispositivos inteligentes.

La librería de visión artificial Open CV pueden llegar a ser muy versátil sobre todo a la hora de desarrollar aplicaciones, es por eso que esta librería se ha utilizado para estos fines en entornos como Visual Studio de Microsoft y Qt-Creator.

Para aplicaciones en dispositivos móviles también se ha empleado la librería de Open CV en el entorno de Android Studio. Los sistemas operativos para uso de los diferentes tipos de lenguaje y entornos de programación han sido Windows y Mac OS.

3. Hardware empleado

El tratamiento digital de las imágenes y los algoritmos de visión artificial han sido desarrollados e implementados en los entornos de software anteriormente descritos y probados utilizando un ordenador Intel Core i5 con 3.1 GHz y 8GB RAM (7.89 utilizable) con un sistema operativo de 64 bits.

La adquisición de información de la base de datos del CIDFAE, ha sido a través del sensor CMOS EOS 7D de 1280x720 píxeles y que es utilizado en modo de visualización directa a una tasa de 23 fps. En la Tabla D. 1, se presenta un resumen de las características de las imágenes adquiridas a través del sensor de la CMOS EOS 7D.

Tabla D. 1. Características técnicas de la cámara y especificaciones de las imágenes.

Cámara	
Modelo	Canon EOS 7D
Sensor	22.3×14.9 mm CMOS
Distancia Focal	60 mm.
Tipo de Lente	Canon EF 28-135mm
Tiempo de exposición	1/400 s
ISO	ISO-100
Foco	TTL-CT-SIR f/2.8
Imágenes	
Dimensiones	JPEG (G) 5184×3456
Formatos	JPEG, RAW
Visualización Directa	Tipo 2 - 1280×720
Tasa de fps.	23
Resolución H/V	72 dpi
Píxeles efectivos	18 Mpels

Esta base de datos ha sido empleada principalmente en la valoración del Índice de Detección de Zonas No Forestadas (*NFDI*).

Para la adquisición de la información de la base de datos del GDEM se ha empleado, cámaras de escritorio utilizadas son de tipo utilitaria con diferente tipo de resoluciones pero que por defecto asumen resoluciones de 320 x 240 y 640 x 480 píxeles para RGB de 24 bits y entregan archivos de video en formato de video digital MPEG-4. También se ha empleado sensores ópticos de dispositivos inteligentes como es el caso IMX134 Exmor RS que dispone de una resolución de 5 mega píxeles y que igualmente entregan archivos en formato MPEG.

E. Sistema de evaluación de la segmentación y detección basada en multihilos

El sistema desarrollado permite realizar dos tipos de evaluaciones, una que está relacionada con la calidad de la segmentación y otra para definir la precisión y rendimiento de la detección. Este sistema puede utilizarse tanto para evaluar al mismo tiempo tanto métodos de segmentación como de detección en general, para ello utiliza computación paralela y en específico múltiples hilos. La principal ventaja que proporciona el sistema es que reduce el tiempo de ejecución de la tarea de evaluación hasta en un 68,54% y permite obtener los múltiples resultados comparativos entre métodos con mayor celeridad además reduciendo el coste computacional, un mayor detalle del sistema desarrollado se puede obtener el artículo “*Fast Evaluation of Segmentation Quality with Parallel Computing*” (Cruz, Eckert, Meneses, & Martinez, 2017).

Para el desarrollo de la aplicación multihilo se ha empleado la librería de computación paralela *Parallel Toolbox* de MATLAB, la cual contiene rutinas de asignación de carga computacional en forma balanceada a cada uno de los procesadores. Precisamente un rendimiento óptimo se consigue cuando el número de hilos creados corresponde al número de procesadores que dispone el CPU, de esta forma cuando un proceso termina Matlab asigna automáticamente la carga computacional al CPU que esté libre. De esta manera el procesamiento es equilibrado y uniforme.

Por otra parte cuando el número de tareas a ejecutar son mayores que los procesadores disponibles, el sistema asigna más de una tarea a un procesador produciéndose consecuentemente un desequilibrio en la capacidad de procesado. Lógicamente cuando se presenta esta situación aumentan los tiempos de procesamiento para llevar a cabo las segmentaciones y posteriores evaluaciones.

1. Descripción general del funcionamiento del sistema

La computación paralela permite que varios procesos se realicen al mismo tiempo, en este caso el sistema se trata de un conjunto de tareas interdependientes que siguen un orden de ejecución y que comparten información para realizar subsecuentes comparaciones y evaluaciones. La evaluación por múltiples hilos sigue la siguiente secuencia de pasos:

- Adquisición de la imagen.
- Segmentación de la imagen.
- Binarización y visualización de la imagen binaria.
- Adquisición del patrón de comparación (GT).
- Comparación de cada método de segmentación frente al GT considerando las métricas correspondientes.
- Obtención de las coordenadas de la matriz de confusión.
- Obtención de valores de las medidas de precisión de detección.
- Visualización y archivo de los resultados finales.

La descripción general del proceso en forma gráfica se muestra en la Figura E. 1. El proceso inicia cuando se carga la imagen original, esta imagen es la fuente de información para ejecutar posteriormente las segmentaciones. Cada una de las segmentaciones se compara frente a la segmentación patrón o GT, en la Figura E. 2 se muestra un ejemplo con el método superpíxeles.

En el caso de la aplicación desarrollada se presenta la evaluación simultánea de los algoritmos de segmentación basados en índices de color (*NFDI*), en crecimiento de regiones, contornos activos

basado en regiones, contornos activos basado en el modelo Chan-Vese y finalmente basado en superpíxeles. Al ejecutar la aplicación, ésta iniciará de forma simultánea tantas segmentaciones como hilos se hayan creado y a medida que los hilos vayan terminando, procederá a ejecutar las segmentaciones que no se hayan procesado si las hubiera. Al concluir la ejecución, se guardan las imágenes binarias segmentadas y también una tabla en formato *.mat* con los tiempos de procesamiento de cada una de las segmentaciones.

Figura E. 1. Proceso general de evaluación de la segmentación y detección vi múltiples hilos.

Figura E. 2. Procedimiento de comparación entre un método de segmentación automático frente a GT.

En cuanto a las detecciones, los datos adquiridos en las comparaciones son útiles para establecer la coincidencia o no de píxeles entre las imágenes segmentadas de esta manera se obtienen las diferentes coordenadas de la matriz de confusión como son TP , FP , FN y TN . A partir de los datos de las coordenadas, se aplican las diferentes fórmulas de cálculo de precisión, sensibilidad, rendimiento global, etc. Los resultados que se muestran son tanto visuales como numéricos, esos son registrados y archivados en diferentes formatos de presentación de la información.

2. Esquema de paralelización de los procesos de la segmentación y evaluación

Previo a ejecutar los procesos de paralelización, es necesario que la información de entrada sea unificada en cuanto a su estructura, es decir las imágenes fuente deben disponer del mismo tamaño, resolución y formato. Posteriormente se debe diseñar en forma balanceada la compartición del esfuerzo de procesamiento, es decir establecer tareas en base a la cantidad de procesadores disponibles como se ha mencionado en la sección E.1, de esta manera se define. Aquí se requiere definir además el perfil de trabajo aunque la herramienta de parallel toolbox tiene un modo e configuración predeterminado. A continuación se añaden tanto la carpeta de trabajo como todas sus subcarpetas a la ruta de búsqueda de MATLAB. Esto permite que no sea necesario estar continuamente especificando donde se encuentran las funciones y archivos, siempre y cuando estos estén en uno de estos subdirectorios. Por último, se suprimen los *warnings* por cuestiones de visualización, ya que simplemente oculta los avisos del compilador de MATLAB, los cuáles no son importantes en esta aplicación.

a. Estructura multihilos propuesta

La distribución de trabajo de los hilos presenta una estructura jerarquizada, esto quiere decir que define un ambiente de trabajo bajo el perfil local establecido, se establece el número de hilos trabajadores (*workers*) en relación a las tareas a ejecutar y se asignan un número determinado de hilos (*pools*) para llevar a cabo esas tareas. La instrucción “*poolsize*”, define la longitud o la cantidad hilos creados en relación los procesadores disponibles, es decir se dimensiona y

esquematiza el proceso de ejecución en paralelo de cada subproceso (segmentaciones, evaluación por cada métrica, presentación de resultados).

Cuando el pool de hilos bajo el perfil local ha conectado las diversas tareas a ejecutar, se comienza la conexión de cada subproceso para la ejecución de las respectivas tareas, para ello se declara la instrucción *smpd*, la cual se encarga internamente de obtener unos identificadores para cada proceso trabajador, entre otras operaciones. El identificador de cada trabajador se emplea para discriminar qué tarea realiza cada uno dentro del *switch case*. Es decir, cada trabajador (dependiendo de su identificador) se encargará de realizar una sola de las segmentaciones o evaluaciones. Dentro del *switch case* se establecen cada uno de los *cases*, que representan tareas específicas que se ejecutan dentro de los procesadores (métodos de segmentación, métricas de evaluación, comparaciones, presentación de resultados, etc.)

Algo importante a tener en cuenta es que en el momento que se carga la *pool* del *Parallell Toolbox* de MATLAB, las variables utilizadas por cada hilo pasan a formar parte de otra variable de tipo *Composite*. Estas son un tipo especial de arreglo (*array*), con el mismo número de elementos que cantidad de procesos trabajadores haya. El motivo de la existencia de estos arreglos es evitar la concurrencia en el acceso a una misma variable. Cada proceso trabajador encuentra sus variables en la posición del *Composite* que sea igual a su identificador.

Posteriormente se realiza un proceso de recuperación de la información en donde se lista y clasifica los datos obtenidos luego de los procesos de comparación frente a las diversas métricas. En la aplicación desarrollada, las imágenes binarias segmentadas se las guarda dentro de la carpeta “*Resultados*”, así como la tabla de tiempos de ejecución dentro de la carpeta “*Tiempos*”. Las imágenes binarias deberán ser copiadas dentro de la carpeta *Segmentaciones_BW* de la segunda parte de la evaluación referente a la evaluación de la precisión de la detección. De esta forma, en una subcarpeta con el nombre de la imagen original sin la extensión (si la imagen original tiene por ejemplo el nombre *test_big.jpg* la carpeta se denominaría *test_big*), y la tabla de tiempos en la carpeta *Tiempos*.

Por último, se procede a eliminar de la ruta de búsqueda de MATLAB los directorios y subdirectorios añadidos previamente, con el fin de evitar problemas al ejecutar otras aplicaciones en el caso de que el nombre de alguna función sea el mismo en ambas.

También se eliminan los procesos trabajadores y se borra el conjunto de hilos con las operaciones a ejecutar (*pool*). Esto no es estrictamente necesario si se va a volver a ejecutar la aplicación, ya que si el set de operaciones o *pool* está cargada se puede ahorrar ese tiempo en cada ejecución del programa. Sin embargo, en la última ejecución del mismo es conveniente asegurarse de que la *pool* ha sido correctamente eliminada.

b. Evaluación de la precisión de la detección

En esta evaluación, es necesario recuperar los datos de la evaluación de la calidad y tiempos de procesado de las segmentaciones previamente ejecutadas. Como se ha manifestado en la sección E.1, el resultado de la comparación de coincidencia o no de los píxeles entre las imágenes binarias de las segmentaciones y el GT arrojan los resultados de las coordenadas *TP*, *TN*, *FP* y *FN*. Una nueva estructura *Smpd* se genera y se establecen un pool de *cases* para la ejecución de cada una de las métricas de cálculo. Para la aplicación desarrollada se han considerado las siguientes

métricas, *Rand Index*, *GCE (Global Consistency Error)*, *OCE (Consistency Error)*, *Jaccard Index*, *Jaccard Distance*, *Dice Index*.

El rango de valores de estos parámetros oscila entre 0 y 1. Dependiendo del índice, cuanto más se aproxime el valor obtenido a los extremos, mejor es la segmentación. Así, parámetros como *Rand Index*, *Jaccard Index* y *Dice Index*, que buscan similitudes entre las imágenes a comparar, indican que la segmentación es mejor cuanto más se aproxime su valor a 1. Al contrario ocurre con *OCE* y *GCE*, los cuales miden el error entre las imágenes a comparar. Por lo tanto, un valor próximo a 0 es óptimo.

c. *Guardado y borrado de datos*

Adicionalmente se ha implementado un sistema de guardado de datos no destructivo, es decir, que los datos generados en cada ejecución de la aplicación no se sobrescriben. Cuando se ejecuta el programa por primera vez, tras el procesado y la obtención de los datos, estos se guardan dentro de la carpeta *Resultados*, en una subcarpeta con el nombre de la imagen original sin la extensión. Por ejemplo, si la imagen tiene por nombre *prueba.jpg*, los datos se guardarán en la ruta relativa *Resultados* hacia *prueba*.

Los datos almacenados son la estructura con los índices de calidad y el tiempo de procesado en formato *mat* y también como archivo Excel, además de ser mostrados en la consola al final de la ejecución. Los datos se guardan con la fecha y hora de la ejecución y en el caso de repetirse la ejecución de la aplicación, los datos antiguos se mueven a una carpeta denominada *old* dentro de la carpeta de trabajo (en este caso *prueba*). Esto permite mantener una buena organización de los datos y poder diferenciar de forma rápida cuáles son los datos de la ejecución más reciente de la aplicación. También se incluyen funciones de borrado de datos para una eliminación cómoda de los mismos sin salir de MATLAB. Esto se puede realizar llamando a las funciones pertinentes o simplemente alterando las variables destinadas a tal fin que se encuentran dentro de la aplicación.

REFERENCIAS

- Abdi, L., Abdallah, F. B., & Meddeb, A. (2015). In-vehicle augmented reality traffic information system: A new type of communication between driver and vehicle. *Procedia Computer Science*, 73, 242-249.
- Abdullah, M., Guan, L., Lim, K., & Karim, A. (2004). The applications of computer vision system and tomographic radar imaging for assessing physical properties of food. *Journal of Food Engineering*, 61(1), 125-135.
- Achanta, R., Estrada, F., Wils, P., & Süsstrunk, S. (2008). Salient region detection and segmentation. *International Conference on Computer Vision Systems*, 66-75.
- Ambrosia, V. (2002). Remotely piloted vehicles as fire imaging platforms: The future is here. *Wildfire Magazine*, 11(3), 9-16.
- Arroyo, J., Guijarro, M., & Pajares, G. (2016). An instance-based learning approach for thresholding in crop images under different outdoor conditions. *Computers and Electronics in Agriculture*, 127, 669-679.
- Avila, L., & Bailey, M. (2016). Augment your reality. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 36(1), 6-7.
- Azuma, R. T. (1997). A survey of augmented reality. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, 6(4), 355-385.
- Báez Rojas, J., & Pérez, A. (2008). Uso del sistema HSI para asignar falso color a objetos en imágenes digitales. *Revista Mexicana De Física E*, 54(2), 186-192.
- Bengochea-Guevara, J. M., Burgos Artizzu, X. P., & Ribeiro Seijas, Á. (2014). Real-time image processing for crop/weed discrimination in wide-row crops.
- Bhanu, B. (1986). Automatic target recognition: State of the art survey. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, (4), 364-379.
- Billinghurst, M., Clark, A., & Lee, G. (2015). A survey of augmented reality. *Foundations and Trends in Human-Computer Interaction*, 8(2-3), 73-272.

- Borji, A., Sihite, D. N., & Itti, L. (2013). Quantitative analysis of human-model agreement in visual saliency modeling: A comparative study. *IEEE Transactions on Image Processing*, 22(1), 55-69.
- Borji, A., Tavakoli, H. R., Sihite, D. N., & Itti, L. (2013). Analysis of scores, datasets, and models in visual saliency prediction. *2013 IEEE International Conference on Computer Vision*, 921-928.
- Boykov, Y. Y., & Jolly, M. (2001). Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in ND images. *Computer Vision, 2001. ICCV 2001. Proceedings. Eighth IEEE International Conference On*, 1 105-112.
- Bugarić, M., Jakovčević, T., & Stipaničev, D. (2014). Adaptive estimation of visual smoke detection parameters based on spatial data and fire risk index. *Computer Vision and Image Understanding*, 118, 184-196.
- Burgos-Artizzu, X. P., Ribeiro, A., Guijarro, M., & Pajares, G. (2011a). Real-time image processing for crop/weed discrimination in maize fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75(2), 337-346.
- Burgos-Artizzu, X. P., Ribeiro, A., Guijarro, M., & Pajares, G. (2011b). Real-time image processing for crop/weed discrimination in maize fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75(2), 337-346.
- Cabral, M., Roque, G., Nagamura, M., Montes, A., Borba, E. Z., Kurashima, C., & Zuffo, M. (2016). Batman-hybrid collaborative object manipulation using mobile devices. *2016 IEEE Symposium on 3D User Interfaces (3DUI)*, 275-276.
- Camargo Neto, J. (2004a). A combined statistical-soft computing approach for classification and mapping weed species in minimum-tillage systems.
- Camargo Neto, J. (2004b). A combined statistical-soft computing approach for classification and mapping weed species in minimum-tillage systems.
- Cardenas, E. F., & Dutra, M. S. (2016). An augmented reality application to assist teleoperation of underwater manipulators. *IEEE Latin America Transactions*, 14(2), 863-869.
- Cedras, C., & Shah, M. (1995). Motion-based recognition a survey. *Image and Vision Computing*, 13(2), 129-155.
- Chan, T., & Vese, L. (1999). An active contour model without edges. *International Conference on Scale-Space Theories in Computer Vision*, 141-151.
- Chen, L., Tseng, Y., & Syue, K. (2014). Surveillance on-the-road: Vehicular tracking and reporting by V2V communications. *Computer Networks*, 67, 154-163.
- Cheng, M., Warrell, J., Lin, W., Zheng, S., Vineet, V., & Crook, N. (2013). Efficient salient region detection with soft image abstraction. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 1529-1536.
- Christensen, B. (2015). Use of UAV or remotely piloted aircraft and forward-looking infrared in forest, rural and wildland fire management: Evaluation using simple economic analysis. *New Zealand Journal of Forestry Science*, 45(1), 1.

- Cropley, J., & Industrial High Surveillance (IHS). (2016). Top video surveillance trends for 2016. Retrieved from <https://technology.ihs.com/api/binary/572252>
- Cruz, H., Eckert, M., Meneses, J. M., & Martínez, J. (2017). Fast evaluation of segmentation quality with parallel computing. *Scientific Programming*, 2017
- Cruz, H., Eckert, M., Meneses, J., & Martinez, J. F. (2017). Fast evaluation of segmentation quality with parallel computing. *Scientific Programming*, 1, 1-20. doi:10.1155/5192
- Cruz, H., Eckert, M., Meneses, J., & Martínez, J. F. (2016a). Precise real-time detection of non-forested areas with UAVs. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, PP, 1-13. doi:10.1109/TGRS.2016.2612339
- Cruz, H., Eckert, M., Meneses, J., & Martínez, J. (2016b). Efficient forest fire detection index for application in unmanned aerial systems (UASs). *Sensors*, 16(6), 893.
- Cruz, H., Meneses, J., Eckert, M., & Martínez, J. F. (2016a). Night time and low visibility driving assistance based on the application of colour and geometrical features extraction. *International Conference on Smart Cities*, 118-127.
- Cruz, H., Meneses, J., Eckert, M., & Martínez, J. F. (2016b). Night time and low visibility driving assistance based on the application of colour and geometrical features extraction. *International Conference on Smart Cities*, 118-127.
- Cuevas, C., Berjón, D., Moran, F., & García, N. (2012). Moving object detection for real-time augmented reality applications in a GPGPU. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 58(1), 117-125.
- Cuevas, C., Martínez, R., & García, N. (2016). Detection of stationary foreground objects: A survey. *Computer Vision and Image Understanding*,
- De la Escalera, A., & Armingol, J. M. (2001). Visión por computador. *Fundamentos Y Métodos*,
- d'Oleire-Oltmanns, S., Marzloff, I., Peter, K. D., & Ries, J. B. (2012a). Unmanned aerial vehicle (UAV) for monitoring soil erosion in morocco. *Remote Sensing*, 4(11), 3390-3416.
- d'Oleire-Oltmanns, S., Marzloff, I., Peter, K. D., & Ries, J. B. (2012b). Unmanned aerial vehicle (UAV) for monitoring soil erosion in morocco. *Remote Sensing*, 4(11), 3390-3416.
- EFFIS. (2015). Base de datos. Retrieved from <http://forest.jrc.ec.europa.eu/effis/about-effis/technical-background/european-fire-database>
- Fan, L., & Loui, A. C. (2015). A graph-based framework for video object segmentation and extraction in feature space. *2015 IEEE International Symposium on Multimedia (ISM)*, 266-271.
- Fei-Fei, L., Fergus, R., & Perona, P. (2007). Learning generative visual models from few training examples: An incremental bayesian approach tested on 101 object categories. *Computer Vision and Image Understanding*, 106(1), 59-70.
- Ferryman, J., Hogg, D., Sochman, J., Behera, A., Rodriguez-Serrano, J. A., Worgan, S., . . . Cornic, P. (2013). Robust abandoned object detection integrating wide area visual surveillance and social context. *Pattern Recognition Letters*, 34(7), 789-798.

- Filonenko, A., Vavilin, A., Kim, T., & Jo, K. (2014). Augmented reality surveillance system for road traffic monitoring. *International Conference on Intelligent Computing*, 310-317.
- Forestry Images Organization. (2015). Base de datos. Retrieved from <http://www.forestryimages.org/browse/subimages.cfm?sub=740>
- Frejlichowski, D., Gościewska, K., Forczmański, P., & Hofman, R. (2014). Human detection for a video surveillance applied in the 'SmartMonitor' System. *International Conference on Computer Vision and Graphics*, 220-227.
- Fukunaga, K. (2013). *Introduction to statistical pattern recognition* Academic press.
- Gao, Y., Spiteri, C., Pham, M., & Al-Milli, S. (2014a). A survey on recent object detection techniques useful for monocular vision-based planetary terrain classification. *Robotics and Autonomous Systems*, 62(2), 151-167.
- Gao, Y., Spiteri, C., Pham, M., & Al-Milli, S. (2014b). A survey on recent object detection techniques useful for monocular vision-based planetary terrain classification. *Robotics and Autonomous Systems*, 62(2), 151-167.
- Garther I. (2016). Hypercycle. Retrieved from 12/01/2016
- Gartner, I. (2016). Gartner's 2015 hype cycle for emerging technologies identifies the computing innovations that organizations should monitor. Retrieved from <http://www.gartner.com/newsroom/id/3412017>
- Gausman, H. W., & Allen, W. A. (1973). Optical parameters of leaves of 30 plant species. *Plant Physiology*, 52(1), 57-62.
- Gée, C., Bossu, J., Jones, G., & Truchetet, F. (2008). Crop/weed discrimination in perspective agronomic images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 60(1), 49-59.
- Goferman, S., Zelnik-Manor, L., & Tal, A. (2012). Context-aware saliency detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34(10), 1915-1926.
- Gonzalez, R., & Woods, R. (2008). Digital image processing: Pearson prentice hall. *Upper Saddle River, NJ*,
- Gori, M., Lippi, M., Maggini, M., & Melacci, S. (2016). Semantic video labeling by developmental visual agents. *Computer Vision and Image Understanding*, 146, 9-26.
- Grand-Brochier, M., Vacavant, A., Cerutti, G., Kurtz, C., Weber, J., & Tougne, L. (2015). Tree leaves extraction in natural images: Comparative study of preprocessing tools and segmentation methods. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(5), 1549-1560.
- Grubert, J., Langlotz, T., Zollmann, S., & Regenbrecht, H. (2016). Towards pervasive augmented reality: Context-awareness in augmented reality.
- Guerrero, J. M., Guijarro, M., Montalvo, M., Romeo, J., Emmi, L., Ribeiro, A., & Pajares, G. (2013). Automatic expert system based on images for accuracy crop row detection in maize fields. *Expert Systems with Applications*, 40(2), 656-664.

- Guerrero, J. M., Pajares, G., Montalvo, M., Romeo, J., & Guijarro, M. (2012). Support vector machines for crop/weeds identification in maize fields. *Expert Systems with Applications*, 39(12), 11149-11155.
- Guijarro, M., Riomoros, I., Pajares, G., & Zitinski, P. (2015). Discrete wavelets transform for improving greenness image segmentation in agricultural images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 118, 396-407.
- Guijarro, M., Pajares, G., Riomoros, I., Herrera, P., Burgos-Artizzu, X., & Ribeiro, A. (2011a). Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75(1), 75-83.
- Guijarro, M., Pajares, G., Riomoros, I., Herrera, P., Burgos-Artizzu, X., & Ribeiro, A. (2011b). Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75(1), 75-83.
- Gwon, R., Kim, K., Park, J., Kim, H., & Kim, Y. (2013). A kidnapping detection scheme using frame-based classification for intelligent video surveillance. *International Workshop on Rough Sets, Fuzzy Sets, Data Mining, and Granular-Soft Computing*, 345-354.
- Hague, T., Tillett, N., & Wheeler, H. (2006). Automated crop and weed monitoring in widely spaced cereals. *Precision Agriculture*, 7(1), 21-32.
- Halder, G., Callaerts, P., & Gehring, W. J. (1995). New perspectives on eye evolution. *Current Opinion in Genetics & Development*, 5(5), 602-609.
- Hampapur, A., Brown, L., Connell, J., Ekin, A., Haas, N., Lu, M., . . . Pankanti, S. (2005). Smart video surveillance: Exploring the concept of multiscale spatiotemporal tracking. *IEEE Signal Processing Magazine*, 22(2), 38-51.
- Hampapur, A., Brown, L., Connell, J., Pankanti, S., Senior, A., & Tian, Y. (2003a). Smart surveillance: Applications, technologies and implications. *Information, Communications and Signal Processing*, 2, 1133-1138.
- Hampapur, A., Brown, L., Connell, J., Pankanti, S., Senior, A., & Tian, Y. (2003b). Smart surveillance: Applications, technologies and implications. *Information, Communications and Signal Processing*, 2, 1133-1138.
- Hashemzadeh, M., & Farajzadeh, N. (2016). Combining keypoint-based and segment-based features for counting people in crowded scenes. *Information Sciences*, 345, 199-216.
- Hatfield, J., Gitelson, A. A., Schepers, J. S., & Walthall, C. (2008). Application of spectral remote sensing for agronomic decisions. *Agronomy Journal*, 100(Supplement_3), S-117-S-131.
- Hell, B., Kassubeck, M., Bauszat, P., Eisemann, M., & Magnor, M. (2015). An approach toward fast gradient-based image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(9), 2633-2645.
- Herwitz, S., Johnson, L., Dunagan, S., Higgins, R., Sullivan, D., Zheng, J., . . . Aoyagi, M. (2004). Imaging from an unmanned aerial vehicle: Agricultural surveillance and decision support. *Computers and Electronics in Agriculture*, 44(1), 49-61.

- Hou, X., Harel, J., & Koch, C. (2012). Image signature: Highlighting sparse salient regions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34(1), 194-201.
- Hsiao, E., & Hebert, M. (2013). Shape-based instance detection under arbitrary viewpoint. *Shape perception in human and computer vision* (pp. 485-495) Springer.
- Hu, W., Tan, T., Wang, L., & Maybank, S. (2004a). A survey on visual surveillance of object motion and behaviors. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 34(3), 334-352.
- Hu, W., Tan, T., Wang, L., & Maybank, S. (2004b). A survey on visual surveillance of object motion and behaviors. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 34(3), 334-352.
- Hummel, J. W., & Stoller, E. W. (2002). On-the-go weed sensing and herbicide application for the northern cornbelt. *2002 ASAE Annual Meeting*, 1.
- Hung, M., Hsieh, C., Kuo, C., & Pan, J. (2011). Generalized playfield segmentation of sport videos using color features. *Pattern Recognition Letters*, 32(7), 987-1000.
- Jenkins, M. P., & Young, D. (2016). BARRACUDA: An augmented reality display for increased motorcyclist en route hazard awareness. *2016 IEEE International Multi-Disciplinary Conference on Cognitive Methods in Situation Awareness and Decision Support (CogSIMA)*, 68-72.
- Jo, D., & Kim, G. J. (2016). In-situ AR manuals for IoT appliances. *2016 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)*, 409-410.
- Jon Cropley. (2016). *Top video surveillance trends for 2016*. (No. 1108-ML-0116). London: IHS Technology.
- Kamate, S., & Yilmazer, N. (2015). Application of object detection and tracking techniques for unmanned aerial vehicles. *Procedia Computer Science*, 61, 436-441.
- Kane, V., Smith, M., Burnett, G., Gabbard, J. L., & Large, D. (2016). Depth perception in mirrors: The effects of video-based augmented reality in driver's side view mirrors. *2016 IEEE Virtual Reality (VR)*, 195-196.
- Kataoka, T., Kaneko, T., Okamoto, H., & Hata, S. (2003). Crop growth estimation system using machine vision. *Advanced Intelligent Mechatronics, 2003. AIM 2003. Proceedings. 2003 IEEE/ASME International Conference On*, 2 b1079-b1083 vol. 2.
- Kaur, B., & Bhattacharya, J. (2016). Predictive hierarchical human augmented map generation for itinerary perception. *Electronics Letters*, 52(16), 1381-1383.
- Khan, F. S., Anwer, R. M., Van De Weijer, J., Bagdanov, A. D., Vanrell, M., & Lopez, A. M. (2012). Color attributes for object detection. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference On*, 3306-3313.
- Kim, J., Sim, J., & Kim, C. (2014). Multiscale saliency detection using random walk with restart. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 24(2), 198-210.
- Kim, K., & Davis, L. S. (2011). Object detection and tracking for intelligent video surveillance. *Multimedia analysis, processing and communications* (pp. 265-288) Springer.

- Kim, W., Jung, C., & Kim, C. (2011). Spatiotemporal saliency detection and its applications in static and dynamic scenes. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 21(4), 446-456.
- Kuo, J. Y., Lai, T. Y., Huang, F., & Liu, K. (2010). The color recognition of objects of survey and implementation on real-time video surveillance. *Systems Man and Cybernetics (SMC), 2010 IEEE International Conference On*, 3741-3748.
- Lan, J., Jiang, Y., Fan, G., Yu, D., & Zhang, Q. (2016). Real-time automatic obstacle detection method for traffic surveillance in urban traffic. *Journal of Signal Processing Systems*, 82(3), 357-371.
- Langlotz, T., Nguyen, T., Schmalstieg, D., & Grasset, R. (2014). Next-generation augmented reality browsers: Rich, seamless, and adaptive. *Proceedings of the IEEE*, 102(2), 155-169.
- Lankton, S., & Tannenbaum, A. (2008). Localizing region-based active contours. *IEEE Transactions on Image Processing*, 17(11), 2029-2039.
- Lee, S., Kim, N., Jeong, K., Park, K., & Paik, J. (2015). Moving object detection using unstable camera for video surveillance systems. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 126(20), 2436-2441.
- Li, F., Li, X., Zou, W., & Chen, Y. (2014). Visual saliency detection by DCT coefficient dissimilarity. *Multisensor Fusion and Information Integration for Intelligent Systems (MFI), 2014 International Conference On*, 1-6.
- Li, H., Lu, H., Lin, Z., Shen, X., & Price, B. (2015). Inner and inter label propagation: Salient object detection in the wild. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(10), 3176-3186.
- Li, W., Chang, H., Lien, K., Chang, H., & Wang, Y. F. (2013). Exploring visual and motion saliency for automatic video object extraction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 22(7), 2600-2610.
- Li, X., Lu, H., Zhang, L., Ruan, X., & Yang, M. (2013). Saliency detection via dense and sparse reconstruction. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2976-2983.
- Li, Y., Wang, S., Tian, Q., & Ding, X. (2015). A survey of recent advances in visual feature detection. *Neurocomputing*, 149, 736-751.
- Liu, X., Liu, L., Song, W., Liu, Y., & Ma, L. (2016). Shape context based mesh saliency detection and its applications: A survey. *Computers & Graphics*, 57, 12-30.
- Lu, H., Li, X., Zhang, L., Ruan, X., & Yang, M. (2016). Dense and sparse reconstruction error based saliency descriptor. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(4), 1592-1603.
- Maggio, E., & Cavallaro, A. (2011). *Video tracking: Theory and practice* John Wiley & Sons.
- Marcos, A. L. M., & Martín, P. (2000). *Colorimetría*
- Martín Carabias, D. (2012). Analysis of image thresholding methods for their application to augmented reality environments.

- Martin, D., Fowlkes, C., Tal, D., & Malik, J. (2001). A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics. *Computer Vision, 2001. ICCV 2001. Proceedings. Eighth IEEE International Conference On*, 2, 416-423.
- Martínez-de Dios, J. R., Merino, L., Caballero, F., & Ollero, A. (2011). Automatic forest-fire measuring using ground stations and unmanned aerial systems. *Sensors*, 11(6), 6328-6353.
- Martinsanz, G. P., & de la Cruz García, Jesús Manuel. (2001). *Visión por computador: Imágenes digitales y aplicaciones* Ra-ma.
- Mata, F. J. G. (2010). *Videovigilancia: CCTV usando vídeos IP* Editorial Vértice.
- Meilă, M. (2007). Comparing clusterings—an information based distance. *Journal of Multivariate Analysis*, 98(5), 873-895.
- Menaka, E., Kumar, S. S., & Bharathi, M. (2013). Change detection in deforestation using high resolution satellite image with haar wavelet transforms. *Green High Performance Computing (ICGHPC), 2013 IEEE International Conference On*, 1-7.
- Meyer, G., Mehta, T., Kocher, M., Mortensen, D., & Samal, A. (1998). Textural imaging and discriminant analysis for distinguishing weeds for spot spraying. *Transactions of the ASAE*, 41(4), 1189.
- Meyer, G. E. (2011). Machine vision identification of plants. *Recent Trends for Enhancing the Diversity and Quality of Soybean Products*. Krezhova D (Ed.) Croatia: InTech,
- Meyer, G. E., Hindman, T. W., & Laksmi, K. (1999a). Machine vision detection parameters for plant species identification. *Photonics East (ISAM, VVDC, IEMB)*, 327-335.
- Meyer, G. E., Hindman, T. W., & Laksmi, K. (1999b). Machine vision detection parameters for plant species identification. *Photonics East (ISAM, VVDC, IEMB)*, 327-335.
- Meyer, G. E., & Neto, J. C. (2008a). Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. *Computers and Electronics in Agriculture*, 63(2), 282-293.
- Meyer, G. E., & Neto, J. C. (2008b). Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. *Computers and Electronics in Agriculture*, 63(2), 282-293.
- Millan-Garcia, L., Sanchez-Perez, G., Nakano, M., Toscano-Medina, K., Perez-Meana, H., & Rojas-Cardenas, L. (2012). An early fire detection algorithm using IP cameras. *Sensors*, 12(5), 5670-5686.
- Minetto, R., Spina, T. V., Falcão, A. X., Leite, N. J., Papa, J. P., & Stolfi, J. (2012). IFTrace: Video segmentation of deformable objects using the image foresting transform. *Computer Vision and Image Understanding*, 116(2), 274-291.
- Montalvo, M., Pajares, G., Guerrero, J. M., Romeo, J., Guijarro, M., Ribeiro, A., . . . Cruz, J. (2012). Automatic detection of crop rows in maize fields with high weeds pressure. *Expert Systems with Applications*, 39(15), 11889-11897.
- Murch, G. M. (1984). Physiological principles for the effective use of color. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 4(11), 48-55.

- Nam, Y. (2015). Real-time abandoned and stolen object detection based on spatio-temporal features in crowded scenes. *Multimedia Tools and Applications*, , 1-26.
- Nguyen, D. T., Li, W., & Ogunbona, P. O. (2016). Human detection from images and videos: A survey. *Pattern Recognition*, 51, 148-175.
- Ojha, S., & Sakhare, S. (2015). Image processing techniques for object tracking in video surveillance-a survey. *Pervasive Computing (ICPC), 2015 International Conference On*, 1-6.
- Otsu, N. (1975). A threshold selection method from gray-level histograms. *Automatica*, 11(285-296), 23-27.
- Pajares, G., & De la Cruz, J. (2001). Visión por computador. *Imágenes Digitales Y Aplicaciones.Ra-Ma*,
- Papagiannakis, G., Singh, G., & Magnenat- Thalmann, N. (2008). A survey of mobile and wireless technologies for augmented reality systems. *Computer Animation and Virtual Worlds*, 19(1), 3-22.
- Pei, S., Chang, W., & Shen, C. (2014). Saliency detection using superpixel belief propagation. *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 1135-1139.
- Peng, X. (2015). Combine color and shape in real-time detection of texture-less objects. *Computer Vision and Image Understanding*, 135, 31-48.
- Plataniotis, K., & Venetsanopoulos, A. N. (2013). *Color image processing and applications* Springer Science & Business Media.
- Polak, M., Zhang, H., & Pi, M. (2009). An evaluation metric for image segmentation of multiple objects. *Image and Vision Computing*, 27(8), 1223-1227.
- Primicerio, J., Di Gennaro, S. F., Fiorillo, E., Genesio, L., Lugato, E., Matese, A., & Vaccari, F. P. (2012). A flexible unmanned aerial vehicle for precision agriculture. *Precision Agriculture*, 13(4), 517-523.
- Qidwai, U., & Chen, C. (2009). *Digital image processing: An algorithmic approach with MATLAB* CRC press.
- Quilter, M. C., & Anderson, V. J. (2001). A proposed method for determining shrub utilization using (LA/LS) imagery. *Journal of Range Management*, , 378-381.
- Rand, W. M. (1971). Objective criteria for the evaluation of clustering methods. *Journal of the American Statistical Association*, 66(336), 846-850.
- Ren, X., & Malik, J. (2003). Learning a classification model for segmentation. *Computer Vision, 2003. Proceedings. Ninth IEEE International Conference On*, 10-17.
- Ribeiro, A., Fernández-Quintanilla, C., Barroso, J., García-Alegre, M., & Stafford, J. (2005). Development of an image analysis system for estimation of weed pressure. *Precision Agriculture*, 5, 169-174.
- Roldán, J. J., Joossen, G., Sanz, D., del Cerro, J., & Barrientos, A. (2015). Mini-uav based sensory system for measuring environmental variables in greenhouses. *Sensors*, 15(2), 3334-3350.

- Rusch, M. L., Schall Jr, M. C., Lee, J. D., Dawson, J. D., & Rizzo, M. (2014). Augmented reality cues to assist older drivers with gap estimation for left-turns. *Accident Analysis & Prevention*, 71, 210-221.
- Sahoo, P. K., Soltani, S., & Wong, A. K. (1988). A survey of thresholding techniques. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 41(2), 233-260.
- Salamí, E., Barrado, C., & Pastor, E. (2014). UAV flight experiments applied to the remote sensing of vegetated areas. *Remote Sensing*, 6(11), 11051-11081.
- Sandor, C., Cunningham, A., Dey, A., & Mattila, V. (2010). An augmented reality x-ray system based on visual saliency. *Mixed and Augmented Reality (ISMAR), 2010 9th IEEE International Symposium On*, 27-36.
- Sathya, B., & Manavalan, R. (2011). Image segmentation by clustering methods: Performance analysis. *International Journal of Computer Applications*, 29(11)
- Sauer, M., Leutert, F., & Schilling, K. (2010). An augmented reality supported control system for remote operation and monitoring of an industrial work cell. *IFAC Proceedings Volumes*, 43(23), 83-88.
- Seo, Y., Lee, D., & Yoo, C. D. (2014). Salient object detection using bipartite dictionary. *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 1145-1149.
- Shuai, J., Qing, L., Miao, J., Ma, Z., & Chen, X. (2013). Salient region detection via texture-suppressed background contrast. *2013 IEEE International Conference on Image Processing*, 2470-2474.
- Søgaard, H. T., & Olsen, H. J. (2003). Determination of crop rows by image analysis without segmentation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 38(2), 141-158.
- Sonka, M., Hlavac, V., & Boyle, R. (2014). *Image processing, analysis, and machine vision* Cengage Learning.
- Tang, L., & Shao, G. (2015a). Drone remote sensing for forestry research and practices. *Journal of Forestry Research*, 26(4), 791-797.
- Tang, L., & Shao, G. (2015b). Drone remote sensing for forestry research and practices. *Journal of Forestry Research*, 26(4), 791-797.
- Tian, Y., Feris, R. S., Liu, H., Hampapur, A., & Sun, M. (2011). Robust detection of abandoned and removed objects in complex surveillance videos. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 41(5), 565-576.
- Torres-Sánchez, J., López-Granados, F., & Peña, J. (2015). An automatic object-based method for optimal thresholding in UAV images: Application for vegetation detection in herbaceous crops. *Computers and Electronics in Agriculture*, 114, 43-52.
- Tu, S., & Su, Y. (2016). Fast and accurate target detection based on multiscale saliency and active contour model for high-resolution SAR images.
- Uchiyama, H., & Marchand, E. (2012). Object detection and pose tracking for augmented reality: Recent approaches. *18th Korea-Japan Joint Workshop on Frontiers of Computer Vision (FCV)*,

- Uranishi, Y., Imura, M., & Kuroda, T. (2016). The rainbow marker: An AR marker with planar light probe based on structural color pattern matching. *2016 IEEE Virtual Reality (VR)*, 303-304.
- Van Krevelen, D., & Poelman, R. (2010a). A survey of augmented reality technologies, applications and limitations. *International Journal of Virtual Reality*, 9(2), 1.
- Van Krevelen, D., & Poelman, R. (2010b). A survey of augmented reality technologies, applications and limitations. *International Journal of Virtual Reality*, 9(2), 1.
- Wang, J., Borji, A., Kuo, C. J., & Itti, L. (2016). Learning a combined model of visual saliency for fixation prediction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(4), 1566-1579.
- Wang, K., Lin, L., Lu, J., Li, C., & Shi, K. (2015). PISA: Pixelwise image saliency by aggregating complementary appearance contrast measures with edge-preserving coherence. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(10), 3019-3033.
- Wang, X., Tang, Y., Masnou, S., & Chen, L. (2015). A global/local affinity graph for image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(4), 1399-1411.
- Watts, A. C., Ambrosia, V. G., & Hinkley, E. A. (2012). Unmanned aircraft systems in remote sensing and scientific research: Classification and considerations of use. *Remote Sensing*, 4(6), 1671-1692.
- Woebbecke, D., Al-Faraj, A., & Meyer, G. (1994). Calibration of large field-of-view thermal and optical sensors for plant and soil measurements. *Transactions of the ASAE*, 37(2), 669-677.
- Woebbecke, D., Meyer, G., Von Bargen, K., & Mortensen, D. (1995). Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. *Transactions of the ASAE*, 38(1), 259-269.
- Yoon, S., & Min, J. (2013). An intelligent automatic early detection system of forest fire smoke signatures using gaussian mixture model. *Journal of Information Processing Systems*, 9(4), 621-632.
- Yuan, C., Zhang, Y., & Liu, Z. (2015). A survey on technologies for automatic forest fire monitoring, detection, and fighting using unmanned aerial vehicles and remote sensing techniques. *Canadian Journal of Forest Research*, 45(7), 783-792.
- Zhang, C., & Kovacs, J. M. (2012). The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: A review. *Precision Agriculture*, 13(6), 693-712.
- Zhang, L., Zhao, S., Liu, W., & Lu, H. (2015). Saliency detection via sparse reconstruction and joint label inference in multiple features. *Neurocomputing*, 155, 1-11.