

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR



PROYECTO FIN DE CARRERA

Ingeniería de Telecomunicación

**DETECCIÓN DE SOMBRAS EN
SECUENCIAS DE VIDEO-SEGURIDAD**

Guillermo Rodríguez Yrezábal
Julio 2016

DETECCIÓN DE SOMBRAS EN SECUENCIAS DE VIDEO-SEGURIDAD

Guillermo Rodríguez Yrezábal
Tutor: Juan Carlos San Miguel Avedillo



Video Processing and Understanding Lab
Departamento de Ingeniería Informática
Escuela Politécnica Superior
Universidad Autónoma de Madrid
Julio 2016

Trabajo parcialmente financiado por el gobierno español bajo el proyecto
TEC2014-53176-R (HA-Video)



Resumen.

El principal objetivo de este proyecto fin de carrera es el diseño e implementación de un algoritmo de detección de sombras. Muchas de las aplicaciones utilizadas en *computer vision*, como la video-vigilancia requieren la detección y seguimiento de objetos donde las técnicas de substracción de fondo son comunmente usadas para la segmentación de frente/fondo. Sin embargo, las sombras proyectadas por objetos del frente que se encuentran en movimiento a menudo provocan errores de detección en dichas aplicaciones. Para afrontar este problema, este trabajo propone el diseño de un algoritmo de detección de sombras, explotando la información de color de diferentes espacios por medio del cálculo de ratios entre los píxeles que se encuentran bajo regiones de sombra y los píxeles pertenecientes al fondo. Para este propósito primero se ha estudiado, implementado, adaptado y evaluado las principales y más relevantes técnicas de substracción de fondo y métodos de sombra que forman la base de la mayoría de los detectores de la bibliografía, poniendo de manifiesto sus carencias en cuanto a la detección y eliminación de sombras se refiere. Posteriormente se describirá el algoritmo propuesto explicando cada una de las etapas del proceso llevadas a cabo como son el cálculo de ratios, histogramas, medidas de correlación entre canales y optimización de umbrales y se presentarán los resultados asociados en un capítulo de experimentos, realizando una evaluación comparativa con algunos de los algoritmos encontrados en la bibliografía.

Palabras clave

Algoritmos de substracción de fondo, detección de sombras, espacios de color, ratios, frente, fondo, correlación de canales, optimización de umbrales.

Abstract.

The main goal of this master thesis is the design and implementation of a shadow detection algorithm. Many computer vision applications such as video-surveillance require the detection and object tracking where background subtraction is commonly applied for background/foreground segmentation. However cast shadows from moving foreground objects usually result in errors for such applications. To address these problems, this work proposes the design and implementation of a shadow detection algorithm, exploiting the colour information by means of calculating the ratios between pixels under shadow regions and background pixels for different colour spaces. For this purpose the author first studied, implemented, adapted and evaluated the main and most relevant techniques of background subtraction and shadow methods that form the basis of most detectors in the literature, highlighting the main gaps they present in detecting and removing shadows from image sequences. It is described later the proposed algorithm explaining each of the process steps such as the calculation of ratios, histograms, colour spaces channel correlation and optimization of thresholds. The results associated to every process of the algorithm will be presented in four experiments, performing a comparative evaluation with some of the algorithms found in the literature.

Keywords

Background subtraction algorithms, shadow detection, colour spaces, ratios, foreground, background, channel correlation, threshold optimization.

Agradecimientos.

En primer lugar me gustaría agradecer a mi tutor Juan Carlos la oportunidad de realizar este proyecto, por su apoyo y dedicación especialmente estas últimas semanas que han posibilitado la culminación del trabajo realizado.

Cómo no agradecer a mi amigo, compañero de clase y ahora también compañero de trabajo Raúl por toda la ayuda prestada en estos primeros meses de incorporación al mundo laboral y a cada uno de mis compañeros de Cuevavaliente Ingenieros por la gran acogida que me han dado y por hacer el día a día en el trabajo muy agradable.

Además, dar las gracias a mis amigos y compañeros Juanma, Pencho, Mario, David, Ángel y Jorge por todas las experiencias y momentos buenos compartidos dentro de la Universidad y fuera de ella. Gracias por haber hecho de estos años sin duda los mejores. No dudaría en volver a repetirlos.

Gracias a mis padres, por su exigencia y dedicación, que me han aportado todo lo necesario para que hoy este aquí. Su ayuda y trabajo diario son fuente de inspiración para ser cada día mejor. A mis hermanas Irene y Cristina por todos los buenos momentos vividos.

A todos, GRACIAS.

Guillermo Rodríguez Yrezábal

Julio 2016

Índice general

Resumen	v
Abstract	VII
Agradecimientos	IX
1. Introducción.	1
1.1. Motivación.	1
1.2. Objetivos.	2
1.3. Estructura de la memoria.	2
2. Estado del arte.	5
2.1. Segmentación de objetos del frente.	5
2.1.1. Introducción	5
2.1.2. Principales técnicas de modelado de fondo	6
2.1.3. Problemas de modelado de fondo	8
2.2. Detección de sombras	10
2.2.1. Introducción	10
2.2.2. Principales técnicas	11
2.3. Conclusiones	14
3. Algoritmo propuesto.	17
3.1. Introducción.	17
3.2. Esquema General	17
3.3. Descripción de módulos	18
3.3.1. Algoritmo de substracción de fondo. Obtención de la máscaras de frente y sombras teórica.	19
3.3.2. Extracción de características. Entrenamiento del modelo de som- bra.	19
3.3.3. Ajuste iterativo de umbrales. Algoritmo SDMIM	22
4. Experimentos.	25
4.1. Diseño.	26
4.1.1. Dataset	26
4.1.2. Métricas.	28

4.2. Experimento A: Impacto de sombras sobre los algoritmos de substracción de fondo.	31
4.2.1. Consideraciones previas	31
4.2.2. Resultados	32
4.2.3. Conclusiones	34
4.3. Experimento B: Análisis de algoritmos de sombra	34
4.3.1. Consideraciones previas	34
4.3.2. Efecto del análisis de detección de sombras en frente	35
4.3.3. Conclusiones	37
4.3.4. Rendimiento de los algoritmos de detección de sombra	37
4.3.5. Conclusiones	39
4.4. Experimento C: Modelado de sombras	40
4.4.1. Estudio de espacios de color	41
4.4.2. Obtención de histogramas	41
4.4.3. Distancia de Bhattacharyya	42
4.4.4. Cálculo de umbrales	53
4.4.5. Correlación entre canales para ratios de sombra	54
4.4.6. Conclusiones	55
4.5. Experimento D: Ajuste iterativo de umbrales	55
5. Conclusiones y trabajo futuro.	59
5.1. Conclusiones.	59
5.2. Trabajo futuro.	60
Bibliografía	61
6. Presupuesto	67
7. Pliego de condiciones	69

Índice de figuras

2.1. Ejemplo sombra proyectada por elementos del frente en movimiento y sombras debidas a elementos arquitectonicos del fondo. Imagen obtenida de la secuencia <i>PeopleInShades</i> del <i>DATASET 2012</i>	9
2.2. Efecto de las sombras sobre los algoritmos de detección de personas. La trayectoria correcta de ambas personas sólo puede ser obtenida en el caso de que las sombras sean eliminadas.	11
3.1. Esquema general del algoritmo propuesto	18
3.2. Ejemplo de medida de <i>matching</i> basada en el ratio entre bloques . . .	21
3.3. Ejemplo de comparación de histogramas frente-fondo (Azul) y sombra-fondo (Rojo) para el canal V (HSV) sobre la secuencia <i>busStation</i> . . .	22
4.1. Imagen de <i>changedetection.net</i> . Groundtruth data labels	27
4.2. Representación gráfica del cálculo de las métricas Recall y Precision para sombra y frente. En la figura (a) el color azul representa los píxeles de frente del ground-truth (GT_F) y el color gris los píxeles de sombra de ground-truth (GT_S). En la figura (b) el color rojo representa el número de píxeles de frente (F) detectados por un algoritmo de substracción de fondo y en color verde los píxeles de sombra detectados (S) tras la ejecución de un algoritmo de detección de sombra sobre los resultados de detección de frente.	30
4.3. Resultados cualitativos de substracción de fondo para los algoritmos <i>FrameDifferenceBGS</i> (A1), <i>LBMixtureOfGaussians</i> (A2) y <i>SubSENSE</i> (A3)	33
4.4. Resultados cualitativos de detección de sombras para los algoritmos <i>Chromaticity</i> , <i>Geometry Physic</i> y <i>Textures</i> para el dataset completo . . .	40
4.5. Histogramas de ratios de color para el canal C del espacio de color CMYK	43
4.6. Histogramas de ratios de color para el canal M del espacio de color CMYK	44
4.7. Histogramas de ratios de color para el canal Y del espacio de color CMYK	45
4.8. Histogramas de ratios de color para el canal K del espacio de color CMYK	46
4.9. Histogramas de ratios de color para el canal R del espacio de color RGB	47

4.10. Histogramas de ratios de color para el canal G del espacio de color RGB	48
4.11. Histogramas de ratios de color para el canal B del espacio de color RGB	49
4.12. Histogramas de ratios de color para el canal H del espacio de color HSV	50
4.13. Histogramas de ratios de color para el canal H del espacio de color HSV	51
4.14. Histogramas de ratios de color para el canal V del espacio de color HSV	52
4.15. Distancias de Bhattacharyya para cada canal y secuencia. En el eje de abscisas se sitúan cada una de las secuencias de entrenamiento del modelo de sombra. En el eje de ordenadas se representan las distancias de bhattacharyya de 0 a 1. Cada línea representa los resultados para un canal de color diferente tal como muestra la leyenda.	56
4.16. Evolución de una máscara de sombras para un canal de color. Cada imagen representa la máscara de de sombra obtenida de un sólo canal canal con un umbral cada vez más cercano a 1 de manera que el detector sea más discriminativo.	57
4.17. Resultados cualitativos de detección de sombras para el algoritmo propuesto (AP) y el algoritmo <i>Chromaticity</i> , evaluados sobre la secuencia <i>bungalows</i>	57

Índice de tablas

4.1. Secuencias utilizadas en la evaluación comparativa de los métodos de sustracción de fondo y los métodos de detección de sombras. Las secuencias se describen en función de número de frames y tamaño; tipo de escena, superficie y presencia de ruido; tamaño, intensidad y dirección de las sombras; tipo de objetos y tamaño.	27
4.2. Resultado de los algoritmos de sustracción de fondo en la detección de frente y sombras	32
4.4. Resultados Recall y Precision de frente tras la ejecución de los algoritmos de detección de sombras sobre los resultados de SubSENSE	35
4.6. Resultados Recall y Precision de frente tras la ejecución de los algoritmos de detección de sombras sobre los resultados de LBMixtureOf-Gaussians	36
4.8. Resultados Recall y Precision de frente tras la ejecución de los algoritmos de detección de sombras sobre los resultados de FrameDifferenceBGS	36
4.10. Resultados Recall y Precision de sombra tras la ejecución de los algoritmos de detección de sombras sobre los resultados de SubSENSE	38
4.12. Resultados Recall y Precision de sombra tras la ejecución de los algoritmos de detección de sombras sobre los resultados de LBMixtureOf-Gaussians	38
4.14. Resultados Recall y Precision de sombra tras la ejecución de los algoritmos de detección de sombras sobre los resultados de FrameDifferenceBGS	39
4.15. Resultados Distancia y Coeficiente de Bhattacharyya para RGB. Un valor alto de la distancia indica una baja correlación entre los ratios sombra-fondo y los ratios frente-fondo para un mismo canal y viceversa. Un alto coeficiente indica un alto grado de solapamiento entre los histogramas de frente y sombra.	53
4.16. Resultados Distancia y Coeficiente de Bhattacharyya para HSV	53
4.17. Resultados Distancia y Coeficiente de Bhattacharyya para CMYK	54
4.18. Umbrales de ratios de Sombra para los canales seleccionados	54
4.19. Correlación entre canales para los ratios de sombra-fondo. La distancia será cero en la diagonal de la matriz, siendo simétrica respecto a esta. Valores altos de la distancia indican una baja correlación entre los histogramas de ratios de sombra-fondo entre distintos canales y viceversa.	55

Capítulo 1

Introducción.

1.1. Motivación.

La detección y eliminación de sombras es un paso crítico en la mejora de la detección y seguimiento de objetos. Es particularmente importante en aplicaciones de video-seguridad y vigilancia en las que se realiza el seguimiento de personas u objetos en movimiento. En las últimas décadas se han desarrollado técnicas y algoritmos para la detección de objetos en movimiento y se ha conseguido modelar con éxito situaciones problemáticas como pueden ser el cambio repentino en la iluminación, el movimiento sistemático del fondo o la sensibilidad al ruido. Sin embargo, a pesar de ello, las técnicas actuales de segmentación no son capaces de discernir entre un objeto en movimiento y la sombra que este proyecta. Esto se debe a que en la mayoría de las ocasiones las sombras presentan el mismo patrón de movimiento que los objetos de la escena y los cambios de magnitud en su intensidad son comparables a las de estos [1]. Dado que las sombras pueden ser comparables en tamaño a los objetos que se encuentran en el primer plano, su incorrecta clasificación como elementos de este producen una inexactitud en la detección y una pérdida en los algoritmos de seguimiento, aumentando la probabilidad de perder la trayectoria de los objetos en movimiento de la escena.

Actualmente existen múltiples técnicas que tratan de resolver este problema. Todas ellas tienen sus puntos fuertes y sus puntos débiles contribuyendo de manera diferente a la detección de sombras. Únicamente los algoritmos más simples son los adecuados para la generalización a todo tipo de secuencias de video, sin embargo son altamente mejorables si se asumen ciertas suposiciones. Como consecuencia, no existe un único método que sea robusto y generalizable a todo tipo de secuencias, sino que para cada aplicación es mejor desarrollar su propia técnica de acuerdo con

la naturaleza de la escena que se quiere analizar.

La motivación de este proyecyo es por tanto, el estudio, desarrollo y mejora de las técnicas de detección de sombras.

1.2. Objetivos.

El objetivo principal de este proyecto es el diseño, implementación y evaluación de algoritmos de detección de sombras en secuencias de video-seguridad. Para ello, tras realizar un estudio del estado del arte se realizará una selección e implementación de las técnicas más apropiadas atendiendo a las características más relevantes y adecuadas que sean consideradas. Se realizará la evaluación y estudio comparativo de dichas técnicas con las diferentes métricas y propuestas encontradas en el estado del arte que se recogerán en una serie de experimentos. Finalmente a raíz de las conclusiones obtenidas en dichos experimentos se propondrá la implementación de un algoritmo en el que se explorarán ciertos métodos con los que conseguir alguna mejora en el rendimiento de los algoritmos y la maximización de las capacidades de detección sobre el dataset empleado. Por tanto los objetivos del presente proyecto se pueden resumir en los siguientes puntos.

1. Estudio del estado del arte de los principales algoritmos de substracción de fondo y detección de sombras.
2. Diseño, implementación y adaptación de un algoritmo de detección de sombras.
3. Estudio de las características de las sombras en los distintos espacios de color.
4. Realización de pruebas experimentales y evaluación comparativa de algoritmos.
5. Elaboración de conclusiones.

1.3. Estructura de la memoria.

La memoria del proyecto se divide en los siguientes capítulos:

- Capítulo 1. Introducción: introducción, motivación y objetivos del proyecto.
- Capítulo 2. Estado del arte: técnicas de substracción de fondo y algoritmos de detección de sombras.
- Capítulo 3. Algoritmo propuesto: Algoritmo de detección de sombras basado en ratios de color.

- Capítulo 4. Experimentos: evaluación de las principales técnicas del estado del arte y desarrollo del algoritmo y técnicas de detección propuestas.
- Capítulo 5. Conclusiones y trabajo futuro.
- Referencias y anexos.

Capítulo 2

Estado del arte.

En este capítulo se presenta un estudio básico de las principales técnicas de sustracción de fondo, los principales problemas a los que se enfrentan estos métodos y la necesidad de introducir la detección de sombras como una etapa de post-procesado de video. Así mismo se introducen las principales técnicas de detección de sombra atendiendo a las diferentes características en las que basan la detección.

Este trabajo proporciona una visión general del trabajo realizado previamente en las áreas relacionadas con el objetivo del proyecto y estará apoyado por los experimentos realizados en siguientes capítulos.

2.1. Segmentación de objetos del frente.

2.1.1. Introducción

El objetivo de la segmentación de objetos en movimiento es la discriminación de los píxeles de los objetos que se encuentran en el frente o *foreground* de la imagen de los píxeles de fondo o *background* de la escena de la secuencia de video a analizar. Se trata de dividir una imagen en regiones separadas de manera que los píxeles dentro de una misma región compartan características o propiedades como el color, texturas, variabilidad espacial, movimiento, intensidad etc. que las diferencie significativamente del resto de regiones adyacentes. En el caso de imágenes grabadas con cámara fija, que es el caso que ocupa este proyecto, las técnicas más utilizadas en la segmentación de objetos es el modelado y sustracción de fondo y la discriminación o extracción de los objetos del frente mediante la comparación de las imágenes con dicha estimación de fondo.

Se conoce como fondo o *background* a la parte de la imagen que permanece en la escena durante toda la secuencia. Se distinguen dos tipos:

1. Fondos unimodales: son aquellos fondos cuyos píxeles no varían su valor a lo largo de la secuencia y solo los objetos en movimiento del frente modificarán dichos valores. Se trata de fondos fundamentalmente estáticos cuyos píxeles tienen un solo valor o modo.
2. Fondos multimodales: son aquellos fondos cuyos píxeles varían sus valores durante la secuencia. Puede deberse por ejemplo a la presencia de árboles cuyas ramas u hojas presentan un movimiento local debido al viento, a movimientos del agua, a cambios de iluminación etc. que hacen que los píxeles puedan presentar diferentes valores o modos en distintos instantes de la secuencia.

2.1.2. Principales técnicas de modelado de fondo

A continuación se exponen las principales técnicas de modelado de fondo en el que se recogen desde los métodos más básicos que buscan minimizar el coste computacional y aumentar la velocidad, a técnicas más robustas con mayor coste computacional cuyo objetivo es obtener una mayor precisión del modelo de fondo. Se distinguen tres tipos de categorías de representación del modelo de fondo:

1. Modelos básicos: Se trata de modelos matemáticos sencillos para describir el fondo.
 - a) *Frame Differencing*: Es uno de los métodos de modelado más sencillos por su bajo coste computacional. Consiste en detectar cambios en los píxeles mediante la diferencia entre la intensidad de dichos píxeles en la imagen actual y la intensidad de los mismos en la imagen anterior. A pesar de detectar bien los cambios bruscos gracias a la diferencia entre imágenes inmediatas, no detecta cuando un objeto o persona detiene su movimiento y por esta misma razón no es capaz de detectar correctamente el interior de los objetos en movimiento, detectando únicamente los bordes.
 - b) *Temporal median filter*: otra de las maneras más básicas de modelar el fondo es a través de una única imagen de grises o color con ausencia de objetos en movimiento. Esta imagen estática puede ser estimada mediante un filtro temporal y no se actualiza hasta que no se producen movimientos, momento en el cual el nuevo modelo de fondo se corresponde con el promedio de un conjunto de imágenes consecutivas.
2. Modelos paramétricos: Con el objetivo de mejorar la robustez frente al ruido y tener cierta capacidad de detectar pequeños movimientos del fondo, los modelos

paramétricos describen el fondo en base a parámetros pertenecientes a una o varias distribuciones de probabilidad normalmente Gaussianas. Algunos tipos son:

- a) *Running Gaussian average* (Media Gaussiana): Con el método de la media Gaussiana o Gaussiana simple cada píxel queda representado por dos parámetros, la media y la varianza (μ_t, σ_t^2) . En cada instante de tiempo el valor del píxel analizado (I_t) se clasifica como fondo de la imagen si cumple la ecuación 2.1.

$$|I_t - \mu_t| < k \cdot \sigma_t \quad (2.1)$$

, es decir, si el valor de dicho píxel cae dentro de la Gaussiana definida en ese instante para dicho píxel éste formará parte del fondo. Para evitar tener que ajustar la función densidad de probabilidad Gaussiana a cada nuevo frame, t , la media se actualiza siguiendo la ecuación 2.2 como en [1].

$$\mu_t = \alpha I_t + (1 - \alpha)\mu_{t-1} \quad (2.2)$$

Este método no es válido para fondos que presentan píxeles con valores muy diferentes debido a que las tasas de actualización del modelo son lentas no pudiendo adaptarse a cambios bruscos en el fondo.

- b) *Mezcla de Gaussianas*: Estos métodos tratan de resolver los problemas asociados con cambios bruscos y continuos de fondo a tasas que no permiten la actualización de los modelos de fondo basados en un sólo valor. Esto puede ocurrir por ejemplo en imágenes en las que haya presencia de árboles. Para distintos instantes de tiempo el mismo píxel de la imagen puede tomar valores distintos debido al movimiento de las ramas o de las hojas.

En [2] se describe la probabilidad 2.3 de observar un cierto valor de píxel x en un instante t por medio de k distribuciones gaussianas $(\mu_{k,t}, \sigma_{k,t}^2)$, con valores de k típicamente entre 3 y 5. Cada una de estas distribuciones describe uno de los posibles valores que pueda tomar el fondo y tendrá un peso w_k diferente.

$$P(x_t) = \sum_{i=1}^K w_{i,t} \eta(x_t - \mu_{i,t}) \quad (2.3)$$

En este modelo aquella combinación de distribuciones gaussianas cuya suma de pesos supere un cierto umbral T permitirá clasificar cada píxel de

fondo en un instante.

$$\sum_{i=1}^B w_i > T \quad (2.4)$$

Por tanto la Mezcla de Gaussianas es capaz de tratar con fondos multimodales manteniendo una función densidad de probabilidad por cada píxel. Este método tiene como contraprestación una alta carga computacional y es poco robusta ante cambios de iluminación bruscos.

3. Modelos no paramétricos:

- a) *Kernel Density Estimation* (KDE) El método de representación del fondo Densidad de Núcleo ('KDE') descrito por Elgammal en [3] estima la función de densidad de probabilidad de cada píxel de la imagen de fondo en cada instante de tiempo. Esta operación se realiza gracias a la información de la historia reciente de dicho píxel que se halla almacenada en un buffer. El objetivo es obtener mayor sensibilidad de detección que utilizando un método de representación de fondo con una distribución de probabilidad fija. La pertenencia al fondo se estima mediante el promedio $Pr(x)$ de funciones de núcleo K (por ejemplo, de tipo Gaussiano) centradas en valores anteriores x_i y evaluados en el valor del píxel actual x_t ; es decir, se calcula la probabilidad de parecido entre el píxel actual y los valores que dicho píxel ha tomado en las L imágenes anteriores y si esa probabilidad es suficientemente elevada (supera un determinado umbral U) se considera que el píxel es fondo; en caso contrario, será frente.

2.1.3. Problemas de modelado de fondo

Los problemas a los que se enfrentan las distintas técnicas descritas en el apartado anterior son los siguientes :

- Fondos multimodales: Fondos que se pueden encontrar en secuencias con fondos no estáticos, que contienen objetos que presentan un movimiento generalmente local como pueden ser las ramas y hojas de árboles y arbustos, el movimiento del agua etc.
- Actualización del fondo de la escena ante cambios que puedan producirse en el mismo a lo largo de la secuencia.
- El ruido introducido por la cámara que puede suponer errores en la segmentación.

- Cambios de iluminación en la escena por las variaciones de las condiciones de luminosidad (día, noche, nublado) o por la interacción de fuentes luminosas con objetos del fondo (ej: sombra que proyecta un edificio). Estos cambios deben ser detectados para generar un modelo de fondo actualizado.
- Sombras presentes en la escena: La interacción entre las fuentes luminosas y los diferentes objetos del frente de la escena pueden producir efectos que suelen ser categorizados como objetos en movimiento (sombras y reflejos). Sin embargo dichas sombras no pueden considerarse parte del primer plano como tampoco pueden considerarse parte del fondo pues no se generan debido a movimientos de los objetos del fondo situación que podría tratarse como un problema de actualización del fondo, sino que son generadas por la interacción de fuentes luminosas con objetos del frente que pueden estar en movimiento, con lo que la sombra seguiría la trayectoria de este objeto.

En la Figura 2.1 se pone de manifiesto este hecho. Analizar este tipo de sombras es el objeto de este documento. Como se demostrará en los experimentos realizados en capítulos siguientes, las técnicas de segmentación o substracción de fondo no son capaces de discriminar estas sombras que pasarán a formar parte del frente y a convertirse en un problema que deberá solventarse mediante técnicas de post-procesado.



Figura 2.1: Ejemplo sombra proyectada por elementos del frente en movimiento y sombras debidas a elementos arquitectonicos del fondo. Imagen obtenida de la secuencia *PeopleInShades* del *DATASET 2012*

- Camuflaje: Este efecto se produce cuando los objetos pertenecientes al frente de la escena poseen la misma cromaticidad y/o texturas que en ocasiones hacen que se confundan o camuflen con partes del fondo.

2.2. Detección de sombras

2.2.1. Introducción

La detección y eliminación de sombras es un paso crítico en la mejora de la detección y seguimiento de objetos. Es particularmente importante en aplicaciones de video-seguridad y vigilancia en las que se realiza el seguimiento de personas u objetos en movimiento. En las últimas décadas se han desarrollado técnicas y algoritmos para la detección de objetos en movimiento y se han conseguido modelar con éxito situaciones problemáticas como pueden ser el movimiento sistemático de fondo, el cambio repentino de iluminación o la sensibilidad al ruido. Sin embargo, a pesar de ello, las técnicas actuales de segmentación no son capaces de distinguir entre un objeto en movimiento y la sombra que este proyecta. Esto se debe a que las sombras presentan el mismo movimiento que los objetos pertenecientes al frente de la escena y los cambios de magnitud en su intensidad son comparables a los de estos. Dado que las sombras pueden ser comparables en tamaño a los objetos que se encuentran en el primer plano, su incorrecta clasificación como elementos de este producen una inexactitud en la detección y una pérdida en el rendimiento de los algoritmos de seguimiento, aumentando la probabilidad de perder la trayectoria de los objetos en movimiento de la escena. Por ejemplo en escenarios donde las detecciones de diferentes personas se pueden entremezclar debido a las sombras que proyectan. O la inclusión de los píxeles como parte de los objetos en movimiento hacen que la similitud con el modelo de persona empleado en los algoritmos de seguimiento decrezca.

Actualmente existen múltiples técnicas que tratan de resolver este problema, basándose en características cromáticas, físicas, geométricas o métodos basados en texturas. Todas ellas tienen sus puntos fuertes y débiles contribuyendo de manera diferente a la detección de sombras. Únicamente los algoritmos más simples son los adecuados para la generalización a todo tipo de secuencias de video, sin embargo son altamente mejorables si se asumen ciertas suposiciones. Como consecuencia no existe un único método que sea robusto y generalizable a todo tipo de secuencias sino que para cada aplicación es mejor desarrollar su propia técnica de acuerdo con la naturaleza de la escena que se quiere analizar.

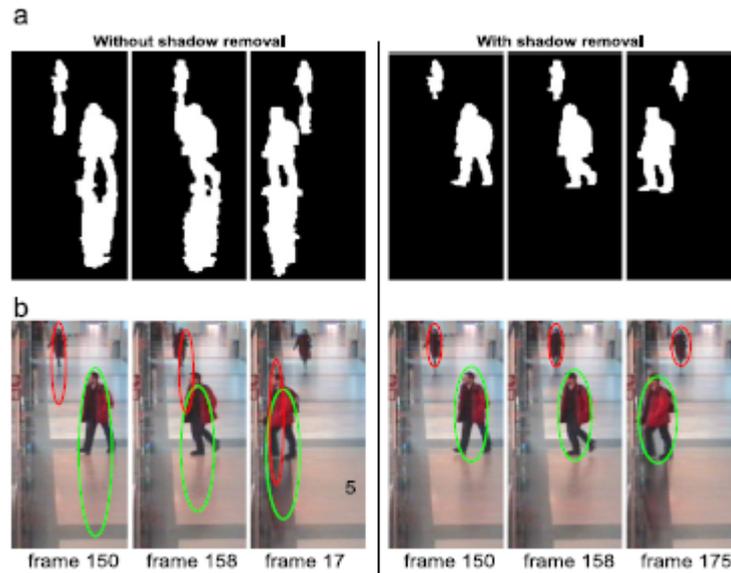


Figura 2.2: Efecto de las sombras sobre los algoritmos de detección de personas. La trayectoria correcta de ambas personas sólo puede ser obtenida en el caso de que las sombras sean eliminadas.

2.2.2. Principales técnicas

A continuación se pasa a describir las principales técnicas de detección de sombras atendiendo a las características utilizadas en su implementación. Todas características descritas a continuación, son útiles en la detección de sombras tanto en cuanto los objetos y las sombras que proyectan puedan ser comparadas con una estimación del fondo de la escena en las que están presentes :

2.2.2.1. Técnicas basadas en la intensidad

Estas técnicas se basan en una suposición simple: Las regiones de píxeles de la escena que se encuentran bajo una sombra son más oscuras. Por tanto, conociendo los niveles de intensidad de la fuente luminosa se puede predecir predecir cuanto de oscuras pueden llegar a ser estas sombras y como consecuencia determinar los rangos de disminución de intensidad. Se trata de métodos muy sencillos que suelen usarse como primera etapa en la detección de sombras [4], [5] , [6], sin embargo no existen étodos basados fundamentalmente en esta característica.

2.2.2.2. Técnicas basadas en la cromaticidad

La mayoría de los métodos de detección basados en características espectrales utilizan la información de color. Al igual que las técnicas basadas en la intensidad, asumen que las áreas bajo sombra son más oscuras pero además retienen su cromaticidad la cual es una característica independiente de la intensidad.

Es decir, por ejemplo, un píxel rojo que pertenece al fondo de la escena, después de ser cubierto por una sombra pasará a ser rojo oscuro, por lo que sigue siendo rojo (mantiene su cromaticidad) a pesar de que su intensidad se ha visto reducida. Este modelo de transición de color se conoce como constancia del color o atenuación lineal.

La mayoría de los métodos que utilizan este modelo, utilizan espacios de color donde la separación de la intensidad y la cromaticidad sea mayor. (HSV [7], c1c2c3 [8], YUV [9], o combinación de ellos [10]).

El factor más determinante a la hora de implementar métodos basados en la cromaticidad es elegir un espacio de color que presenten una separación entre la intensidad y la cromaticidad. Cucchiara et al en [7] elige para su método una aproximación basada en el espacio HSV ya que presenta una separación natural entre la cromaticidad (H) y la luminosidad (V). El canal V es una medida directa de la intensidad por lo que los píxeles de sombra deberían tener valores más reducidos que los píxeles del fondo. La cromaticidad de los píxeles de sombra se encontrará dentro de unos límites cercanos a los valores de los píxeles del fondo al igual que la saturación (S). Considerando estas suposiciones, se establece un modelo de sombra basado en tres condiciones 2.5, 2.6 y ?? que determinan si un píxel es considerado como sombr.

$$\beta_1 \leq (F_p^V / B_p^V) \leq \beta_2 \quad (2.5)$$

$$(F_p^S - B_p^S) \leq \tau_S \quad (2.6)$$

$$(F_p^H - B_p^H) \leq \tau_H \quad (2.7)$$

El hecho de utilizar otros espacios de color puede producir diferentes resultados pero no por ello mejores (o peores). Debido a que estos métodos trabajan a nivel de píxel, son susceptibles al ruido y altamente sensibles a fuertes cambios de iluminación y sombras muy oscuras.

2.2.2.3. Técnicas basadas en propiedades físicas

El modelo de atenuación lineal asume que la fuente de iluminación produce luz blanca pura, lo que a menudo no es el caso. En ambientes de exterior, las dos mayores fuentes de iluminación son el sol (luz blanca) y la luz reflejada por el cielo (luz

azul). Cuando la luz del sol es bloqueada, el efecto de la luz reflejada por el cielo se incrementa, trasladando la cromaticidad de los píxeles de una región de sombra hacia su componente azul.

Alternativamente a los métodos que tratan de solventar el problema de no linealidad del modelo a través de modelos dicromáticos como proponen S. Nadimi and B. Bhanu en [11], existen técnicas que tratan de modelar específicamente la apariencia de los píxeles bajo sombra sin proponer explícitamente un modelo de atenuación [12], [13]. Estos métodos tienden a ser más precisos que los métodos cromáticos, sin embargo dado su limitación a propiedades espectrales su principal desventaja es el análisis de objetos que presentan una cromaticidad similar a la del fondo.

En [5] Huang y Cheng proponen un método que no realiza suposiciones previas acerca de las fuentes de luz y la iluminación ambiental. Para un píxel p , dado el vector sombra-fondo denominado $v(p)$, el cambio de color se modela usando tres parámetros de características $x(p) = [\alpha(p), \theta(p), \Phi(p)]$ que representan la atenuación de la iluminación y la dirección del vector $v(p)$ en coordenadas esféricas $(\theta(p), \Phi(p))$. Las ecuaciones 2.8, 2.9 y 2.10 describen la variación de la apariencia inducida por el bloqueo de la luz en las regiones de sombra, donde $BG(p)$ es el valor del píxel del fondo y los superíndices representan las componentes R , G y B en el espacio de color RGB. Primero se identifican los píxeles del frente con una reducida intensidad con respecto al fondo para después actualizar un modelo de mezcla de Gaussianas con las tres características de color empleadas. Para finalizar, las probabilidades del modelo se usan para clasificar cada píxel del frente como sombra o como objeto.

$$\alpha(p) = \|v(p)\| / \|BG(p)\| \quad (2.8)$$

$$\theta(p) = \arctan(v^G(p)/v^R(p)) \quad (2.9)$$

$$\Phi(p) = \arccos(v^B(p) / \|v(p)\|) \quad (2.10)$$

2.2.2.4. Técnicas basadas en la geometría

Conociendo todos los aspectos de la fuente de iluminación, la forma de los objetos pertenecientes al frente y el plano horizontal o tierra de la escena es posible, en teoría, predecir la orientación, tamaño e incluso forma de las sombras proyectadas. La principal ventaja de las técnicas basadas en la geometría es que éstas trabajan directamente sobre el frame de entrada sin tener que depender de la exactitud de la estimación del fondo de la escena. Sin embargo imponen unas limitaciones muy concretas en cuanto al tipo de los objetos (personas [4, 14] o vehículos [15, 16]) presentes en la escena; requieren que los objetos y sus sombras tengan distinta orientación, asumen la exis-

tencia de una única fuente de luz y no están diseñados para tratar con objetos con múltiples sombras o con múltiples objetos detectados como un único blob de frente.

La mayor parte de los métodos basados en la geometría asumen que cada blob de frente contiene un único objeto y su sombra, lo cual no siempre es así.

2.2.2.5. Técnicas basadas en texturas

Al igual que los métodos basados en la cromaticidad que asumían que la cromaticidad de los píxeles bajo sombra se mantiene, estas técnicas asumen que gran parte de las texturas de los píxeles bajo sombras también se mantienen. Estos métodos suelen seguir dos etapas:

1. Selección de los posibles píxeles o regiones de sombra: Se suele utilizar un método simple basado en características espectrales.
2. Clasificación de los candidatos como frente o sombra basado en la correlación de texturas entre los píxeles de frente y los píxeles de fondo.

Si la textura del píxel analizado es similar tanto en el frente como en el fondo se clasifica como sombra. La correlación de texturas se puede llevar a cabo mediante múltiples técnicas: *cross-correlation* [17], *edge correlation* [18, 19].

La correlación de texturas es una técnica muy robusta debido a que es independiente del color y tiene buen comportamiento ante cambios de iluminación, sin embargo son métodos computacionalmente costosos debido a que cada píxel tiene que ser analizado con respecto a varios píxeles o regiones vecinas.

2.3. Conclusiones

En este estudio del estado del arte se ha presentado un análisis de los diferentes métodos de detección de sombras, clasificados en función de la característica principal en la que basan la detección. Los métodos que fundamentalmente se basan en características espectrales se clasifican como cromáticos o físicos y los métodos basados en características espaciales se clasifican como métodos geométricos o métodos basados en texturas. Todos los métodos tienen sus principales ventajas e inconvenientes proporcionando distintas contribuciones a la detección de sombras. De los métodos descritos, los basados en la geometría imponen suposiciones muy restrictivas, por lo que no son generalizables a cualquier escenario, pero si son muy efectivos si se utilizan en determinadas condiciones (objetos fácilmente modelables, distintas orientaciones objeto-sombra etc). Los métodos cromáticos son los más sencillos y rápidos

en implementar, pero son altamente sensibles al ruido, mientras que los métodos físicos mejoran la detección de los cromáticos siempre que las características espectrales entre los objetos y el fondo no sean parecidas. Por último los métodos basados en texturas trabajan bien en escenarios donde el fondo presente texturas, sin embargo son los más costosos computacionalmente hablando pues necesitan comparar cada píxel con una ventana de píxeles vecinos.

Como consecuencia, se puede concluir que ninguno de los métodos es robusto ante cualquier escenario que se presente, si no que para cada escena particular es preferible usar uno u otro método de detección de sombras.

En cuanto a los algoritmos de detección de sombras se ha estudiado como son capaces de solucionar problemas asociados a la actualización de fondo, cambios de iluminación o modelado de fondos multimodales, sin embargo no son capaces de eliminar las sombras que producen los objetos en movimiento del frente. Estas sombras serán categorizadas como elementos del frente lo cual puede ocasionar problemas en la detección de objetos.

En los experimentos A y B de capítulos posteriores de este documento, se realizará un análisis comparativo de los distintos métodos de sustracción de fondo, así como de métodos de detección de sombras pertenecientes a cada una de las categorías descritas en este estudio del estado del arte (cromáticas, físicas, geométricas y métodos basados en texturas), sacando conclusiones a raíz de los resultados cuantitativos y cualitativos que se obtengan de dicho análisis.

Capítulo 3

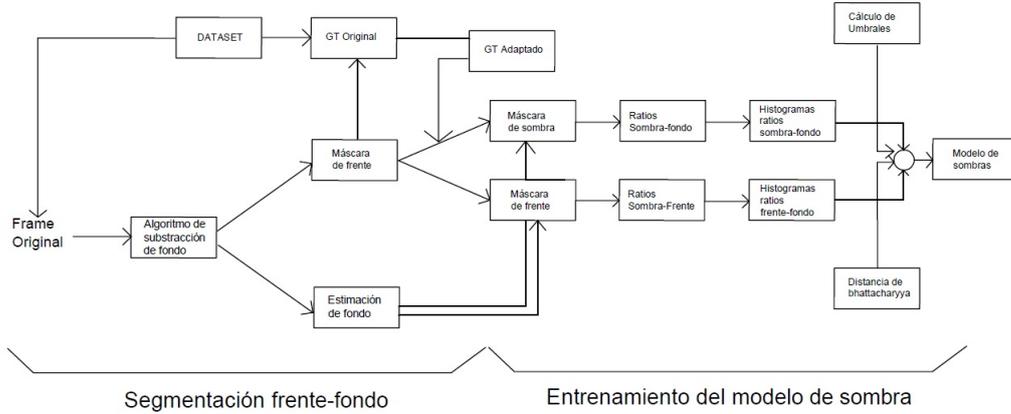
Algoritmo propuesto.

3.1. Introducción.

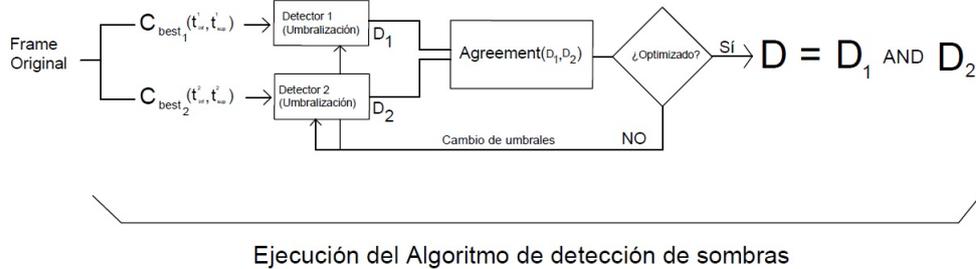
En este capítulo se va a presentar el algoritmo de detección de sombras propuesto. Inicialmente se expondrá un esquema general del algoritmo con el que se explicarán los procesos que se llevarán a cabo en cada uno de los bloques. Una vez explicado de forma resumida y general, se presentarán las características en las cuales se basa su funcionamiento profundizando en cada etapa del proceso. Posteriormente se detallarán las tareas seguidas en cada bloque. Los resultados cualitativos y cuantitativos de cada etapa del algoritmo de detección de sombras propuesto se encuentran desarrollados en los Experimentos C y D del siguiente capítulo.

3.2. Esquema General

En la Figura 3.1 se muestra el diagrama de procesos seguidos para el diseño del algoritmo de detección de sombras que se propone en este proyecto. El propósito del algoritmo de detección de sombras es discriminar las sombras del frente como etapa de post-procesado tras la implementación de un algoritmo de substracción de fondo, por lo que el primer paso antes de definir el algoritmo será determinar como obtener la máscara de frente sobre la cual evaluaremos el algoritmo. El segundo paso llevado a cabo en el proceso es la extracción y evaluación de las características de sombras, para lo cual se ha utilizado cómo parámetros discriminativos los ratios de sombra-fondo analizados para diferentes espacios de color. Tras la aplicación de algoritmos de correlación sobre los histogramas calculados a partir de los ratios obtenidos, se determinan que canales discriminan mejor la sombra del frente. La medida de correlación entre histogramas utilizada en este algoritmo, es la distancia de bhattacharyya.



(a) Entrenamiento del modelo de sombra



(b) Ejecución del Algoritmo SDMIM adaptado a sombras

Figura 3.1: Esquema general del algoritmo propuesto

Con esta distancia se busca obtener los canales que menos correlación presenten entre sí y obtener sus umbrales que formarán los detectores de sombra del algoritmo. En total se determinan dos canales cuya máscaras de detección obtenidas mediante la umbralización de los píxeles de sombra, se combina mediante un AND lógico para obtener la máscara final. Para optimizar los resultados se hace uso de una adaptación del algoritmo SDMIM [20] , que iterativamente calculará los umbrales óptimos de los canales seleccionados de manera que el *agreement* o parecido entre las máscaras obtenidas para los dos canales seleccionados se maximice.

3.3. Descripción de módulos

En esta sección se profundiza en cada uno de los módulos mostrados en el esquema general de la Figura 3.1

3.3.1. Algoritmo de substracción de fondo. Obtención de la máscaras de frente y sombras teórica.

La salida de este bloque de procesos es una máscara de frente y una máscara de sombra sobre la que poder extraer las características de los píxeles de sombra en etapas posteriores.

En la evaluación del algoritmo de detección de sombras propuesto se ha utilizado como algoritmo de substracción de fondo el algoritmo SubSENSE [21] ya que obtiene una estimación de fondo precisa necesaria para la extracción de características de color de las sombras, y por su excelente rendimiento en la detección de frente como puede comprobarse en los resultados obtenidos en el Experimento A del capítulo 4.

El proceso llevado a cabo para obtener la máscara de frente y sombras teóricas sobre la cual poder realizar la extracción de características y la posterior evaluación del algoritmo consiste en obtener un *ground-truth* adaptado a la detección de frente proporcionada por el algoritmo SubSENSE, es decir, se realizará una comparación entre la máscara de frente obtenida con el algoritmo de substracción y el *ground-truth* original de las secuencias del *dataset* seleccionado. Los píxeles de frente de la máscara obtenidos por el algoritmo de substracción que intersecten con la máscara de píxeles de sombra del *ground-truth* original, pasarán a formar parte de la máscara de sombras del nuevo *ground-truth* adaptado. El resto de píxeles de la máscara de frente pasarán a formar parte de la máscara de frente del *ground-truth* adaptado.

3.3.2. Extracción de características. Entrenamiento del modelo de sombra.

3.3.2.1. Cálculo de Ratios

Como parámetros establecidos para la discriminación entre las sombras y el frente de las secuencias se propone el uso de ratios de color para diferentes canales de distintos espacios. Un ejemplo de ratios usado en la literatura, se encuentra en el proceso de elección de bloques candidatos de fondo mediante distancias de ratios entre los bloques como se muestra en la Figura 3.2.

En el presente proyecto se han utilizado para la evaluación de sombras los canales pertenecientes a los espacios RGB, HSV y CMYK. El primer paso por tanto, previo a la definición del algoritmo, es la definición de las características de las sombras que se quieren detectar dentro de los espacios de color seleccionados.

Como punto de partida se va a hacer uso de las características cromáticas y de intensidad de las sombras como elemento discriminativo con respecto de los píxeles de frente. Como ya se vio en el estado del arte una suposición simple de la que se puede

hacer uso a la hora de detectar sombras es que las regiones que se encuentran bajo sombras son más oscuras conforme son bloqueadas de la fuente de luz. Esta suposición puede ser utilizada para determinar el rango de reducción de intensidad que sufre un área que se encuentra bajo una sombra. Otra de las suposiciones complementaria a la anterior es que, si bien las áreas bajo sombra registran una reducción de su intensidad, su cromaticidad se conserva dando lugar a los métodos de constancia de color.

Los parámetros que se han utilizado para medir estas variaciones de cromaticidad o intensidad como ya se ha comentado anteriormente, son los ratios de color. El cálculo de dichos ratios se hará utilizando la ecuación 3.1.

$$r_{Sombra}^X = \frac{X_{Sombra}^{(x,y)} + K}{X_{Fondo}^{(x,y)} + K}; r_{Frente}^X = \frac{X_{Frente}^{(x,y)} + K}{X_{Fondo}^{(x,y)} + K} \quad (3.1)$$

donde (x, y) indica la posición del píxel analizado en la imagen y X el valor de dicho píxel en el canal del espacio de color seleccionado. K hace referencia a una constante de valor 64. El objetivo de añadir esta constante es que cuando las diferencias entre los valores de píxeles sombra-fondo o frente-fondo sean pequeñas no se obtengan grandes ratios cuando los valores de los píxeles son pequeños. Por ejemplo un píxel de sombra de valor 6 presentará un ratio de valor 3 con un píxel de fondo de valor 2 ($6/2 = 3$) que es el mismo ratio que presentarían un píxel de sombra de valor 50 con un píxel de fondo de valor 100 ($100/50 = 3$). En cambio con la introducción de la constante se logra que ambos ratios se sitúen en partes lejanas del histograma. De esta manera se evita que píxeles de áreas de sombra con valores pequeños (frecuentes en canales de intensidad como V) presenten ratios cercanos a los ratios de frente, que pueden presentar a priori mayor heterogeneidad con respecto al fondo y por tanto mayor valor.

El cálculo de Ratios es la etapa principal, pues de ella derivan todas las demás. Se calculan los ratios tanto de sombra-fondo como de frente-fondo para cada uno de los canales de los distintos espacios de color y cada una de las secuencias del dataset. Tras la obtención de los ratios se llevan a cabo las siguientes tareas:

1. Cálculo de histogramas: Se calculan los histogramas de los ratios de cada una de las secuencias del dataset y para cada uno de los canales.
2. Obtención de los umbrales. Cálculo de los umbrales máximos y mínimos por cada secuencia y por cada canal.
3. Distancia de Bhattacharyya. Obtención de la distancia de bhattacharyya entre los histogramas de frente y los histogramas de sombra.

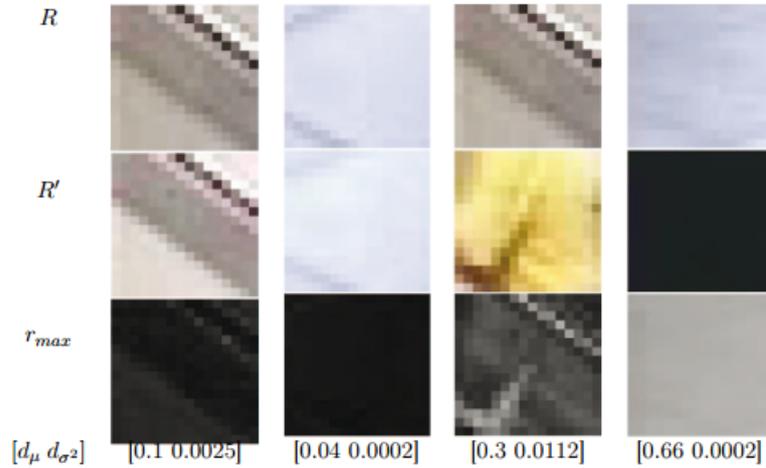


Figura 3.2: Ejemplo de medida de *matching* basada en el ratio entre bloques

4. Distancia de Bhattacharyya. Obtención de la distancia de bhattacharyya entre los histogramas de sombra de distintos canales.

3.3.2.2. Cálculo de histogramas

Una vez calculados los ratios de frente y sombra se procederá a obtener los histogramas de dichos ratios los cuales se compararán entre sí. Los histogramas darán una percepción de entorno a qué valores se mueven los ratios de sombra y frente y si estos son fácilmente separables, es decir, si entre ambos histogramas hay una distancia apropiada que permita diferenciar las regiones de sombra y frente. Para el cálculo de los histogramas se ha considerado un tamaño de clase de 0.2 con un rango de 0 a 10, lo cual quiere decir que los ratios de los píxeles representados tomarán valores de 0 a 50. Valores de ratios por encima de 50 quedarán concentrados en el extremo del histograma. En la Figura 3.3 se muestra un ejemplo de comparación de histogramas de ratios sombra-fondo y ratios frente-fondo. En el experimento C del capítulo 4 se muestran los histogramas para cada secuencia del *dataset* utilizado de todos los canales de los espacios de color analizados.

3.3.2.3. Distancia de Bhattacharyya. Medida de correlación de canales.

La salida de este bloque es la obtención de los canales que mejor se ajusten al proceso de discriminación entre la sombra y el frente. Para cada tipo de escenario se obtendrá el mejor canal de color determinando sus capacidades discriminativas sobre

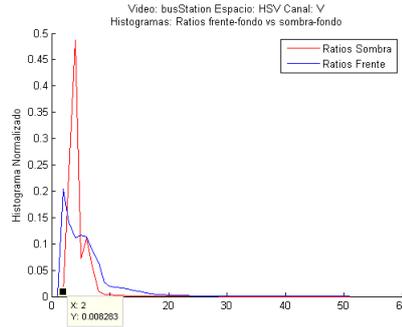


Figura 3.3: Ejemplo de comparación de histogramas frente-fondo (Azul) y sombra-fondo (Rojo) para el canal V (HSV) sobre la secuencia *busStation*

secuencias de entrenamiento. Para el algoritmo propuesto se han utilizado dos canales de color. El criterio de elección de los canales se basa en dos requerimientos:

1. El mejor canal se escoge de entre aquellos que menor número de falsos positivos de sombra genere, es decir el que mejor discrimine entre sombra y frente para cada secuencia.
2. El segundo canal será el que tenga una correlación menor con el primero.

El canal que presenta mejores capacidades discriminativas es aquel cuya histograma de ratios sombra-fondo tiene una mayor distancia con respecto a los histogramas frente-fondo, es decir aquel cuya correlación entre las características de frente y sombra sea menor. La correlación entre los histogramas se ha realizado utilizando la distancia de bhattacharyya. Para la elección del primer mejor canal se ha utilizado aquel que presente la mayor distancia de bhattacharyya entre sus histogramas de ratios sombra-fondo y ratios frente-fondo. Para la elección del segundo mejor canal se ha utilizado aquel que presente una mayor distancia entre histogramas sombra-fondo con el primer canal seleccionado, es decir, aquel que presente una menor correlación con el primer canal. Cuanto mayor sea la distancia entre los histogramas, menor será el solapamiento de los ratios. El hecho de escoger canales poco correlados favorece la disminución de los falsos positivos de sombra si se realiza un AND lógico entre las máscaras de detecciones que proporcionen cada uno de los canales escogidos por separado.

3.3.3. Ajuste iterativo de umbrales. Algoritmo SDMIM

Para el ajuste iterativo de umbrales se ha hecho uso de una adaptación técnica del algoritmo SDMIM (*Skin Detection by Mutual Information Maximization*) [20] modificado, para que detecte sombras mediante umbralización. Este algoritmo adapta los

umbrales previamente calculados para obtener el mejor agreement entre las máscaras de sombra que den como resultado los detectores del algoritmo de detección de sombras. La ecuación 3.2 describe el citado agreement que se va a utilizar en el algoritmo de sombras:

$$Agreement = A(D_1(\tau_{inf}^{C_{best1}}, \tau_{sup}^{C_{best1}}), D_2(\tau_{inf}^{C_{best2}}, \tau_{sup}^{C_{best2}})) \quad (3.2)$$

donde A es la función de Agreement para los detectores D_1 y D_2 cuya detección se basa en a umbralización (τ_{inf}, τ_{sup}) para los canales seleccionados C_{best1} y C_{best2} respectivamente. La detección se obtiene de cada uno de los detectores se obtienen con la ecuación 3.3:

$$D_i(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } \tau_{inf}^i < R_i^S(x) < \tau_{sup}^i \\ 0 & \text{Resto} \end{cases} \quad (3.3)$$

, donde $R_i^S(x)$ hace referencia a los ratios de sombra-fondo calculados para el canal i . El algoritmo SDMIM propone la utilización de un solo umbral por cada detector de tal forma que la detección de piel (sombra en el caso del algoritmo propuesto) quede supeditada a la probabilidad de que el valor de ratio sombra-fondo del píxel este contenido en la gaussiana que representa los histogramas de ratios calculados de tal forma que la ecuación del detector 3.3 quede reducida a la expresión de la ecuación 3.4

$$D_i(x) = \begin{cases} 1 & f(x) > T \\ 0 & \text{Resto} \end{cases} \quad (3.4)$$

, siendo $f(x)$ la función gaussiana de media μ y desviación σ expresada en la ecuación 3.5, y T el umbral establecido, el cual controla la desviación máxima que puede tener el píxel con respecto de la media.

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.5)$$

Como función de *agreement* se va a comparar la máscara resultado de realizar un AND lógico de las máscaras obtenidas con cada uno de los detectores con la máscara obtenida con el *ground-truth*. El objetivo de maximización se obtiene cuando el número de True Positives de sombra es el mayor posible y el número de False Positives es el menor posible. En el experimento D se recogen los resultados obtenidos tras la implementación del algoritmo de sombras realizando una evaluación con los cuatro algoritmos de sombra utilizados en los experimentos.

Capítulo 4

Experimentos.

En este capítulo se van a desarrollar cuatro experimentos todos ellos con el objetivo de profundizar en el estado del arte tanto de los algoritmos de sustracción de fondo y detección de frente como de los algoritmos de detección de sombras. También servirán como herramientas para el diseño e implementación del algoritmo de detección de sombras que se ha presentado en el capítulo 3 de este documento.

En total, como ya se ha especificado anteriormente, se han realizado cuatro experimentos denominados A, B, C y D respectivamente. Los experimentos A y B (Secciones 1.2 y 1.3) evalúan el comportamiento de los algoritmos de sustracción de fondo y de los algoritmos de detección de sombras en presencias de sombras en la escena. Se llevará a cabo una comparación cualitativa y cuantitativa entre los algoritmos y se ofrecerán unas conclusiones finales. El experimento C (sección 1.3) se centra en el proceso de detección de sombras. Para ello se ha decidido focalizar los esfuerzos en encontrar aquellos espacios de color cuyas características permitan discriminar de una manera más precisa las sombras de los objetos que las proyectan. Para ello se hace uso de histogramas de color y se trata de umbralizar los rangos de valores en torno a los cuales se localizan los píxeles de sombras para los distintos canales de espacios de color utilizados. Por último con el experimento D (sección 1.4) se trata de optimizar los resultados del experimento C mediante la aplicación del algoritmo SDMIM [20].

Como punto inicial de este capítulo (sección 1.1) se describirá el dataset utilizado en el análisis de los distintos algoritmos así como las métricas utilizadas que servirán como herramientas del análisis comparativo y para la extracción de conclusiones de los experimentos. También se enumerarán y clasificarán los algoritmos utilizados.

4.1. Diseño.

Como ya se ha indicado en esta sección se describirá el dataset utilizado, las métricas empleadas en la evaluación de los algoritmos y la presentación de dichos algoritmos.

4.1.1. Dataset

El conjunto de secuencias de video utilizadas en la evaluación de los algoritmos de substracción de fondo y los algoritmos de detección de sombras se pueden descargar de la web `changedetection.net`. En esta web se pueden encontrar dos dataset. En este proyecto se ha seleccionado uno de los dataset y dentro de él se han seleccionando a su vez las secuencias que se han creído más convenientes para la evaluación de los distintos algoritmos, atendiendo a las siguientes características:

- Presencia de sombras proyectadas por objetos o personas en movimiento, de distintos tamaños, formas e intensidades.
- Secuencias grabadas por cámaras fijas con fondos estacionarios.
- Cambios en el fondo debidos unicamente a dos factores: a) cambios en las condiciones de iluminación b) objetos o personas en movimiento.

Se han seleccionado un total de seis secuencias que cumplen las características mencionadas. Se han obtenido del 2012 DATASET, cuatro de ellos pertenecientes a la categoría *shadow* (*Bungalows*, *BusStation*, *Cubicle* y *PeopleInShades*) y dos de ellos pertenecientes a la categoría *baseline* (*Highway* y *Pedestrians*). En la Tabla 4.1 se recoge un resumen de las características de las secuencias del *dataset* seleccionado.

Todas las secuencias cuentan con su correspondiente groundtruth que permitirá una evaluación cuantitativa precisa de los algoritmos, en el que tanto el frente como las sombras han sido anotadas distinguiéndose cinco etiquetas en cada uno de los frames de las secuencias como se muestra en la Figura 4.1. La numeración de las etiquetas que se muestran a continuación se corresponden con el valor de los píxeles de las regiones que contienen.

- 0: Static. Se corresponde con el fondo de la escena.
- 50: Hard Shadow. Se corresponde con el área de sombra.
- 85: Outside region of interest. Se trata de un área que no será tomada en cuenta en la evaluación de los algoritmos.

	Bungalows (S1)	BusStation (S2)	Cubicle (S3)	Highway (S4)	Pedestrians (S5)	PeopleInShades (S6)
						
<i>Frames</i>						
Número	1700	1250	7400	1700	1099	-
Tamaño	360 x 240	360 x 240	352 x 240	320 x 240	360 x 240	1199
						380 x 244
<i>Escena</i>						
Tipo	Outdoor	Outdoor	Indoor	Outdoor	Outdoor	Outdoor
Superficie	Asfalto	Acera	Suelo	Asfalto	Césped	Acera
Ruido	Alto	Alto	Bajo	Medio	Alto	Medio
<i>Objetos</i>						
Tipo	Vehículos	Personas	Personas	Vehículos	Personas	Personas
Tamaño	Grande	Medio	Medio	Medio	Medio	Grande
<i>Sombras</i>						
Tamaño	Grande	Pequeño	Mediano	Pequeño	Pequeño	Grande
Intensidad	Alta	Media	Media	Media	Media	Alta
Dirección	Horizontal	Horizontal	Vertical	Vertical	Vertical	Múltiple

Tabla 4.1: Secuencias utilizadas en la evaluación comparativa de los métodos de sustracción de fondo y los métodos de detección de sombras. Las secuencias se describen en función de número de frames y tamaño; tipo de escena, superficie y presencia de ruido; tamaño, intensidad y dirección de las sombras; tipo de objetos y tamaño.

- 170: Unknown motion. Se debe principalmente al motion blur o desenfoco por el movimiento de los objetos. No será tenido en cuenta a la hora de analizar los algoritmos.
- 250: Motion. Objetos en movimiento de la escena.

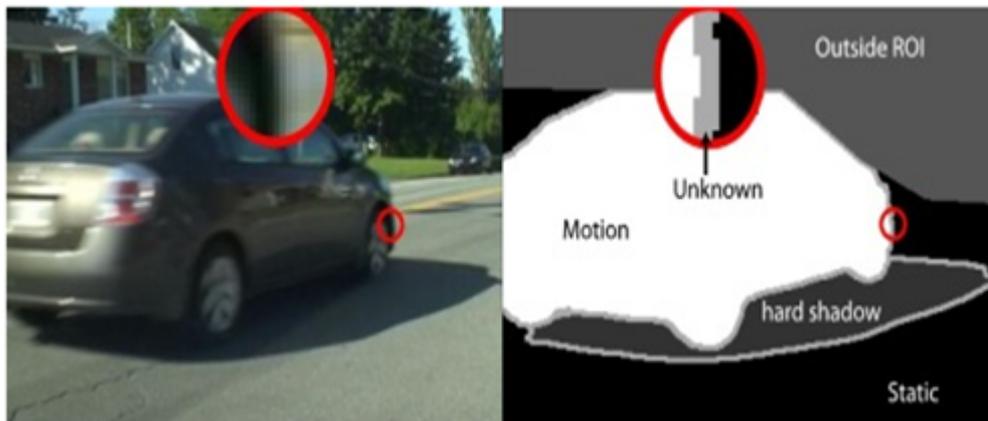


Figura 4.1: Imagen de changedetection.net. Groundtruth data labels

4.1.2. Métricas.

Las métricas que se han empleado en la evaluación de los algoritmos de segmentación y detección de sombras son el resultado de comparar las máscaras de frente y sombras proporcionadas por el ground-truth y el resultado de aplicar cada uno de los distintos algoritmos sobre los frames de las secuencias del dataset a analizar. Se trata de medidas que se evalúan a nivel de píxel ampliamente utilizadas en la bibliografía:

- Falsos positivos (FP, False Positives): Número de detecciones incorrectas de fondo.
- Falsos negativos (FN, False Negatives): Número de detecciones incorrectas de frente.
- Verdaderos positivos (TP, True Positives): Número de detecciones positivas de frente.
- Verdaderos negativos (TN, True Negatives): Número de detecciones correctas de fondo.

Dado que el objetivo del proyecto es la detección y eliminación de las sombras para la obtención de una máscara de frente precisa, se considerarán detecciones positivas de sombra aquellas que no se consideren como parte del frente, o dicho de otra manera aquellas que los algoritmos de segmentación hayan considerado como parte del fondo de las imágenes. De esta misma manera los falsos positivos de sombra serán aquellos que los algoritmos de segmentación hayan considerado como parte del frente.

La combinación de las métricas anteriores dan lugar a otras medidas también muy utilizadas en el estado del arte que resumen y permiten sacar conclusiones tras la evaluación de los algoritmos. Son las siguientes:

- Foreground Recall: aporta información sobre la discriminación entre frente y sombra para los algoritmos de sombra, es decir, informa sobre qué cantidad de píxeles que pertenecen al objeto en movimiento se mantienen parte del frente. Viene dado por la siguiente fórmula:

$$Re_F = \frac{TP_F}{TP_F + FN_F} \quad (4.1)$$

- Shadow Recall: aporta información sobre la cantidad de píxeles de sombra que

es capaz de detectar correctamente el algoritmo de detección de sombras.

$$Re_S = \frac{TP_S}{TP_S + FN_S} \quad (4.2)$$

- **Foreground Precision:** aporta información sobre cómo afecta el algoritmo de detección de sombras sobre la precisión de los resultados de detección de frente de los algoritmos de segmentación.

$$Pr_F = \frac{TP_F}{TP_F + FP_F} \quad (4.3)$$

- **Shadow Precision:** aporta información sobre la precisión del algoritmo de detección de sombras, es decir, qué cantidad de píxeles de frente detectados como sombra por el algoritmo pertenecen realmente a un área de sombra y cuántos no.

$$Pr_S = \frac{TP_S}{TP_S + FP_S} \quad (4.4)$$

En la Figura 4.2 se muestra una representación gráfica para el cálculo de las cuatro métricas presentadas. Atendiendo a dicha Figura las métricas presentadas en las ecuaciones 4.1, 4.2, 4.3 y 4.4 serían equivalentes a las ecuaciones 4.5, 4.6, 4.7 y 4.8 respectivamente.

$$Re_F = \frac{F \cap GT_F}{GT_F} \quad (4.5)$$

$$Re_S = \frac{S \cap GT_S}{GT_S} \quad (4.6)$$

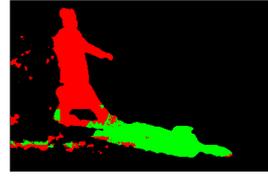
$$Pr_F = \frac{F \cap GT_F}{F} \quad (4.7)$$

$$Pr_S = \frac{S \cap GT_S}{S} \quad (4.8)$$

4.1.2.1. Algoritmos empleados

Se han evaluado quince algoritmos de sustracción de fondo. Todos ellos se han obtenido de la librería BGSLibrary [22]

1. Básicos



(a) Ground-Truth: Frente (Azul) y sombra (Gris)

(b) Detección de frente (Rojo) + Detección de sombra (Verde)

Figura 4.2: Representación gráfica del cálculo de las métricas Recall y Precision para sombra y frente. En la figura (a) el color azul representa los píxeles de frente del ground-truth (GT_F) y el color gris los píxeles de sombra de ground-truth (GT_S). En la figura (b) el color rojo representa el número de píxeles de frente (F) detectados por un algoritmo de substracción de fondo y en color verde los píxeles de sombra detectados (S) tras la ejecución de un algoritmo de detección de sombra sobre los resultados de detección de frente.

- a) Frame Difference: FrameDifferenceBGS de la biblioteca de OpenCV
- b) Weighted Moving Mean: WeightedMovingMeanBGS de la biblioteca de OpenCV
- c) Weighted Moving Variance: WeightedMovingVarianceBGS de la biblioteca de OpenCV
- d) Temporal Mean: DPMeanBGS de la biblioteca de OpenCV
- e) Temporal Median: DPPratiMediodBGS [7] y [23]

2. Paramétricos

- a) Multiple Gaussians: DPGrimsonGMMBGS [2] y LBMixtureOfGaussians [24]

3. No paramétricos

- a) GMG [25]
- b) IndependentMultimodalBGS [26]
- c) KDE [3]

4. Múltiples características

- a) SJN_MultiCueBGS [27]
- b) FTSG Referencia [28]

c) SubSENSE Referencia [21]

d) PAWCS Referencia [29]

Como algoritmos de detección de sombras se han utilizado los proporcionados por Andrés Sanin [30] como algoritmos básicos, que utilizan propiedades y características distintas analizadas en el Estado del Arte de este documento. Los cuatro algoritmos se denominarán de la siguiente manera, haciendo alusión a las características que emplean en la detección de sombra: Chromacity, Geometry, Physic y Textures.

4.2. Experimento A: Impacto de sombras sobre los algoritmos de sustracción de fondo.

4.2.1. Consideraciones previas

En este experimento se va a evaluar el rendimiento de los algoritmos de sustracción de fondo ante la presencia de sombras proyectadas por objetos en movimiento. Se han evaluado todos los algoritmos de sustracción de fondo presentados en la sección anterior sobre los seis videos del dataset seleccionado.

Para sacar conclusiones acerca del impacto de la presencia de sombras en movimiento en los algoritmos de sustracción de fondo hay que tener en cuenta las siguientes premisas:

- Puesto que el objetivo final de la sustracción de fondo es obtener una máscara clara del frente de la imagen a partir de la comparación del frame de entrada con la estimación de fondo, se supondrá, con el fin de llevar a cabo un análisis comparativo, que las detecciones de sombra son correctas a priori si son consideradas como parte del fondo, o lo que es lo mismo, si estas sombras no aparecen en la máscara de frente calculada tras la sustracción del fondo. Si bien esta premisa no es cierta puesto que las sombras proyectadas por objetos en movimiento no pertenecen ni al fondo ni al frente de la imagen, servirá como punto de partida para extraer conclusiones.
- Si bien tiene sentido calcular las métricas de Recall y Precision para la detección de frente, únicamente se utilizará la métrica del Recall para la detección de sombra en la evaluación de los algoritmos de sustracción de fondo, puesto que los falsos positivos de sombra no se pueden calcular como tales ya que la detección de los algoritmos de sustracción de fondo no permite discriminar entre píxeles detectados como sombra y píxeles detectados como fondo, asignando a ambos el mismo valor.

4.2.2. Resultados

En la Tabla 4.2 se recogen los resultados correspondientes a la media de los resultados parciales obtenidos para cada secuencia cuyas métricas se recogen en tablas en el APÉNDICE A.

Algoritmo BGS	FOREGROUND		SHADOW
	Re_F	Pre_F	Re_S
FrameDifferenceBGS	0.3342	0.7974	0.8529
WeightedMovingMeanBGS	0.2283	0.7036	0.8412
WeightedMovingVarianceBGS	0.3127	0.7010	0.8063
DPMeanBGS	0.1256	0.7517	0.9142
DPPratiMedioBGS	0.7336	0.8001	0.2050
DPGrimsonGMMBGS	0.8072	0.7828	0.1528
LBMixtureOfGaussians	0.8822	0.7669	0.1120
GMG	0.8621	0.6083	0.1955
IndependentMultiModalBGS	0.9189	0.7983	0.1275
KDE	0.9426	0.6210	0.1591
SJN_MultiCueBGS	0.8122	0.7766	0.3249
FTSG	0.9376	0.8441	0.0206
SubSENSE	0.9605	0.8425	0.1971
PAWCS	0.9347	0.8603	0.0601

Tabla 4.2: Resultado de los algoritmos de sustracción de fondo en la detección de frente y sombras

Se puede comprobar que los algoritmos básicos tienen un bajo rendimiento en la detección de frente atendiendo a:

- El Re_F , es decir, el parámetro que indica el número de detecciones de frente correctas totales con respecto a la detección teórica perfecta (ground-truth) apenas supera el 30 % en el mejor de los casos.
- Pre_F indica que de la máscara de frente calculada, en torno al 70-80 % de los píxeles pertenecen verdaderamente al frente mientras que el 20-30 % restante pertenecen a píxeles de fondo o sombra.
- Puesto que la detección de frente es muy pobre unida a una aceptable precisión, puede dar la sensación de que muchos píxeles de sombra han sido detectados correctamente como parte del fondo, como así lo refleja el Recall de sombra, Re_S . Sin embargo esta medida puede llevar a equívocos si no se analiza desde otra perspectiva. El hecho de que haya muy pocas detecciones de frente (tanto

4.2. EXPERIMENTO A: IMPACTO DE SOMBRAS SOBRE LOS ALGORITMOS DE SUBSTRACCIÓN



Figura 4.3: Resultados cualitativos de substracción de fondo para los algoritmos FrameDifferenceBGS (A1), LBMixtureOfGaussians (A2) y SubSENSE (A3)

correctas como incorrectas), hace que la mayor parte de los píxeles de la escena hayan sido considerados como fondo, lo cual es una consecuencia del bajo rendimiento de detección de frente y no de una buena detección de sombras.

La idea sugerida en el punto anterior se ve reforzada con los resultados de los métodos paramétricos y no paramétricos:

- El Recall de frente (Re_F) para estos métodos es significativamente mayor con respecto a los métodos básicos, superando algún caso el 95 %.
- El Pre_F se mantiene en un rango de valores en torno al 80 %.
- La buena detección de frente de estos métodos se contrarresta con una mala detección de sombra (por debajo del 10 % en algunos casos).

En la Figura 4.3 se muestran los resultados cualitativos para tres algoritmos de los quince analizados. A1 se corresponde con el algoritmo FrameDifferenceBGS, A2 es el algoritmo LBMixtureOfGaussians y A3 es el algoritmo SubSENSE. Se comprueban las conclusiones observadas con los resultados cuantitativos del recall de frente y precision.

4.2.3. Conclusiones

A la vista de los resultados se puede afirmar que cuanto mejor es la detección de frente peor es la detección de sombra, por lo que la máscara de frente presentará la practica totalidad de píxeles del objeto en movimiento como de su sombra, lo cual quiere decir que los métodos de substracción de fondo no son capaces de lidiar con las sombras proyectadas por objetos en movimiento y que la problemática que ello supone tenga que ser abordada por técnicas de post-procesado.

4.3. Experimento B: Análisis de algoritmos de sombra

4.3.1. Consideraciones previas

En esta sección se van a evaluar los cuatro algoritmos propuestos por Andrés Sanin para la detección y eliminación de sombras en secuencias de video. Cada uno de estos algoritmos explota una característica diferente de la escena para llevar a cabo la tarea de la detección de sombras. La evaluación, tal y como se desarrolló para los algoritmos de substracción de fondo, se llevará a cabo sobre el dataset anteriormente presentado. Junto con la evaluación individual de cada algoritmo se realizará una evaluación comparativa de los distintos métodos como ya se hizo con los resultados de los algoritmos de substracción. En particular la evaluación de los algoritmos de detección de sombras se llevará a cabo sobre los resultados de tres algoritmos de substracción diferentes. Se han escogido tanto algoritmos de substracción que tienen a priori un buen ratio de detección de sombras (algoritmos con muy bajo ratio de detección de frente) como algoritmos con un mal ratio de detección de sombras (y un aceptable o muy buen comportamiento con respecto a la detección de frente). Los algoritmos seleccionados son los siguientes:

- FrameDifferenceBGS.
- LBMixtureOfGaussians.
- SubSENSE.

Los resultados y estadísticos de estos algoritmos ya han sido evaluados en la sección anterior.

En siguientes subsecciones se presentarán las métricas a evaluar en los resultados de los algoritmos de detección de sombras y una evaluación comparativa de dichos resultados.

	DATASET CHANGEDETECTION											
	BASELINE				SHADOW							
	Highway (%)		Pedestrians (%)		Bungalows (%)		BusStation (%)		Cubicle (%)		PeopleInShade (%)	
	Re_F	Pre_F	Re_F	Pre_F	Re_F	Pre_F	Re_F	Pre_F	Re_F	Pre_F	Re_F	Pre_F
SUBSENSE	95	93	96	95	97	74	93	80	97	80	98	83
CHROMACITY	95	93	94	95	96	69	92	85	96	90	98	84
GEOMETRY	91	96	94	97	94	79	92	83	95	84	96	90
PHYSIC	95	92	93	94	96	73	93	83	96	86	98	85
TEXTURE	95	93	96	97	96	69	92	84	96	86	97	88

Tabla 4.4: Resultados Recall y Precision de frente tras la ejecución de los algoritmos de detección de sombras sobre los resultados de SubSENSE

A continuación se presentan los resultados para los cuatro algoritmos de detección de sombras sobre los resultados de detección de frente de los algoritmos de segmentación seleccionados. Se evaluará por un lado el efecto del análisis de sombras sobre el frente de la escena y por otro lado el rendimiento en la detección de sombras propiamente dicho. Se relizará un análisis individual de cada algoritmo, para posteriormente poder realizar un análisis comparativo.

4.3.2. Efecto del análisis de detección de sombras en frente

En esta subsección se presentan los resultados cuantitativos, metricas y estadísticos, tras la ejecución de los algoritmos de detección de sombras sobre los resultados de los tres algoritmos de segmentación seleccionados.

A priori es de esperar que los algoritmos de detección de sombras no tengan un resultado negativo significativo en la detección de frente. Por un lado es esperable que el Recall de frente mantenga valores similares y que la precisión de frente aumente en la mayoría de los casos.

Resultados SubSENSE En la Tabla 4.4 se recogen las métricas calculadas, *Foreground Recall* (Re_F) y *Foreground Precision* (Pre_F), para los resultados del algoritmo *SubSense* tras la ejecución de los cuatro algoritmos de detección de sombras propuestos por *Sanin*.

Resultados LBMixtureOfGaussians En la Tabla 4.6 se recogen las métricas calculadas, *Foreground Recall* (Re_F) y *Foreground Precision* (Pre_F), tras la ejecución

	DATASET CHANGEDETECTION											
	BASELINE				SHADOW							
	Highway (%)		Pedestrians (%)		Bungalows (%)		BusStation (%)		Cubicle (%)		PeopleInShade (%)	
	Re_F	Pre_F	Re_F	Pre_F	Re_F	Pre_F	Re_F	Pre_F	Re_F	Pre_F	Re_F	Pre_F
GAUSSIAN	98	90	99	92	92	72	67	81	91	60	80	65
CHROMACITY	98	91	98	93	91	68	63	85	91	75	80	74
GEOMETRY	96	91	98	93	86	78	59	82	88	72	70	69
PHYSIC	97	89	97	90	91	73	65	86	90	71	79	71
SR TEXTURE	95	93	96	97	90	69	64	86	90	72	75	79

Tabla 4.6: Resultados Recall y Precision de frente tras la ejecución de los algoritmos de detección de sombras sobre los resultados de LBMixtureOfGaussians

	DATASET CHANGEDETECTION											
	BASELINE				SHADOW							
	Highway (%)		Pedestrians (%)		Bungalows (%)		BusStation (%)		Cubicle (%)		PeopleInShade (%)	
	Re_F	Pre_F	Re_F	Pre_F	Re_F	Pre_F	Re_F	Pre_F	Re_F	Pre_F	Re_F	Pre_F
FRAMEDIFF	55	89	51	74	47	75	14	98	11	96	22	89
CHROMACITY	52	90	36	70	39	80	12	96	9	85	21	75
GEOMETRY	40	90	37	73	34	79	9	91	8	81	15	69
PHYSIC	51	88	40	47	43	78	13	93	10	82	21	72
SR TEXTURE	52	89	49	77	41	77	13	95	10	83	19	73

Tabla 4.8: Resultados Recall y Precision de frente tras la ejecución de los algoritmos de detección de sombras sobre los resultados de FrameDifferenceBGS

de los cuatro algoritmos de detección de sombras propuestos por *Sanin* sobre los resultados del algoritmo *LBMixtureOfGaussians*.

Resultados FrameDifferenceBGS En la Tabla 4.8 se recogen las métricas calculadas, *Foreground Recall* (Re_F) y *Foreground Precision* (Pre_F), tras la ejecución de los cuatro algoritmos de detección de sombras propuestos por *Sanin* sobre los resultados del algoritmo *FrameDifferenceBGS*.

4.3.3. Conclusiones

Como era de esperar el impacto de la ejecución de los algoritmos de detección de sombra sobre los resultados de los algoritmos de segmentación y substracción de fondo no son muy significativos en cuanto a la modificación del frente. En la mayoría de las secuencias y para métodos distintos el Recall de frente se mantiene prácticamente igual, mientras que la precisión tiende a subir ya que se eliminan píxeles detectados erróneamente como frente por los algoritmos de segmentación, con lo que el porcentaje de píxeles anotados correctamente como frente será mayor como consecuencia de la disminución del número total de píxeles detectados (tanto correctos como incorrectos). El algoritmo que más modifica la detección de frente de los algoritmos de segmentación es *Geometry* en particular sobre los resultados del algoritmo Framedifference.

4.3.4. Rendimiento de los algoritmos de detección de sombra

En esta subsección se presentan los resultados cuantitativos, métricas y estadísticos, tras la ejecución de los algoritmos de detección de sombras sobre los resultados de los tres algoritmos de segmentación seleccionados.

Puesto que se va a evaluar el rendimiento de detección de sombras, se trabajará con un ground-truth adaptado a cada uno de los algoritmos de segmentación, adecuado a la detección de frente que estos proporcionan. Los algoritmos con mejor detección de frente tendrán un ground-truth adaptado que más se asemeja al ground-truth original pues la intersección entre este último con la detección de frente del primero permitirá obtener una máscara de sombra y frente prácticamente completa. Al contrario, los algoritmos de segmentación con peor tasa de detección de frente tendrán un ground-truth adaptado con menos semejanzas al original.

4.3.4.1. Resultados SubSENSE

En la Tabla 4.10 se recogen las métricas calculadas, *Shadow Recall* (Res) y *Shadow Precision* ($Pres$), para los resultados del algoritmo *SubSense* tras la ejecución de los cuatro algoritmos de detección de sombras propuestos por *Sanin*.

Resultados LBMixtureOfGaussians En la Tabla 4.12 se recogen las métricas calculadas, *Shadow Recall* (Res) y *Shadow Precision* ($Pres$), para los resultados del algoritmo *LBMixtureOfGaussians* tras la ejecución de los cuatro algoritmos de detección de sombras propuestos por *Sanin*.

	DATASET CHANGEDETECTION											
	BASELINE				SHADOW							
	Highway (%)		Pedestrians (%)		Bungalows (%)		BusStation (%)		Cubicle (%)		PeopleInShade (%)	
	Re_S	Pre_S	Re_S	Pre_S	Re_S	Pre_S	Re_S	Pre_S	Re_S	Pre_S	Re_S	Pre_S
CHROMACITY	36	55	53	50	22	32	49	62	45	72	26	50
GEOMETRY	60	28	40	48	59	40	39	58	39	41	62	31
PHYSIC	5	10	22	28	14	34	22	63	26	52	16	61
SR TEXTURE	7	15	20	72	3	8	40	57	31	55	46	43

Tabla 4.10: Resultados Recall y Precision de sombra tras la ejecución de los algoritmos de detección de sombras sobre los resultados de SubSENSE

	DATASET CHANGEDETECTION											
	BASELINE				SHADOW							
	Highway (%)		Pedestrians (%)		Bungalows (%)		BusStation (%)		Cubicle (%)		PeopleInShade (%)	
	Re_S	Pre_S	Re_S	Pre_S	Re_S	Pre_S	Re_S	Pre_S	Re_S	Pre_S	Re_S	Pre_S
CHROMACITY	38	59	52	56	21	27	48	66	50	85	39	89
GEOMETRY	44	30	38	56	60	35	38	46	50	63	48	47
PHYSIC	6	14	26	37	14	32	27	67	38	73	27	84
SR TEXTURE	9	30	22	79	9	14	40	65	43	75	56	66

Tabla 4.12: Resultados Recall y Precision de sombra tras la ejecución de los algoritmos de detección de sombras sobre los resultados de LBMixtureOfGaussians

Resultados FrameDifferenceBGS En la Tabla 4.14 se recogen las métricas calculadas, *Shadow Recall* (Re_S) y *Shadow Precision* (Pre_S), para los resultados del algoritmo *FrameDifferenceBGS* tras la ejecución de los cuatro algoritmos de detección de sombras propuestos por *Sanin*.

	DATASET CHANGEDETECTION											
	BASELINE				SHADOW							
	Highway (%)		Pedestrians (%)		Bungalows (%)		BusStation (%)		Cubicle (%)		PeopleInShade (%)	
	Re_S	Pre_S	Re_S	Pre_S	Re_S	Pre_S	Re_S	Pre_S	Re_S	Pre_S	Re_S	Pre_S
CHROMACITY	46	58	53	65	54	46	57	70	32	76	40	85
GEOMETRY	44	29	42	60	50	34	32	35	31	52	42	49
PHYSIC	10	23	18	45	24	45	18	65	7	54	26	78
SR TEXTURE	14	34	15	82	23	34	31	72	13	67	38	64

Tabla 4.14: Resultados Recall y Precision de sombra tras la ejecución de los algoritmos de detección de sombras sobre los resultados de FrameDifferenceBGS

4.3.5. Conclusiones

Como se puede apreciar en las Tablas 4.10, 4.12 y 4.14 el rendimiento en la detección de sombras no depende únicamente del algoritmo de detección utilizado sino que comparando todos los algoritmos se comprueba que trabajan mejor o peor dependiendo del tipo de escena sobre la que están siendo evaluados. Por ejemplo, los peores resultados para el algoritmo *Chromacity* ocurren en las escenas de *Bungalows* y *PeopleInShades*. Esto es debido a la fuerte correlación existente entre la cromaticidad del fondo de la escena (Una carretera de asfalto en *Bungalows* y un suelo en sombras en *PeopleInShades*) y la propia sombra que proyectan los objetos (coches y personas respectivamente). Sin embargo si se observan los resultados del algoritmo *Geometry*, se comprueba que es precisamente en las escenas anteriormente comentadas donde se obtienen los mejores rendimientos en detección de sombras. Es debido a que el algoritmo *Geometry* no se basa en el gradiente de cromaticidad entre el frente y el fondo de la escena, sino que explota las diferentes orientaciones entre el objeto y la sombra proyectada. Estas diferencias de orientaciones sombra-objeto son evidentes tanto para *Bungalows* como para *PeopleInShades*, en donde la dupla objeto-sombra puede formar ángulos pronunciados. Los peores resultados para este algoritmo se producen en *Cubicle* y *Pedestrians* donde el objeto y la sombra que este proyecta se encuentran

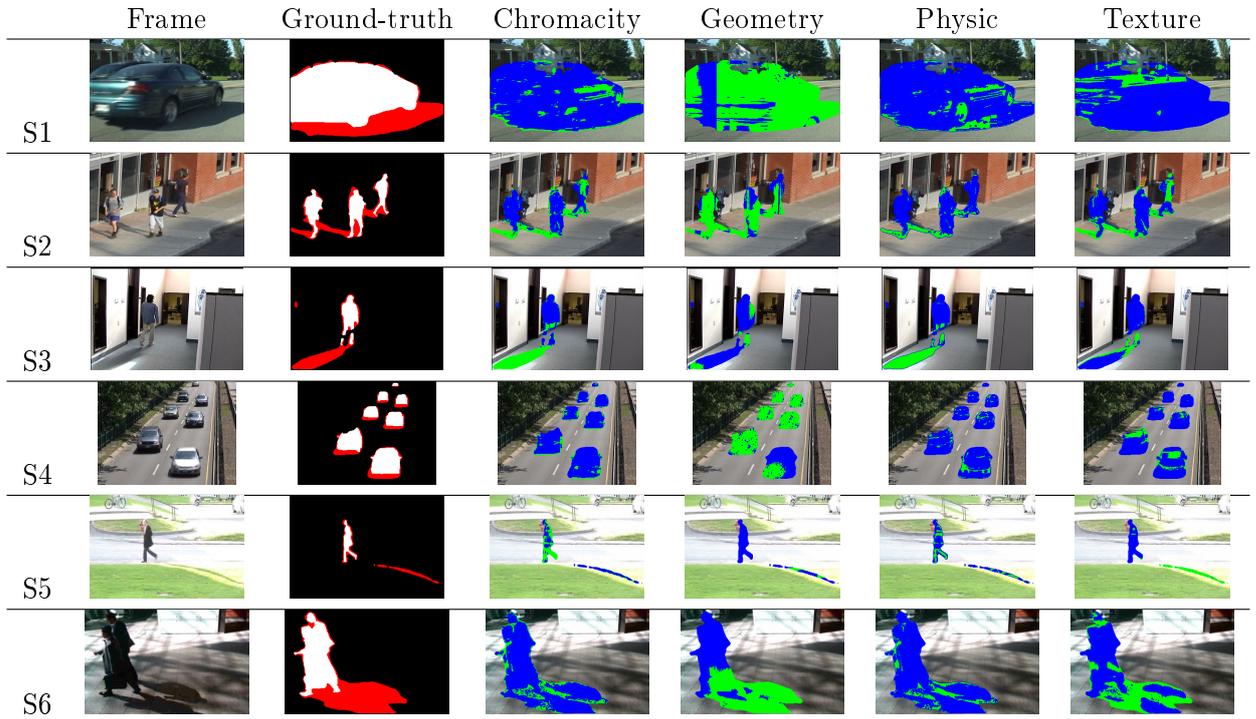


Figura 4.4: Resultados cualitativos de detección de sombras para los algoritmos Chromacity, Geometry Physic y Textures para el dataset completo

en el mismo plano vertical de la imagen. En la Figura 4.4 se recogen algunas imágenes resultado de la detección de sombras para los algoritmos analizados. Se puede comprobar como solo para ciertos escenarios la utilización de algún algoritmo en concreto produce buenos resultados de detección de sombras. En otros la buena detección de sombras viene acompañada de resultados negativos en la detección de frente.

4.4. Experimento C: Modelado de sombras

Las sombras son áreas proyectadas en una superficie debidas al bloqueo que realizan los objetos de fuentes directas de luz. La región donde la fuente de luz es totalmente bloqueada se denomina umbra mientras que la región donde la luz es bloqueada parcialmente se denomina penumbra. Como consecuencia el área que contiene a una sombra sufre un cambio en su iluminación. Habitualmente, este cambio de iluminación se considera como un descenso del brillo sin variación de la cromaticidad.

En este experimento se van a evaluar las características de las sombras analizando sus propiedades en espacios de color distintos. Para ello primero se describirán los distintos espacios de color que se van a utilizar en el estudio, para después y haciendo

uso de histogramas y distintas métricas, determinar que canal o canales de los distintos espacios permiten discriminar mejor la sombra del frente.

4.4.1. Estudio de espacios de color

Los algoritmos basados en la cromaticidad y en los modelos de atenuación lineal dependen del espacio de color en el cual se representen las imágenes que contienen sombras en movimiento. La motivación de este estudio es determinar qué canales de estos espacios de color discriminan mejor las sombras y qué relaciones siguen entre ellos. Para ello se partirá de la premisa de la que hacen uso la mayoría de los algoritmos de detección de sombra basados en la cromaticidad. Mientras la intensidad de los píxeles de sombra se ve reducida, la cromaticidad se mantiene la misma. Por tanto se establece una relación entre los píxeles de sombra y los píxeles de fondo. Esta relación se evaluará para los distintos canales de color a través de ratios de color. Se comprobará qué relación siguen los píxeles de sombra con los píxeles de fondo en los distintos espacios y se realizará una comparación con la relación que siguen los píxeles de frente con los píxeles de fondo con el objetivo de determinar qué canales permiten una mayor discriminación entre los píxeles de sombra y de frente.

4.4.2. Obtención de histogramas

Una vez calculados los ratios de frente y sombra se procederá a obtener los histogramas de dichos ratios los cuales se compararán entre sí. Los histogramas darán una percepción de entorno a qué valores se mueven los ratios de sombra y frente y si estos son fácilmente separables, es decir, si entre ambos histogramas hay una distancia apropiada que permita diferenciar las regiones de sombra y frente. Para el cálculo de los histogramas se ha considerado un tamaño de clase de 0.2 con un rango de 0 a 10, lo cual quiere decir que los ratios de los píxeles representados tomarán valores de 0 a 50. Valores de ratios por encima de 50 quedarán concentrados en el extremo del histograma. En las figuras 4.5, 4.6, 4.7, 4.8 se representan los histogramas de ratios de frente y sombra con respecto al fondo para los canales C, M, Y, K respectivamente, para cada uno de las secuencias del dataset y del dataset completo. En las figuras 4.9, 4.10, 4.11 se representan los histogramas de ratios de frente y sombra con respecto a sombra para los canales R, G y B respectivamente, para cada una de las secuencias del dataset y para el dataset completo. En las figuras 4.12, ??, 4.14, se representan los histogramas de ratios de frente y sombra con respecto a sombra para los canales H, S y V respectivamente, para cada una de las secuencias del dataset y para el dataset completo. Como se puede observar los valores de los ratios sombra-fondo tienden a

concentrarse en torno a valores pequeños del histograma mientras que los ratios de frente-fondo presentan mayor heterogeneidad, concentrándose muchos valores en el extremo opuesto del histograma, si bien depende en gran medida sobre el tipo de escenario sobre el que están siendo calculados los ratios. A simple vista y de forma aparente los valores de ratios más acotados se dan para los canales RGB y el canal V del espacio HSV. En subsecciones siguientes se sacarán medidas sobre los histogramas calculados de manera que se cuente con una medida cuantitativa para evaluar su capacidad discriminativa entre los píxeles de frente y sombra.

4.4.3. Distancia de Bhattacharyya

Con el objetivo de determinar cuál de los espacios de color (o qué canal dentro de ese espacio) se ajusta a nuestros intereses de separar la sombra del frente, se hace uso de la distancia de Bhattacharyya, que mide la distancia de ambos histogramas que se comparan, es decir, mide la similitud de dos distribuciones de probabilidad discretas. Es una distancia ampliamente utilizada para la extracción de características [31], y procesamiento de imágenes [32]

Para calcular la distancia de bhattacharyya habrá que definir ambos histogramas en el mismo espacio de probabilidad por lo que los histogramas presentados anteriormente se normalizan de modo que los valores de ratios de píxeles calculados se encuentren dentro del rango $[0,1]$. Para dos distribuciones de probabilidad discretas que se encuentren en el mismo dominio la distancia de bhattacharyya queda definida en las ecuaciones 4.9 y 4.10.

$$D_B(p, q) = -\ln(BC(p, q)) \quad (4.9)$$

$$BC(p, q) = \sum_{x \in X} \sqrt{p(x)q(x)} \quad (4.10)$$

El coeficiente de bhattacharyya BC es una medida aproximada de la cantidad de solapamiento entre dos muestras estadísticas. La elección del número de clases, o el ancho de cada clase depende del número de muestras pertenecientes a cada clase. Muy pocas clases hará que se pierda exactitud en el cálculo del coeficiente debido a la sobreacumulación de muestras para cada clase, y demasiadas particiones del rango o número de clases también harán perder exactitud al resultado ya que se corre el riesgo de crear muchas clases con apenas muestras, a pesar de encontrarnos con un espacio densamente poblado de muestras. Con los valores presentados en la subsección anterior, con un tamaño de clase de 0.2 puntos y considerando 10 clases se obtiene un histograma en el que poder comparar ambos histogramas obteniendo distancias

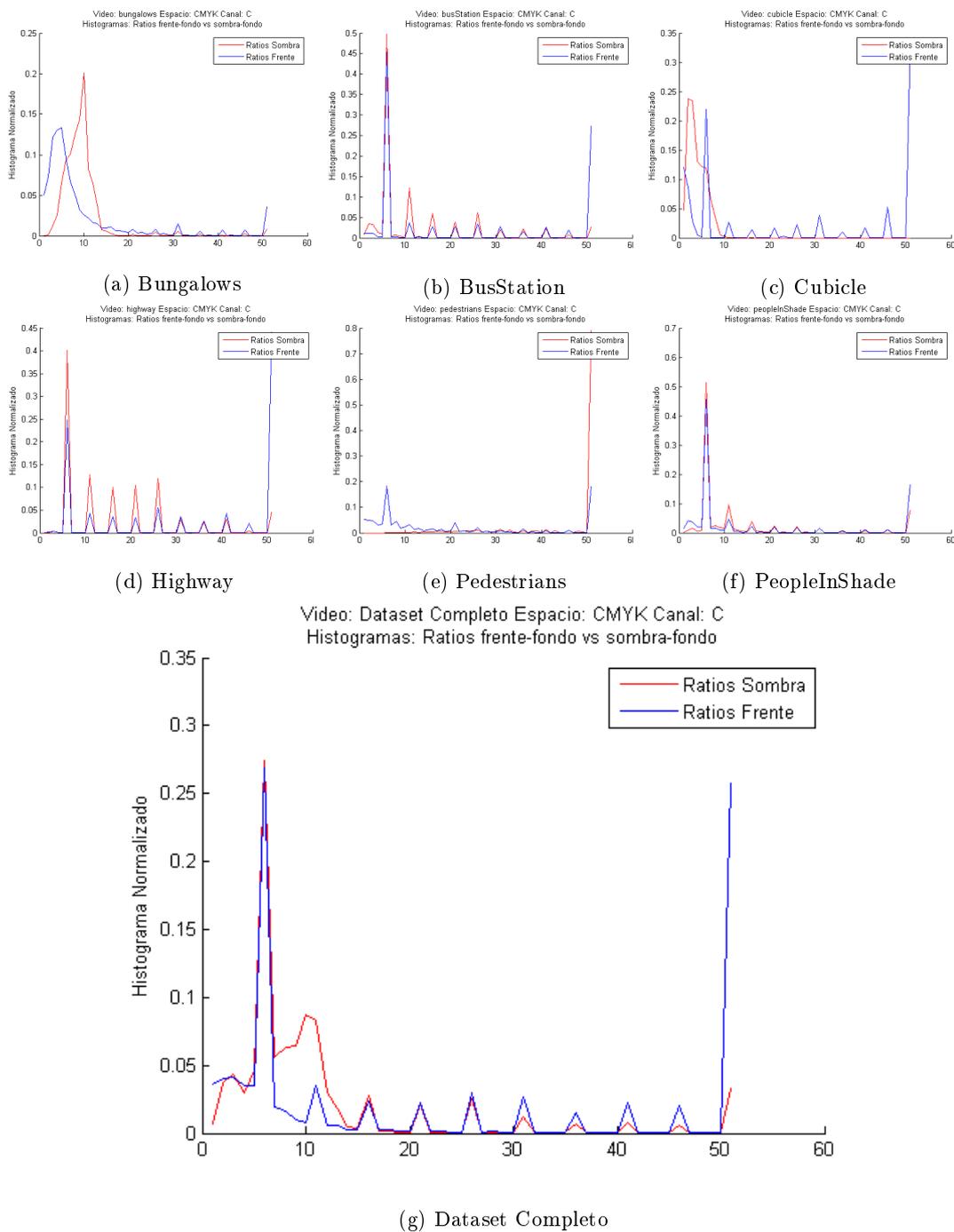


Figura 4.5: Histogramas de ratios de color para el canal C del espacio de color CMYK

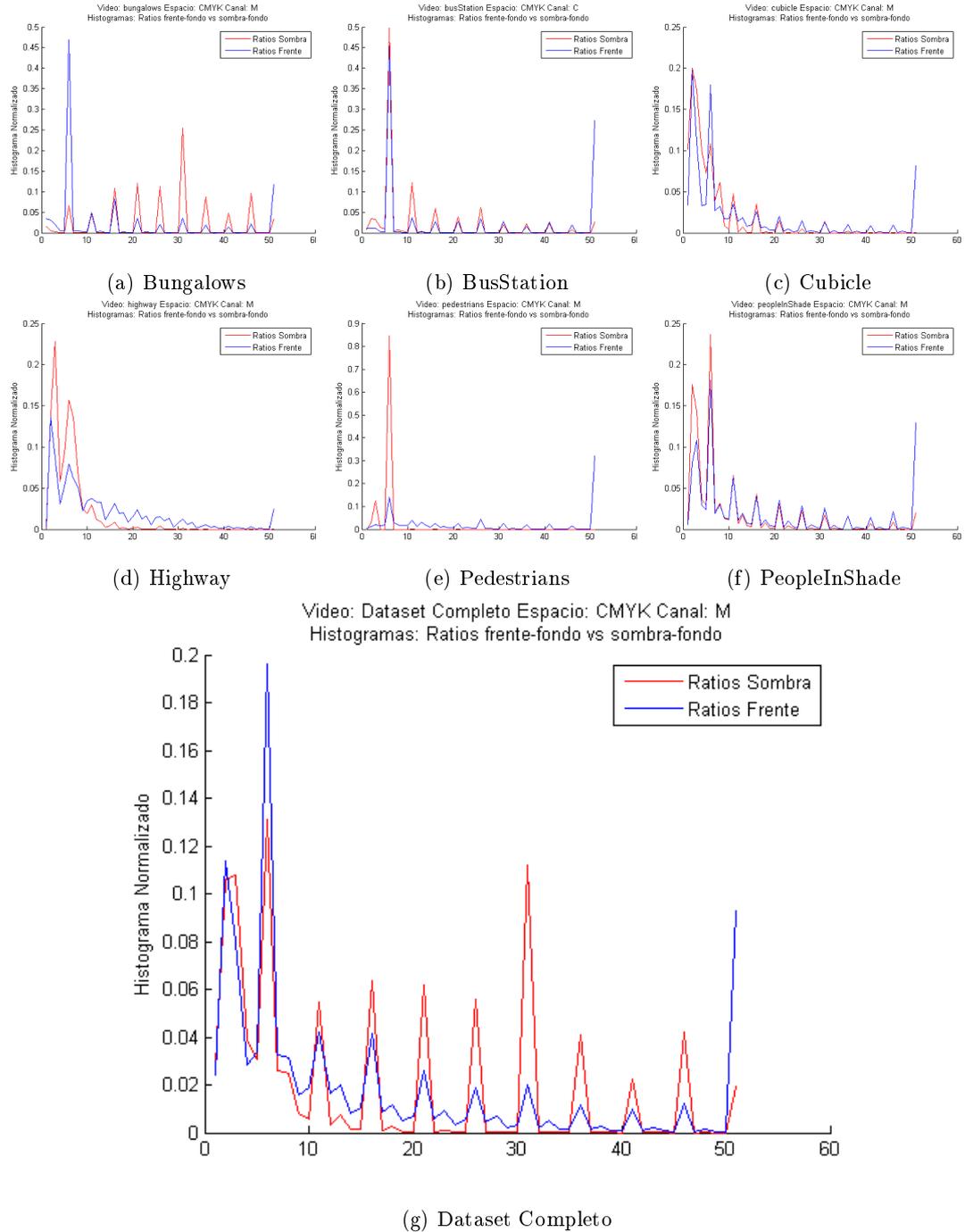


Figura 4.6: Histogramas de ratios de color para el canal M del espacio de color CMYK

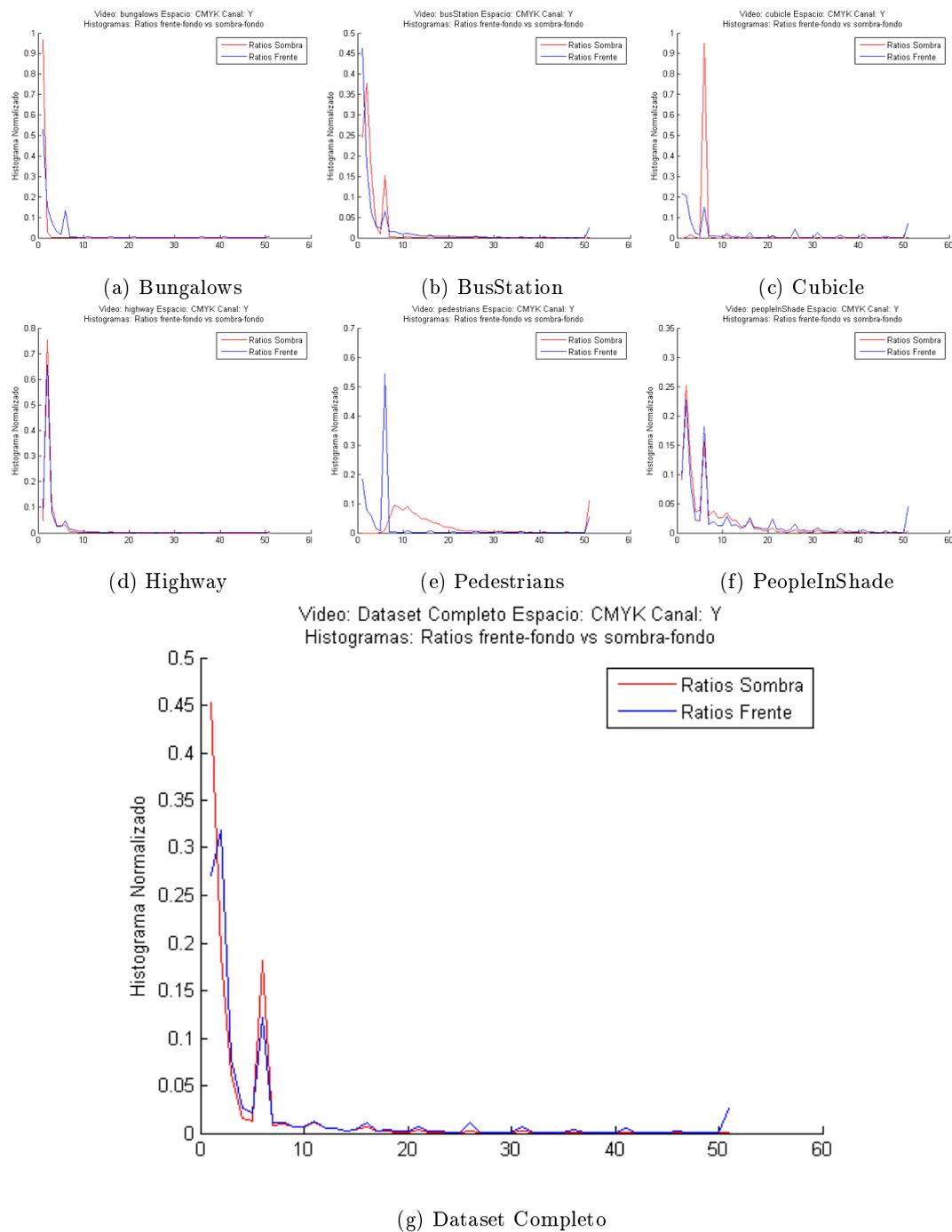


Figura 4.7: Histogramas de ratios de color para el canal Y del espacio de color CMYK

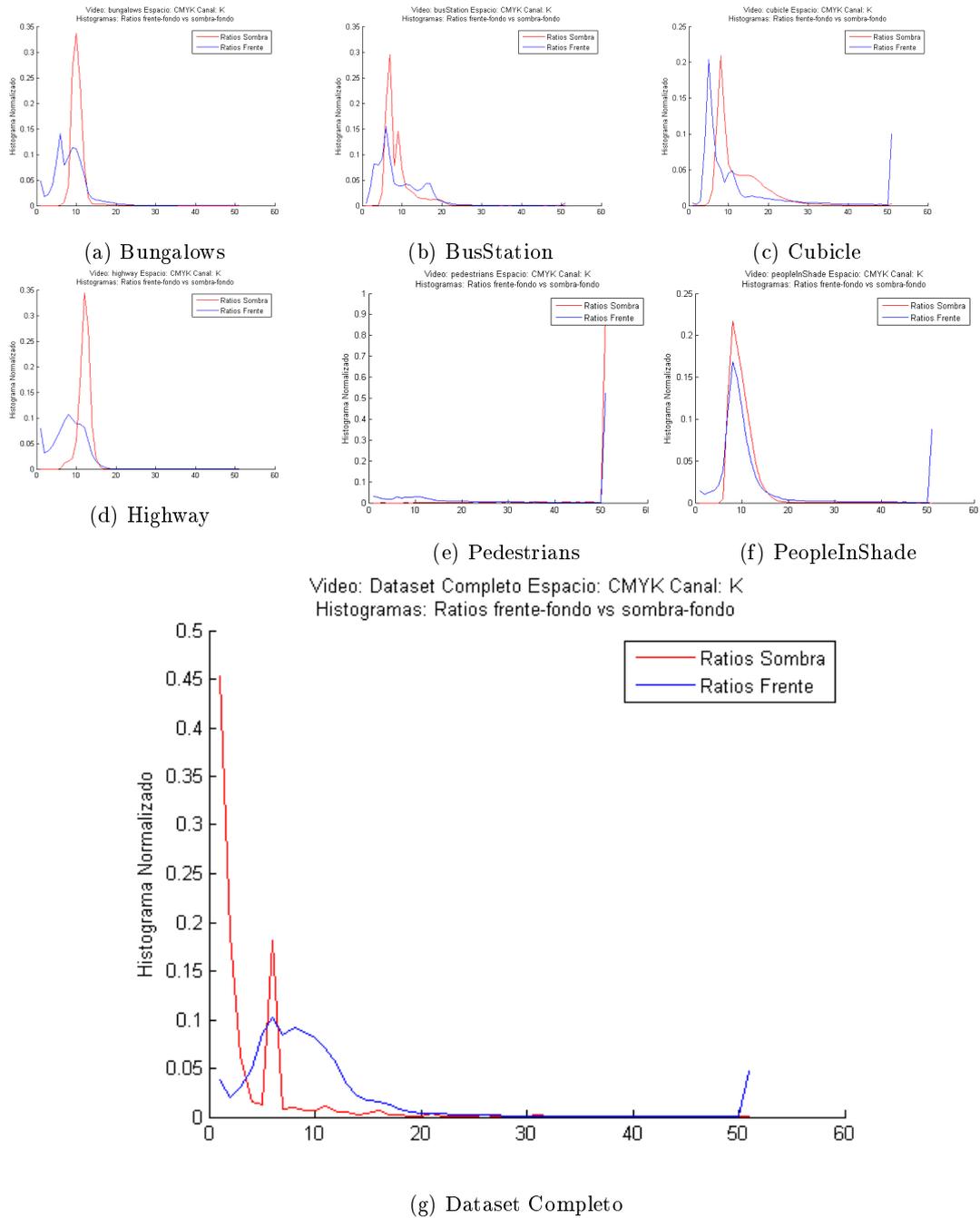


Figura 4.8: Histogramas de ratios de color para el canal K del espacio de color CMYK

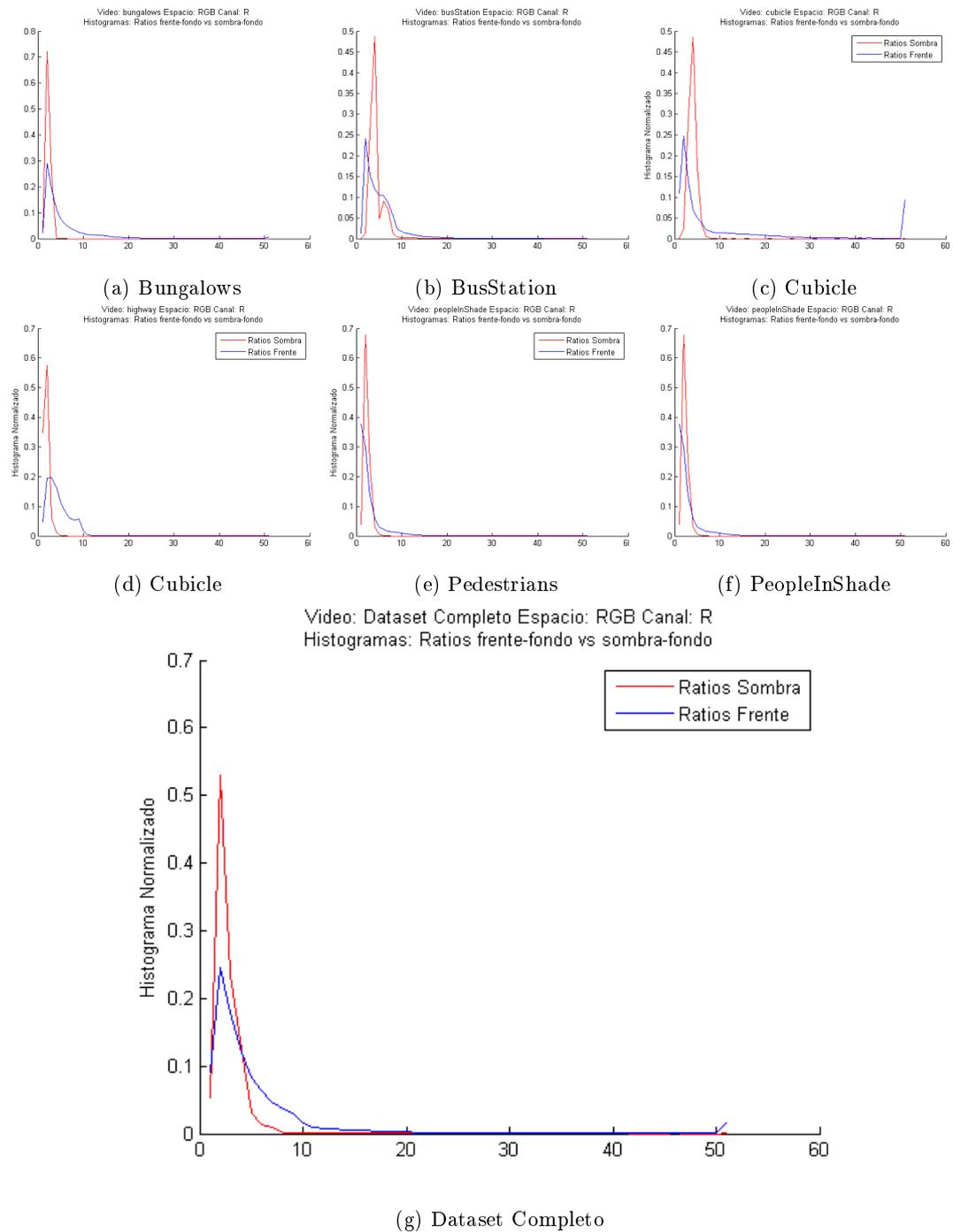


Figura 4.9: Histogramas de ratios de color para el canal R del espacio de color RGB

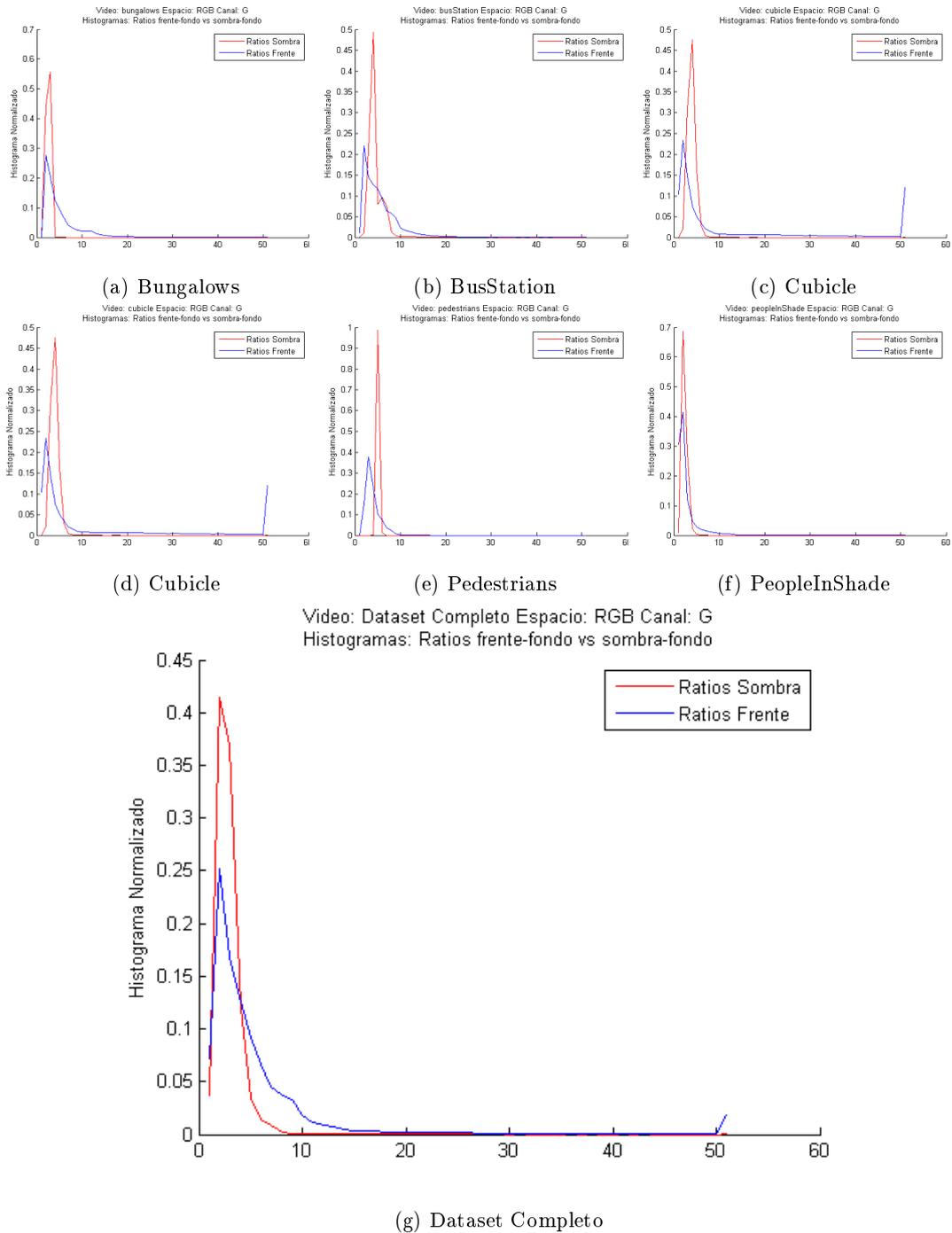


Figura 4.10: Histogramas de ratios de color para el canal G del espacio de color RGB

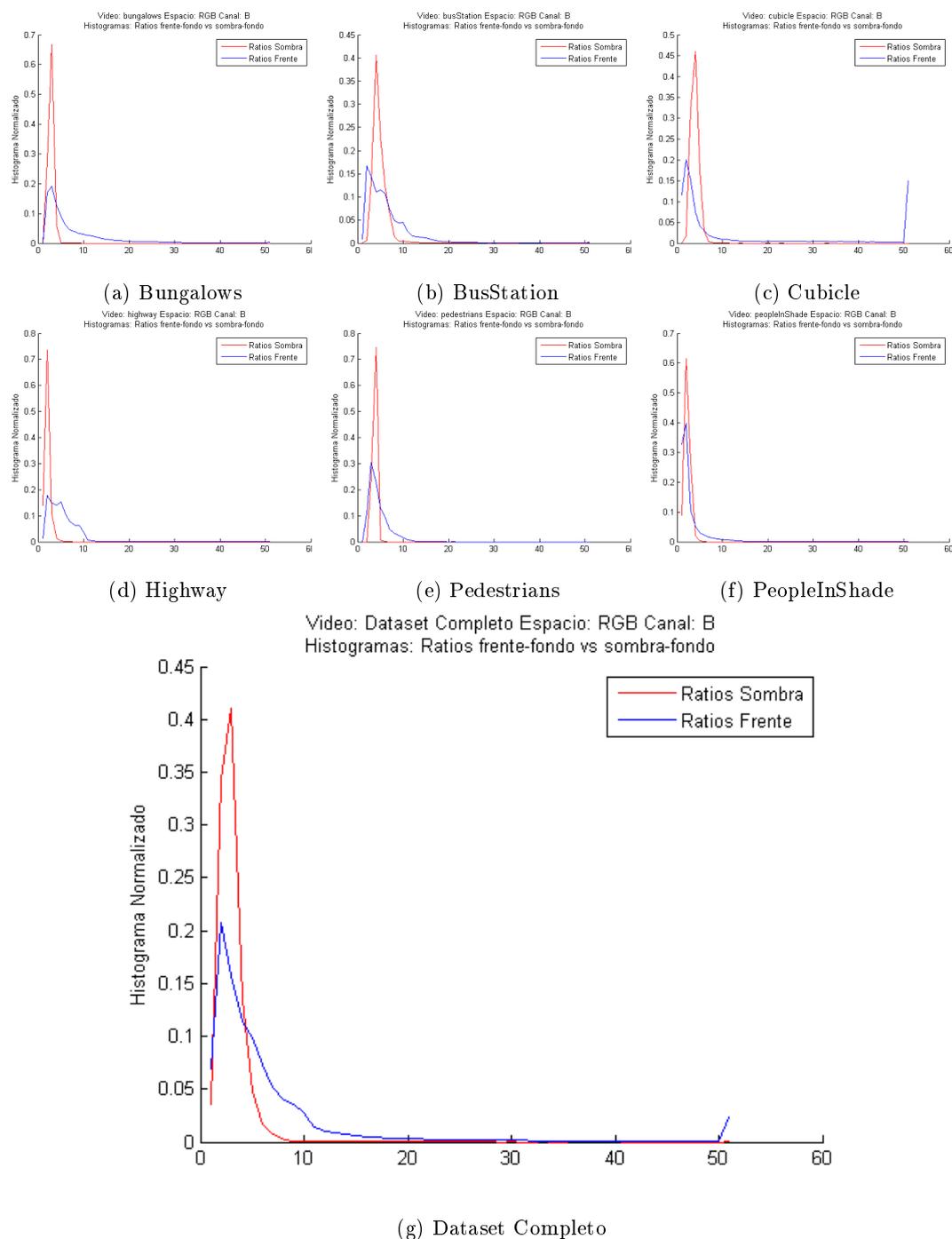


Figura 4.11: Histogramas de ratios de color para el canal B del espacio de color RGB

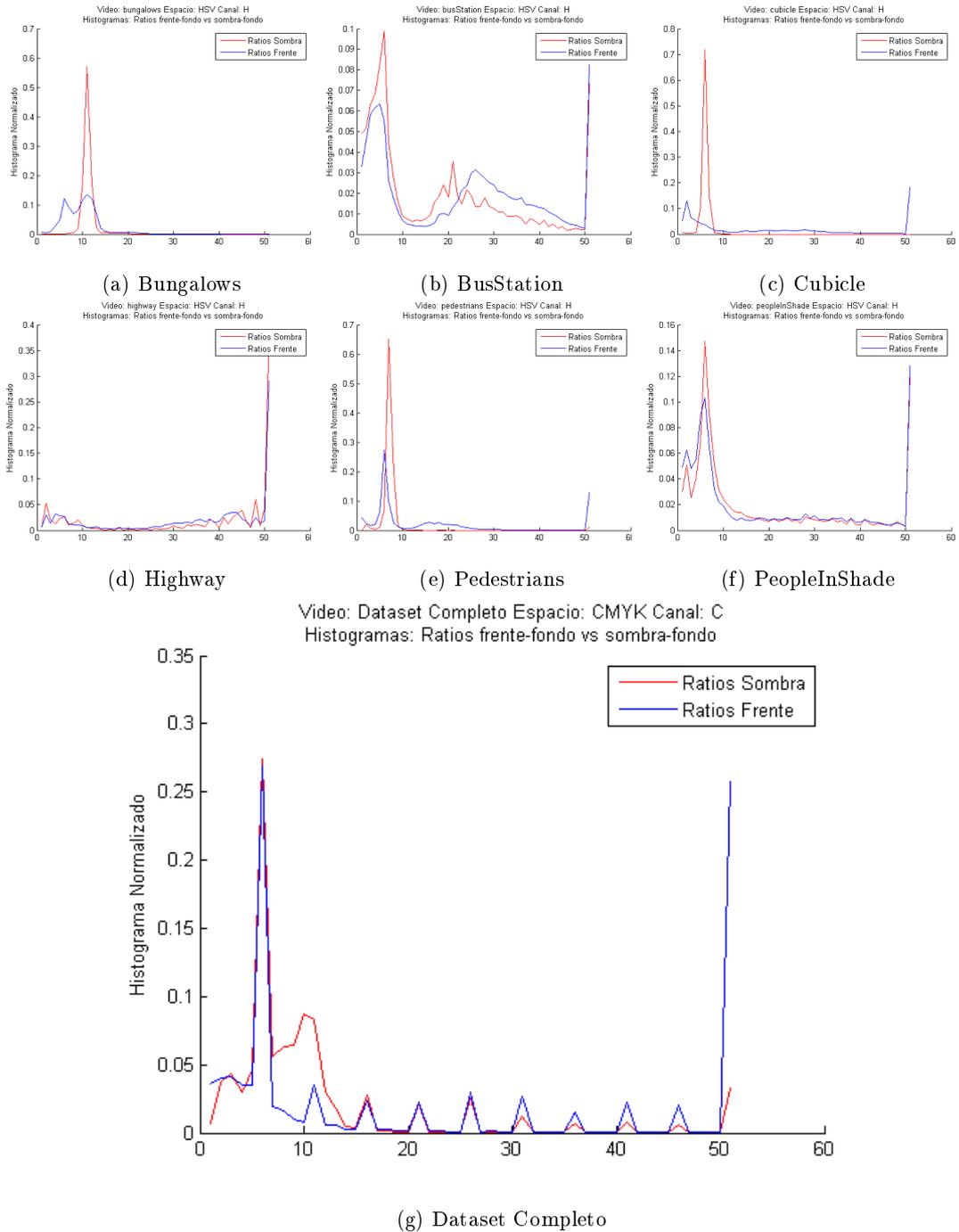


Figura 4.12: Histogramas de ratios de color para el canal H del espacio de color HSV

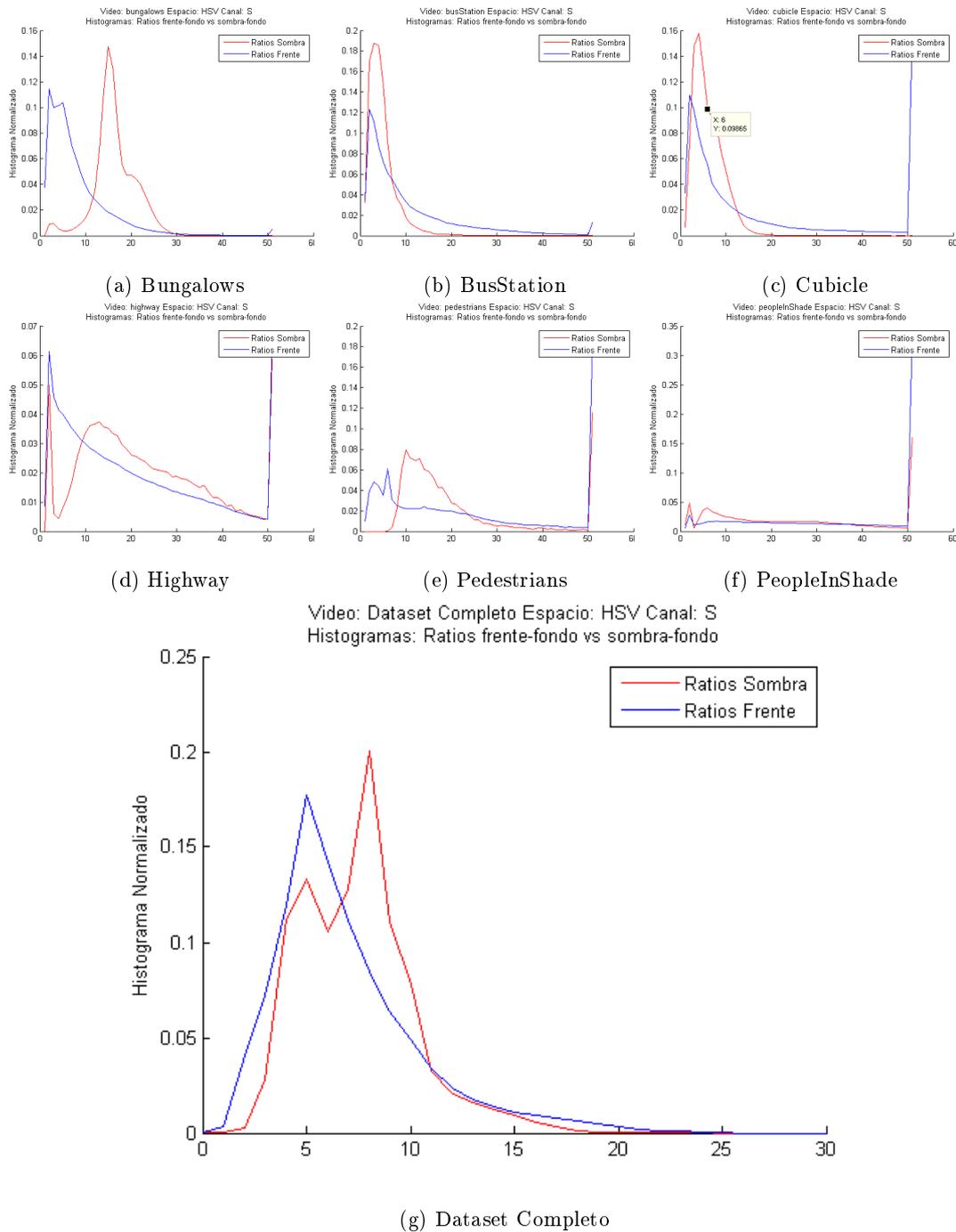


Figura 4.13: Histogramas de ratios de color para el canal H del espacio de color HSV

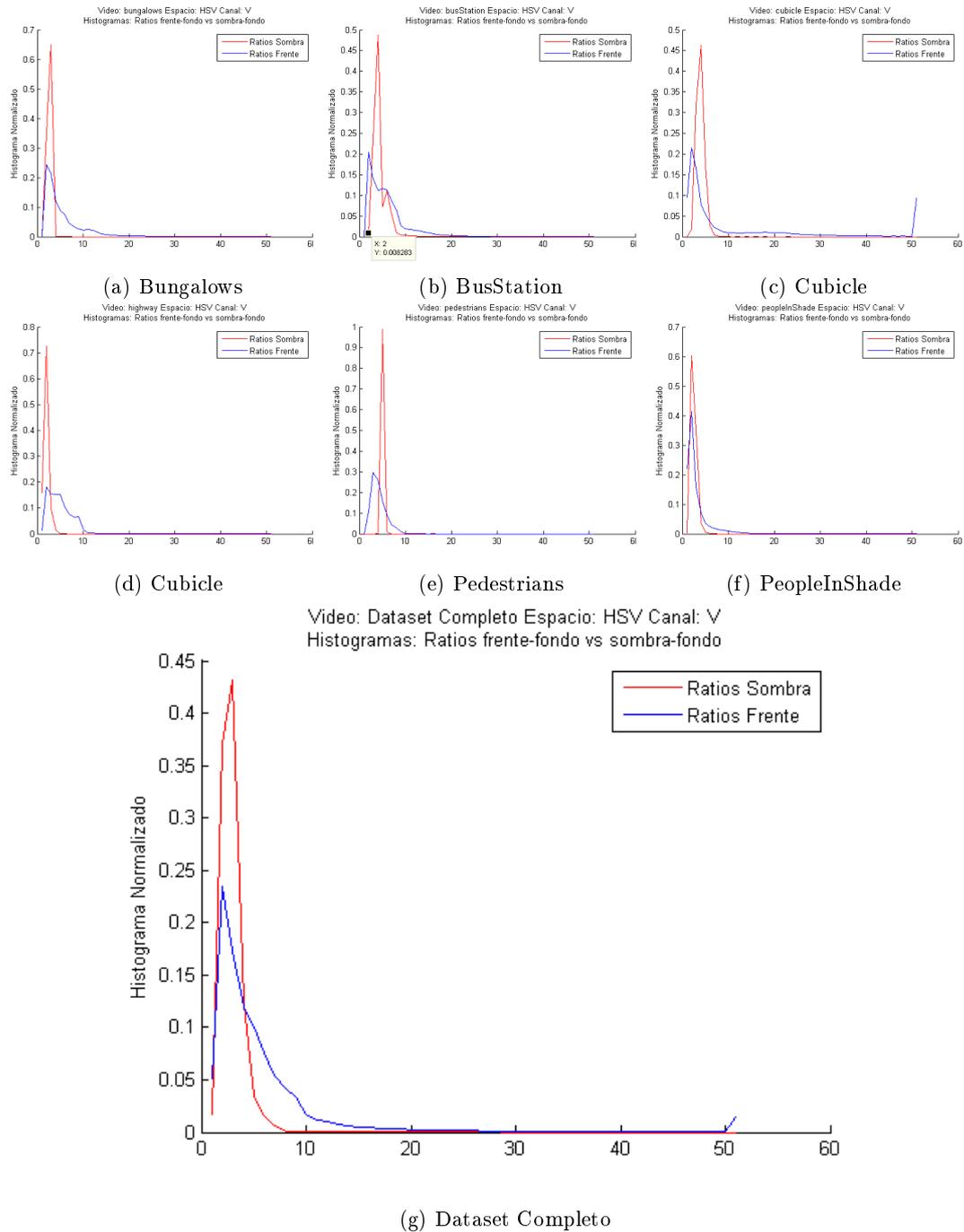


Figura 4.14: Histogramas de ratios de color para el canal V del espacio de color HSV

Distancia y coeficiente de Bhattacharyya						
Secuencia	R		G		B	
	Dist	Coef	Dist	Coef	Dist	Coef
Bungalows	0.53	0.72	0.52	0.73	0.58	0.66
BusStation	0.37	0.86	0.37	0.86	0.41	0.83
Cubicle	0.58	0.66	0.58	0.66	0.59	0.65
Highway	0.58	0.66	0.60	0.63	0.62	0.62
Pedestrians	0.70	0.50	0.72	0.48	0.52	0.72
PeopleInShades	0.32	0.90	0.32	0.90	0.32	0.90
Dataset Completo	0.34	0.88	0.36	0.87	0.40	0.83

Tabla 4.15: Resultados Distancia y Coeficiente de Bhattacharyya para RGB. Un valor alto de la distancia indica una baja correlación entre los ratios sombra-fondo y los ratios frente-fondo para un mismo canal y viceversa. Un alto coeficiente indica un alto grado de solapamiento entre los histogramas de frente y sombra.

Distancia y coeficiente de Bhattacharyya						
Secuencia	H		S		V	
	Dist	Coef	Dist	Coef	Dist	Coef
Bungalows	0.45	0.79	0.57	0.68	0.53	0.71
0.4BusStation	0.16	0.98	0.4	0.84	0.4	0.84
Cubicle	0.73	0.46	0.50	0.74	0.57	0.67
Highway	0.21	0.95	0.17	0.97	0.61	0.62
Pedestrians	0.53	0.71	0.50	0.74	0.67	0.56
PeopleInShades	0.13	0.98	0.22	0.74	0.32	0.89
Dataset Completo	0.29	0.91	0.20	0.95	0.38	0.85

Tabla 4.16: Resultados Distancia y Coeficiente de Bhattacharyya para HSV

razonables.

El coeficiente de Bhattacharyya será cero si no hay solape entre las muestras de ambos histogramas y la distancia será mayor dentro del rango $[0,1]$, cuanto mayor separación haya entre las muestras.

En las tablas 4.15, 4.16 y 4.17 se pueden observar los resultados de las distancias y coeficientes de Bhattacharyya entre los histogramas de frente y sombra para cada uno de los canales de los espacios de color analizados y para cada una de las secuencias del dataset seleccionado.

4.4.4. Cálculo de umbrales

En esta sección se va a proceder al cálculo de los umbrales para cada canal y cada dataset. En particular se van a calcular los umbrales de los ratios de sombra.

Distancia y coeficiente de Bhattacharyya								
Secuencia	C		M		Y		K	
	Dist	Coef	Dist	Coef	Dist	Coef	Dist	Coef
Bungalows	0.38	0.86	0.13	0.98	0.45	0.79	0.52	0.72
BusStation	0.32	0.89	0.4	0.84	0.28	0.92	0.4	0.84
Cubicle	0.49	0.75	0.33	0.89	0.49	0.76	0.5	0.75
Highway	0.42	0.82	0.35	0.87	0.14	0.98	0.57	0.67
Pedestrians	0.6	0.63	0.56	0.68	0.79	0.38	0.73	0.47
PeopleInShades	0.14	0.88	0.24	0.94	0.19	0.96	0.32	0.89
Dataset Completo	0.24	0.94	0.22	0.94	0.19	0.96	0.4	0.83

Tabla 4.17: Resultados Distancia y Coeficiente de Bhattacharyya para CMYK

	R	G	B	C	M	Y	K	H	S	V
Min	0.6	0.6	0.6	1.2	1.2	1	1.4	5.6	6.8	0.6
Max	0.8	0.8	0.8	1.4	1.3	1.2	2	10.2	10.2	0.8

Tabla 4.18: Umbrales de ratios de Sombra para los canales seleccionados

Se va a establecer un criterio para determinar dichos umbrales. El porcentaje de muestras que deben situarse dentro de los umbrales no puede ser inferior al 90%. En el cuadro 4.18 se recogen los umbrales calculados para cada canal sobre todo el dataset conjuntamente.

4.4.5. Correlación entre canales para ratios de sombra

Al igual que se calculó la distancia de bhattacharyya para medir el solapamiento entre los histogramas de los ratios de frente-fondo y los ratios de sombra-fondo, en esta ocasión también se va a utilizar la distancia de bhattacharyya, pero esta vez entre los histogramas de sombra-fondo de distintos canales, con el objetivo de conseguir una medida de correlación. En la tabla 4.19 se recogen los resultados de las distancias de ratios de sombra-fondo de los histogramas de los canales seleccionados en los experimentos. El objetivo es determinar qué canales podrían combinarse para la detección de sombras. Cuanto mayor sea la distancia de bhattacharyya más incorrelados estarán los canales. Como se puede observar en la citada tabla, la correlación entre los canales de un mismo espacio de color es muy alta como se puede ver para los canales entre R, G y B que presentan distancias muy pequeñas entre sus histogramas de ratios de sombra. Algo parecido ocurre para el espacio de color CMYK que presenta distancias medias o bajas para los canales C, M e Y pero que sin embargo para el canal K tiene distancias altas que hace indicar que esta poco correlado con el resto de los canales con los que comparte espacio. En cuanto al espacio HSV las distancias muestran una

Canal	R	G	B	C	M	Y	K	H	S	V
R	0	0.07	0.14	0.85	0.85	0.70	0.94	0.94	0.94	0.10
G		0	0.07	0.85	0.85	0.69	0.94	0.94	0.94	0.03
B			0	0.84	0.84	0.68	0.94	0.94	0.95	0.04
C				0	0.13	0.40	0.78	0.95	0.95	0.85
M					0	0.38	0.84	0.95	0.96	0.85
Y						0	0.85	0.94	0.94	0.69
K							0	0.92	0.92	0.95
H								0	0.06	0.94
S									0	0.92
V										0

Tabla 4.19: Correlación entre canales para los ratios de sombra-fondo. La distancia será cero en la diagonal de la matriz, siendo simétrica respecto a esta. Valores altos de la distancia indican una baja correlación entre los histogramas de ratios de sombra-fondo entre distintos canales y viceversa.

gran correlación entre los canales H y S, pero muy baja correlación con el canal V debido a que en este espacio las características cromáticas (H) y la intensidad (V) están bien diferenciadas. Si se realiza la comparación entre canales perteneciente a distintos espacios de color se observa que en general se encuentran poco correlados salvo para el caso de los canales pertenecientes al espacio RGB y el canal V del espacio HSV.

4.4.6. Conclusiones

Una vez obtenidos los umbrales y las distancias entre histogramas, se pueden establecer que canales tienen un mejor comportamiento (mayor distancia entre histogramas de frente y sombra) en la detección de sombras. En la Figura 4.15 se presentan qué canales son los mejores para cada secuencia en términos de discriminación frente-sombra (Mayor distancia de Bhattacharyya).

4.5. Experimento D: Ajuste iterativo de umbrales

Llegados a este punto ya es posible definir un detector de sombras básico a partir de los umbrales calculados previamente:

$$D_i(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } U_{inf}^i < R_i^S(x) < U_{sup}^i \\ 0 & \text{Resto} \end{cases}$$

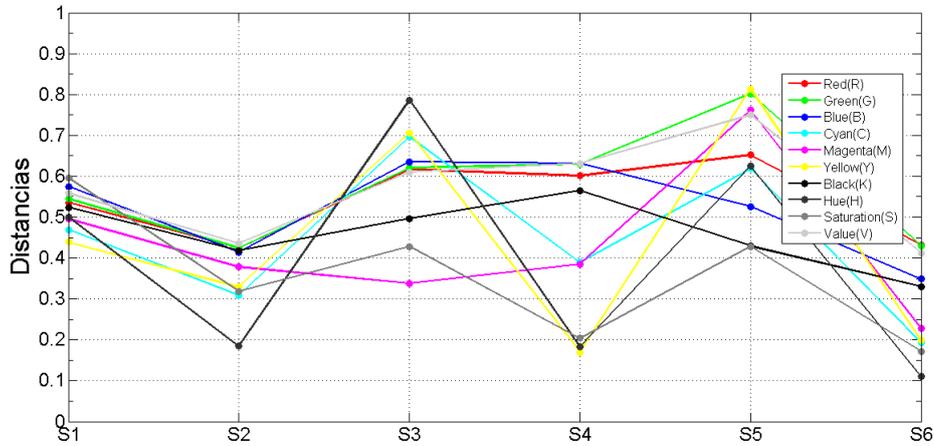


Figura 4.15: Distancias de Bhattacharyya para cada canal y secuencia. En el eje de abscisas se sitúan cada una de las secuencias de entrenamiento del modelo de sombra. En el eje de ordenadas se representan las distancias de bhattacharyya de 0 a 1. Cada línea representa los resultados para un canal de color diferente tal como muestra la leyenda.

Donde $D_i(x)$ es la detección de sombra para el canal i , U_{inf}^i y U_{sup}^i son los umbrales superior e inferior respectivamente, calculados para los ratios de ese canal de color y x es la coordenada del píxel en dos dimensiones que está siendo evaluado. Como ya se especificó en el Capítulo 3 de diseño del algoritmo propuesto, se va a hacer uso de un detector que utiliza dos canales de color, por lo que se tendrán dos detecciones D_1 y D_2 cuyas máscaras de detección serán posteriormente combinadas hallando la intersección entre ellas (AND lógica). El objetivo de este experimento es adaptar y ajustar la pareja de umbrales proporcionados por los ratios de cada uno de los canales, haciendo uso del algoritmo SDMIM [20]. Este ajuste se realiza maximizando la similitud de ambas máscaras de detección generadas. Se va a proceder a obtener las máscaras de detección de sombras, tal como se explicó en la sección 3.3.3 de este documento.

En la Figura 4.16 se muestra la detección obtenida al variar dinámicamente el umbral tal como indica la ecuación (insertar referencia de ecuación) para uno de los canales que hará de detector en el algoritmo de detección de sombras propuesto. En la evolución de las imágenes se puede observar como la detección se vuelve más discriminativa, produciendo un menor número de falsos positivos a costa de reducir el número de verdaderos positivos. Al aumentar el umbral se provoca que el rango de valores que representa a los ratios de sombra se reduzca acercándose a los valores de la media de la gaussiana ajustada a los histogramas calculados.

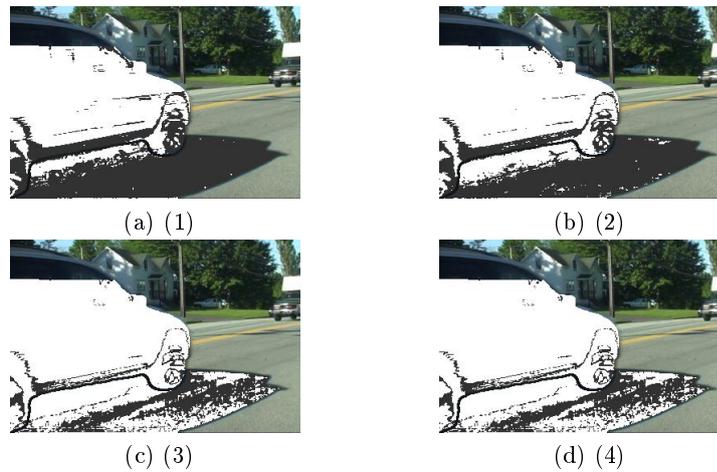


Figura 4.16: Evolución de una máscara de sombras para un canal de color. Cada imagen representa la máscara de de sombra obtenida de un sólo canal canal con un umbral cada vez más cercano a 1 de manera que el detector sea más discriminativo.

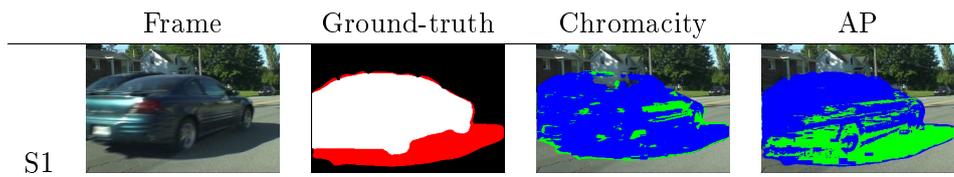


Figura 4.17: Resultados cualitativos de detección de sombras para el algoritmo propuesto (AP) y el algoritmo *Chromacity*, evaluados sobre la secuencia *bungalows*.

Por último en la Figura 4.17 se muestra una comparación de los resultados cualitativos entre el algoritmo de sombras *Chromacity* y el algoritmo de sombras propuesto AP para la secuencia de *bungalows*. Para obtener la máscara de detección resultado se han utilizado los umbrales que maximizan la detección que se obtienen con el AND lógico de las dos detecciones parciales obtenidas mediante la umbralización de los canales de color con mejor comportamiento para cada secuencia. La optimización de los umbrales se realiza del modo explicado en el capítulo 3 de este documento. El ajuste de los umbrales para ambos detectores posibilita que gran parte de la sombra sea detectada. Habiendo escogido canales con ratios de sombras poco correlados entre sí hace que haya una mayor probabilidad de reducir los falsos positivos de sombra.

Capítulo 5

Conclusiones y trabajo futuro.

5.1. Conclusiones.

En este Proyecto Fin de Carrera se ha desarrollado un algoritmo de detección de sombras. Para ello se realizó un estudio del estado del arte basado en los algoritmos de sustracción de fondo y los métodos básicos de detección de sombras, identificando los principales problemas que presentan a la hora de la detección de sombras en movimiento. Este estudio se vio reforzado con la realización de los experimentos A y B en los cuales se analizan quince algoritmos de sustracción de fondo, desde los más básicos, pasando por los métodos más utilizados y los algoritmos más recientes y que mejores prestaciones presentan. Con este experimento se evidenció la nula capacidad de detección de sombras de los distintos algoritmos analizados. En el experimento B se analizaron los cuatro métodos básicos de detección de sombras propuestos por Andrés Sanin que recogen las principales técnicas utilizadas atendiendo a las diferentes características empleadas en el proceso de detección. Se comprobó la dependencia que dichos algoritmos tienen del tipo de secuencias sobre las que realizan la detección, mostrando unos resultados poco significativos en términos de rendimiento en la detección de sombras.

A continuación se describió el diseño del algoritmo implementado a modo de resumen del trabajo realizado en los experimentos C y D, donde se recogen de forma exhaustiva las tareas realizadas para el desarrollo e implementación del algoritmo. Dicho algoritmo está basado en las características que presentan los distintos espacios de color para representar el frente y las sombras. Más en concreto, se utilizaron ratios de color entre el frente y el fondo y entre la sombra y el fondo de la imagen como elementos discriminativos en la pareja frente-sombra. Escogiendo los canales óptimos de discriminación frente-sombra a través de el cálculo de las distancias de

bhattacharyya de los histogramas de ratios generados, se obtuvieron los detectores del algoritmo propuesto basados en los umbrales de ratios de sombra calculados sobre las seis secuencias del dataset utilizado. Como parte final del algoritmo los umbrales de los detectores son ajustados iterativamente maximizando la similitud de las máscaras de detección que generan.

Por último se presentaron resultados cuantitativos y cualitativos del algoritmo sobre algunas secuencias del dataset comparándose con los algoritmos de propuestos por Andrés Sanin

5.2. Trabajo futuro.

Una vez realizado el desarrollo e implementación del algoritmo de detección de sombras propuesto, se sugieren las siguientes líneas de trabajo futuro con el fin de mejorar el rendimiento del mismo.

- Cálculo de otras métricas distintas a los ratios de color, como pueden ser las diferencias de cromaticidades o intensidades que posibiliten una mayor diversidad a la hora de combinar detectores diferentes en el algoritmo.
- Utilización de otras características asociadas a las sombras que limiten la dependencia con las secuencias analizadas, ya sean características geométricas o de consistencia temporal de las sombras entre frames distintos. La combinación simultánea de diferentes características podría otorgar mayor robustez a la detección de sombras.

Bibliografía

- [1] C. R. Wren, A. Azarbayejani, T. Darrell, and A. P. Pentland, “Pfinder: real-time tracking of the human body,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, pp. 780–785, Jul 1997.
- [2] C. Stauffer and W. E. L. Grimson, “Adaptive background mixture models for real-time tracking,” in *Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE Computer Society Conference on.*, vol. 2, p. 252 Vol. 2, 1999.
- [3] A. Elgammal, D. Harwood, and L. Davis, *Non-parametric Model for Background Subtraction*, pp. 751–767. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2000.
- [4] J.-W. Hsieh, W.-F. Hu, C.-J. Chang, and Y.-S. Chen, “Shadow elimination for effective moving object detection by gaussian shadow modeling,” *Image and Vision Computing*, vol. 21, no. 6, pp. 505–516, 2003.
- [5] J. B. Huang and C. S. Chen, “Moving cast shadow detection using physics-based features,” in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on*, pp. 2310–2317, June 2009.
- [6] A. Leone and C. Distanto, “Shadow detection for moving objects based on texture analysis,” *Pattern Recogn.*, vol. 40, pp. 1222–1233, Apr. 2007.
- [7] R. Cucchiara, C. Grana, M. Piccardi, and A. Prati, “Detecting objects, shadows and ghosts in video streams by exploiting color and motion information,” in *Image Analysis and Processing, 2001. Proceedings. 11th International Conference on*, pp. 360–365, Sep 2001.
- [8] E. Salvador, A. Cavallaro, and T. Ebrahimi, “Cast shadow segmentation using invariant color features,” *Computer vision and image understanding*, vol. 95, no. 2, pp. 238–259, 2004.
- [9] C. T. Chen, C. Y. Su, and W. C. Kao, “An enhanced segmentation on vision-based shadow removal for vehicle detection,” in *Green Circuits and Systems (ICGCS), 2010 International Conference on*, pp. 679–682, June 2010.
- [10] B. Sun and S. Li, “Moving cast shadow detection of vehicle using combined color models,” in *Pattern Recognition (CCPR), 2010 Chinese Conference on*, pp. 1–5, Oct 2010.

- [11] S. Nadimi and B. Bhanu, “Physical models for moving shadow and object detection in video,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, pp. 1079–1087, Aug 2004.
- [12] Z. Liu, K. Huang, T. Tan, and L. Wang, “Cast shadow removal combining local and global features,” in *2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1–8, June 2007.
- [13] A. J. Joshi and N. P. Papanikolopoulos, “Learning to detect moving shadows in dynamic environments,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, no. 11, pp. 2055–2063, 2008.
- [14] C. C. Chen and J. K. Aggarwal, “Human shadow removal with unknown light source,” in *Pattern Recognition (ICPR), 2010 20th International Conference on*, pp. 2407–2410, Aug 2010.
- [15] L. Z. Fang, W. Y. Qiong, and Y. Z. Sheng, “A method to segment moving vehicle cast shadow based on wavelet transform,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 29, no. 16, pp. 2182 – 2188, 2008.
- [16] A. Yoneyama, C. H. Yeh, and C. C. J. Kuo, “Moving cast shadow elimination for robust vehicle extraction based on 2d joint vehicle/shadow models,” in *Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2003. Proceedings. IEEE Conference on*, pp. 229–236, July 2003.
- [17] Y.-L. Tian, M. Lu, and A. Hampapur, “Robust and efficient foreground analysis for real-time video surveillance,” in *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR’05)*, vol. 1, pp. 1182–1187 vol. 1, June 2005.
- [18] A. Sanin, C. Sanderson, and B. C. Lovell, “Improved shadow removal for robust person tracking in surveillance scenarios,” in *Pattern Recognition (ICPR), 2010 20th International Conference on*, pp. 141–144, Aug 2010.
- [19] O. Javed and M. Shah, “Tracking and object classification for automated surveillance,” in *Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision-Part IV, ECCV ’02*, (London, UK, UK), pp. 343–357, Springer-Verlag, 2002.
- [20] J. C. SanMiguel and S. Suja, “Skin detection by dual maximization of detectors agreement for video monitoring,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 34, no. 16, pp. 2102 – 2109, 2013.
- [21] P. L. St-Charles, G. A. Bilodeau, and R. Bergevin, “Flexible background subtraction with self-balanced local sensitivity,” in *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pp. 414–419, June 2014.
- [22] A. Sobral, “BGSLibrary: An opencv c++ background subtraction library,” in *IX Workshop de Visão Computacional (WVC’2013)*, (Rio de Janeiro, Brazil), Jun 2013.

- [23] S. Calderara, R. Melli, A. Prati, and R. Cucchiara, “Reliable background suppression for complex scenes,” in *Proceedings of the 4th ACM International Workshop on Video Surveillance and Sensor Networks*, VSSN '06, (New York, NY, USA), pp. 211–214, ACM, 2006.
- [24] T. Bouwmans, F. El Baf, and B. Vachon, “Background Modeling using Mixture of Gaussians for Foreground Detection - A Survey,” *Recent Patents on Computer Science*, vol. 1, pp. 219–237, Nov. 2008.
- [25] A. B. Godbehere, A. Matsukawa, and K. Goldberg, “Visual tracking of human visitors under variable-lighting conditions for a responsive audio art installation,” in *2012 American Control Conference (ACC)*, pp. 4305–4312, June 2012.
- [26] D. Bloisi and L. Iocchi, “Independent multimodal background subtraction.”
- [27] S. Noh and M. Jeon, *A New Framework for Background Subtraction Using Multiple Cues*, pp. 493–506. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013.
- [28] R. Wang, F. Bunyak, G. Seetharaman, and K. Palaniappan, “Static and moving object detection using flux tensor with split gaussian models,” in *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pp. 420–424, June 2014.
- [29] P. L. St-Charles, G. A. Bilodeau, and R. Bergevin, “A self-adjusting approach to change detection based on background word consensus,” in *2015 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision*, pp. 990–997, Jan 2015.
- [30] A. Sanin, C. Sanderson, and B. C. Lovell, “Shadow detection: A survey and comparative evaluation of recent methods,” *CoRR*, vol. abs/1304.1233, 2013.
- [31] E. Choi and C. Lee, “Feature extraction based on the bhattacharyya distance,” in *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2000. Proceedings. IGARSS 2000. IEEE 2000 International*, vol. 5, pp. 2146–2148 vol.5, 2000.
- [32] F. Goudail, P. Réfrégier, and G. Delyon, “Bhattacharyya distance as a contrast parameter for statistical processing of noisy optical images,” *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 21, pp. 1231–1240, Jul 2004.
- [33] Z. Zivkovic, “Improved adaptive gaussian mixture model for background subtraction,” in *Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on*, vol. 2, pp. 28–31 Vol.2, Aug 2004.

Capítulo 6

Presupuesto

1. Ejecución Material

- Compra de ordenador personal (Software incluido)2.000 €
- Alquiler de impresora láser durante 6 meses260 €
- Material de oficina 150 €
- Total de ejecución material 2.400 €

2. Gastos generales

- 16 % sobre Ejecución Material 352 €

3. Beneficio Industrial

- 6 % sobre Ejecución Material 132 €

4. Honorarios Proyecto

- 1800 horas a 15 € / hora27.000 €

5. Material fungible

- Gastos de impresión280 €
- Encuadernación 200 €

6. Subtotal del presupuesto

- Subtotal Presupuesto32.774 €

7. I.V.A. aplicable

- 21 % Subtotal Presupuesto6.882,5 €

8. Total presupuesto

- Total Presupuesto39.656,5 €

Madrid, 22/07/2016

El Ingeniero Jefe de Proyecto

Fdo.: Guillermo Rodríguez Yrezábal

Ingeniero Superior de Telecomunicación

Capítulo 7

Pliego de condiciones

Este documento contiene las condiciones legales que guiarán la realización, en este proyecto, de un SISTEMA DE DETECCIÓN DE SOMBRAS EN SECUENCIAS DE VIDEO-SEGURIDAD. En lo que sigue, se supondrá que el proyecto ha sido encargado por una empresa cliente a una empresa consultora con la finalidad de realizar dicho sistema. Dicha empresa ha debido desarrollar una línea de investigación con objeto de elaborar el proyecto. Esta línea de investigación, junto con el posterior desarrollo de los programas está amparada por las condiciones particulares del siguiente pliego. Supuesto que la utilización industrial de los métodos recogidos en el presente proyecto ha sido decidida por parte de la empresa cliente o de otras, la obra a realizar se regulará por las siguientes:

Condiciones generales

1. La modalidad de contratación será el concurso. La adjudicación se hará, por tanto, a la proposición más favorable sin atender exclusivamente al valor económico, dependiendo de las mayores garantías ofrecidas. La empresa que somete el proyecto a concurso se reserva el derecho a declararlo desierto.
2. El montaje y mecanización completa de los equipos que intervengan será realizado totalmente por la empresa licitadora.
3. En la oferta, se hará constar el precio total por el que se compromete a realizar la obra y el tanto por ciento de baja que supone este precio en relación con un importe límite si este se hubiera fijado.
4. La obra se realizará bajo la dirección técnica de un Ingeniero Superior de Telecomunicación, auxiliado por el número de Ingenieros Técnicos y Programadores que se estime preciso para el desarrollo de la misma.

5. Aparte del Ingeniero Director, el contratista tendrá derecho a contratar al resto del personal, pudiendo ceder esta prerrogativa a favor del Ingeniero Director, quien no estará obligado a aceptarla.
6. El contratista tiene derecho a sacar copias a su costa de los planos, pliego de condiciones y presupuestos. El Ingeniero autor del proyecto autorizará con su firma las copias solicitadas por el contratista después de confrontarlas.
7. Se abonará al contratista la obra que realmente ejecute con sujeción al proyecto que sirvió de base para la contratación, a las modificaciones autorizadas por la superioridad o a las órdenes que con arreglo a sus facultades le hayan comunicado por escrito al Ingeniero Director de obras siempre que dicha obra se haya ajustado a los preceptos de los pliegos de condiciones, con arreglo a los cuales, se harán las modificaciones y la valoración de las diversas unidades sin que el importe total pueda exceder de los presupuestos aprobados. Por consiguiente, el número de unidades que se consignan en el proyecto o en el presupuesto, no podrá servirle de fundamento para entablar reclamaciones de ninguna clase, salvo en los casos de rescisión.
8. Tanto en las certificaciones de obras como en la liquidación final, se abonarán los trabajos realizados por el contratista a los precios de ejecución material que figuran en el presupuesto para cada unidad de la obra.
9. Si excepcionalmente se hubiera ejecutado algún trabajo que no se ajustase a las condiciones de la contrata pero que sin embargo es admisible a juicio del Ingeniero Director de obras, se dará conocimiento a la Dirección, proponiendo a la vez la rebaja de precios que el Ingeniero estime justa y si la Dirección resolviera aceptar la obra, quedará el contratista obligado a conformarse con la rebaja acordada.
10. Cuando se juzgue necesario emplear materiales o ejecutar obras que no figuren en el presupuesto de la contrata, se evaluará su importe a los precios asignados a otras obras o materiales análogos si los hubiere y cuando no, se discutirán entre el Ingeniero Director y el contratista, sometidos a la aprobación de la Dirección. Los nuevos precios convenidos por uno u otro procedimiento, se sujetarán siempre al establecido en el punto anterior.
11. Cuando el contratista, con autorización del Ingeniero Director de obras, emplee materiales de calidad más elevada o de mayores dimensiones de lo estipulado

en el proyecto, o sustituya una clase de fabricación por otra que tenga asignado mayor precio o ejecute con mayores dimensiones cualquier otra parte de las obras, o en general, introduzca en ellas cualquier modificación que sea beneficiosa a juicio del Ingeniero Director de obras, no tendrá derecho sin embargo, sino a lo que le correspondería si hubiera realizado la obra con estricta sujeción a lo proyectado y contratado.

12. Las cantidades calculadas para obras accesorias, aunque figuren por partidaalzada en el presupuesto final (general), no serán abonadas sino a los precios de la contrata, según las condiciones de la misma y los proyectos particulares que para ellas se formen, o en su defecto, por lo que resulte de su medición final.
13. El contratista queda obligado a abonar al Ingeniero autor del proyecto y director de obras así como a los Ingenieros Técnicos, el importe de sus respectivos honorarios facultativos por formación del proyecto, dirección técnica y administración en su caso, con arreglo a las tarifas y honorarios vigentes.
14. Concluida la ejecución de la obra, será reconocida por el Ingeniero Director que a tal efecto designe la empresa.
15. La garantía definitiva será del 4 % del presupuesto y la provisional del 2 %.
16. La forma de pago será por certificaciones mensuales de la obra ejecutada, de acuerdo con los precios del presupuesto, deducida la baja si la hubiera.
17. La fecha de comienzo de las obras será a partir de los 15 días naturales del replanteo oficial de las mismas y la definitiva, al año de haber ejecutado la provisional, procediéndose si no existe reclamación alguna, a la reclamación de la fianza.
18. Si el contratista al efectuar el replanteo, observase algún error en el proyecto, deberá comunicarlo en el plazo de quince días al Ingeniero Director de obras, pues transcurrido ese plazo será responsable de la exactitud del proyecto.
19. El contratista está obligado a designar una persona responsable que se entenderá con el Ingeniero Director de obras, o con el delegado que éste designe, para todo relacionado con ella. Al ser el Ingeniero Director de obras el que interpreta el proyecto, el contratista deberá consultarle cualquier duda que surja en su realización.
20. Durante la realización de la obra, se girarán visitas de inspección por personal facultativo de la empresa cliente, para hacer las comprobaciones que se crean

oportunas. Es obligación del contratista, la conservación de la obra ya ejecutada hasta la recepción de la misma, por lo que el deterioro parcial o total de ella, aunque sea por agentes atmosféricos u otras causas, deberá ser reparado o reconstruido por su cuenta.

21. El contratista, deberá realizar la obra en el plazo mencionado a partir de la fecha del contrato, incurriendo en multa, por retraso de la ejecución siempre que éste no sea debido a causas de fuerza mayor. A la terminación de la obra, se hará una recepción provisional previo reconocimiento y examen por la dirección técnica, el depositario de efectos, el interventor y el jefe de servicio o un representante, estampando su conformidad el contratista.
22. Hecha la recepción provisional, se certificará al contratista el resto de la obra, reservándose la administración el importe de los gastos de conservación de la misma hasta su recepción definitiva y la fianza durante el tiempo señalado como plazo de garantía. La recepción definitiva se hará en las mismas condiciones que la provisional, extendiéndose el acta correspondiente. El Director Técnico propondrá a la Junta Económica la devolución de la fianza al contratista de acuerdo con las condiciones económicas legales establecidas.
23. Las tarifas para la determinación de honorarios, reguladas por orden de la Presidencia del Gobierno el 19 de Octubre de 1961, se aplicarán sobre el denominado en la actualidad "Presupuesto de Ejecución de Contrata" y anteriormente llamado "Presupuesto de Ejecución Material" que hoy designa otro concepto.

Condiciones particulares

La empresa consultora, que ha desarrollado el presente proyecto, lo entregará a la empresa cliente bajo las condiciones generales ya formuladas, debiendo añadirse las siguientes condiciones particulares:

1. La propiedad intelectual de los procesos descritos y analizados en el presente trabajo, pertenece por entero a la empresa consultora representada por el Ingeniero Director del Proyecto.
2. La empresa consultora se reserva el derecho a la utilización total o parcial de los resultados de la investigación realizada para desarrollar el siguiente proyecto, bien para su publicación o bien para su uso en trabajos o proyectos posteriores, para la misma empresa cliente o para otra.

3. Cualquier tipo de reproducción aparte de las reseñadas en las condiciones generales, bien sea para uso particular de la empresa cliente, o para cualquier otra aplicación, contará con autorización expresa y por escrito del Ingeniero Director del Proyecto, que actuará en representación de la empresa consultora.
4. En la autorización se ha de hacer constar la aplicación a que se destinan sus reproducciones así como su cantidad.
5. En todas las reproducciones se indicará su procedencia, explicitando el nombre del proyecto, nombre del Ingeniero Director y de la empresa consultora.
6. Si el proyecto pasa la etapa de desarrollo, cualquier modificación que se realice sobre él, deberá ser notificada al Ingeniero Director del Proyecto y a criterio de éste, la empresa consultora decidirá aceptar o no la modificación propuesta.
7. Si la modificación se acepta, la empresa consultora se hará responsable al mismo nivel que el proyecto inicial del que resulta el añadirla.
8. Si la modificación no es aceptada, por el contrario, la empresa consultora declinará toda responsabilidad que se derive de la aplicación o influencia de la misma.
9. Si la empresa cliente decide desarrollar industrialmente uno o varios productos en los que resulte parcial o totalmente aplicable el estudio de este proyecto, deberá comunicarlo a la empresa consultora.
10. La empresa consultora no se responsabiliza de los efectos laterales que se puedan producir en el momento en que se utilice la herramienta objeto del presente proyecto para la realización de otras aplicaciones.
11. La empresa consultora tendrá prioridad respecto a otras en la elaboración de los proyectos auxiliares que fuese necesario desarrollar para dicha aplicación industrial, siempre que no haga explícita renuncia a este hecho. En este caso, deberá autorizar expresamente los proyectos presentados por otros.
12. El Ingeniero Director del presente proyecto, será el responsable de la dirección de la aplicación industrial siempre que la empresa consultora lo estime oportuno. En caso contrario, la persona designada deberá contar con la autorización del mismo, quien delegará en él las responsabilidades que ostenta.