

DESCRIPCIÓN Y APLICACIONES DE LA ANALÍTICA DE VIDEO

**SIXTO ANDRÉS FERNÁNDEZ CASAS
RAFAEL RICARDO NARVÁEZ REYES**

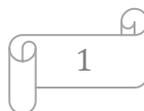
MONOGRAFÍA COMO REQUISITO PARA LA APROBACIÓN DEL MINOR

COMITÉ EVALUADOR

**DIRECTOR
ING. EDUARDO GÓMEZ VÁSQUEZ**

**UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE BOLÍVAR
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
CARTAGENA D.T. y C.**

2012



AGRADECIMIENTOS

Gracias a Dios y a nuestras familias por su apoyo, amor y atención a lo largo de nuestra vida.

Damos gracias a la Universidad Tecnológica de Bolívar, en especial a los programas de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, que nos brindaron un grupo de docentes que nos proporcionó todos los conocimientos y experiencias necesarias para nuestra formación como profesionales.

A nuestro director de monografía Eduardo Gómez, que siempre lo recordamos como persona de grandes iniciativas en desarrollos de la tecnología y por su apoyo continuo. A Gonzalo López quien siempre nos dio una mano y entregó sus conocimientos en telecomunicaciones nos inspiró a estar en esta línea de trabajo. María Candelaria Escobar, asesora de la facultad de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, por toda su colaboración, información y paciencia.

CONTENIDO

	Pág.
1. RESUMEN.....	6
2. INTRODUCCIÓN.....	8
3. COMO FUE DISEÑADA LA ANALÍTICA DE VIDEO.....	9
3.1. DETECCIÓN DE OBJETOS DE PRIMER PLANO.....	9
3.1.1. SISTEMA DE DETECCIÓN DE PRIMER PLANO CLÁSICO.....	11
3.1.2. Estimador para métrico.....	12
3.1.2.1 Running Gaussian average	12
3.1.2.2. Multiples Gaussians (Stauffer & Grimson).....	14
3.1.3. Estimador no para métrico.....	16
3.1.3.1. Histograma.....	16
3.1.3.2. Kernel Densiity Estimation (KDE).....	17
3.1.3.2.1. Aplicación de KDE para modelar el fondo.....	17
3.1.3.2.2. Decisión de fondo y primer plano.....	17
3.1.4. Parámetros del sistema.....	18
3.1.4.1. Actualización del modelo de fondo durante la detección.....	18
3.1.4.2. Corrección de sombras.....	18
3.1.4.3. Umbral de decisión entre el fondo y primer plano (thresholdo T_h).....	18
3.1.4.4. Umbral de decision (Threshold)	19
3.1.5. SISTEMA POST- PROCESADO: CORRECCIÓN DE SOMBRAS.....	20
3.1.5.1. Método de luminancia normalizada.....	21
3.1.5.2. Método hibrido.....	24

3.1.5.3.	Método de reflectancia.....	25
3.1.5.3.1.	Corrector de sombras.....	26
3.2.	SISTEMAS DE DETECCIÓN DE PRIMER PLANO CON	27
	REGULARIDAD ESPACIAL.....	
3.2.1.	Inclusión de información espacial en el modelo: KDE	
5D.....		28
3.2.1.1.	Funcionamiento.....	29
3.2.1.2.	Decisión entre fondo y primer plano.....	29
3.2.1.3.	Interpretación del sistema.....	29
3.2.2.	Estimación bayesiana mediante dos modelos.....	31
3.2.3.	Estimación bayesiana mediante varios modelos.....	32
3.2.3.1.	Sistema de seguimiento de los objetos.....	33
3.2.3.2.	Funcionamiento.....	34
3.2.3.3.	Implementación del algoritmo.....	34
4.	JUSTIFICACIÓN DE LA TECNOLOGÍA.....	35
4.1.	Características a definir.....	36
4.2.	Tipo de cámaras (Tecnología).....	39
5.	LA REALIDAD DE ANALÍTICA DE VIDEO.....	42
5.1.	El análisis de video en la actualidad.....	42
5.2.	El análisis integrado – la solución de video IP.....	46
6.	EMPRESAS LIDERES EN EL DESARROLLO Y	
	COMERCIALIZACIÓN DE LA ANALÍTICA DE VIDEO.....	48
7.	CONCLUSIÓN.....	50
8.	BIBLIOGRAFÍA.....	52
	ANEXOS.....	53

INDICE DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1. Función gaussiana con parámetros estadísticos.....	12
Figura 2. Secuencia de imagen original.....	15
Figura 3. Deteccion mediante multiple gaussiana.....	15
Figura 4. Ejemplo de histograma.....	16
Figura 5. Influencia del umbral de decisión en la máscara obtenida.....	19
Figura 6. Resultados obtenidos mediante KDE.....	20
Figura 7. Diagrama de bloques del corrector de sombras mediante luminancia normalizada.....	22
Figura 8. Diagrama de bloques método hibrido.....	24
Figura 9. Diagrama de bloques método de reflectancia.....	27
Figura 10. Diagrama de bloques del estimador bayesiano mediante varios modelos.....	32
Figura 11. Resolución en pixeles.....	37
Figura 12. Cámaras día noche.....	37
Figura 13. Tipos de lente.....	38
Figura 14: Cámara Hemisférica.....	39
Figura 15. Vista de cámara hemisférica.....	40
Figura 16. Domo Cámara XTS.....	40
Figura 17. Cámaras fijas XTS.....	41
Figura 18. Camaras mobotix M24.....	41
Figura 19. Análisis de vídeo en la actualidad.....	44

1. RESUMEN

La analítica de vídeo puede detectar el “movimiento sospechoso” de un individuo en un lugar determinado, la presencia de un paquete misterioso o el quiebre del orden de un proceso productivo.

Las ideas sobre el desarrollo que puede alcanzar la analítica son inimaginables tecnológicamente hablando y, hoy en día, los sectores donde estas aplicaciones han cobrado una importancia determinada son específicos y han contado con un desarrollo exitoso. No obstante, los alcances obtenidos por esta tecnología apuntan a temáticas no relacionadas con la seguridad propiamente dicho. Lectura de placas, conteo de personas, control de tránsito, han sido algunas de las aplicaciones donde el video analítico ha hecho gala de sus avances y ventajas con buenos resultados.

No obstante, se darán a conocer los alcances en el ámbito de la seguridad, puesto que a medida que la analítica va progresando, se irá haciendo más precisa en la identificación de situaciones que afectan a la seguridad; idea que reina en las empresas relacionadas a este mercado. Los alcances que puedan tener las nuevas aplicaciones son, para algunos, ilimitados. Otros, en cambio, son más escépticos sobre los logros que finalmente se puedan alcanzar cuando de seguridad se trata, sobre todo por lo sensible que es para la población estar bajo el lente de una cámara ‘inteligente’.

Pero ¿cómo funciona la analítica de video? ¿De qué depende en equipos y en infraestructura tecnológica? ¿Cuál es la exactitud que hay en estas aplicaciones? y ¿cómo estas pueden realmente relacionarse con la seguridad?, estas y otras preguntas se resolverán a lo largo de este documento.

2. INTRODUCCIÓN

Todas las personas entienden la necesidad de cuidar las cosas que más valoran ya sea su casa, su negocio, sus hijos o su propia vida, por tanto la seguridad se ha convertido en tema muy importante más aun en países donde los índices de delincuencia son muy altos, por tanto se quiere mostrar cómo se puede aumentar la seguridad cuando la vigilancia humana no es la más efectiva.

Para abarcar este tema hemos analizado el cómo fue diseñado matemáticamente, las razones de porque usarlo, y como usarlo.

La analítica de video permite automatizar la vigilancia y procesos comunes por medio del uso de cámaras y el software adecuado. Con esta solución la detección ya no depende de guardias mirando una pantalla, el sistema se encargara de enviar en forma automática alarmas a las personas adecuadas y en el momento requerido, de acuerdo a los criterios previamente definido por un estudio de seguridad y programados en el software. Esta solución es compatible con cualquier tipo de cámara análoga o IP, o combinaciones de ambas.

Las tareas más comunes son:

- Reconocimiento de rostros
- Reconocimiento de placas de vehículos
- Dirección y velocidad de movimiento
- Contar objetos en movimiento
- Detectar sustracción de objetos
- Detectar objetos abandonado

3. COMO FUE DISEÑADA LA ANALÍTICA DE VIDEO

3.1. Detección de objetos de primer plano

Se entiende por detección de primer plano o de foreground al conjunto de técnicas que tienen por objetivo detectar objetos en movimiento que aparecen en la secuencia de video sobre la que se trabaja.

Por la necesidad de trabajar en tiempo real las cámaras utilizadas en las aplicaciones mencionadas son fijas y con restricciones. En las cuales se utilizan algoritmos que se basan en las distribuciones estadísticas de color estimadas para cada píxel, siendo conocidas también como *modelado del píxel*, estas técnicas serán agrupadas y explicadas en el tema de *Sistemas de detección de primer plano clásicos*.

Se desarrollara otras técnicas que incorporan información espacial del píxel con el fin de desplegar un algoritmo más robusto. Ésta se explica en el tema de *Sistemas de detección de primer plano con regularidad espacial*, donde mostraremos algunos cambios mejorados con respecto al sistema clásico.

Todas ellas adquieren un modelo estadístico del fondo, puede ser de cada pixel o toda la imagen completa, utilizando una variable aleatoria independiente. Para esto tienen en cuenta unas premisas de diseño con el fin de aumentar la robustez del sistema de detección de objetos de primer plano:

- **Modelo de fondo actualizable:** este modelo para detectar los objetos debe desarrollarse junto con la secuencia, con el fin de adaptarse a los cambios observados en ella, estos cambios pueden ser de

iluminación o la detención de objetos de primer plano en el fondo. En esta situación el objeto de primer plano pasaría a ser un objeto inmóvil de fondo

- **Reducir falsas detecciones de primer plano / maximizar las detecciones correctas:** La distribución estadística del fondo tiene como objetivo calcular la probabilidad de que una nueva muestra pertenezca a este modelo, es muy importante elegir correctamente un paso de decisión que permita escoger entre primer plano y fondo. Pero también hay otras técnicas que consiguen el mismo objetivo, como son incluir información espacial en los modelos de fondo.
- **Eliminar sombras o brillos de las detecciones de primer plano:** teniendo en cuenta que los modelos están basados en el color es fácil detectar erróneamente sombras de objetos o brillos, para esto se pueden aplicar otros algoritmos para disminuir la aparición de estas falsas detecciones.

Para ejecutar el modelado del fondo en el conjunto de sistemas de detección clásicos, se tienen en cuenta los píxeles como variables aleatorias independientes. Es decir, dada una secuencia de video cuyo fotograma tiene un tamaño de $M \times P$ píxeles, se considera que la secuencia está formada por $M \times P$ variables aleatorias independientes. En cambio, en el caso de los sistemas de detección con regularidad espacial se considera cada imagen como una única variable aleatoria, modelando el fondo a partir de las N imágenes del periodo de aprendizaje.

Habiendo expuesto cada una de las premisas de diseño, todo sistema de detección de objetos de primer plano está basado en:

1. Crear el modelo de fondo: se utiliza con el fin de poder estimar correctamente la distribución estadística del fondo a partir de los valores observados.
2. A partir del modelo generado, se procede a detectar objetos de primer plano en la secuencia de trabajo según la metodología propia del sistema utilizado.
3. por último todos los píxeles que hayan sido asignados al fondo se incluirán en el correspondiente modelo de fondo (se actualizará con el nuevo valor).

3.1.1 Sistema de detección de primer plano clásico

Existen dos familias de estimadores: los estimadores paramétricos y los no paramétricos.

Los paramétricos solo se usan en caso de que la función de densidad de probabilidad a estimar se asemeje con alguna de las distribuciones conocidas (distribución Gaussiana, de Poisson,...), es decir, todo estimador paramétrico sólo es válido para una cierta distribución estadística. Y los no paramétricos son validos independientemente de la forma que tome la función de densidad de probabilidad (también conocida como *pdf* del inglés *probability density function*).¹

[1] J. Gallego, "Detección y Seguimiento de Objetos de Primer Plano", PFC ETSETB Noviembre 2007.

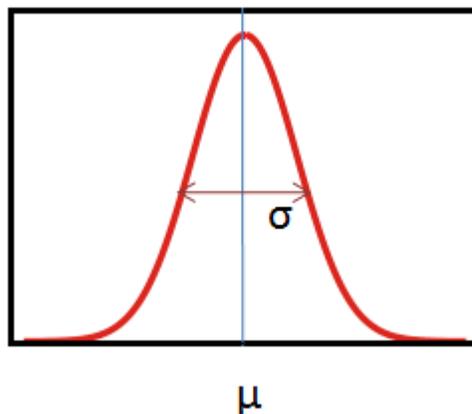
3.1.2. Estimadores paramétricos: estos se clasifican en:

3.1.2.1 Running Gaussian average

Esta técnica es una de las primeras que surgió para detectar objetos de primer plano en una secuencia de vídeo. La cual plantea modelar el fondo de cada píxel a través de una función de densidad de probabilidad. Encontramos la función Gaussiana, la cual queda determinada mediante sus dos parámetros: media μ y varianza σ^2 .

La cual se representa en la siguiente figura:

Figura 1: función gaussiana con parámetros estadísticos



Matéu G. (2009). Análisis y detección de objetos de primer plano en secuencias de video

Para apreciar la función de densidad de probabilidad del modelo a partir de las muestras obtenidas basta con calcular los parámetros característicos de la curva a partir de éstas.

Se trabaja con los canales de color (R,G,B) los cuales son utilizados para obtener los más de 16 millones de colores que se representarían en un píxel

(los cuales salen de todas las combinaciones que existen con los 256 posibles valores que puede tomar cada uno de los canales R,G,B).

Consideraron que los canales de color estadísticamente son independientes. lo que indica que la pdf del pixel en cuestión se puede obtener como el producto de las pdf's marginales que se pueden estimar a partir de la estimación de cada uno de los mencionados canales por separado, es decir, $f(z)=fR(R) \cdot fG(G) \cdot fB(B)$, donde $z=(R,G,B)$.

De esta manera, a partir de los N valores observados en cada uno de los tres canales de color se puede calcular una media μ y una varianza σ^2 que sea capaz de representarlos a todos ellos.

Por último sólo queda explicar el método usado para realizar la actualización de los parámetros de la Gaussiana una vez obtenido el modelo de fondo. Esta actualización es realizada a lo largo de toda la secuencia con el fin de aplicar la estimación a la propia evolución de la secuencia, mediante las siguientes ecuaciones².

$$\mu_t = \rho x_t + (1 - \rho) \mu_{t-1}$$

$$\sigma_t^2 = \rho (x_t - \mu_t)^2 + (1 - \rho) \sigma_{t-1}^2$$

[2] Matéu G. (2009). Análisis y detección de secuencias de objetos de primer plano en video

- donde X_t es el valor del píxel en la imagen actual
- μ_t y σ_t son la media y la desviación estándar que caracterizan la función de densidad de probabilidad del píxel.
- ρ es el parámetro de absorción, el cual determina la velocidad con la que se actualiza el modelo en cada imagen (valor usual de $\rho=0.01$). En este sentido, resaltar la importancia de actualizar el modelo sólo en el caso de que se haya decidido que el píxel pertenece al fondo.

3.1.2.2 *Múltiples Gaussianas (Stauffer & Grimson)*

Este método proviene de la evolución del método anterior puesto que utiliza hasta K Gaussianas por canal de color. Para estimar la pdf del modelo de cada píxel. Surge con el fin de mejorar la detección de objetos en secuencias en las que aparecen variaciones periódicas en el fondo (movimiento de objetos del fondo con el viento como árboles, banderas).

Plantearon este método para detectar objetos de primer plano, mediante la suma ponderada de funciones Gaussianas por canal y píxel:

$$\hat{f}(z) = \sum_{i=1}^k \omega_i \cdot G(z, \mu_i, \Sigma_i)$$

- donde K es el número máximo de Gaussianas utilizadas para realizar la estimación del modelo.
- $G(\cdot)$ representa cada una de las Gaussianas utilizadas.

- w_i son las ponderaciones que tienen cada una de las curvas.
- μ_i y Σ_i son los parámetros estadísticos de cada una estas Gaussianas.
 - z es el valor del píxel en cuestión (magnitud vectorial perteneciente a \mathbb{R}^3).

Al ellos utilizar el sistema de detección de primer plano con el método gaussiana se colocara a continuación un ejemplo de cómo funciona.

En esta secuencia de imágenes se puede observar la poca cantidad de falsas detecciones.

Figura 2: Secuencia de imagen original.



Matéu G. (2009). Análisis y detección de objetos de primer plano en secuencias de video

Figura 3: Deteccion mediante multiple gaussiana.



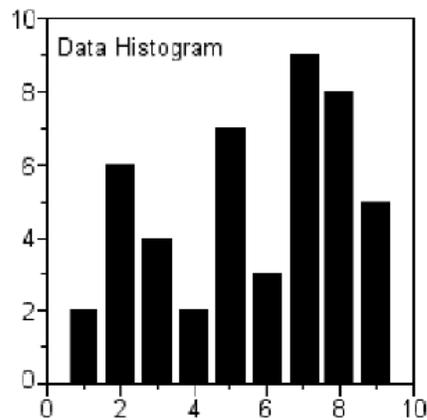
Matéu G. (2009). Análisis y detección de objetos de primer plano en secuencias de video

3.1.3. Estimadores no paramétricos: estos se clasifican en:

3.1.3.1. Histograma

Este estimador no paramétrico indica la frecuencia en la cual se basa en contar el número de veces con la que aparecen cada uno de los valores, para esto se requiere de una concatenación o serie de contadores independientes, se trata uno por cada valor.

Figura 4: Ejemplo de histograma.



Matéu G. (2009). Análisis y detección de objetos de primer plano en secuencias de video

En la figura anterior vemos un ejemplo de histograma, en el cual se puede ver , que existen tres problemas asociados a este estimador.

- A) es necesario decidir el número de niveles a representar.
- B) El resultado es una estimación discretizada o escalonada de la función de probabilidad, cosa que no tiene sentido en una función de densidad de probabilidad continua.
- C) De inicio no cumplen una de las condiciones de las funciones de densidad de probabilidad (área =1).

3.1.3.2. Kernel Density Estimation (KDE)

Este método se basa en el uso de funciones kernel de donde proviene su nombre, la cual hace referencia a toda función integrable real definida, no negativa que cumple: área unitaria y simétrica³

3.1.3.2.1 Aplicación de KDE para modelar el fondo

Para implementar un sistema de detección de primer plano. Se recomienda utilizar este estimador no paramétrico, el cual es recomendado por que es adaptable a cualquier fondo, además adecuado para cualquier aplicación de visión artificial³.

3.1.3.2.2. Decisión de fondo y primer plano

Para realizar la detección de primer plano, se tienen por cada uno de los píxeles una estimación de la pdf del modelo de fondo, es posible calcular la probabilidad de que un nuevo valor pertenezca a este modelo evaluando dicha estimación; el valor del nuevo resultado, es un número el cual es una probabilidad. Más no una expresión de la pdf se representa mediante el siguiente criterio:

Si $p(z) < th(\text{umbral}) =$ se decide primer plano

Si $p(z) > th(\text{umbral}) =$ se decide fondo

[3] A. Mittal and N. Paragios, "Motion-Based Background Subtraction using Adaptive Kernel Density Estimation", Real-Time Vision Modeling Siemens Corporate Research Princeton, NJ 08540.

Donde th es un umbral, un parámetro de entrada del sistema (el mismo para todos los píxeles) que habrá sido ajustado previamente mediante testeo.

3.1.4. Parámetros del sistema

3.1.4.1. Actualización del modelo de fondo durante la detección

Nos explica la importancia de trabajar con algoritmos ya que son capaces de actualizar el modelo, y adaptarse a ciertos cambios de fondo como puede ser la absorción de objetos de primer plano por el fondo por su inmovilidad, y los cambios de iluminación.

3.1.4.2. Corrección de sombras

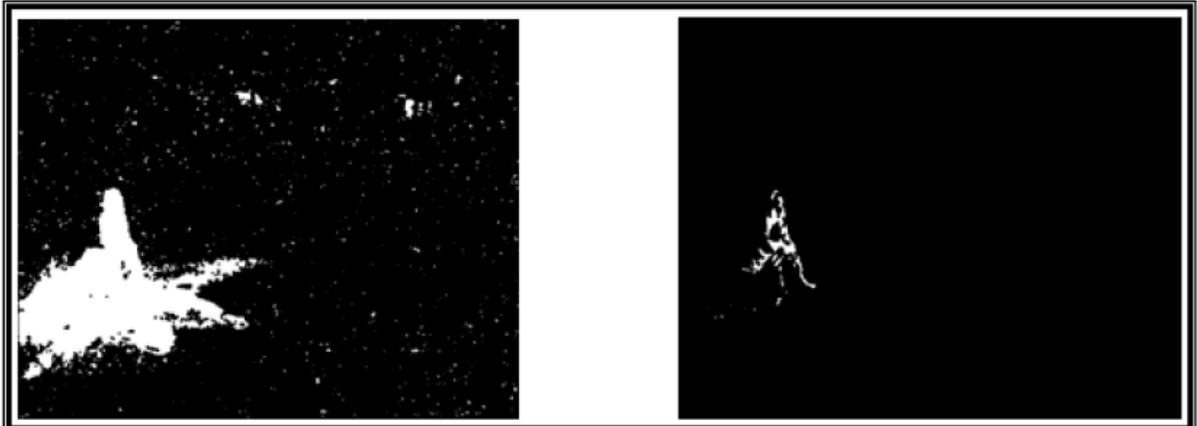
Estas detecciones pueden ser perjudiciales ya que la sombra de un objeto puede ser considerada como un objeto propiamente. Debido a la no correspondencia con el modelo acumulado del fondo. Además pueden distorsionar las características del propio objeto a seguir. Por tal motivo se debe comprobar si la detención se corresponde con objetos o con sombras.

3.1.4.3. Umbral de decisión entre fondo y primer plano (Thresholdo Th)

Este parámetro les permite trabajar con ambos, con un umbral de decisión de fondo y primer plano más bajo o más alto, dependiendo de la frecuencia con la que se trabaje. Lo cual indica que si trabajan con un umbral pequeño no solo hace que los objetos sean detectados correctamente, si no que aparezca una gran cantidad de falsas detenciones.

Mientras que un umbral suficientemente elevado impide la aparición de falsas detenciones, pero también se presenta distorsión en la detección del primer plano, ya que no asigna algunos píxeles. Lo cual les da como resultado figuras partidas, agujeradas o poco claras.

Figura 5: Influencia del umbral de decisión en la máscara obtenida.



Matéu G. (2009). Análisis y detección de objetos de primer plano en secuencias de video

En esta figura se puede observar la importancia de elegir un correcto umbral de decisión. A la izquierda, un umbral excesivamente alto permite la asignación de muchos píxeles a primer plano indebidamente (falsas detecciones), mientras que a la derecha se puede observar el resultado de elegir un umbral excesivamente bajo.

3.1.4.4. Umbral de decisión (threshold)

Para ajustar correctamente el umbral de decisión, se utilizan umbrales bajos, pero teniendo en cuenta la expresión utilizada para calcular la probabilidad, el resultado puede ser comprensible ya que el sumatorio de factores de cada uno de ellos el producto de 3 Gaussianas, cada una de ellas de 511 posibles valores, 511 son todos los posibles valores de restar dos luminancias ⁴

En la siguiente figura observamos los efectos explicados anteriormente, de elegir uno excesivamente superior o inferior al mismo

[4] Matéu G. (2009). "Análisis y detección de objetos de primer plano en secuencias de video" Pág. 26

Figura 6: Resultados obtenidos mediante KDE.



Matéu G. (2009). Análisis y detección de objetos de primer plano en secuencias de video

3.1.5. Sistema Post- Procesado: Corrección de Sombras

Como ya se explico anteriormente este sistema corre riesgo de detectar sombras como parte de objetos, debido a la no correspondencia, con el fondo.

Teniendo en cuenta que las sombras tienen característica de modelo de fondo, pero con tonos más oscuros, utilizaron técnicas para eliminar parcial o totalmente las falsas detenciones generadas por este fenómeno.

Mientras que algunos de estos métodos son algoritmos aplicados a la salida del sistema detector para corregir la máscara obtenida, otros se basan en realizar una transformación a la entrada del mismo detector para reducir la aparición de sombras en la detección. Se centraron en tres tipos de algoritmos los cuales son:

- Método de luminancia normalizada.
- Método híbrido.
- Método reflectancia

3.1.5.1. Método de luminancia normalizada

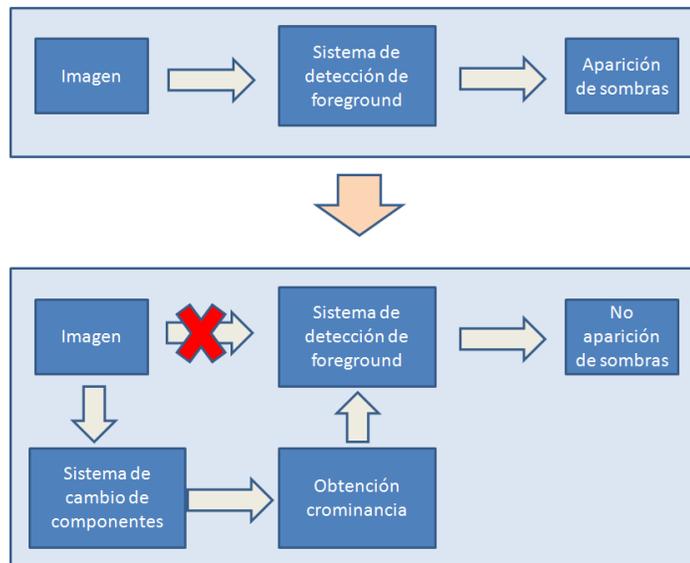
Para explicar este método analizaron y tuvieron en cuenta que todo color se descompone en 3 componentes de un espacio vectorial (normalmente R,G,B), y que cada uno de ellos puede tener 256 valores, lo que equivale a unos 16 millones de colores. Cabe resaltar que RGB no es la única manera de representar 16 millones de colores, cada uno de estos colores se puede descomponer en crominancia y luminancia.

Crominancia: es la componente que aporta toda la información de color, es decir, lo que permite al receptor discernir entre un color amarillo y uno rojo, el cual se expresa mediante un vector de 3 componentes.

Luminancia: es la parte que aporta toda la información de luminosidad, lo que se suele denominar brillo, y se representa mediante un escalar con el fin de diferenciar entre un amarillo claro y uno oscuro.

Con base a estas deducciones proceden a descomponer cada uno de los colores con los que se trabaja en luminancia y crominancia, y utilizarlas para entrar al sistema con la finalidad de identificar las sombras de los objetos, para los pixeles que tienen la misma crominancia y distinta luminancia que el fondo.

Figura 7: Diagrama de bloques del corrector de Sombras mediante luminancia normalizada.



Matéu G. (2009). Análisis y detección de objetos de primer plano en secuencias de video

Para esta descomposición de colores utilizaron distintos métodos, pero tienen algo en común y es que ambas intentan calcular la luminancia, como la cantidad de blanco contenido en el color, mientras que intentan eliminar *la componente de blanco* de cada una de las componentes de color en el caso de la crominancia.

Dadas las 3 variables de color (R,G,B), se define las respectivas componentes de crominancia en:

$$\left. \begin{aligned} r &= \frac{R}{R+G+B} \\ g &= \frac{G}{R+G+B} \\ b &= \frac{B}{R+G+B} \end{aligned} \right\}$$

Por lo que se puede observar que $r + g + b = 1$

cuando trabajan con estas componentes el sistema puede detectar objetos sin sombras debido a que es insensible a los cambios de brillo de la secuencia de entrada. Y como no tienen en cuenta la luminancia de colores no habrá diferencia entre objeto y sombras. Pero el no tener luminancia genera problema ya que se consigue perder información y se pueden confundir dos colores distintos como el mismo. Esto se genera al tener la misma crominancia pero distinta luminancia es decir hace que se detecten las sombras pero empeora la detención de objetos.

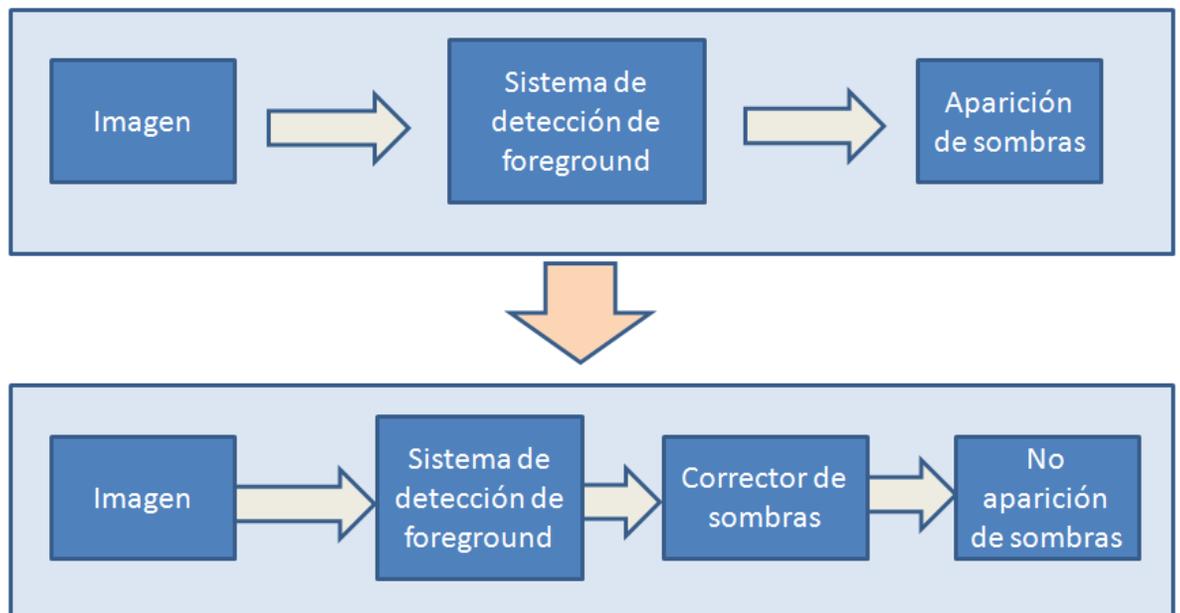
Un ejemplo del problema mencionado puede ser intentar detectar una persona que viste una camiseta blanca en un fondo gris. El resultado será la no detección de la misma debido a que los dos colores, blanco y gris, comparten la misma crominancia. Por tal motivo se debe tener en cuenta la luminancia para no confundir colores.

3.1.5.2. Método híbrido

Este método consiste en corregir la detención de primer plano obtenida mediante cualquier algoritmo. Lo que quiere decir que no se hace ninguna transformación de componentes para ser menos sensible a la aparición de sombras, y luego estas se utilizan como entrada al sistema. Sino que valida si la detección realizada con el anterior método es correcta o susceptible de corrección.

Es decir, el bloque corrector de sombras se sitúa a la salida de cualquier bloque detector de objetos de primer plano, aquí se determina si la detección obtenida en el primer bloque corresponde efectivamente con el objeto o con su sombra el cual se explica en el siguiente diagrama.

Figura 8: Diagrama de bloques método híbrido.



Matéu G. (2009). Análisis y detección de objetos de primer plano en secuencias de video

Este bloque consta de dos partes una de comprobación y una de corrección, la comprobación consiste en calcular la distorsión de color y brillo de cada píxel detectado como primer plano y determinar si se encuentra dentro de un cierto margen para determinar si es sombra u objeto.

De esta manera define un conjunto de umbrales para validar la clasificación de píxel de primer plano, y obtener primer plano, brillo o sombra.

Esto indica que si utilizan este método genera anulaciones en la detección de primer plano.

Dada la situación en que los objetos a detectar tengan colores similares a las regiones identificadas como fondo sombreado. Es aquí donde entra la parte, de corrección. Denominada *mascara original*, la cual es obtenida a partir del sistema detector primer plano sin realizar ninguna corrección de sombras. , con el fin de mantener la detección del objeto de la máscara original y corregir una parte de las sombras que aparecen corregidas en la máscara dilatada.

3.1.5.3. Método de reflectancia

Teniendo en cuenta que la imagen de un objeto proyecta luz sobre él. Encontraron otra descomposición de una imagen basada en esta idea. Para ello debemos recordar el concepto de luminancia y reflectancia.

Luminancia: Se define como el flujo de luz que incide en la superficie del objeto.

Reflectancia: Se define como la proporción de flujo de luz reflejada.

Lo que indica que la luminancia dependerá únicamente de la luz ambiente, mientras que la reflectancia dependerá de las características del objeto, como lo es el color y la textura.

Para encontrar la luminancia dada una imagen basta con aplicar un filtrado paso bajo, pero no es posible encontrar reflectancia mediante ningún filtrado ya que contiene altas y bajas componentes frecuenciales.

Esta consideración procede de la idea de que, en la mayoría de aplicaciones, se observa que la luminancia tiene un suave degradado a lo largo del espacio por la propia naturaleza de la luz, mientras que la luz reflejada en los objetos no.

3.1.5.3.1. Corrector de sombras

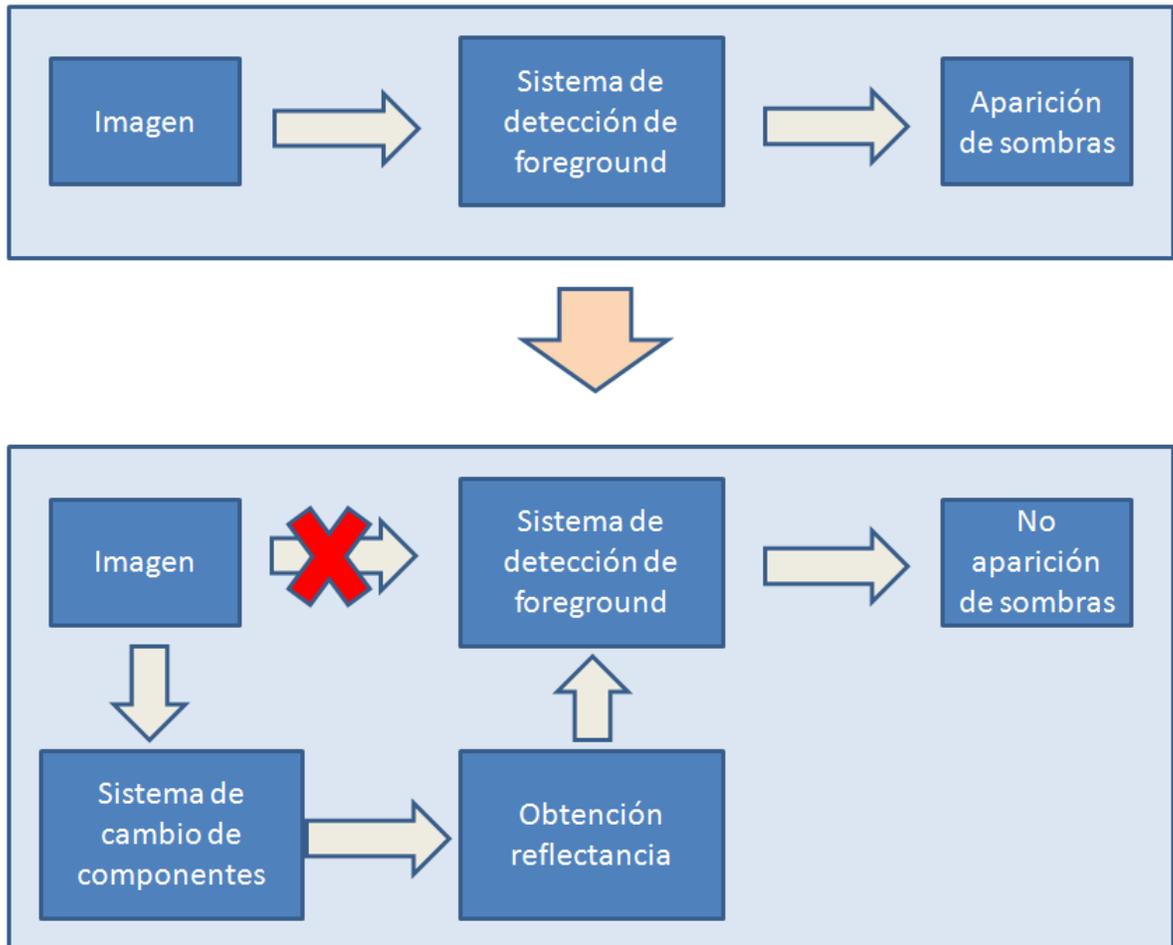
Cuando analizan las proposiciones anteriores , y considerando la iluminación incidente blanca, plantean modelar la intensidad de luz captada por la cámara.

El propósito de esta es separar la reflectancia del resto de la imagen y trabajar sólo con ella ya que es la única componente que aporta información de los objetos.

Es decir indica que una sombra no es más que el mismo fondo de la secuencia pero con una luz incidente de menor intensidad, o lo que es lo mismo, menor luminancia. Para realizar dicha separación aplicaron un filtro de paso-bajo y paso-alto respectivamente,

Cabe destacar que a la salida de este filtro paso-bajo no tiene la reflectancia sino la luminancia, por lo que la obtuvieron como la diferencia entre la imagen original y la luminancia resultante.

Figura 9: diagrama de bloques método de reflectancia.



Matéu G. (2009). Análisis y detección de objetos de primer plano en secuencias de video

3.2. Sistemas de Detección de Primer Plano con Regularidad Espacial

Esta metodología surge como consecuencia de optimizar la velocidad de procesado en aplicaciones que tienen como premisa fundamental la ejecución en tiempo real. Aún así, esta técnica es poco intuitiva (tiene poca relación con la realidad), debido a que la percepción humana está basada en identificar los objetos no por el color de cada uno de los píxeles que lo representan, sino por el color del objeto en global, la posición que ocupa, y el tamaño.

Crearon técnicas con el fin de aumentar la eficiencia de la detención de objetos, algunas de estas técnicas consisten en aprovechar la información contenida en el entorno de cada píxel, obteniendo un modelo más complejo. Es decir, que los objetos a detectar tienden a permanecer en la misma vecindad espacial y a conservar el color coherente. Para hacerlo tomaron un vector de características de 5 dimensiones, acumulando información de color y de posición de cada uno de los píxeles.

A continuación se darán a conocer algunos métodos

- Inclusión de información espacial en el modelo: KDE 5D
- Estimación Bayesiana mediante varios modelos (Seguimiento de objetos)

3.2.1 Inclusión de información espacial en el modelo: KDE 5D

Este pensamiento surgió por la necesidad de implementar una técnica de detección de primer plano que hiciera una clasificación en función del entorno del píxel. Surgió la idea de adaptar el algoritmo KDE

Donde los componentes (RGB) se denominan componentes de color o rango mientras que (x y) se denominan componentes de *espacio* o *dominio*. A pesar de la diferencia entre ambos elementos.

(Componente de color y de dominio) trabajan con ambos elementos de la misma forma, es decir, tratarán las componentes de dominio de la misma forma que las de color, De este modo, se obtendrán un único modelo que será capaz de estimar la pdf del fondo de toda la imagen, puesto que se tendrá en cuenta la posición mediante las componentes (x, y).

3.2.1.1 Funcionamiento

El funcionamiento del sistema KDE 5D se basa en tres fases: aprendizaje, decisión y actualización. Como todo sistema de primer plano Durante el periodo de aprendizaje, es posible que obtengan un único modelo del fondo de la secuencia a partir de la acumulación de imágenes. Lo cual ahorrara espacio en memoria por que la componente x y quedará implícito según la posición donde se guarden los valores de color.

Una vez acumulados los N fotogramas, procederán a obtener el modelo de fondo mediante el estimador KDE, tratando cada una de las componentes de forma independiente.

Teniendo en cuenta que la secuencia de video con la que trabajaron no tiene por qué tener el mismo número de filas, de columnas que de imágenes de aprendizaje, el número de funciones kernel a utilizar para estimar la pdf del fondo puede variar en función de la componente. De la misma forma cómo sucedía en KDE 3D, la función kernel utilizada es la Gaussiana.

3.2.1.2. Decisión entre fondo y primer plano

Una vez modelado el fondo de la secuencia, se procederá a la detección de objetos de primer plano. Para ello, es necesario calcular la probabilidad que el píxel pertenezca al fondo teniéndose en cuenta también los valores de todo el entorno.

3.2.1.3. Interpretación de sistema

Este sistema se puede interpretar como un *promediador de valores vecinos*. Se comprobó Como consecuencia de que las componentes de dominio son independientes de la imagen seleccionada.

Se puede sacar factor común al producto de las Gaussianas asociadas, a las componentes de dominio.

De este modo, es posible dar un mayor peso a la probabilidad asociada al propio píxel que al resto, disminuyendo el peso proporcionalmente a la distancia que los separa debido a que se rigen por el producto de Gaussianas de dominio, es decir, por la función.

Por otro lado, al razonar en el resultado obtenido es lógico pensar que, a pesar de que tienen en cuenta el entorno del píxel, el peso asociado al mismo sea mayor que el de cualquier otro píxel, teniendo a su vez mayor importancia los píxeles más cercanos que los lejanos.

Por tanto, se tienen en cuenta un número de vecinos del entorno para clasificar cada píxel. De esta forma, si mediante KDE 3D un píxel es asignado a fondo indebidamente y el resto de los vecinos han sido asignados a primer plano correctamente, este sistema es capaz de corregir la no detección del píxel en cuestión, sin necesidad de aplicar ninguna técnica de post-procesado, principal objetivo de este tipo de algoritmos.

La aparición de gran cantidad de pequeñas falsas detecciones puede deberse a la acción de algún agente externo sobre el fondo de la secuencia, como puede ser el viento sobre árboles, banderas, corriente de agua o incluso sobre la propia cámara (provocando el mismo efecto). Por tanto, un modelado del fondo.

Finalmente, teniendo presente que cada una de las Gaussianas son función kernel el uso de estas componentes de dominio no modifica el área de la pdf del modelo. Esto se debe a que la suma de todos los valores del kernel resulta uno, por lo que el resultado total será una probabilidad del orden de magnitud de las de KDE 3D.

Por tanto, se suma de forma ponderada las distintas probabilidades obtenidas mediante KDE 3D con el fin de asegurar una cierta regularidad espacial en el entorno del píxel.

3.2.2. Estimación Bayesiana mediante dos modelos

Hay otra metodología distinta la cual consiste en generar dos modelos para toda la imagen, uno para modelar el fondo y otro para el primer plano, y clasificar a partir de éstos cada uno de los píxeles al modelo adecuado.

Resaltando que en este algoritmo las muestras son de la forma $z = (r,g,b,x,y)$, en dicha implementación se modela el fondo de la secuencia mediante una variante KDE con información espacial, a partir de las muestras acumuladas durante el aprendizaje.

En cambio, se usa una variante para el modelo de los objetos de primer plano, puesto que consiste en la suma de dos distribuciones estadísticas.

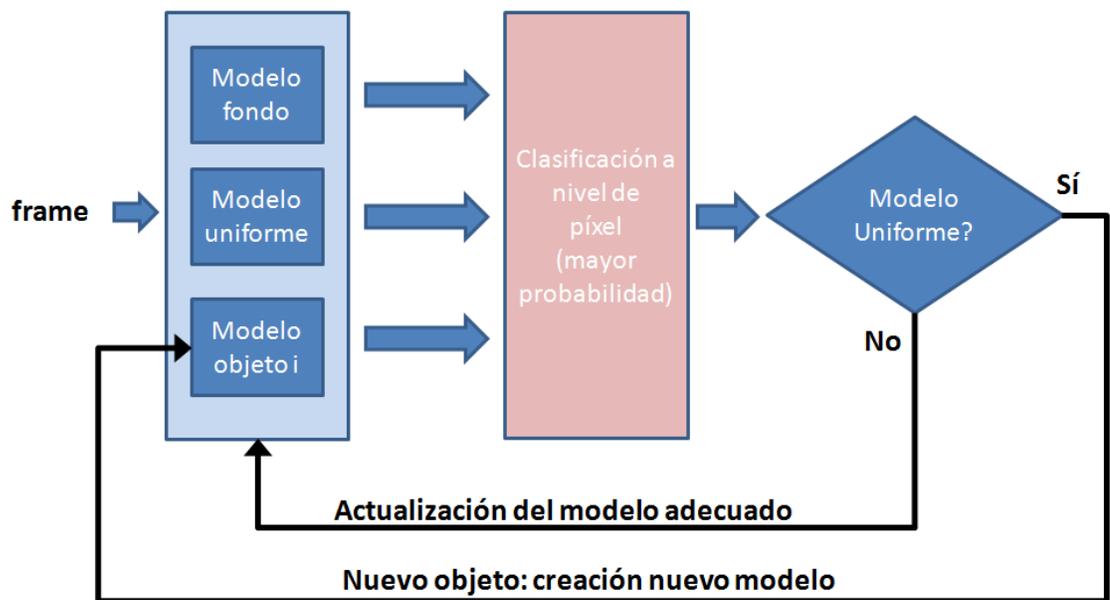
Esta combinación tiene por objetivo detectar y aprender de los objetos de primer plano. Mientras la distribución uniforme pretende tener en cuenta todo valor de (R,G,B) para todo píxel, con el fin de (detectar objetos nuevos), la distribución KDE tiene como objetivo aprender de él y adaptar la pdf estimada para poder ser detectado más fácilmente en posteriores imágenes.

Es decir, suponiendo que en un instante aparece un objeto en la secuencia, éste será asignado al modelo de primer plano, debido a la no coincidencia con el fondo observado y a que el modelo de primer plano tiene en cuenta todos los posibles valores de color por píxel. De este modo, una vez asignado al modelo, éste se actualizará acumulando el valor observado en el píxel. De dicho modelo, por lo que la probabilidad del mismo para una similar distribución de color en sus proximidades aumentará.

3.2.3. Estimación Bayesiana mediante varios modelos (Seguimiento)

Habiendo explicado el método *Estimación Bayesiana mediante dos modelos*, tuvieron la idea de hacer una implementación que, además de mantener cierta regularidad espacial entorno a cada píxel, aportara una importante funcionalidad con respecto al resto. Se trata de hacer detección de objetos y seguimiento de los mismos a la vez. Su funcionamiento es parecido al anterior, puesto que se basa en la combinación de una distribución uniforme para detectar nuevos objetos y en KDE para realizar seguimientos, para realizarlo se debe hay que aumentar el número de modelos utilizados al número de objetos a seguir, modificando así el sistema antecesor.

Figura 10: Diagrama de bloques del estimador bayesiano mediante varios modelos



Matéu G. (2009). Análisis y detección de objetos de primer plano en secuencias de video

3.2.3.1. Sistema de seguimiento de los objetos

Para poder entender de una mejor manera. Con respecto a los sistemas de seguimiento de objetos, se dará a conocer las características más importantes de estos. Los sistemas de detección de primer plano, se basan en el reconocimiento de los objetos a posteriori, es decir, a partir de la máscara obtenida por el sistema detector.

Las características conocidas pueden ser el color y tamaño del objeto, la posición dentro del fotograma para determinar su ubicación.

Después de haber encontrado la relación, se le asigna una etiqueta, la cual no es más que un identificador que tiene como objetivo agrupar los píxeles que pertenecen a un mismo objeto, pudiéndose realizar un seguimiento del objeto imagen a imagen.

Es importante destacar que uno de los puntos críticos de cualquier método de seguimiento es la colisión de objetos, lo cual nos indica, que dos objetos distintos coincidan en una misma ubicación de la escena, puesto que una vez se separen pueden detectarse problemas fácilmente como pueden ser perder a uno de los objetos, cruzar etiquetas.

La diferencia de este método con respecto a los métodos genéricos de seguimiento es que no es necesario conocer las características de más alto nivel para realizar el seguimiento de objetos, puesto que está basado en un análisis estadístico. Esto puede propiciar su uso como sistema de seguimiento o como condicionador, es decir, no utilizarlo como un método de seguimiento si no dar una información a priori al sistema de seguimiento para poder afinar mejor el resultado obtenido, utilizándose únicamente como detector de primer plano con cierta información adicional.

3.2.3.2. Funcionamiento

A pesar de que tiene otras funcionalidades, no hay que perder de vista que éste es un sistema detector de objetos de primer plano la cual está formada por una fase de aprendizaje, otra de clasificación y una última de actualización.

El aprendizaje, produciéndose al inicio de la secuencia, tiene como objetivo crear un modelo del fondo, que consiste en acumular las primeras N imágenes, el modelo de fondo se obtiene a partir del estimador KDE 3D el cual se puede modificar y utilizar el modelo 5D.

Luego se empezará la clasificación utilizando dos modelos: el modelo de fondo y el de detección de objetos, el cual está modelado mediante una pdf uniforme

El objetivo de este modelo es detectar objetos nuevos y crear un modelo nuevo.

Por tanto, a partir de ese instante, cada píxel debería de clasificarse entre cada uno de los tres modelos obtenidos.

Finalmente, se procedería a actualizar cada uno de los modelos agregando las muestras entre las acumuladas, con el fin de tenerse en cuenta en posteriores imágenes.

3.2.3.3. Implementación del algoritmo

Teóricamente, el sistema debe comprobar para cada píxel si pertenece o no a cada modelo posible calculando la probabilidad asociada a éste, sólo se calcula la probabilidad de que un píxel pertenezca a un cierto modelo en caso de estar en la cercanía de la zona de la imagen donde se encuentra

ubicado el objeto, con el fin de aumentar la eficiencia del método. En caso contrario, dicha probabilidad será cero, debido al uso de las componentes de dominio.

Los cual nos indica que los objetos reales tienden a permanecer en la misma región localmente en el tiempo, por lo que no tiene sentido calcular la probabilidad de que un píxel pertenezca a un objeto que se encuentra lejos del mismo. Es muy improbable que haya avanzado tanta distancia en una única imagen.

4. JUSTIFICACIÓN DE LA TECNOLOGÍA

Existen 2 tendencias:

Análogas: Utilizan cable coaxial o transmisión análoga a través de par trenzado (utp), presentan problemas de calidad a mayor longitud del cable, almacenamiento de información en DVR.

IP: Utilizan cable UTP, PoE (power over ethernet) para la alimentación, utiliza las ventajas de las redes IP, mejor calidad, utiliza formatos de video compatibles con archivos de datos que permiten su almacenamiento en dispositivos convencionales (servidores y sistemas NAS)

Debido a las tendencias de la tecnología opinan que lo mejor y más aconsejable es utilizar un esquema centralizado de almacenamiento en las oficinas principales y cámaras en los centros que guardan la información en los servidores, por lo tanto el mejor esquema es utilizar cámaras IP, de igual forma la visualización se hace en cualquier PC que tenga los privilegios para hacerlo.

Existen varios fabricantes de cámaras IP que listamos a continuación

Bosch, Mobotix, Pelco, Axis, XTS.

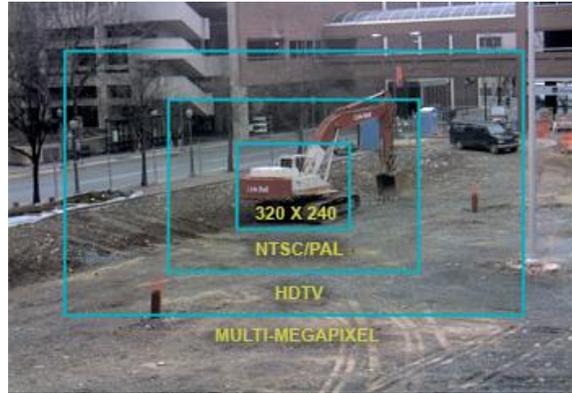


4.1 Características a definir :

Resolución: Pixel (2048 x 1536 , 1280 x 960 , 1024 x 768 , 800 x 600 , 768 x 576 , a mayor Resolución mayor costo, pero con mayor resolución logramos ver más detalle para el caso de hacer un análisis de un video o una imagen. Es algo similar a lo que sucede con las cámaras convencionales de fotografía, que a mayor megapíxeles mayor detalle y definición logramos en la imagen.

Por lo tanto **sugieren al menos 3 megapíxeles** en la resolución de la cámara.

Figura 11: Resolución en pixeles



Día / Noche: Cámaras con características solo día (color) o noche (blanco y negro) el costo es menor que las que manejan día/noche simultáneamente. Depende de las condiciones de luz del sitio que se desee monitorear.

Figura 12: Cámaras día noche



http://www.mobotix.com/eng_US/Products/Cameras/DualNight-M12?tab=29593#tab

- **Compresión:** mjpeg, mpeg2/4, h264. A mayor compresión menos espacio en disco, menos requerimientos de ancho de banda, las mas sugeridas son de compresión mpeg2/4 o h264.

- **Visualización:** FPS (Frames por segundo) a mayor FPS mejor visualización, a mayor FPS mayor espacio en disco y mayor ancho de banda, por lo tanto lo recomiendan manejar 25 frames por segundo pero ajustables, es decir poder controlar el numero de frames de visualización y grabación.
- **Fijas / Domos PTZ:** las PTZ (pam, zoom, tilt) manejan servomotores que permiten movimiento, en las fijas se utiliza PTZ virtual. PTZ implica mayor costo, por lo tanto son más usadas las **cámaras fijas**, por el costo.
- **Lente:** En caso de ser cámaras fijas, la escogencia del lente depende de la localización de la cámara en el entorno.



http://www.mobotix.com/eng_US/Products/Cameras/DualNight-M12?tab=26113#tab

Figura 13: Tipos de lente

- **Almacenamiento:** Se debe justificar el costos / beneficio pero basado en la necesidad entonces se sugieren almacenar en servidores que posean los aspectos siguiente según el diseño:

Capacidad

Sistema operativo (Windows)

Confiabilidad (raid 5/6, fuentes y sistemas operativos redundantes)

Escalabilidad

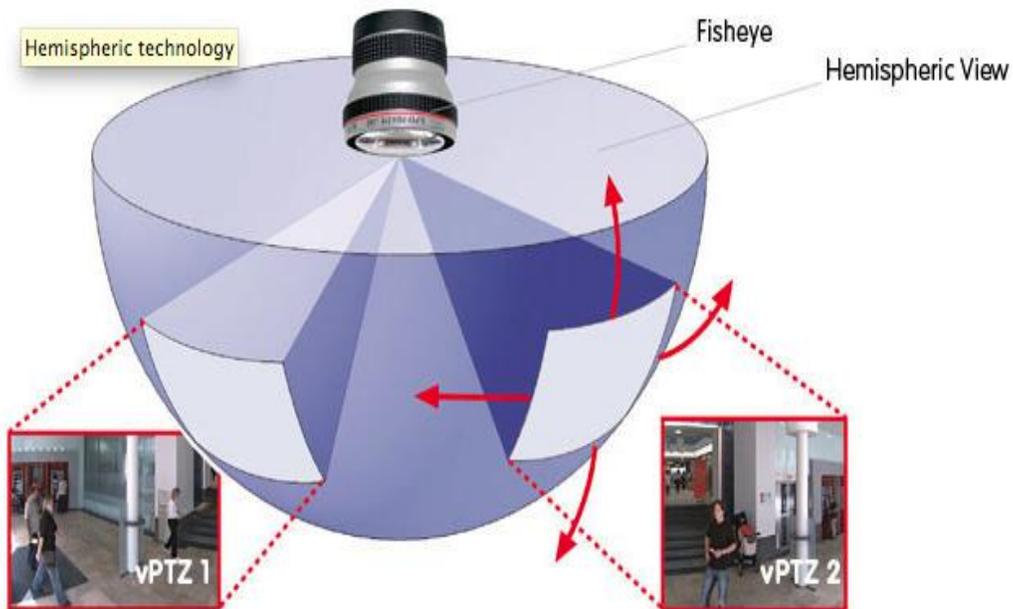
Performance

4.1. Tipo de cámaras (tecnologías)

Hemisférica

Analizaron una nueva tecnología en la óptica de las cámaras y es la hemisférica.

Figura 14: Cámara Hemisférica



http://www.mobotix.com/esl_ES/file/1960594/mx_ML_Q24_es_091016.pdf

Por medio de un lente Tipo ojo de pez, se permite abarcar más área y por lo tanto se debe utilizar menos cámaras en el ambiente que se desea monitorear.

Figura 15: vista de cámara hemisférica



http://www.mobotix.com/esl_ES/file/1960594/mx_ML_Q24_es_091016.pdf

Cámaras PTZ (IP y Análogas)

Figura 16: Domo Cámara XTS



<http://www.xtscorp.com/uploads/big/sd10xdn.jpg>

Cámaras fijas

XTS

Figura 17: Cámaras fijas XTS



<http://www.xtscorp.com/products.php?id=21>

MOBOTIX

Figura 18: Camaras mobotix M24



http://www.mobotix.com/var/storage/images/media/images/products/startseiten/m24-kameramodelle/2129269-1-ger/M24-Kameramodelle_formatVGA.jpg

1. Visita al sitio (SITE SURVEY)

Se debe realizar el siguiente trabajo:

- Definir localización de cámaras
- Tipos de transmisión (cableado)
- Alimentación
- Lente
- Indoor/outdoor
- Condiciones de Luz

5. LA REALIDAD DE ANALÍTICA DE VIDEO

“Movimientos sospechosos” de personas que caminan por la calle, detectar terroristas que se desplazan por una ladera situada a más de 1.500 metros, reconocer a un delincuente entre una multitud de rostros. Éstos son algunos de los errores más generalizados al referirse a los métodos actuales de análisis de vídeo.

Se debe ser realista respecto a los resultados que se pueden obtener. El problema fundamental es que las personas hacen este tipo de tareas sin percatarnos. Leen matrículas y reconocen rostros de forma totalmente subconsciente. Adquirir estas habilidades probablemente lleva años de aprendizaje durante la niñez, pero lo cierto es que ahora se da por hecho.

Sin embargo, los computadores no cuentan siquiera con un mínimo de inteligencia visual. Hay algunas funciones de análisis de vídeo que los PC pueden realizar correctamente, pero a menudo sólo es posible limitando mucho la aplicación. Las matizaciones son fundamentales y es absolutamente imprescindible marcar las expectativas del usuario.

5.1. El análisis de vídeo en la actualidad

La identificación de matrículas lleva haciéndose desde hace mucho tiempo y su eficacia está demostrada, pero no es 100% precisa. Asimismo, llevar a cabo un reconocimiento de rostros fiable es de notoria dificultad. El engaño mediante disfraces es verdaderamente sencillo, y se necesita un buen primer plano del sujeto para trabajar con un mínimo de precisión.

No obstante, hoy en día existen algunas funciones de análisis básicas que pueden llevarse a cabo con bastante precisión. La detección de movimiento es la forma más simple y básica de análisis. Hay diversos fabricantes que la ofrecen, pero hay muy pocos sistemas que consigan un índice de falsas alarmas lo suficientemente bajo como para que sea útil. Un sistema que genera más de 20 falsas alarmas por noche se convierte en ineficaz, ya que rápidamente se empezarán a ignorar las alarmas o se desconectará la función de detección de movimiento, con el fin de evitar que el operario se ahogue en un mar de alarmas.

De la detección básica de movimiento surgió la detección de congestionamientos. Cuando la densidad de personas o vehículos alcanza un nivel determinado, salta una alarma. La función de movimientos contracorriente detecta objetos que se mueven en dirección “contraria a la corriente” y es útil en ciertas aplicaciones como, por ejemplo, los controles de seguridad de los aeropuertos. La función de cables trampa virtuales también es una mejora de la detección de movimiento, ya que hace saltar una alarma cuando alguien o algo cruza una línea que se ha trazado en la imagen.

Esto resulta muy útil en aplicaciones tales como áreas amplias con zonas prohibidas, por ejemplo, fábricas. De este modo, se permite que la gente ande tranquilamente por las zonas de libre acceso pero las alarmas sonarán si alguna persona sale de dichas zonas.

Figura 19. Análisis de vídeo en la actualidad

Detección de objetos abandonados



En directo: Esta característica se usa para provocar alarmas cuando se ha abandonado un objeto en un lugar concurrido (por ejemplo una maleta en un aeropuerto o una estación de tren) y es un componente principal de la gestión a tiempo de las situaciones peligrosas. Esta función también se puede utilizar para detectar vehículos aparcados ilegalmente o durante demasiado tiempo en algún lugar.

Grabado: También se puede usar para buscar sucesos en las grabaciones tales como infracciones de aparcamiento o autopistas bloqueadas.

Detección de congestionamientos



En directo: La detección de congestionamientos se utiliza para advertir al usuario si se produce un congestionamiento mayor de lo normal en una zona específica, como los andenes de una estación de tren, espacios públicos, entradas y salidas de una autopista, colas en los puntos de venta, etc. Esto ayuda a tomar la acción oportuna y prevenir el empeoramiento de una situación no deseada.

Grabado: También puede usarse para ofrecer estadísticas para la dotación de personal y con fines de marketing. Por ejemplo, puede detectar cuándo está más concurrido un centro comercial o cuándo se han empezado a formar colas en un supermercado.

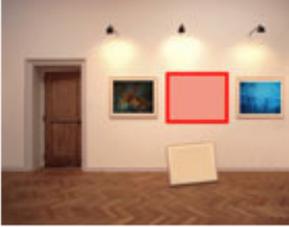
Detección de movimientos contracorriente



En directo: La función de movimientos contracorriente sirve para advertir al usuario de que una persona o un vehículo se están moviendo en una dirección no autorizada, por ejemplo una persona que va en dirección contraria a la permitida en la zona de aduana o inmigración de un aeropuerto, o un vehículo que circula en dirección contraria por la calzada o en una carretera de sentido único.

Grabado: El análisis de movimientos contracorriente puede ayudar a mejorar el control de multitudes en zonas públicas como el metro o las estaciones de tren.

Tomado de la página: <http://www.indigo vision.com/video-analytics>

<p>Detección de movimiento</p> 	<p>En directo: La detección de movimiento se puede usar para advertir al usuario de personas que entran en un lugar sin autorización y de situaciones potencialmente peligrosas, por ejemplo si un empleado entra en una zona peligrosa sin ropa de protección.</p> <p>Grabado: El usuario puede definir zonas de interés específicas en un lugar y buscar automáticamente entre las grabaciones para identificar y ver cualquier movimiento significativo que haya ocurrido durante la grabación. Esto es verdaderamente útil cuando se buscan sucesos en pasillos, escaleras, puentes, etc. en momentos tranquilos. Además esto se puede limitar usando parámetros tales como el tamaño del objeto y la sensibilidad.</p>
<p>Detección según la forma/seguimiento de objetos</p> 	<p>En directo: La función de detección según la forma/seguimiento de objetos se puede usar en una gran variedad de aplicaciones. Puede advertir a un operario de circuito cerrado de TV si un vehículo o un barco de gran tamaño se dirigen hacia un puente de baja altura. También puede usarse para diferenciar entre un animal o un intruso que se acerca a una valla divisoria.</p> <p>Grabado: Cuando se trata de imágenes de vídeo grabadas, esta función se puede usar para analizar los tipos de vehículos que transitan una carretera y a qué hora del día lo hacen.</p>
<p>Detección de robos</p> 	<p>En directo: Se puede usar el modo de museo para detectar robos tales como la retirada de un cuadro de la pared de una galería de arte. En este modo se puede configurar la sensibilidad y se pueden pasar por alto los objetos en movimiento que se encuentran en primer plano.</p> <p>Grabado: También se puede usar al ver imágenes grabadas de un depósito o un almacén, por ejemplo. Así se puede identificar rápidamente cuándo se movió o se extrajo de la escena un artículo en concreto.</p>
<p>Cables trampa virtuales</p> 	<p>En directo: Con esta función un operario puede saber cuándo se cruza un cable trampa virtual situado a lo largo de una vía del tren, el arcén de una autopista, el perímetro de un edificio o un vehículo aparcado temporalmente, por ejemplo. Como el sistema puede distinguir la dirección, es posible hacer que la alarma salte sólo cuando la dirección de aproximación sea la indicada.</p> <p>Grabado: Los cables trampa virtuales también pueden colocarse a la entrada de un edificio o un aparcamiento para controlar cuántas personas o vehículos entran.</p>

Tomado de la página: <http://www.indigovision.com/video-analytics>

La posición de la cámara, la elección de la lente y la iluminación son absolutamente fundamentales para todas estas aplicaciones de análisis. El simple hecho de cambiar la posición de la cámara puede mejorar los resultados del análisis en gran medida.

Por ejemplo, en la detección de movimientos contracorriente, el algoritmo es mucho más sencillo si la cámara se coloca apuntando hacia abajo con el fin de enfocar la zona como si se tratara de un plano. Si la cámara ve desde una vista en perspectiva, en la que las personas se tapan unas a otras, el proceso de seguimiento de personas se vuelve mucho más complicado y, una vez más, las expectativas pueden llegar a ser poco realistas.

5.2 El análisis integrado – la solución de vídeo IP

Los sistemas de gestión de vídeo basados en IP ofrecen la plataforma ideal para poder integrar completamente en el sistema un análisis adecuado, lo que convertiría dicho análisis en una parte fundamental e integral de su funcionamiento. Las soluciones de vídeo IP más destacadas son capaces de utilizar un análisis que se puede ejecutar en dos modos fundamentales: en directo (para detectar sucesos según ocurren) y tras el procesamiento (para probar diversos escenarios en las imágenes grabadas).

Como es evidente, el lugar ideal para colocar el análisis en directo es la cámara, ya que ésta es la única solución verdaderamente capaz de crecer y además no consume ancho de banda. El procesamiento central a tiempo real acabará por perder fuerza, respecto del procesamiento dedicado en cada cámara. Por ejemplo, una cámara que cuenta con su propio análisis integral puede controlar la actividad de la imagen y transmitir sólo sucesos específicos, por ejemplo, una persona que avanza en dirección contraria en el control de seguridad de un aeropuerto. Esto reduce el tráfico de vídeo innecesario de la red, reduciendo así las necesidades de ancho de banda, lo cual no es posible hacer con un sistema analógico tradicional.

El lugar ideal para colocar el análisis tras el procesamiento es, por supuesto, un servidor central, con el fin de poder comprobar el vídeo grabado en diversas ocasiones según diferentes parámetros.

Una de las mayores pérdidas de tiempo de los operarios solía ser el avanzado y el rebobinado de la cinta de los aparatos de vídeo. Esto mejoró con los DVR pero la mayoría siguen siendo básicamente un avanzado o rebobinado digital. El análisis ofrece la posibilidad de seguir transformando esta tarea esencial, ya que se puede buscar sucesos posibles en grandes cantidades de grabaciones y el operario sólo tiene que validarlos. Así los ordenadores hacen aquello que saben hacer bien, identificar posibles sucesos, y las personas hacen su parte, verificar dichos sucesos.⁵

[5]<http://www.indigovision.com/documents/public/articles/Analytics%20Article%20Spanish%20-%20Final.pdf>

6. EMPRESAS LIDERES EN EL DESARROLLO Y COMERCIALIZACIÓN DE LA ANALÍTICA DE VIDEO



<http://www.aimetis.com/Default.aspx>

Aimetis Symphony™ es un software premiado de vigilancia por video inteligente que ofrece una única plataforma de video IP abierta e innovadora para administración de video, analítica de video, integración del sistema y administración de alarmas.



<http://www.mirasys.com/en/frontpage>

MIRASYS LTD. Es uno de los principales proveedores de software de gestión de plataforma abierta de video (VMS) para aplicaciones

Con sede en Helsinki, Finlandia, Mirasys tiene oficinas de ventas y distribuidores en todos los continentes.

Con una cadena continua de innovaciones en la industria desde 1997, Mirasys es probablemente la empresa más innovadora en el mercado de cámaras de vigilancia.



The Open Platform Company

<http://www.milestonesys.com>

Milestone Systems es el proveedor líder mundial de software IP de plataforma abierta de gestión de vídeo (VMS)



<http://www.indigovision.com/>

IndigoVision, fabricante líder y proveedor de sistemas integrales de seguridad mediante video por IP

7. CONCLUSIONES

La relación entre analítica y seguridad será cuestión de tiempo para que se incorpore de manera estándar debido a sus grandes ventajas, las tendencias apuntan a que sus utilidades serán ayudar a los operadores en sus tareas de vigilancia, permitiéndoles centrar la atención en los momentos correctos como también añadir valor al vídeo, la analítica ha ingresado al mercado de la seguridad como muchos otros fenómenos del sector, tales como fueron las cámaras IP o las alarmas en su tiempo. La tecnología en la industria de la seguridad sufre cambios extraordinarios cada cierto tiempo. Nadie concibe grabar en una cinta en vez de un disco duro, hoy nadie concibe un sistema que no esté conectado a internet y el mundo está girando hacia este panorama, donde los fabricantes de software comienzan a desarrollar aplicaciones que entreguen un valor a las cámaras. Estamos en el inicio de esta era y hoy existen alrededor de 10 herramientas de analíticas enfocadas al análisis de proceso, control de cajas, conteo, líneas de traspaso, etc.

Existe la falsa idea de que la analítica determina qué incidentes son una verdadera amenaza para la seguridad, además no puede decirnos si estos accidentes son o no significativos. En esta línea, únicamente puede alertar a un operador sobre un evento, y será él quien tome la decisión sobre el riesgo que involucra dicho evento. Estas falsas alarmas son el punto negro de estas aplicaciones en materia de seguridad, ya que cuando se acumulan pueden destruir la confianza en el sistema.

Analíticas hay muchas, pero su complejidad está dada por los distintos parámetros a considerar y es ahí donde se van generando falsas alarmas y al final el sistema se termina ensuciando. Por tanto, el tema es saber cuáles

serán las áreas en la que se involucre, a qué nivel y cuáles serán los resultados.

Realizando una comparativa de métodos de ambas clases, se llega a la conclusión de que el aporte de información espacial al modelado de fondo aporta robustez a la detección. Prueba de ello es que para detectar mediante métodos clásicos objetos con la misma nitidez que con los métodos con regularidad espacial, es necesario el uso de sistemas de post procesado que permitan eliminar la gran cantidad de falsas detecciones aparecidas. Además, si se añade esa información a un modelo de primer plano, es posible aumentar considerablemente la relación obtenida entre detecciones correctas y falsas detecciones, pudiéndose llegar a realizar el seguimiento de los objetos de una forma correcta en futuras implementaciones. Finalmente, se ha presentado también la posibilidad de utilizar un método de corrección de sombras a la salida o en paralelo al método de detección de primer plano con el fin de disminuir la aparición de falsas detecciones asociadas a éstas. En este sentido, se ha valorado que el método más eficiente es el método híbrido, el cual es capaz de corregir una gran cantidad de falsas detecciones asociadas a las sombras (no totalmente) sin eliminar parte de la correcta detección obtenida mediante el detector.

Los sistemas de gestión de vídeo basados en IP ofrecen la plataforma ideal para poder integrar completamente en el sistema unas analíticas excelentes y éstas serían una parte fundamental e integral de su funcionamiento

8. BIBLIOGRAFIA

1. C.Wren, A. Azarbayejani, T. Darrell, and A.P. Pentland, "Pfinder: real-time tracking of the human body" *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intell.* vol. 19, n° 7, pp 780-785, 1997
2. D. Koller, J. weber, T. Huang, J. Malik, G. Ogasakawa, B. Rao, and S. Russell, "Towards Robust Automatic Traffic Scene Analisis in Real-time", Proc. ICPR'94, pp. 126-131, Nov. 1994.
3. C.Stauffer and W.E.L. Grimson, "Adaptive fondo mixture models for real-time tracking", *Proc. IEEE CVPR 1999*, pp. 246-252, June 1999.
4. A. Elgammal, R. Duraiswami, D. Harwood and L. S. Davis, "Background and Foreground Modelling Using Nonparametric Kernel Density Estimation for Visual Surveillance", vol. 90, n° 7 pp 1151-1163, 2002.
5. M.Pardàs, J.L. Landabaso, L. Xu "Shadow Removal with Blob-Based Morphological reconstruction for error correction", *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2005. Proceedings. (ICASSP '05)*. Volume: 2, On page(s): 729- 732.
- 6.T. Horpraset, D. Harwood and L. Davis, "A statistical approach for real-time robust background subtraction and shadow detection", ICCV'99 FRAME-RATE Workshop
7. J. Lou, H. Yang, W. Hu and T. Tan, "An Illuminant Invariant Change Detection Algorithm", ACCV2002: The 5th Asian Conference on Computer Vision, 23-25 January 2002.

8. H. Z. Sun, T. Feng and T. N. Tan, "Robust extraction of moving objects from video sequences", Proc. Of the Fourth Asian Conference on Computer Vision, vol n° 2, Jan 2000, pp. 961-963.

9. A. Mittal and N. Paragios, "Motion-Based Background Subtraction using Adaptive Kernel Density Estimation", Real-Time Vision Modeling Siemens Corporate Research Princeton, NJ 08540.

10. Y. Sheikh and M. Shah, "Bayesian Modeling of Dynamic Scenes for Object Detection", IEECS Log Number TPAMI – 0375 – 0704.

11. R. Pless, J. Larsson, S. Siebers and B. Westover, "Evaluation of Local Models of Dynamic Background", Department of Computer Science and Engineering Washington University (St. Louis).

12. M. Piccardi, "Background subtraction techniques: a review" , In Proc. of IEEE SMC 2004 International Conference on Systems, Man and Cybernetics, volume 4, pages 3099–3104, The Hague, The Netherlands, Oct 2004.

13. J. Gallego, "Detección y Seguimiento de Objetos de Primer Plano", PFC ETSETB Noviembre 2007.

14. <http://www.indigovision.com/documents/public/articles/Analytics%20Article%20Spanish%20-%20Final.pdf>

ANEXOS

REFERENCIAS DE VIDEO

Video conferencia de varias marcas

<https://www.youtube.com/watch?v=gMLLcqmPhqQ>

Pequeños objetos, personas caminado y vehículos en movimiento por

Aimetis

<https://www.youtube.com/watch?v=vTmD16l1IQg&feature=endscreen&NR=1>

Velocidad de vehículos y conteo de carros y motos

<https://www.youtube.com/watch?v=doPEey86CyQ&feature=related>

<https://www.youtube.com/watch?v=8ABnPAAsVDul&feature=related>

Reconocimiento facial

<https://www.youtube.com/watch?v=fKZhN38dkTk&feature=related>

Reconocimiento biométrico por iris

https://www.youtube.com/watch?NR=1&feature=endscreen&v=_blbZsBRks

Protección de perímetro

<https://www.youtube.com/watch?feature=endscreen&NR=1&v=LVEwYK8hrw4>

Intrusos

https://www.youtube.com/watch?v=kUM85E_8S4w&feature=related

Reconocimiento de matricula

<https://www.youtube.com/watch?v=JeT3-Rw3lwc&feature=related>

<https://www.youtube.com/watch?v=w2yOs5EP-zQ&feature=related>

REFERENCIAS DE EMPRESAS DESARROLLADORAS DE SOFTWARE DE ANALÍTICA DE VIDEO

1. **Mirasys**

Avinguda Diagonal 462 , 1º
08008 Barcelona
Spain
Tel. +34 93 125 87 26
Fax +34 93 485 64 60
Sales: E-mail: comercial@mirasys.es

2. **Aimetis**

Oficina central de Aimetis
500 Weber Street North
Waterloo, Ontario, Canadá
N2L 4E9
Teléfono: +1 (519) 746-8888
Fax: +1 (519) 746-6444

3. **IndigoVision**

Latin America
Rua Mario Whateley, 62
05083 - 140 - Sao Paulo - SP
Brasil
T: + 55 11 3641 3281
Representante en Colombia
Oficina Principal
Calle 122 # 52 -61
PBX (571) 637 3766 Fax (571) 214 3900
Bogota, Colombia

REFERENCIAS DE CÁMARAS

1. Axis

OFICINA CENTRAL
Suecia, Lund
Axis Communications AB
Emdalavägen 14
SE-223 69 Lund
Tel: +46 46 272 18 00
Fax: +46 46 13 61 30

2. Xts

OFFICE HEADQUARTERS
8880 NW 18th Terrace, Doral FL 33172
Ph: 305.863.7779 Fax: 305.863.7478
Toll Free: 1.855.797.8XTS
usa@xtscorp.com
caribbean@xtscorp.com
mercosur@xtscorp.com
centroamerica@xtscorp.com

3. Bosch

America
Post address
Bosch Security Systems
130 Perinton Parkway
Fairport, New York, 14450
USA
by telephone
+1 585 223 4060

4. Mobotix

MOBOTIX AG - Sede Principal en Alemania
Kaiserstrasse
D-67722 Langmeil
Tlfo: +49 6302 9816-0
Fax: +49 6302 9816-190
info-intl@mobotix.com
www.mobotix.com