

ANÁLISIS COMPARATIVO DE TRES MÉTODOS DE SUSTRACCIÓN DE OBJETOS DE VIDEO

Ariel Benjamín de la Rosa Zapata

Instituto Tecnológico de San Luis Potosí
abrz5959@hotmail.com

Ramón Díaz de León Zapata

Instituto Tecnológico de San Luis Potosí
ramondz@hotmail.com

Ángela Rebeca Garcés Rodríguez

Instituto Tecnológico de San Luis Potosí
angelaregr@gmail.com

Lorena Cervantes Almendarez

Colegio Nacional de Educación Profesional Técnica
lorecer_@hotmail.com

Resumen

Se analizarán tres formas de sustraer objetos de un video, método de diferencias, modelo de sombra y modelo de detección Wronskiano, en estos modelos se pueden encontrar deficiencias para poder captar los objetos con calidad de algún objeto característico y de interés; como es el encendido o apagado de la luz, el balanceo de los árboles generando falsos movimientos, pareciera que en el objeto fueran las hojas del árbol o todo lo que se encuentra en constante movimiento, la oscilación de las cortinas, con estos métodos lo que se busca es obtener personas u objetos que se encuentren en movimiento.

Palabras Clave: Falsos Positivos, Falsos Negativos, Modelo de Diferencias, Modelo de Sombras, Modelo Wronskiano, Sustracción.

1. Introducción

La seguridad en nuestros días es de vital importancia. Esto ha hecho que varias ciudades del país instalen redes de cámaras. Sin embargo, las cámaras son monitoreadas por personal de vigilancia que debe ser especialmente entrenado para esta actividad. Un estudio reveló que las personas pierden la atención después de 20 minutos de observar a un monitor [1]. Las técnicas de análisis de imágenes y visión computacional pueden ayudar a automatizar este proceso eliminando así la fuente de error humano.

El diagrama de bloques (figura 1), muestra la evolución de los sistemas de vigilancia inteligente, con ventajas y problemas [2].

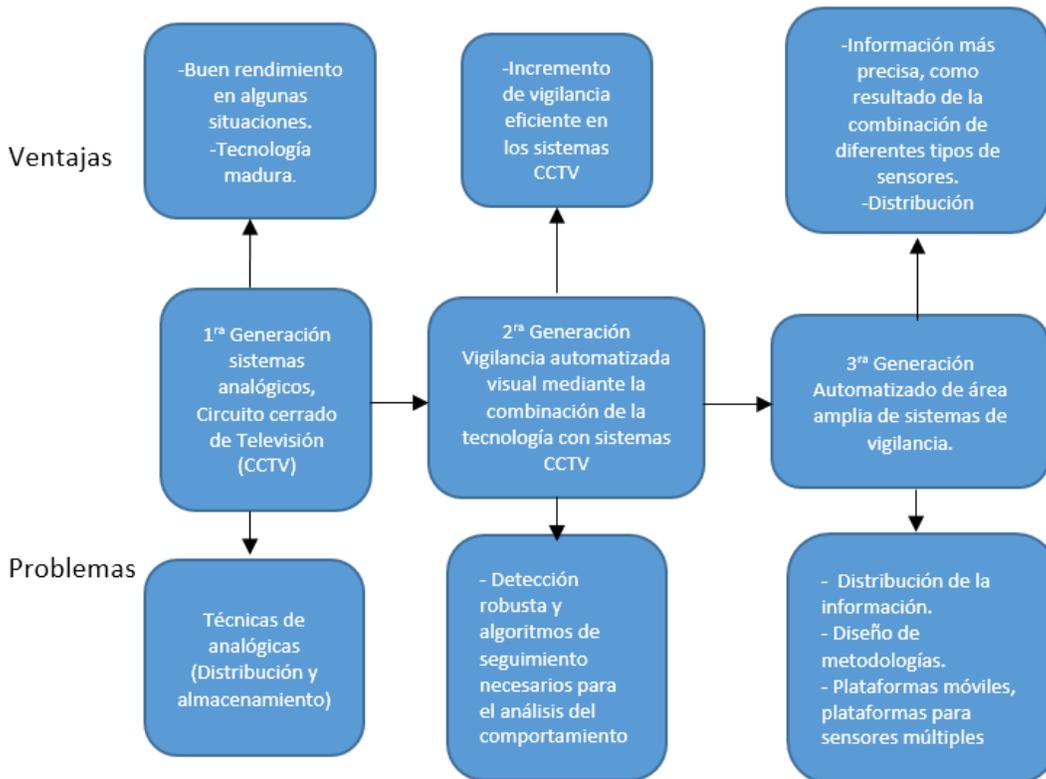


Figura 1 Evolución de los sistemas de vigilancia inteligente.

Por ello debemos proponer sistemas que nos ayuden a evitar este tipo de complicaciones; hay que examinar la forma de encontrar el objeto de interés con características específicas, esto nos lleva a los sistemas de vigilancia llamados de

3ª generación (figura 1), automatizan el proceso por medio de técnicas de visión computacional. La automatización requiere detectar los objetos en movimiento, los cuales deberán ser identificados. Una vez detectados e identificados son sujetos a rastreo mediante filtros predictivos.

Para la detección de objetos: hay dos enfoques diferencia temporal y sustracción de fondo, el primero consiste en la sustracción de dos imágenes consecutivas seguidas de un umbral. La segunda técnica se basa en la sustracción de fondo o un modelo de referencia y la imagen actual seguido por un proceso de etiquetado.

Lo que se busca es implementar estrategias para la detección de objetos, los cuales deben ser densos y de poco procesamiento permitiendo su implementación en tiempo real.

Las cámaras capaces de hacer operaciones y tomar decisiones, son llamadas cámaras inteligentes.

2. Método

Para poder comparar los métodos se usará el *foreground* ideal que se muestra en la figura 2. La imagen muestra los inconvenientes que se presentan en la sustracción de objetos en siete distintas secuencias como es el movimiento de un objeto, la luz solar o eléctrica sube o baja gradualmente, el encendido o apagado de una lámpara, el balanceo de un árbol, el camuflaje de una persona, no limpia el *background* cuando entra otra persona al video y finalmente no detecta cuando una persona se encuentra en el video sin estarse moviendo. Las secuencias de comparación para cada uno de los métodos a analizar, se consideran como ideales y se desea que los métodos iguallen el *foreground* ideal.

El *Foreground* Ideal: Es la imagen que se desea. Los falsos positivos (FP) son pixeles con valor de uno, que se encuentran en el *foreground*, pero que no lo son. Los falsos negativos (FN) son pixeles con valor de cero, que se encuentran en el *foreground*, pero no lo son. Los falsos positivos y los falsos negativos conformaran la unidad de medida para poder comparar los métodos de sustracción analizados.



Figura 2 Secuencias de *foreground* ideal [3].

Método de Diferencias (MD) [4]

El algoritmo básico de detección de objetos es la diferenciación de cuadros. En este método se toma la imagen actual (la última imagen capturada por la cámara) y se le resta la imagen anterior. La diferencia entre ellas contiene los objetos en movimiento. Una vez realizada la diferencia, los valores que rebasan un umbral preestablecido son considerados objetos en movimiento. A partir de ellos se obtiene la máscara de objetos en movimiento conocida como *Foreground Mask (FM)*.

$$|I_i - I_{i-1}| < U \quad (1)$$

Donde I_i es la imagen actual, e I_{i-1} es la imagen anterior, U es el umbral.

Como resultado de esté algoritmo tendremos una imagen binaria, del objeto en cuestión. Esta técnica tiene muchas deficiencias como se muestra en la figura 3.



Figura 3 Resultado gráfico del Modelo de Diferencias.

Genera un modelo de fondo, a partir de imagen anterior, una de las principales desventajas es, que una imagen anterior no garantiza tener solamente elementos que formen parte del modelo de fondo, solo detecta los movimientos que signifiquen un cambio de intensidad, en los pixeles suficientemente mayor al umbral, además que los objetos que forman parte del primer plano no realizan movimiento, de un cuadro a otro son absorbidos por el modelo de fondo.

Modelo de sombras (SM) [5]

Este modelo se basa en la técnica propuestas por Skifstad [6]. Utiliza el hecho de que la intensidad en un punto dado en un objeto, es el producto de la iluminación y un coeficiente de sombra, por lo tanto, la intensidad para cada punto está dada por ecuación 2.

$$I_p = I_i S_p \quad (2)$$

Donde I_p es la intensidad, I_i es la iluminación y S_p es el coeficiente de sombra.

Como el coeficiente de sombra para ambas imágenes es equivalente estos se eliminan, siendo la misma constante quedando la iluminación, resultando la ecuación 3.

$$\frac{I_{p1}}{I_{p2}} = \frac{I_{i1} * S_{p1}}{I_{i2} * S_{p2}} \quad \Rightarrow \quad \frac{I_{p1}}{I_{p2}} = \frac{I_{i1}}{I_{i2}} \quad (3)$$

Los términos $I_{p1,2}$, $I_{i1,2}$, y $S_{p1,2}$ denotan la intensidad, iluminación, y el coeficiente de sombra. En un punto del objeto de la imagen actual y anterior, respectivamente.

La ecuación 3 no sería válida para el caso donde existiera un cambio físico [5] entre las dos áreas.

Es semejante a la captura de imágenes en el modelo de diferencias. Se captura una imagen con nombre anterior, posteriormente se captura otra imagen con nombre actual, se deben capturar en formato YIQ (Iluminación, crominancia y componentes de color), para poder aplicar la iluminación y emplear el algoritmo.

Se encuentra la relación de la imagen actual y la anterior mediante la fórmula (3). El resultado se divide en bloques, estos pueden ser de 3x3, 5x5, etc. Lo que se pretende es que quede solo un pixel en el centro, se calcula la varianza para cada bloque. Finalmente se compara con un umbral, como consecuencia existirá un objeto sustraído.

En la figura 4, se muestran los resultados obtenidos: Los reflejos en las imágenes y el movimiento del árbol; son eliminados. También se puede percibir que existen dificultades, para el interior y los límites de los objetos son muy discretos, no corresponden necesariamente al objeto real, supera al modelo de diferencias.



Figura 4 Resultados Gráficos del modelo de sombras.

Modelo de detección de cambio Wronskiano

Una prueba simple y rigurosa para la determinación de la dependencia o independencia lineal de los vectores es el Wronskiano. El determinante Wronskiano se define para las funciones, sin embargo, este se puede aplicar en vectores [1][7][8].

Definición 1. Sea un conjunto de funciones $\{f_i(x)\} \forall i = 1 \dots n$, definido en un intervalo común, se dice que son linealmente dependientes en I , si existe un conjunto de constantes $\{fk_i\} \forall i = 1 \dots n$, de tal manera se cumpla ecuación 4.

$$\sum_{i=1}^n k_i f_i = 0 \quad (4)$$

Para cada x en I . Si no es posible encontrar tales constantes entonces es linealmente independiente.

Ejemplo 3.1 del Wronskiano: Dados dos componentes $x(E)$ y $y(E)$ de los vectores \vec{X} y \vec{Y} . Ya que son funciones iluminación, ecuación 3. La derivada es simplemente:

$$x' = \frac{dx}{dE}$$

$$xk_1 + yk_2 = 0 \quad (5)$$

El Wronskiano para la ecuación 5, está dado por ecuación 6.

$$W = \begin{vmatrix} x & y \\ x' & y' \end{vmatrix} = xy' - x'y \quad (6)$$

Resolviendo la ecuación cuatro, tenemos ecuación 7.

$$\frac{x}{y}k_1 + 1k_2 = 0 \quad (7)$$

Y el Wronskiano está determinado por ecuación 8.

$$W = \begin{vmatrix} \frac{x}{y} & 1 \\ \left(\frac{x}{y}\right)' & 0 \end{vmatrix} = -\left(\frac{x}{y}\right)' = \frac{x}{y^2} - \frac{1}{y} \quad (8)$$

Donde $y \neq 0$.

Si además de aprovechar el hecho de que la relación entre los valores de iluminación procedentes de dos fuentes de luz ayuda a cuantificar las diferencias de las fuentes de luz. Para detectar los cambios entre dos imágenes, que inicialmente se supone que no ha habido ningún cambio, es decir, que las funciones son iguales. El Wronskiano de ellos se calcula fácilmente con ecuación 9.

$$W = -\left(\frac{x}{y}\right)' = \frac{x}{y^2} - \frac{1}{y} = \frac{x^2}{y^2} - \frac{x}{y} \quad (9)$$

Aplicando para todos los componentes de \vec{X} y \vec{Y} se obtiene ecuación 10.

$$W \left(\frac{x_i}{y_i}\right) = \frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i}{y_i}\right)^2 - \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i}{y_i}\right) \right] = 0 \quad (10)$$

El factor $1/n$ se añade para normalizar los resultados de las dimensiones del vector, estos mismos umbrales pueden ser aplicados a vectores de diferentes dimensiones. Se hacen pruebas con bloques desde 3×3 hasta 23×23 . Algo muy importante, el Wronskiano se divide en dos partes primero, $W(x/y)$ suprime los altos valores de luminancia y el segundo Wronskiano es el inverso $W(y/x)$ detecta valores de pequeñas luminancias, con ellos se logran detectar tanto las altas iluminancias como las bajas iluminancias [8][9].

Este método es superior a todos los anteriores ver figura 5, ya que detecta los interiores de los objetos. Los límites de los objetos corresponden a los ideales del *Foreground*, elimina las sombras y reflejos.



Figura 5 Resultados gráficos del modelo de Wronskiano.

3. Resultados

Se muestra en la figura 6 el análisis comparativo de los tres métodos para encontrar gráficamente los mejores resultados, de los tres métodos cotejando los promedios de los falsos positivos y falsos negativos.

En las tablas 1a a 1d muestran los resultados logrados para cada uno de los modelos. Se adhiere el Wronskiano sencillo, solo por razones de comparación. Las pruebas se hacen para distintos umbrales desde 0.01 hasta 10. El tamaño del bloque varía de 3 a 23 bloques para todos los modelos, dejando en los que se obtuvieron los resultados óptimos.

Los modelos comparados se validan con falsos positivos y falsos negativos, en los siete distintos inconvenientes que se presentan en la sustracción de objetos. En las

tablas 1a a 1d, se presenta un resumen del análisis de los distintos modelos de sustracción. Dónde: U es el umbral, B es el número de Bloques, FN son Falsos Negativos y FP son Falsos Positivos.

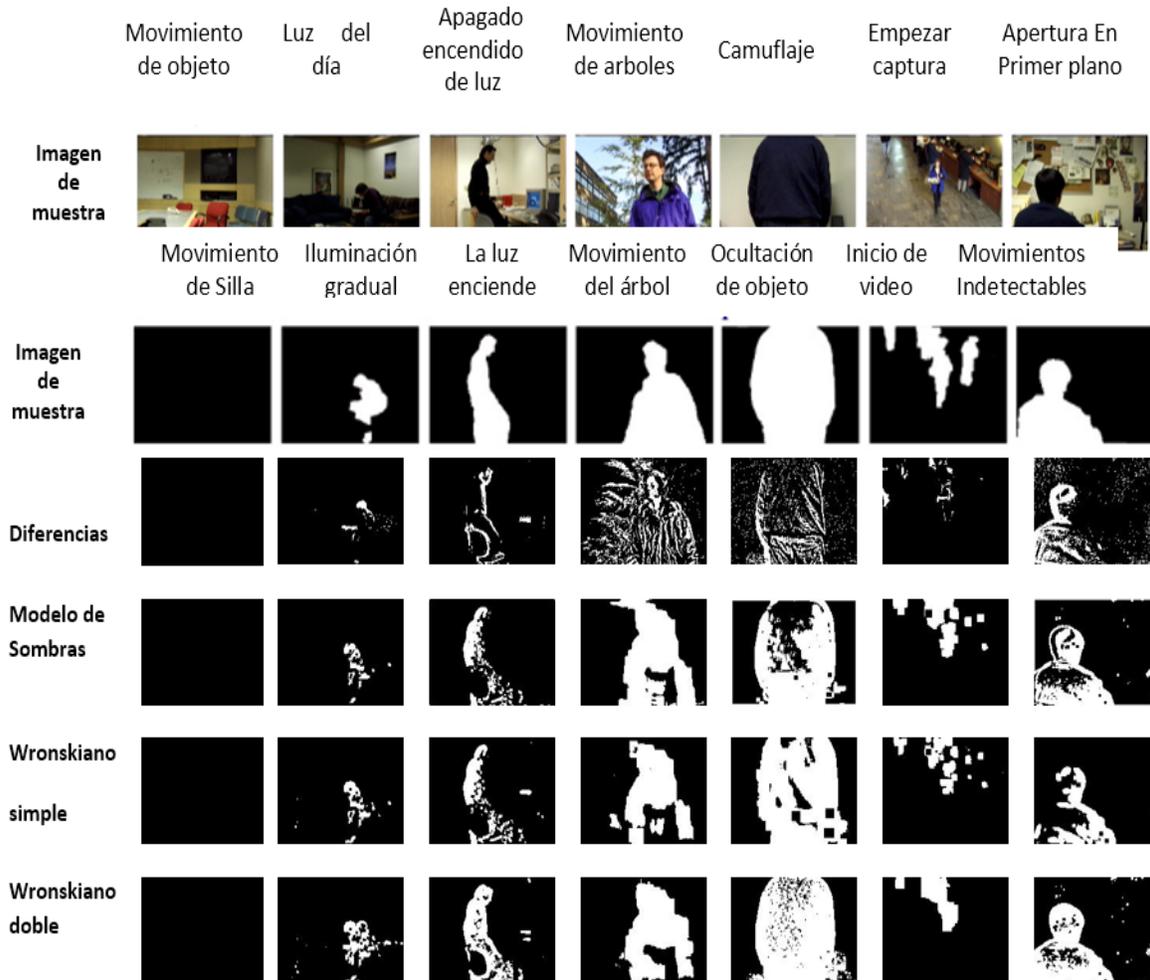


Figura 6 Análisis comparativo grafico de los métodos.

Se observa el comparativo del grafico (figura 7) para cada uno de los inconvenientes mostrando una gran ventaja competitiva. El Wronskiano doble supera seis de los siete problemas que presenta la sustracción de objetos, es decir el único problema que no logra superar el Wronskiano es el (Movimiento de los arboles), siendo superior el modelo de sombras solo en este punto.

Tabla 1 Análisis de resultados.

| | Modelo de Sombras | | | | |
|--------------------|-------------------|----|------|------|------|
| | U | B. | FN | FP | Suma |
| Mov Obj. | 1.72 | 3 | 0 | 0 | 0 |
| Luz del día | 9.47 | 3 | 856 | 108 | 964 |
| Apagado enc. Luz | 0.25 | 3 | 1593 | 349 | 1942 |
| Mov Arboles | 0.44 | 23 | 926 | 2309 | 3235 |
| Camouflaje | 0.02 | 5 | 1160 | 1995 | 3155 |
| Emp. Captura | 0.31 | 9 | 987 | 594 | 1581 |
| Mov. indetectables | 0.02 | 3 | 1321 | 915 | 2236 |
| a) | | | Prom | | 1873 |

| | Modelo Worskiano Simple | | | | |
|-------------------|-------------------------|----|------|------|------|
| | U | B | FN | FP | Suma |
| Mov Obj. | 0.33 | 13 | 0 | 0 | 0 |
| Luz del día | 9.88 | 3 | 788 | 161 | 949 |
| Apagado enc. Luz | 0.25 | 3 | 1548 | 463 | 2011 |
| Mov Arboles | 0.66 | 19 | 2032 | 1766 | 3798 |
| Camouflaje | 0.02 | 11 | 911 | 1642 | 2553 |
| Emp. Captura | 0.49 | 7 | 1232 | 461 | 1693 |
| Mov. indetectable | 0.1 | 5 | 2052 | 552 | 2604 |
| b) | | | Prom | | 1944 |

| | Modelo de Diferencias | | | |
|--------------------|-----------------------|------|------|------|
| | U | FN | FP | Suma |
| Mov Obj. | 17 | 0 | 0 | 0 |
| Luz del día | 15 | 1162 | 165 | 1327 |
| Apagado enc. Luz | 5 | 2457 | 426 | 2883 |
| Mov Arboles | 11 | 3818 | 2167 | 5985 |
| Camouflaje | 3 | 7409 | 1235 | 8644 |
| Emp. Captura | 42 | 2191 | 148 | 2339 |
| Mov. indetectables | 1 | 2997 | 1180 | 4177 |
| c) | | | Prom | 3622 |

| | Modelo Worskiano Doble | | | | |
|-------------------|------------------------|----|------|------|------|
| | U | B | FN | FP | Suma |
| Mov Obj. | 3.74 | 3 | 0 | 0 | 0 |
| Luz del día | 9.88 | 3 | 522 | 350 | 872 |
| Apagado enc. Luz | 0.39 | 3 | 926 | 906 | 1832 |
| Mov Arboles | 0.75 | 21 | 1568 | 1963 | 3531 |
| Camouflaje | 0.03 | 3 | 290 | 1629 | 1919 |
| Emp. Captura | 2.39 | 21 | 1105 | 319 | 1424 |
| Mov. indetectable | 0.1 | 3 | 669 | 1027 | 1696 |
| d) | | | Prom | | 1611 |

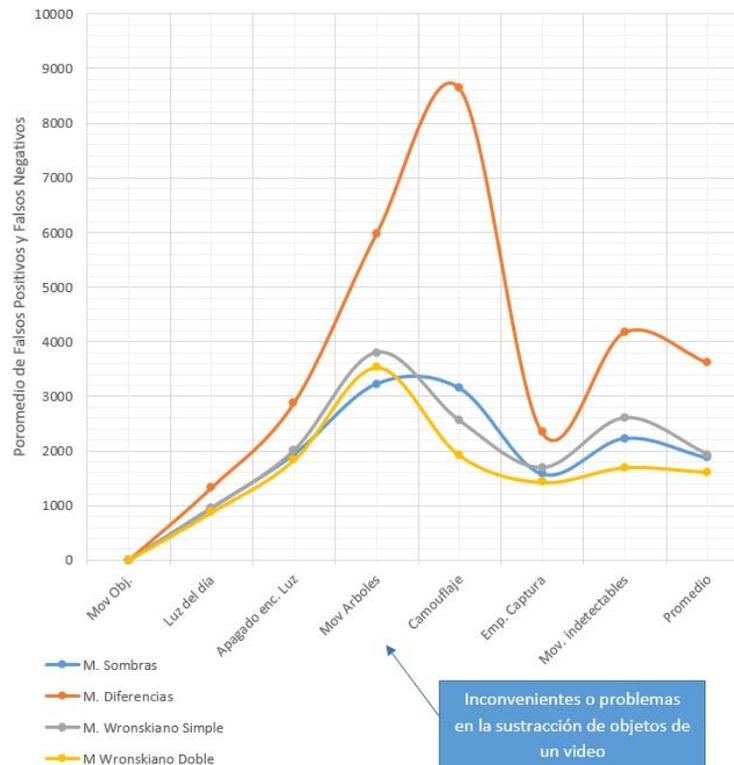


Figura 7 Gráfica del análisis comparativo de falsos positivos y falsos negativos.

4. Conclusiones

Tomando el como referencia el modelo Wronskiano doble como el mejor modelo para este análisis comparativo podemos concluir que es el 100% con 1611 como el promedio de falsos positivos y negativos, siguiéndolo el Wronskiano simple con un aumento del 20.6%, seguido del modelo de sombras con un aumento del 40.29% y quedando como deplorable con 215.42% de falsos positivos y negativos.

Por consiguiente, El modelo de diferencias no se asemeja a alguno de los modelos comparados dado que es muy endeble ya que es muy alto el error, este modelo es de fácil implementación, pero con muy poca calidad de substracción, solo tiene un acercamiento con la primera secuencia (el movimiento de objetos), siendo el más deplorable de todos.

El modelo de Sombras es más robusto que el modelo de diferencias ya que se reducen los falsos positivos y los falsos negativos. Siendo este modelo de fácil implementación, Además, es comparable con el modelo de Wronskiano sencillo ya que en muchos de los casos es mejor, cotejado con el modelo Wronskiano doble solamente es superior en el árbol moviéndose.

En caso del Wronskiano doble, este supera a todos los anteriores quedando como la mejor calidad, pero requiriendo mayor capacidad de procesamiento computacional dando como resultado lentitud en el proceso, pero mejor extracción de objetos.

El Wronskiano doble es robusto al ruido, sombras y reflejos, ofrece buenos resultados detectando objetos, además para cambios de iluminación movimiento de árboles no presenta problemas significativos.

El modelo de imágenes Wronskiano doble ha permitido incorporar aplicaciones de la dependencia e independencia lineal. Se comprueba que es una herramienta poderosa, para la sustracción de objetos en un video o en tiempo real.

5. Bibliografía y Referencias

- [1] Massimo Piccardi, Background subtraction techniques: a review, 0-7803-8566-7/04/\$20.00 © 2004 IEEE.

- [2] Valera, M., Velastin, S.A., "Intelligent distributed surveillance systems: a review," *IEE Proceedings of Vision, Image and Signal Processing*, April 2005, Vol. 152, No. 2, pp 192-204.
- [3] Kentaro Toyama, John Krumm, Barry Brumitt, Brian Meyers, "Wallflower: Principles and Practice of Background Maintenance", *Seventh International Conference on Computer Vision*, September 1999, Kerkyra, Greece, pp. 255-261, IEEE Computer Society Press.
- [4] Sen-Ching S. Cheung and Chandrika Kamath, *Robust techniques for background subtraction in urban traffic video*, 2002.
- [5] H. Anton and C. Rorres, *Elementary Linear Algebra*. New York: Wiley, 1994.
- [6] Kurt~Kifstad and Rameshjain, *Illumination independent Change Detection for Real World Image Sequences*, *Computer Vision, Graphics, And Image Processing* 46, 387-399 (1989).
- [7] P. Villegas, X. Marichal, and A. Salcedo, "Objective evaluation of segmentation masks in video sequences," in *WIAMIS'99 Workshop*, Berlin, Germany, May 1999.
- [8] Ruth Aguilar-Ponce, Ashok Kumar, J. Luis Tecpanecatl-Xihuitl and Magdy Bayoumi, *A Network of Sensors Based Framework for Automated Visual Surveillance*, 25 de Abril de 2006.
- [9] José R. Agustina Sanllehí, *Prevención del Delito en la empresa*, *Revista Electrónica de Ciencia Penal y Criminología*, ISSN 1695-0194 (2009).
- [10] Jorge Arturo Aviña Valencia,* Manuel Mondragón y Kalb,** Alfredo Hernández García,*** Erick Hernández Aureoles*****Los accidentes viales, un grave problema de salud en el Distrito Federal, Nivel de evidencia: V (Act Ortop Mex, 2009)*.
- [11] A. V. Oppenheim, R.W. Schafer, and T. G. Stockham Jr, "Nonlinear filtering of multiplied and convolved signals," *Proc. IEEE*, vol. 56, pp. 1264–1291, Aug. 1968.
- [12] Collins, R.T., Lipton, A.J., Kanade, T., Fujiyoshi, H., Duggins, D., Tsin, Y., Tolliver, D., Enomoto, N., Hasegawa, O., Burt P., and Wixson L.: 'A

system for video surveillance and monitoring'. Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 2000, pp. 1–68.

- [13] Emrullah Durucan And Touradj Ebrahimi, Member, IEEE, Change Detection and Background Extraction by Linear Algebra 0018–9219/01\$10.00 © 2001 IEEE.
- [14] Raúl Benítez Manaut, La crisis de Seguridad en México, a Nueva Sociedad No 220, marzo-abril de 2009, ISSN: 0251-355.
- [15] Ruth Aguilar-Ponce "Automated Object Detection And Tracking Based on Clustered Sensor Network".