RNPS No. 2142
ISSN 2072-6287
Versión Digital

CENATAV
Centro de Aplicaciones de Tecnologías de Avanzada
MINISTERIO DE LA INDUSTRIA BÁSICA

REPORTE TÉCNICO
Reconocimiento de Patrones

SERIE AZUL

Detección de objetos abandonados o robados: estado del arte

Javier Lamar León
y Edel García Reyes

RT_065 **octubre 2014**

7ma. No. 21812 e/218 y 222,
Rpto. Siboney, Playa;
La Habana.
Cuba. C.P. 12200
www.cenatav.co.cu

RNPS No. 2142
ISSN 2072-6287
Versión Digital

SERIE AZUL

CENATAV
Centro de Aplicaciones de Tecnologías de Avanzada
MINISTERIO DE LA INDUSTRIA BÁSICA

REPORTE TÉCNICO
Reconocimiento de Patrones

Detección de objetos abandonados o robados: estado del arte

Javier Lamar León
y Edel García Reyes

RT_065 **octubre 2014**

7ma. No. 21812 e/218 y 222,
Rpto. Siboney, Playa;
La Habana.
Cuba. C.P. 12200
www.cenatav.co.cu

Tabla de contenido

1. Introducción 1
2. Definiciones de objetos abandonados y robados 3
3. Flujo de trabajo en la detección de objetos abanadonados/robados 4
4. Substracción del fondo y detección de objetos estáticos 6
   4.1. Detección de objetos estáticos 8
5. Seguimiento de los objetos 9
6. Análisis de las relaciones sociales en la escena 10
7. Bases de datos 11
8. Resultados de los trabajos más actuales 13
9. Problemas existentes 19
10. Conclusiones 19

Lista de figuras

1. Etapas en la detección de objetos abandonados/robados [1]. 4
2. El esquema agrupa aquellos algoritmos que tributan a la tarea de detección de objetos abandonados/robados. 5
3. Etapas en la detección de objetos abandonados/robados según [2]. 5
4. Etapas en la detección de objetos abandonados/robados según [3]. 6
5. Etapas en la detección de objetos abandonados/robados según [3]. 7
6. Ejemplo donde la región del fondo contiene más bordes que la escena que provoca el objeto abandonado. 8
7. Escenario de la base de datos i-ILIDS en la estación de metro. La escena se divide en tres zonas, de acuerdo a la imagen superior, donde: (Near zone) zona cerca, (Mid zone) zona media y (Far zone) zona lejos. En las tres imágenes inferiores: (AVSS) Advanced Video and Signal based Surveillance, (AB) Abandoned Object, (Easy) fácil, (Medium) medio y (Hard) difícil. 12
8. Escenario de la base de datos i-ILIDS para autos mal estacionados. 12
9. Escenario con sus 4 vistas según PETS2006. 13
10. Escenario con sus 4 vistas según PETS-2007. 13
11. Resultado sobre una escena de la PETS2006 según [2]. 13
12. Ejemplo de detección en el escenario del aeropuerto según [2]. 14
13. Comparación para diferente número de modelos de fondos, 1 (simple), 2 (double) y 3 (Proposed) [2]. 14
14. Resultado en el escenario de la PETS-2006 (abandono) según [3]. 14
15. Resultado en el escenario de la i-LIDS (abandono) según [3]. 15
16. Resultado en el escenario de la i-LIDS para abandono según [3]. 15
17. Resultado en el escenario de la i-LIDS para robo, según [3]. 15
18. Escenario propio y una vista de la aplicación según [3]. 16
19. Escenario para prueba de autos mal estacionados o abandonados [3]. 16
20. Resultado para el algoritmo propuesto en [4] sobre la la base de datos PETS-2006. La imagen muestra dos de los ángulos de vista para $S3$ y el rectángulo en verde enmarca el área de trabajo definida por el usuario. 17

21. Resultado para el algoritmo propuesto en [4] en la PETS-2007. La imagen muestra dos de los escenarios para $S8$ y el rectángulo en verde enmarca el área de trabajo definida por el usuario. 17
22. Escenario para prueba de autos mal estacionados o abandonados [5]. 18

Detección de objetos abandonados o robados: estado del arte

Javier Lamar León y Edel García Reyes

Equipo de Reconocimiento de Patrones, Centro de Aplicaciones de Tecnologías de Avanzada (CENATAV),
La Habana, Cuba
{jlamar,egarcia}@cenatav.co.cu

RT_065, Serie Azul, CENATAV
Aceptado: 30 de septiembre de 2014

Resumen En este trabajo se da un reporte del estado actual en la detección de objetos abandonados/robados. La necesidad de esta tarea se justifica en su utilidad en la protección contra ataques terroristas, usando artefactos explosivos, enmascarados en maletas, mochilas, autos, etc. Las cámaras de video, instaladas en lugares públicos, son los dispositivos mayormente usados para obtener los datos que necesitan los algoritmos que se proponen en la actualidad. Esta tarea queda enmarcada en las labores realizadas en lo que se hace llamar video-protección. Sus múltiples maneras de ocurrir, hace que las definiciones dadas por diferentes autores, aún no abarcan todos los posibles casos de la realidad. Esta tarea se resuelve con una secuencia de varios algoritmos de propósitos específicos, los cuales van brindando datos a los que le siguen: Modelado y substracción de fondo, seguimiento de objetos, detección de personas y análisis social (manejo de grupos sociales). Cada algoritmo usado presenta sus problemas, los cuales se trasladan a los algoritmos posteriores, los más frecuentes son: objetos incompletos, oclusión parcial o total de los objetos, iluminación reducida, aglomeración de personas, cambios de iluminación, bajo contraste o enmascaramiento de los objetos, identificación del propietarios con poca eficacia, etc. Las bases de datos de acceso libre más usadas son la PETS-2006, PETS-2007 y la i-LIDS, teniendo muy pocos ejemplos, la mayor con 7 escenas (PETS-2006).

Palabras clave: video-protección, detección de objeto abandonado o robado.

Abstract. In this paper a report of the state of the art about abandoned object detection is presented. This approach is very important nowadays in video surveillance, to prevent terrorist attacks. These attacks are masked inside bags, suitcases, backpacks, etc. The authors in this area have not yet given an exact definition of this phenomenon, due to the variety of manners in which they take place. A sequence of some specific algorithms are used to get the result: background modeling and background substraction, object tracking, humans detection and inference of social relations. Each algorithm presents their problems, which is transmitted to the next algorithm in the sequence, for instance: incomplete object in the foreground image, partial or whole occlusion of the objects, reduced lighting, crowded scenes of persons, lighting changes, low contrast or masking of the objects, ineffective owner detection, etc. PETS-2006, PETS-2007 and i-LIDS are data bases of free access more widely used by the authors. The PETS-2006 which is the most popular one only has seven samples of abandoned objects.

Keywords: Video Surveillance, abandoned objetc and taken.

1. Introducción

Ante los actos de terrorismos llevados a cabo mediante artefactos explosivos, enmascarados en mochilas, maletas, autos, etc., abandonados en zonas de flujo de personas, como en aeropuertos, estaciones de metro, lugares de concentración de público, etc., ha surgido la necesidad de prevenir estos eventos, detectando

el abandono de estos objetos. Acometer esta tarea, con el uso de personas, sería una tarea muy difícil, se necesitaría un gran despliegue de fuerzas operativas. Con la instalación de grandes cantidades de cámaras de video en lugares públicos, aeropuertos, terminales, áreas públicas, centros comerciales, hoteles, etc., esta labor puede ser monitorizada por menos personal, pero aún el control de cientos de dispositivos de captura de video se hace intratable. Ante esta dificultad, los investigadores se han dado a la tarea de automatizar la detección de objetos abandonados, mediante el uso de aplicaciones sobre ordenadores.

La detección automática de objetos abanadonados/robados consiste generalmente en los siguientes pasos: dado un flujo de video, se aplica un algoritmo de substracción de fondo, luego la detección de regiones estáticas, clasificación de estas regiones en objetos abandonados/robados o no, y por último deslindar en objetos robados y abandonados.

Las definiciones dadas de objeto abandonado, no abarcan la compleja situación de la realidad [3]. Por ejemplo, un chofer deja un auto estacionado, el cual, puede estar o no abandonado, una mochila puede ser lanzada desde lejos por una persona hacia un área determinada, un paquete puede ser asociado a un individuo pero también a un grupo de amigos. Hasta ahora, se considera al hombre fuera del conjunto de objetos abandonados, lo cual no se ajusta a la realidad. Son varias las noticias que informan de personas asesinadas, en o dejadas, en un banco de un parque u otro lugar. También, es posible que objetos en movimiento estén abandonados, por ejemplo, embarcaciones que han quedado a la deriva, etc.

Las estrategias planteadas hasta la fecha, usan como tarea común una etapa de modelado del fondo, para obtener una imagen que posea los objetos que no están presentes en la imagen modelada como fondo, la cual es llamada *Foreground* (del inglés), sobre la cual se detectan los objetos estáticos, siendo la más usada el modelado del fondo a través de Modelos de Mezclas Gaussianas (GMM), [5,2,3,6,7,8,9].

Luego, es necesario clasificar los objetos en la imagen de Foreground, obteniendo solo los objetos estáticos. Encontrar los objetos estáticos, radica solo en obtener los objetos o regiones que aparecen en la imagen de Foreground que no estén dejando una trayectoria en la escena en ese instante. Seguidamente se clasificarán estos objetos en abandonados o robados. Es por ello, que obtener información del seguimiento ayudaría a conseguir los objetos abandonados/robados y además establecer el vínculo propietario/paquete. En [3] se plantea que el uso de cualquier algoritmo de seguimientos podría brindar los datos necesarios, lo cual, no es cierto, debido a que en diferentes escenarios los problemas varían su nivel de incidencia y con ello, son aplicados uno u otro algoritmo de seguimiento. Dentro de estos objetos estáticos, se concentran las personas que están detenidas en un lugar, comúnmente esto se resuelve usando algún detector de personas.

Otras etapas que han sido agregadas en los últimos trabajos, consisten en determinar grupos sociales y la relación de los paquetes a estos, evitando falsas alarmas. Establecer las relaciones entre personas o grupos, resulta de mayor dificultad, sin embargo, estudios empíricos [10] afirman que un 74 % de las personas se trasladan en grupos y que entre el 50 % y 70 % se mueven en grupos de manera casual [11]. Es de notar que este tipo de análisis es muy reciente, solo un trabajo de 2013 introduce estos aportes, lo cual, conlleva a la mejora de muchos aspectos, como son la determinación de la relación propietario/paquete y una eficaz tarea de seguimientos [5].

Actualmente, las bases de datos *i-LIDS* (del inglés Imagery Library for Dectection System) y la *PETS* (del inglés Performance Evaluation of Tracking and Surveillance), resultan ser las más usadas por los investigadores, siendo estas de acceso libre. Estas proveen secuencias de video, en varios escenarios, para labores de Video-Protección, donde unos de esos escenarios contempla el abandono de paquetes. Aún las bases de datos están poco pobladas de situaciones, es decir, contienen pocos ejemplos. La PETS-2006 es la mayor con solo 7 escenas de abandono, seguida de la i-LIDS con 6. Además, otras bases de datos no públicas, desarrolladas bajo el amparo de proyectos o desarrolladas por los propios autores, son usadas en los artículos para pruebas de sus algoritmos.

Hasta la fecha, la detección de objetos abandonados/robados puede verse como la unión de varios algoritmos, donde cada uno aporta datos para lograr este propósito, pero también arrastran sus problemas, siendo estos los más comunes: objetos en el Foreground incompletos, oclusión parcial o total de los objetos, iluminación reducida, aglomeración de personas, cambios de iluminación, bajo contraste o enmascaramiento de los objetos, identificación del propietario con poca eficacia etc.

El resto del trabajo se organiza de la siguiente manera: En la Sección 2 se dan las definiciones propuestas por varios autores de objeto abandonado/robado. La Sección 3 aborda los flujos de trabajos propuestos. Una etapa importante en esta tarea es la detección de los objetos estáticos, comúnmente a través de algoritmo de modelado de fondo, para obtener la imagen del Foreground lo cual es presentado en la Sección 4. Continúa en la Sección 5 con un análisis de la etapa de seguimiento de los objetos. El análisis de la novedosa etapa, que utiliza información del comportamiento de las personas en la escena; detección de grupos, unión de personas a grupos, etc. se trata en la Sección 6. En la Sección 7 se comenta acerca de las bases de datos más populares y algunas de sus características. La Sección 8 presenta los resultados alcanzados por los trabajos más actuales según las estrategias seguidas. Los problemas que aún dificultan la labor en la detección de objetos abandonados automáticamente, son dados en la Sección 9. Finalmente, son dadas las conclusiones de este trabajo en la Sección 10.

2. Definiciones de objetos abandonados y robados

Antes de comenzar con el estudio de las soluciones propuestas hasta la fecha, se impone describir las definiciones hechas a ***objeto abandonado o robado***. Además, se agrega el criterio del autor de este reporte.

Beynon et al. (2003) [12] (***Objeto abandonado***): Es un paquete estacionario alejado de una persona, considerado responsable del mismo.

Spengler and Schiele (2003) [13] (***Objeto abandonado***): Es un objeto no-persona situado en el Foreground, el cual se ha mantenido durante un tiempo t y sin tener personas cerca (distancia d).

Bird et al. (2006) [8]: (***Objeto abandonado***): Un objeto estacionario, dejado por alguna persona y que no ha sido tocado después de un tiempo t.

Ferrando et al. (2006) [14] (***Objeto abandonado***): Un objeto estacionario no-persona el cual es dejado paulatinamente por una persona.

YingLi Tian (2011) et al [3] (***Objeto abandonado y Robado***): Un *objeto abandonado*, es un objeto estacionario que no ha estado en la escena antes y un *objeto robado*, es un objeto estacionario que estaba en la escena antes pero ya no está.

En primer lugar, es de notar, que solo un autor da su definición de objeto robado, lo cual, quizás esté ligado a las aplicaciones en la práctica, donde la mayoría de las ocasiones, se sabe cuáles objetos se desea vigilar (en museos, salones, etc.) y resulta más simple establecer un algoritmo para este interés.

Sin embargo, todas las definiciones dadas de objeto abandonado, no abarcan la compleja situación de la realidad [3]. Por ejemplo: Un chofer deja un auto estacionado, el cual, puede estar o no abandonado. Una mochila puede ser lanzada desde lejos por una persona a un área determinada. En lugares de gran

flujo de personas es muy difícil establecer la relación entre paquete y propietario. Al establecer la relación propietario-paquete pude ocurrir que este sea dejado a un amigo.

En muchas de las definiciones dadas, consideran al hombre fuera del conjunto de objetos abandonados, pero desgraciadamente esto puede ocurrir, son varias la noticias que informan de personas asesinadas, en o dejadas, en un banco de un parque u otro lugar. Un poco más exigente, es posible que objetos en movimiento estén abandonados, por ejemplo, embarcaciones que han quedado a la deriva, etc.

Teniendo en cuenta el análisis realizado, dar una definición que generalice todos los posibles escenarios se hace difícil. Ajustar el concepto al escenario de trabajo real, puede arribar a una solución más eficaz y eficiente. Por el contrario, se podría concebir una aplicación que contenga un conjunto de algoritmos para cada etapa del proceso, es decir, varios algoritmos de modelado de fondo, de seguimiento, detección de personas, etc. los cuales sean usados según las condiciones del escenario. Por último, para acotar los conceptos, el objeto podría definirse como un *paquete*, que pueda ser llevado por el hombre.

3. Flujo de trabajo en la detección de objetos abanadonados/robados

En esta sección se ilustra y se hacen algunos comentarios, acerca de los flujos de trabajo seguido por los aportes más actuales, para la detección de objetos abanonados/robados. En la Figura 1 se muestra las etapas más generales para esta labor.

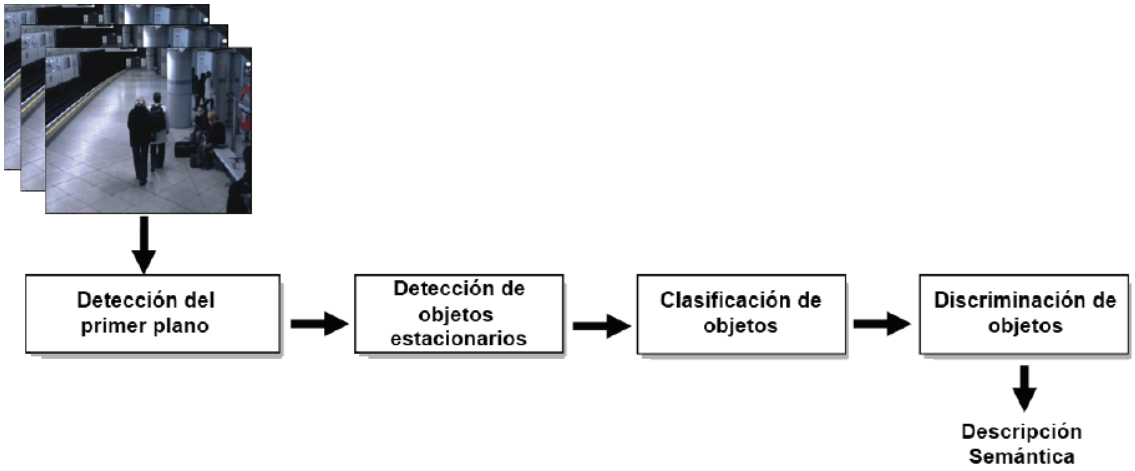

Fig. 1. Etapas en la detección de objetos abandonados/robados [1].

Hasta la fecha, la detección de objetos abandonados/robados puede verse como la unión de varios algoritmos, donde cada uno aporta datos para lograr este propósito. La Figura 2 muestra una manera de agrupar las estrategias seguidas, de lo cual se infiere, que a medida que son usados más algoritmos, la complejidad del escenario crece, así como la solución.

Como se ha dicho, la detección de objetos abandonados/robados, resulta del ensamble de algoritmos ya existentes en tareas específicas. Es por ello, que los aportes hechos en esta área de investigación, se centran en la adaptación o mejora de estos algoritmos específicos o agregar nuevos etapas (algoritmos), en busca de eliminar problemas aún existente.

La Figura 3 muestra el flujo de trabajo en [2], donde no se usa información de seguimiento ni detección de personas. Además, en [15,7] también siguen este flujo.

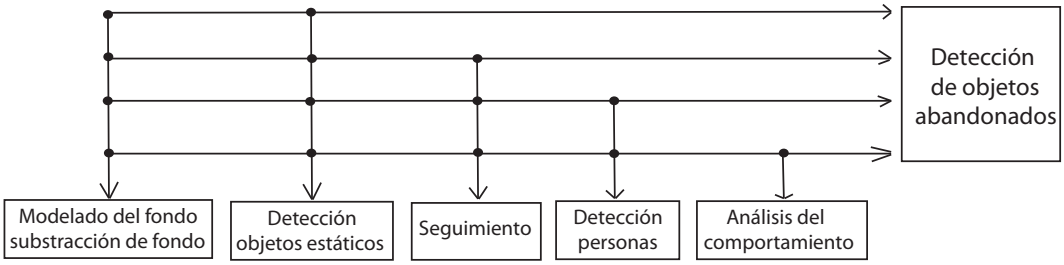

Fig. 2. El esquema agrupa aquellos algoritmos que tributan a la tarea de detección de objetos abandonados/robados.

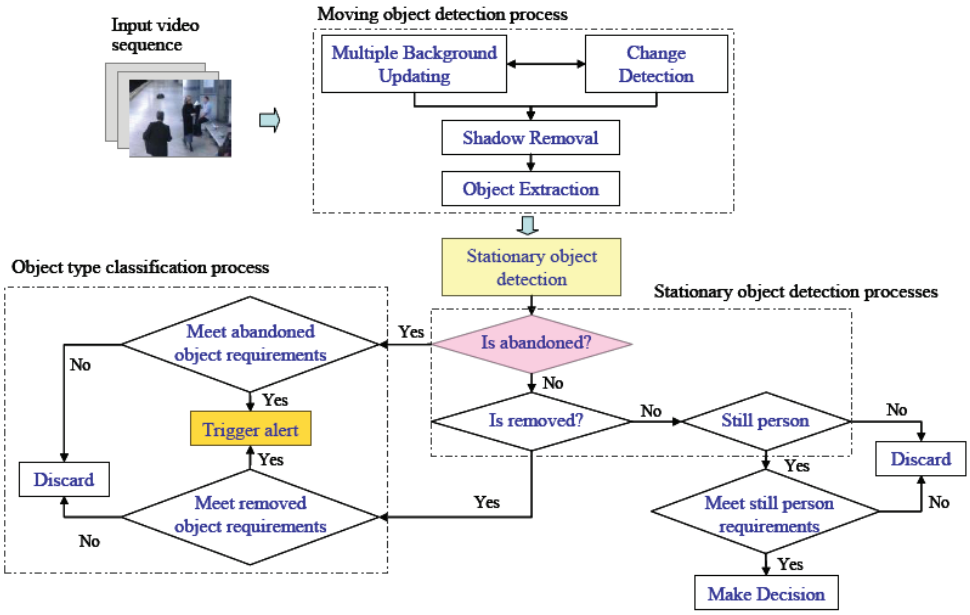

Fig. 3. Etapas en la detección de objetos abandonados/robados según [2].

Las tendencia de los trabajos como, [3,5,16,17,9,18,19] es tener etapas que ayudan a disminuir los falsos positivos, haciendo seguimiento de los objetos, combinado con el reconocimiento de personas o estableciendo el vínculo propietario/paquete. En la Figura 4 se muestra la estrategia seguida en [3], donde la clasificación de los objetos estáticos en abandonados/robados es integrado con la detección de humanos e información de seguimiento. En este trabajo se usa la detección de personas para descartar dentro de los objetos estáticos aquellas personas que han detenido su movimiento.

Sumado a las estrategias que se presentan en la Figura 2, los algoritmos pueden trabajar usando información desde múltiples cámaras, como en [5,9], logrando disminuir el problema de las oclusiones.

Uno de los trabajos más actuales [5] consigue desde multiples cámaras la detección de personas, el seguimiento de los objetos y un análisis del contexto social entorno al paquete. Esto ultimo brinda una evaluación de la amenaza que presenta el paquete para de ser abandonado. En la Figura 5 se muestra el flujo de procesos de este aporte.

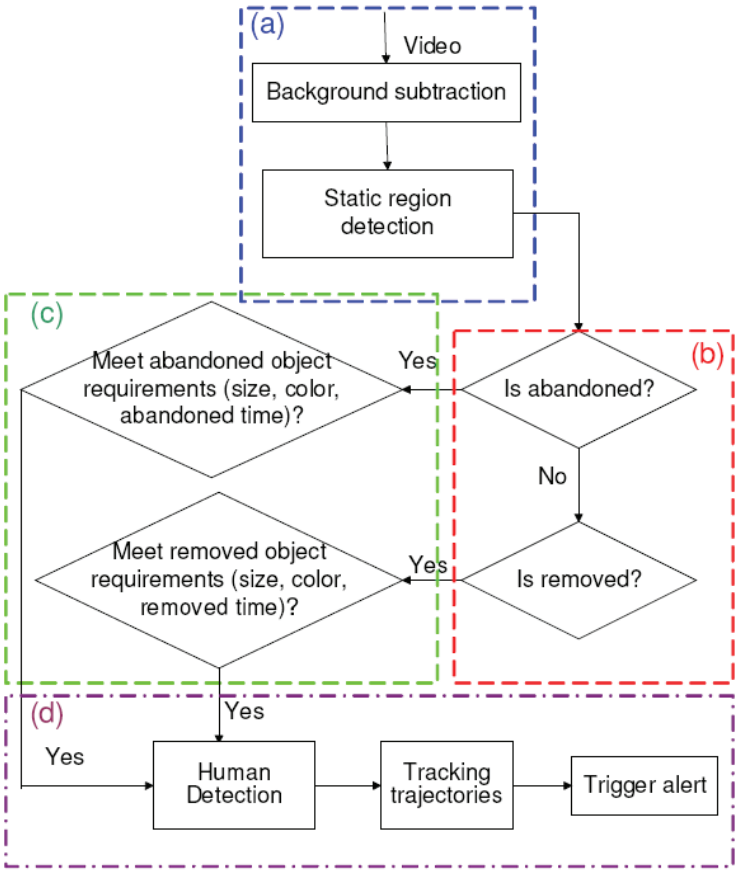

Fig. 4. Etapas en la detección de objetos abandonados/robados según [3].

Estas estrategias, donde se usa el seguimiento y la detección de personas, no funcionan bien en ambientes complejos de aglomeración de personas donde hay muchas oclusiones, además de agregar estas etapas al proceso (seguimiento y detección), añadiendo nuevas fuentes de problemas.

Como es de notar, las estrategias planteadas hasta la fecha, usan como tarea común una etapa de modelado del fondo, para obtener la imagen de Foreground, sobre la cual se detectan los objetos estáticos.

4. Substracción del fondo y detección de objetos estáticos

De acuerdo al análisis realizado en las Secciones 2 y 1, la primera tarea que debe acometer un algoritmo de detección de objetos abandonados/robados es la detección de objetos estáticos, lo cual es iniciado con la obtención de la imagen de Foreground usando un algoritmo de substracción de fondo. En el Foreground (imagen binaria) pueden haber tres tipos de objetos, objetos en movimiento, los detenidos y los que han comenzado su movimiento, dejando un área de no-fondo. Por ello, se propone clasificar los objetos que se encuentran en el Foreground como:

object-move: objeto en movimiento.
object-stopmove: objeto que ha detenido su movimiento (posible objeto-estático abandonado).

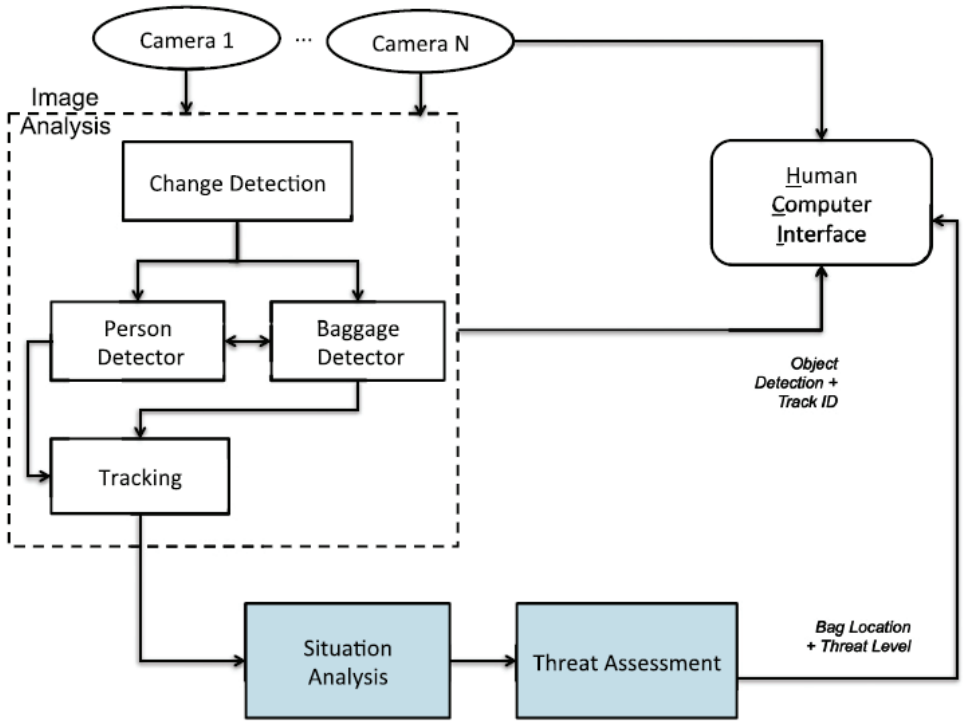

Fig. 5. Etapas en la detección de objetos abandonados/robados según [3].

object-startmove: área que deja el objeto que comienza su movimiento (posible objeto-estático robado).

Para los dos primeros objetos resulta clara su definición, sin embargo, *object-startmove* puede traer alguna confusión, esto se refiere a un objeto que puede cambiar su posición (auto, persona, objetos, etc.), el cual está formando parte del fondo y comienzan su movimiento por esfuerzo propio o provocado por otro objeto. En este conjunto se encuentran los posibles objetos robados.

Seguidamente, se debe clasificar estos objetos, y quedarse solo con los objetos *object-stopmove y object-startmove*, lo cual depende, en gran medida, de la selección apropiada del algoritmo de substracción de fondo. Una detección con calidad de los objetos *object-stopmove* y *object-startmove*, es una tarea de vital importancia para las siguientes etapas, como la descripción de la forma del objeto, para realizar seguimiento o su clasificación (persona o no).

Se observa en los recientes artículos publicados, que muchos autores [5,16,2,3,6,7,8,9] coinciden en el uso de los Modelos de Mezclas Gaussianas"(del inglés GMM), para obtener la imagen de Foreground. Para obtener más detalles sobre los GMM, el lector puede referirse al trabajo inicial en [20], además, otros aportes más actuales, sobre mejoras y modificaciones al GMM, pueden ser vistos en [21,22,23,24].

No obstante, los autores de [4] usan la técnica de CODEBOOK [25] para modelar el fondo. Esta técnica ataca el problema cuando existen estructuras dinámicas que pertenecen al fondo.

4.1. Detección de objetos estáticos

Muy ligado a la obtención de la imagen Foreground, está la detección sobre esta, de los objetos estáticos, donde hay trabajos que consiguen la detección, usando el mismo algoritmo que obtiene el Foreground y otros que usan descriptores. Particularmente, en [7], usando solo el algoritmo de modelado de fondo, se proponen dos configuraciones para el GMM, basado en el tiempo de evaluación de aprendizaje del fondo, consiguiendo dos imágenes binarias de Foreground, una conteniendo los objetos *object-move,object-stopmove y object-startmove* y la otra, solo conteniendo los *object-move*, mediante su combinación se obtienen los objetos estáticos. Esto tiene como ventaja, que no se usa un algoritmo extra para obtener los objetos estáticos, lo cual puede conllevar a una mejor eficiencia, además de lidiar solo con los problemas del modelado del fondo. Más reciente, el autor de [2] ha usado 3 modelos de fondo (GMM) para obtener los objetos estáticos.

Siguiendo la misma idea de usar dos modelos de fondo, en [4] aplican la técnica de CODEBOOK.

Otra estrategia para conseguir los objetos estáticos, usando descriptores, parte de la hipótesis que los objetos al ser abandonados aumentan la cantidad de bordes (aristas) en la región donde han sido dejados, debido a los bordes que provoca el objeto con el fondo. En [3] aprovechan esta idea para encontrar los objetos estáticos, describiéndolo a través de un detector de bordes. Esta hipótesis falla, cuando la región fondo donde se deja el objeto, contiene bordes (ver Figura 6). En [26] también son usados los bordes para detectar los objetos abandonados/robados. En [6], luego de usar los GMM, se utiliza el descriptor local ”Histogramas de Gradiente Orientado”(del inglés HOG) para detectar los paquetes abandonados.

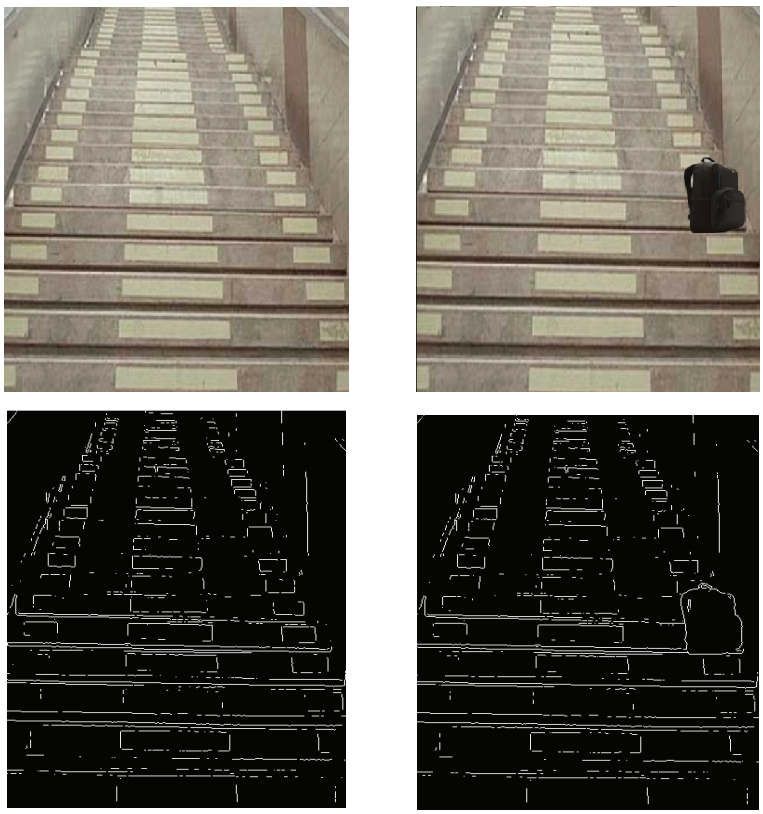

Fig. 6. Ejemplo donde la región del fondo contiene más bordes que la escena que provoca el objeto abandonado.

Es preciso acotar, que el lector no debe confundir el concepto de objeto estático con objeto abandonado/robado. Un objeto abanadonado/robado siempre es un objeto estático, pero lo contrario no siempre se cumple. Es decir, un objeto estático es un objeto presente en la imagen Foreground que no se haya en movimiento, en este conjunto se encuentran, por ejemplo, una persona que se encuentra estática o la región que ha dejado al comenzar su movimiento después de permanecer por un tiempo estático, de igual manera ocurre con los autos, animales, etc. y sin embargo, no pueden considerarse objetos abanadonados/robados.

Es de notar que los objetos abandonados/robados han de estar, en la mayoría de las ocasiones, asociados a trayectorias que impregnan, muy frecuentemente, según el escenario de interés, las personas. Es por ello, que obtener información del seguimiento, ayudaría a detectar los objetos abandonados/robados y además establecer el vínculo propietario/paquete. En [3] se plantea que el uso de cualquier algoritmo de seguimientos podría brindar los datos necesarios, lo cual no resulta verdadero.

5. Seguimiento de los objetos

Obtener las trayectorias de los objetos de una escena de video, resulta muy importante dentro de la detección de los objetos abandonados/robados. Esta brinda información para establecer la relación propietario/paquete y para conocer las relaciones entre individuos. La tarea de seguimiento para obtener información de las trayectorias y de los propietarios de los paquetes, se ha hecho muy frecuente en los trabajos actuales para la detección de los objetos abandonados [27,12,9,28,19,29,17,30,31,3,32,33,5]. La hipótesis trazada, supone que un objeto abandonado/robado está asociado a una trayectoria, donde el objeto puede estar ubicado en algún lugar del intervalo de la trayectoria, siendo menos probable que el objeto esté en el extremo del trayecto. Aunque puede ocurrir que el objeto sea lanzado desde lejos y en este caso es extremo.

En [3] se plantea que es posible usar cualquier algoritmo de seguimiento, lo cual no es cierto, debido a que los principales problemas que afectan la eficacia en el seguimiento están asociados a las condiciones del escenario. Los escenarios necesita de algún algoritmo especifico o del ajuste de sus parámetros. Es por ello, que los algoritmos de seguimiento usados en los trabajos mencionados anteriormente, son aquellos que mejor operan dadas las condiciones del escenario que provee la base de datos donde han probado su propuesta.

En esta sección no se hace una crítica de los algoritmos de seguimiento usados, solo se mencionan los problemas actuales a los que se enfrenta esta tarea, los tipos de rasgos usados y en que escenarios logran mejor eficacia. Con ello, será posible elegir un algoritmo dado un escenario.

A pesar de que el algoritmo de seguimiento brinde información que ayuda a disminuir la cantidad de falsos positivos, este encuentra problemas que dificultan un seguimiento eficaz de los objetos, lo cual puede incidir fuertemente en los resultados. Algunos de estos son:

1. Pérdida de información debido a la proyección del espacio 3D a 2D.
2. objetos en oclusión parcial o total.
3. Movimientos complejos de los objetos (cambios bruscos en la dirección).
4. Cambios en la forma de los objetos.
5. Imágenes ruidosas.
6. objetos no-rígidos en movimiento en la escena (personas).
7. Cambios de iluminación
8. Sombras.
9. Requerimiento de respuesta en tiempo real.

Estos problemas pueden aparecer con mayor o menor grado de influencia según el escenario, lo cual, también determina qué objetos estarán presentes. De manera rigurosa, muchos de estos problemas, en mayor o menor medida, estarán presentes en todas las escenas, no obstante las aplicaciones pueden brindar un seguimiento bajo ciertas limitaciones:

1. Cámara fija.
2. Número y dimensión (minima y maxima) de los objetos.
3. Número limitado de oclusiones.
4. Límite de clases de objetos en la escena.
5. Sin grandes cambios en el fondo.
6. Sin cambios bruscos en la dirección del movimiento.
7. Cambios graduales en la apariencia de los objetos.

En este sentido, se pueden aplicar algoritmos para el seguimiento según niveles de complejidad de los escenarios. En cada nivel, los problemas que afectan la calidad del seguimiento se manifiestan de forma diferente y es posible dar una solución ajustada al escenario, con un buen compromiso entre el costo computacional y la eficacia del algoritmo. Por esto, diferentes algoritmos pueden requerir distintos rasgos.

Para lograr un buen desempeño en un algoritmo de seguimiento, es importante la selección de los rasgos a usar. los cuales están basadas mayormente en el color, los bordes, el flujo óptico y la textura del objeto. Cada uno de estos espacios de obtención de rasgos, tiene ventajas y desventajas, por ejemplo, el uso del color está afectado por los cambios de iluminación, afectando menos cuando son usados los bordes y la textura. Sin embargo, en escenarios alejados, los bordes y el contorno de los objetos pueden ser muy tenues y ruidosos. En muchos escenarios es más frecuente la observación a distancia de las personas, donde es imposible percibir detalles de su cara, y en dependencia de la aglomeración de personas y objetos en la escena solo se visualizan características del cuerpo o de partes del cuerpo humano.

Se tiene que, los rasgos de bajo nivel para la descripción de la apariencia pueden ser divididos en rasgos visuales globales y rasgos visuales locales. Los globales codifican el objeto como un todo, los rasgos locales describen el objeto como una colección de descriptores locales independientes (ejemplo, parches locales). Los rasgos globales son muy sensibles a oclusiones parciales, ruidos, cambios en los puntos de vista y cambios de iluminación. Los descriptores locales son más robustos, pero se pierde información espacial.

Los trabajos más actuales que han usado la base de datos PETS-2006, como [5], propone aplicar los algoritmos de seguimiento [34] y [35], este último, para el seguimiento de grupos, manejar la formación de ellos así como la integración de nuevos individuos a los grupos. En la propuesta de [3] para la detección de los objetos abandonados/robados, deciden usar [36] como herramienta de seguimiento. Para mayores detalles en algoritmos de seguimientos dirigirse a [37,38,39].

6. Análisis de las relaciones sociales en la escena

Conocer el propietario del paquete y su relación con las personas que participan en una escena, es muy importante para disminuir los falsos positivos, además de brindar información muy valiosa a los agentes de seguridad, cuando les advierte de la persona que ha abandonado un paquete y la trayectoria seguida en la región de la escena.

Es por ello, que los trabajos más actuales, como [5], comienzan a considerar un análisis de la situación en la escena, tomando en cuenta dos cuestiones: ***Quién es el propietario de cada paquete*** y ***quien conoce a quien***. Al saber quien conoce a quien, es posible eliminar los falsos positivos, provocados cuando un

individuo da un paquete a un conocido que se encuentra en un grupo, lo cual conlleva a que un paquete puede ser asociado a un grupo.

Establecer las relaciones entre personas o grupos, resulta de mayor dificultad. Sin embargo, estudios empíricos [10] afirman que un 74 % de las personas se trasladan en grupos y que entre el 50 % y 70 % se mueven en grupos de manera casual [11].

Estos primeros estudios se han apoyado en los aportes realizados en la simulación de multitudes, específicamente en el muy usado Modelo de Fuerza Social (del inglés SFM) [40,41]. En este trabajo, a partir de las relaciones pre-establecidas entre los individuos, se simulan las trayectorias y agrupamientos de los individuos y grupos, que podrían ocurrir en una escena dado sus actores. Sin embargo, en [5] se realiza la operación inversa; mediante el conocimiento de las trayectorias, se infiere *quien conoce a quien*.

En [5] un paquete es detectado cuando este aparece estacionario y se establece el propietario mediante la detección de una persona a una distancia d del paquete durante un tiempo t. Para la detección de personas se apoyan en el trabajo [42], el cual utiliza información desde múltiples cámaras.

Además, en esta etapa son usados algoritmos para la detección de grupos sociales, los cuales se basan en el análisis de las trayectorias y su agrupamiento [43]. Finalmente, [5] se apoyó en los aportes realizados en [43,44,45] para incluir esta etapa de análisis del comportamiento de las relaciones entre las personas y grupos, para enriquecer la detección de los objetos abandonados.

Es de notar que este tipo de análisis es muy reciente, solo un trabajo de 2013 introduce estos aportes, lo cual, conlleva a la mejora de muchos aspectos, como es en la determinación de la relación propietario/paquete y una eficaz tarea de seguimientos [5].

7. Bases de datos

En esta sección se comenta acerca de las características de las base de datos más usadas por los investigadores, para realizar las pruebas de sus propuestas. La detección de objetos abandonados/robados puede ocurrir en innumerables escenarios, por lo cual, en muchas ocasiones los trabajos presentados dan resultados de eficacia en datos colectados por ellos mismos. No obstante, se han publicado algunas bases de datos para poder realizar comparaciones entre los algoritmos, además de recrear las situaciones más comunes y sus problemáticas.

Actualmente, las bases de datos *i-LIDS* (del inglés Imagery Library for Dectection System) y la *PETS* (del inglés Performance Evaluation of Tracking and Surveillance), resultan ser las más usadas por los investigadores, siendo estas de acceso libre. Estas proveen secuencias de video, en varios escenarios, para labores de Video-Protección, donde unos de esos escenarios contempla el abandono de paquetes. La PETS del 2006 (PETS-2006) provee el abandono de paquetes y la 2007 (PETS-2007) contiene el abandono, robo y merodeo de personas.

La base de datos (i-LIDS)[1] [46] provee secuencias de video en un escenario de una estación de metro, donde los proveedores han definido imaginariamente 3 zonas de complejidad: zona cerca (Near zone), zona media (Mid zone) y zona lejos (Far zone) (ver Figura 7). Otro escenario es dado para el estacionamiento inadecuado de autos, la Figura 8 muestra el escenario. Para el robo de objetos, también se brindan secuencias en lugares como: almacen, estacionamiento, sala de conferencia, etc., con diferentes tamaños de los objetos. Las imágenes que conforman el video tienen una dimensión de $720x576$, obtenidas a 25 FPS. Esta base de datos no es multi-cámara y no considera escenas de relaciones entre personas.

[1] ftp://motinas.elec.qmul.ac.uk/pub/iLids/

Fig. 7. Escenario de la base de datos i-ILIDS en la estación de metro. La escena se divide en tres zonas, de acuerdo a la imagen superior, donde: (Near zone) zona cerca, (Mid zone) zona media y (Far zone) zona lejos. En las tres imágenes inferiores: (AVSS) Advanced Video and Signal based Surveillance, (AB) Abandoned Object, (Easy) fácil, (Medium) medio y (Hard) difícil.

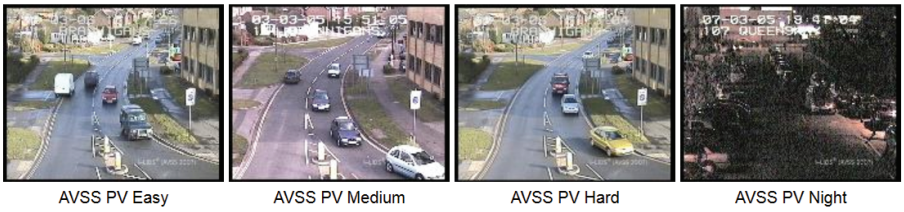

Fig. 8. Escenario de la base de datos i-ILIDS para autos mal estacionados.

La PETS-2006 [2] provee 7 situaciones sobre el escenario, capturados desde 4 cámaras desde diferentes puntos de vista, en la Figura 9 se muestra el escenario con sus 4 vistas. Según los experimentos realizados en [3], este escenarios no tiene gran dificultad, no tiene muchas oclusiones y aglomeraciones.

En la PETS2007 [3] se contemplan tres sucesos (merodeo, abandono y robo), brindando 8 situaciones (4 en robos, 2 en abandono y 2 en merodeo), desde un escenario tomado desde 4 puntos de vista (ver Figura 10). Esta base de datos, cuenta con la calibración de la escena para obtener una heurística por tamaño del objeto, también se define un tiempo t y una distancia d para decretar un objeto como abandonado o desatendido.

Como es de notar, aún las bases de datos están poco pobladas de situaciones, es decir, contienen pocos ejemplos. La PETS2006 es la mayor con solo 7 escenas de abandono, seguida de la i-LIDS con 6.

[2] http://pets2006.net/
[3] http://pets2007.net/

Fig. 9. Escenario con sus 4 vistas según PETS2006.

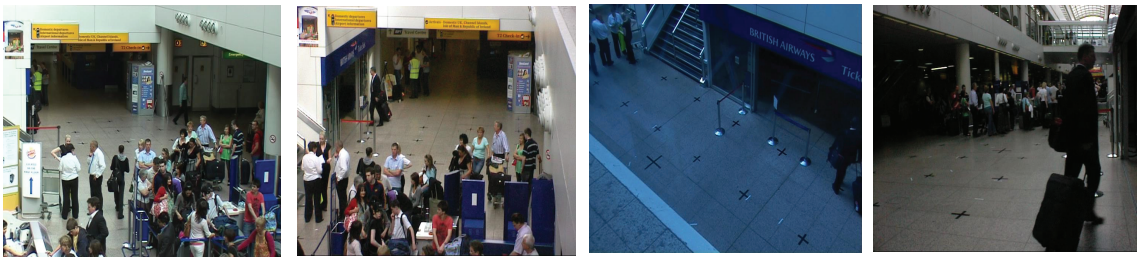

Fig. 10. Escenario con sus 4 vistas según PETS-2007.

Otras bases de datos no públicas, desarrolladas bajo el amparo de proyectos o desarrolladas por los propios autores de los trabajos, se comentan en la próxima sección.

8. Resultados de los trabajos más actuales

Como antes se comentaba, esta área de investigación es muy reciente, por lo que los primeros trabajos realizaban sus experimentos sobre secuencias de video donde se simulaba el fenómeno de objeto abandonado/robado, sin poder realizar comparaciones entre algoritmos o sobre diferentes niveles de complejidad del escenario. Los trabajos publicados antes de 2006, es decir, antes de que la base de datos PETS2006 y las posteriores fuesen publicadas, usaban sus propias escenas y niveles de complejidad.

El trabajo [2] usa los modelos de fondo (GMM) para la obtención de los objetos estáticos y abandonados, mediante umbrales de velocidad. Se realizan experimentos sobre la PETS-2006, donde los resultados son presentados al lector de acuerdo a la Figura 11. En este trabajo no se realizó una comparación frente a otros algoritmos ni probaron su desempeño frente a otros escenarios. También muestran resultados en un escenario propuesto por los autores (aeropuerto), presentados de igual manera, según la Figura 12).

Fig. 11. Resultado sobre una escena de la PETS2006 según [2].

Fig. 12. Ejemplo de detección en el escenario del aeropuerto según [2].

El uso de 3 modelos de fondo usando GMM estuvo dirigido a fortalecer la detección de los objetos estáticos, frente a los algoritmos que usan 1 o 2 modelos de fondo, es por ello que el autor muestra una comparación frente algunos problemas, en la Figura 13 se muestra el resultado [2].

Background model	Comparison			
	Background changes	Illumination changes	Initialization	Object detection
Single	cannot handle	sensitive	require	not exact
Double	cannot handle	no sensitive	require	not exact
Proposed	can handle	no sensitive	not require	exact

Fig. 13. Comparación para diferente número de modelos de fondos, 1 (simple), 2 (double) y 3 (Proposed) [2].

En [3], se hace uso de los GMM además de la información de seguimiento y la detección de personas. Sus experimentos son realizados usando la PETS-2006 y la i-LIDS. Para la PETS-2006 no usaron la información multi-cámara, pero probaron en las 7 escenas, la Figura 14 muestra los resultados.

Sequence	abandoned objects	True Positives	Static Person	False Positives
S1	1	1	0	0
S2	1	1	0	0
S3	1	1	1	0
S4	1	1	0	0
S5	1	1	0	0
S6	1	1	0	0
S7	1	1	0	0

Fig. 14. Resultado en el escenario de la PETS-2006 (abandono) según [3].

En la Figura 15 se muestran los resultados para la i-LIDS en objetos abandonados. Esta base de datos, también posee secuencias de autos estacionados en lugares prohibidos, estos resultados son dados en la Figura 16.

Sequence	Abandoned objects	True Positives	Static Person	True False Positives
AB Easy	1	1	0	0
AB Medium	1	1	3	1
AB Hard	4	4	3	1
ABTRA102a09	1	1	3	2
ABTRA204a06	1	1	0	0

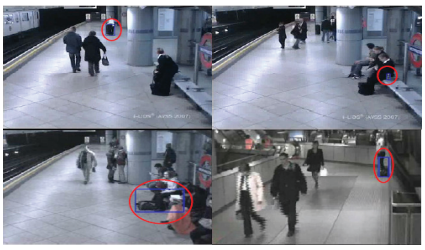

Fig. 15. Resultado en el escenario de la i-LIDS (abandono) según [3].

Sequence	Parked Vehicle	True Positives	False Positives
PV Easy	2	2	0
PV Medium	1	1	0
PV Hard	1	1	1
PV night	1	1	0
PVTRA101a022	1	1	0

Fig. 16. Resultado en el escenario de la i-LIDS para abandono según [3].

En [3] se dan los resultados para las escenas de objetos robados de la i-LIDS. La Figura 17 muestra los resultados; de los 12 objetos robados se logran detectar 11.

Removed Objects	True Positives	False Positives
12	11	0

Fig. 17. Resultado en el escenario de la i-LIDS para robo, según [3].

En [3] también se dan resultados sobre una base de datos propia, en la cual hay un total de 41 objetos abandonados de ellos, 36 son bien detectados para un 87,8 %. La Figura 18 muestra el escenario y una vista de la aplicación.

En [3] se realiza un experimento para verificar el aumento de la robustez al usar la información de seguimiento. El escenario es una zona de *no-estacionamiento* filmada durante 53 horas, de ellas 28 nocturnas, donde los autos tienen un tamaño aproximado de 500 pixeles. Se asume como violación del tránsito, a partir de 2 minutos de estacionamiento. Los falsos positivos se redujeron de un 44,5 % a 20 %. En cambio, no se comenta dónde radica la utilidad del seguimiento, debido a que la tarea no resulta de gran complicación sin el uso del seguimiento. No obstante, el lector de [3] puede asumir que aquellos objetos estáticos en la zona prohibida que no han tenido una trayectoria no podrán ser autos. La Figura 19 muestra el escenario. En [16] se dan resultados para esta misma línea de procesos, pero sobre datos propios. Para la detección de personas usan los rasgos obtenidos mediante los *HOG*.

En [4] siguen la misma linea de trabajo, $ModeladoFondo + DeteccionObjetosEstaticos \rightarrow Seguimiento \rightarrow DeteccionPersonas$. En cambio, el modelado del fondo lo realizan usando la técnica de CODEBOOK, útil para modelar estructuras dinámicas en el fondo. Para detectar los objetos estáticos se usan dos modelos de fondo, como se fue descrito en la Sección 4.1. No usan ningún algoritmo del estado del arte para realizar el seguimiento, solo se basan en el área de la caja que enmarca cada objeto estático. Finalmente usan los

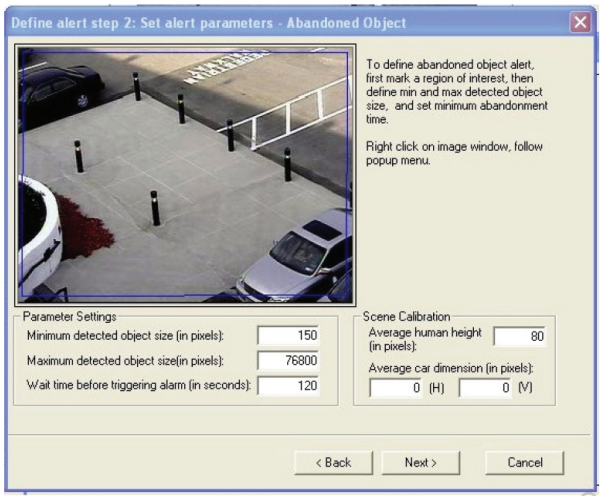

Fig. 18. Escenario propio y una vista de la aplicación según [3].

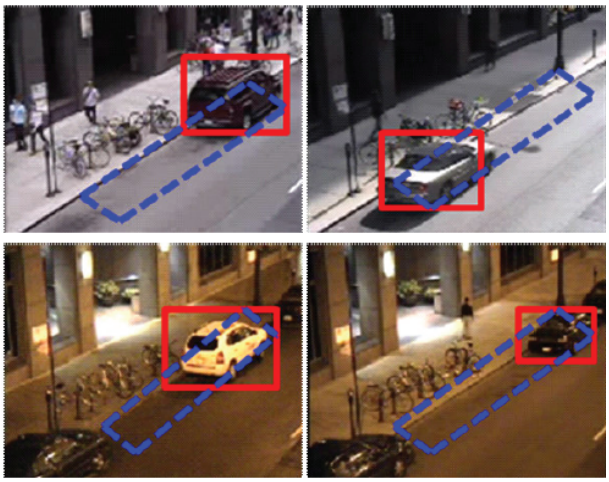

Fig. 19. Escenario para prueba de autos mal estacionados o abandonados [3].

muy conocidos *HOG* para detectar personas y eliminar los falsos objetos estáticos. Los autores usaron la PETS-2006 y 2007 para evaluar su aporte. De la PETS-2006 solo usaron la secuencia *S*3 en sus 4 vista de cámara. Los resultados son mostrados en la Figura 20. De igual manera en la Figura 21 se muestran los resultados para la PETS-2007. Se usaron las cuatro vista de la secuencia *S*8.

En [5] se realizan experimentos sobre la base de datos PETS-2006 y otra creada por los autores bajo el proyecto *SUBITO*, del inglés "**S**urveillance of **U**nattended **B**aggage and the **I**dentification and **T**racking of the **O**wner", para realizar los experimentos de análisis y relaciones entre personas y grupos. Se tomaron 13 secuencias desde 4 cámaras sincronizadas, situadas alrededor de la escena. Cada acción es gravada 12 veces, desde diferente entra y salida de los actores. La distancia para declarar un objeto desatendido es de 2,5 metros, durante 4 segundos. La Figura 22 muestra un ejemplo del escenario [4]. Las secuencias desde

[4] http://cordis.europa.eu/documents/documentlibrary/124179041EN6.pdf

Dataset	Sequence	Camera view	Static objects	Static persons	False Result
Pets 2006	S3	View 1	1	1	1
		View 2	1	1	1
		View 3	1	1	0
		View 4	1	1	0

Fig. 20. Resultado para el algoritmo propuesto en [4] sobre la la base de datos PETS-2006. La imagen muestra dos de los ángulos de vista para *S*3 y el rectángulo en verde enmarca el área de trabajo definida por el usuario.

Dataset	Sequence	Camera view	Static objects	Static persons	False Result
Pets 2007	S8	View 1	1	0	0
		View 2	1	0	0
		View 3	1	0	0
		View 4	1	0	0

Fig. 21. Resultado para el algoritmo propuesto en [4] en la PETS-2007. La imagen muestra dos de los escenarios para *S*8 y el rectángulo en verde enmarca el área de trabajo definida por el usuario.

el proyecto SUBITO, usadas en este trabajo [5], simulan la escena donde personas que portan un paquete (maleta) se unen a un grupo de conocidos y dejan la maleta en el suelo, quedando a su lado o dejándola a un amigo del grupo, es decir, en este trabajo se permite que el propietario de un paquete pueda ser un grupo.

En la PEST-2006 se usaron las 7 situaciones. Para la secuencia 1 (S1) se usa la información de las 4 cámaras, para S2, S3, S4, S5, S6 y S7 solo a través de la cámara 3. En este trabajo no se dan muchos detalles de los resultados frente a esta base de datos, se reporta que el algoritmo falló en S4 y S7, lo cual es un resultado peor frente a [3] (ver Figura 15).

En [32] apostaron a realizar un seguimiento eficaz con el uso de una máquina de estado finito (MEF). Con esta se logra realizar un seguimiento completo del ciclo de vida de los objetos estáticos, y distinguir eventos como autos y personas que detienen su movimiento. Debido a los problemas asociados al seguimiento (ver Sección 5), este mismo autor publica un siguiente trabajo [33]. En este se usa una ver-

Fig. 22. Escenario para prueba de autos mal estacionados o abandonados [5].

sión simplificada del algoritmo de seguimiento propuesto en [47]. Este trabajo asume que el algoritmo trabaja en una red de cámaras. Supone que si para una red de 1000 dispositivos, donde cada cámara emite 2 falsas alarmas (un error pequeño), entonces habría que atender 2000 posibles objetos abandonados. Para tal situación se hace intratable una respuesta de las fuerzas del orden. Acorde a esta situación los autores de [33] proponen un algoritmo para dar un orden de prioridad a las alertas o del inglés *ranking function*, basado en atributos de los objetos estáticos. Los atributos usados son, del ingles: *Staticness*, *foregroundness* y *abandonment*. El termino *Staticness* se refiere al grado de inmovilidad del objeto para múltiples cuadros de video, el *foregroundness* es la diferencia del objeto relativo al fondo basado en su apariencia y *abandonment* mide el grado de abandono de un objeto asociado a la actividad en su vecindad. En este trabajo se usó específicamente la propuesta de *ranking function* de [48]. Para su evaluación se usaron las bases de datos públicas PETS-2006 y AVSS-AB de la i-LIDS. En la Tabla 1 se muestran los resultados en términos de precisión y sensibilidad. Es uno de los únicos trabajos que agrupa los resultados de otros aportes del estado del arte. Otro resultado fue dado sobre una base de datos propia.

Tabla 1. Resultados según [33], donde P precisión y R del inglés (*Recall*) que se refiere a la sensibilidad del algoritmo.

Métodos	(P) PETS2006	(R) PETS2006	(P) AVSS-AB	(R) AVSS-AB
[20]	0.05	1.0	0.01	1.0
[49]	0.6	1.0	0.1	1.0
[50]	0.5	1.0	0.03	1.0
[51]	0.75	1.0	0.33	1.0
[7]	0.37	1.0	0.05	1.0
[32]	0.83	0.83	0.5	1.0
Ranking Function [33]	0.95	0.80	0.97	1.0

Es de notar, que solo un trabajo se ha comparado con otros del estado del arte. Otro aspecto a tener en cuenta es que en todos los trabajos mencionados en esta sección, así como en la gran mayoría, se definen las dimensiones de los objetos de interés, el tiempo que ha permanecido desatendido y la distancia a la cual se da como desatendido.

Algunos trabajos han usado imágenes de profundidad usando la cámara Kinect [52,53]. Con esta información se logra atenuar los problemas de sombra, bajo contraste y cambios leves de iluminación. Unos de sus problemas principales es el aumento del error de los valores de profundidad con el aumento de la distancia del dispositivo a los objetos.

En Cuba como en muchas partes del mundo no se ha distribuido de forma masiva los dispositivos de captura de imágenes de profundidad con motivos de la video-protección. Por este motivo el autor de este reporte no aborda el análisis de los trabajos que usan estos dispositivos.

9. Problemas existentes

En esta sección se hace mención de los principales problemas que aún afectan la detección de objetos abandonados/robados. Como antes se mencionaba, están muy asociados al algoritmo inicial de substracción de fondo y de seguimiento, donde su eficacia dependen en gran medida de la complejidad del escenario:

1. Los objetos que brinda el sustractor de fondo están incompletos.
2. Oclusión parcial o total de los objetos.
3. Iluminación reducida.
4. Escenarios de alta aglomeración de personas.
5. Cambios de iluminación.
6. Bajo contraste o enmascaramiento de los objetos.
7. Identificación de propietario/paquete con poca eficacia.

Como es de notar, muchos de los problemas están ligados a la detección de los objetos en la imagen de Foreground, y su repercusión en las siguientes labores: seguimiento, reconocimiento de los objetos, etc. Otro tema que está siendo atendido actualmente por los investigadores es la relación eficaz propietario/paquete [5], la cual, proveería a los sistemas de mayor información y confiabilidad para la toma de decisiones. Esta tarea también depende en gran medida de realizar un seguimiento eficaz.

Si se desea abordar la tarea de la detección de objetos abandonados/robados, utilizando un algoritmos de substracción de fondo, para encontrar los objetos del no-fondo, entonces urge realizar un modelado del fondo. El modelado del fondo debe lidiar con muchos problemas que dependen del escenario, es decir, por ahora no se tiene un algoritmo que sea invairiante a cambios de ambientes, a pesar de suponer que este sea controlado. Una mayor complejidad se encuentra en escenarios públicos, donde una escena puede cambiar drásticamente su apariencia por cambios de iluminación y fenómenos naturales (lluvia, árboles, etc.).

10. Conclusiones

Mediante el estudio de los artículos publicados, se percibe que la detección automática de objetos abandonados/robados es una tarea muy reciente y de mucho interés para las aplicaciones en la video-protección, por lo que se encuentra en auge. La definición de este fenómeno aún no está bien enunciada, para que abarque todos los casos de la realidad. Los investigadores están acometiendo esta labor mediante una secuencia de algoritmos específicos: modelación de fondo, seguimiento, detección de personas, análisis del entorno social de la escena. La secuencia de algoritmos es afectada por los problemas particulares de cada uno de ellos. Por otro lado, se cuenta con pocas bases de datos de acceso público que contemplen el abandono/robo (solo dos PETS y i-LIDS), además de contener pocas escenas, la mayor con 7.

Referencias bibliográficas

1. Lucero, F.A.C.: Deteccion de robo/abandono de objetos en interiores utilizando cámaras de profundidad. PhD thesis, Proyecto de fin de carrera, Universidad Autónoma de Madrid (2012)
2. Zin, T.T., Tin, P., Toriu, T., Hama, H.: A probability-based model for detecting abandoned objects in video surveillance systems. In: Proceedings of the World Congress on Engineering. Volume 2. (2012)
3. Tian, Y., Feris, R.S., Liu, H., Hampapur, A., Sun, M.T.: Robust detection of abandoned and removed objects in complex surveillance videos. Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on **41**(5) (2011) 565–576
4. Sajith, K., Nair, K.R.: Abandoned or removed objects detection from surveillence video using codebook. In: International Journal of Engineering Research and Technology. Volume 2., ESRSA Publications (2013)
5. Ferryman, J., Hogg, D., Sochman, J., Behera, A., Rodriguez-Serrano, J.A., Worgan, S., Li, L., Leung, V., Evans, M., Cornic, P., et al.: Robust abandoned object detection integrating wide area visual surveillance and social context. Pattern Recognition Letters (2013)
6. Li, X., Zhang, C., Zhang, D.: Abandoned objects detection using double illumination invariant foreground masks. In: Pattern Recognition (ICPR), 2010 20th International Conference on, IEEE (2010) 436–439
7. Porikli, F., Ivanov, Y., Haga, T.: Robust abandoned object detection using dual foregrounds. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing **2008** (2008) 30
8. Bird, N., Atev, S., Caramelli, N., Martin, R., Masoud, O., Papanikolopoulos, N.: Real time, online detection of abandoned objects in public areas. In: Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006. Proceedings 2006 IEEE International Conference on, IEEE (2006) 3775–3780
9. Auvinet, E., Grossmann, E., Rougier, C., Dahmane, M., Meunier, J.: Left-luggage detection using homographies and simple heuristics. In: Proc. 9th IEEE International Workshop on Performance Evaluation in Tracking and Surveillance (PETS06), Citeseer (2006) 51–58
10. Aveni, A.F.: The not-so-lonely crowd: Friendship groups in collective behavior. Sociometry (1977) 96–99
11. Rudloff, C., M.T.S.S.B.D.: Can walking behaviour be predicted? an analysis of the calibration and fit of pedestrian models. In 90th Annual Meeting of the Transportation Research Board, January (2011)
12. Beynon, M.D., Van Hook, D.J., Seibert, M., Peacock, A., Dudgeon, D.: Detecting abandoned packages in a multi-camera video surveillance system. In: Proceedings. IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2003., IEEE (2003) 221–228
13. Spengler, M., Schiele, B.: Automatic detection and tracking of abandoned objects. In: Proceedings of the Joint IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance, Citeseer (2003)
14. Ferrando, S., Gera, G., Regazzoni, C.: Classification of unattended and stolen objects in video-surveillance system. In: Video and Signal Based Surveillance, 2006. AVSS'06. IEEE International Conference on, IEEE (2006) 21–21
15. Evangelio, R.H., Sikora, T.: Static object detection based on a dual background model and a finite-state machine. EURASIP Journal on Image and Video Processing **2011**(1) (2010) 858502
16. : Occlusion and abandoned object detection for surveillance applications;, journal =
17. Guler, S., Silverstein, J.A., Pushee, I.H.: Stationary objects in multiple object tracking. In: Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2007. AVSS 2007. IEEE Conference on, IEEE (2007) 248–253
18. Sebastian, N.K.P.T.T., Collins, A.P.R.: Multi-view detection and tracking of travelers and luggage in mass transit environments. PETS 2006 (2006) 67
19. Martínez-del Rincón, J., Herrero-Jaraba, J.E., Gómez, J.R., Orrite-Urunuela, C.: Automatic left luggage detection and tracking using multi-camera ukf. In: Proceedings of the 9th IEEE International Workshop on Performance Evaluation in Tracking and Surveillance (PETS'06), Citeseer (2006) 59–66
20. Stauffer, C., Grimson, W.E.L.: Adaptive background mixture models for real-time tracking. In: Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE Computer Society Conference on. Volume 2., IEEE (1999)
21. Mendel, J.M., John, R.B.: Type-2 fuzzy sets made simple. Fuzzy Systems, IEEE Transactions on **10**(2) (2002) 117–127
22. Zeng, J., Xie, L., Liu, Z.Q.: Type-2 fuzzy gaussian mixture models. Pattern Recognition **41**(12) (2008) 3636–3643
23. El Baf, F., Bouwmans, T., Vachon, B.: A fuzzy approach for background subtraction. In: Image Processing, 2008. ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on, IEEE (2008) 2648–2651
24. Zhao, Z., Bouwmans, T., Zhang, X., Fang, Y.: A fuzzy background modeling approach for motion detection in dynamic backgrounds. In: Multimedia and Signal Processing. Springer (2012) 177–185
25. Kim, K., Chalidabhongse, T.H., Harwood, D., Davis, L.: Real-time foreground–background segmentation using codebook model. Real-time imaging **11**(3) (2005) 172–185
26. Martiriggiano, T., Caroppo, A., Leo, M., Spagnolo, P., Orazio, T.: An innovative approach for abandoned or removed objects detection. In: Proceedings of International Symposium on Communications, Control,and Signal Processing. (2006)
27. Spengler, M., Schiele, B.: Automatic detection and tracking of abandoned objects. In: Proceedings of the Joint IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance, Citeseer (2003)

28. Krahnstoever, N., Tu, P., Sebastian, T., Perera, A., Collins, R.: Multi-view detection and tracking of travelers and luggage in mass transit environments. (06 2006)
29. Smith, K., Quelhas, P., Gatica-Perez, D.: Detecting abandoned luggage items in a public space. In: Proceedings of the 9th IEEE International Workshop on Performance Evaluation in Tracking and Surveillance (PETS'06). (2006) 75–82
30. Singh, V.K., Atrey, P.K., Kankanhalli, M.S.: Coopetitive multi-camera surveillance using model predictive control. Machine Vision and applications **19**(5-6) (2008) 375–393
31. Birch, P., Hassan, W., Bangalore, N., Young, R., Chatwin, C.: Stationary traffic monitor. In: Imaging for Crime Detection and Prevention 2011 (ICDP 2011), 4th International Conference on, IET (2011) 1–6
32. Fan, Q., Pankanti, S.: Modeling of temporarily static objects for robust abandoned object detection in urban surveillance. In: Advanced Video and Signal-Based Surveillance (AVSS), 2011 8th IEEE International Conference on, IEEE (2011) 36–41
33. Fan, Q., Gabbur, P., Pankanti, S.: Relative attributes for large-scale abandoned object detection. In: Computer Vision (ICCV), 2013 IEEE International Conference on, IEEE (2013) 2736–2743
34. Blackman, S.S.: Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking. Aerospace and Electronic Systems Magazine, IEEE **19**(1) (2004) 5–18
35. Leung, V., Herbin, S.: Flexible tracklet association for complex scenarios using a markov logic network. In: Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), 2011 IEEE International Conference on, IEEE (2011) 1870–1875
36. Connell, J., Senior, A.W., Hampapur, A., Tian, Y.L., Brown, L., Pankanti, S.: Detection and tracking in the ibm peoplevision system. In: Multimedia and Expo, 2004. ICME'04. 2004 IEEE International Conference on. Volume 2., IEEE (2004) 1403–1406
37. Jalal, A.S., Singh, V.: The state-of-the-art in visual object tracking. Informatica **36** (2012) 227–248
38. Yilmaz, A., Javed, O., Shah, M.: Object tracking: A survey. Acm Computing Surveys (CSUR) **38**(4) (2006) 13
39. Li, X., Hu, W., Shen, C., Zhang, Z., Dick, A., Hengel, A.v.d.: A survey of appearance models in visual object tracking. arXiv preprint arXiv:1303.4803 (2013)
40. Helbing, D., Molnar, P.: Social force model for pedestrian dynamics. Physical review E **51**(5) (1995) 4282
41. Moussaïd, M., Perozo, N., Garnier, S., Helbing, D., Theraulaz, G.: The walking behaviour of pedestrian social groups and its impact on crowd dynamics. PloS one **5**(4) (2010) e10047
42. Yildiz, A., Akgul, Y.S.: A fast method for tracking people with multiple cameras. In: Trends and Topics in Computer Vision. Springer (2012) 128–138
43. Ge, W., Collins, R.T., Ruback, B.: Automatically detecting the small group structure of a crowd. In: Applications of Computer Vision (WACV), 2009 Workshop on, IEEE (2009) 1–8
44. Jacques Jr, J.C.S., Braun, A., Soldera, J., Musse, S.R., Jung, C.R.: Understanding people motion in video sequences using voronoi diagrams. Pattern Analysis and Applications **10**(4) (2007) 321–332
45. Pellegrini, S., Ess, A., Van Gool, L.: Improving data association by joint modeling of pedestrian trajectories and groupings. In: Computer Vision–ECCV 2010. Springer (2010) 452–465
46. i LIDS bag, vehicle detection challenge (AVSS 2007). http://www.eecs.qmul.ac.uk/ andrea/avss2007_ss_challenge.html. (2007)
47. Senior, A., et al.: Tracking people with probabilistic appearance models. In: ECCV workshop on Performance Evaluation of Tracking and Surveillance Systems, Citeseer (2002) 48–55
48. Parikh, D., Grauman, K.: Relative attributes. In: Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on, IEEE (2011) 503–510
49. Guler, S., Farrow, M.K.: Abandoned object detection in crowded places. In: Proc. of PETS, Citeseer (2006) 18–23
50. Mathew, R., Yu, Z., Zhang, J.: Detecting new stable objects in surveillance video. In: Multimedia Signal Processing, 2005 IEEE 7th Workshop on, IEEE (2005) 1–4
51. Liao, H.H., Chang, J.Y., Chen, L.G.: A localized approach to abandoned luggage detection with foreground-mask sampling. In: Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2008. AVSS'08. IEEE Fifth International Conference on, IEEE (2008) 132–139
52. Kulikov, V., Ivanova, E.: Method of abandoned object detection based on a sequence of depth images. Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing **48**(6) (2012) 559–564
53. Collazos, A., Fernández-López, D., Montemayor, A.S., Pantrigo, J.J., Delgado, M.L.: Abandoned object detection on controlled scenes using kinect. In: Natural and Artificial Computation in Engineering and Medical Applications. Springer (2013) 169–178

RT_065, octubre 2014
Aprobado por el Consejo Científico CENATAV
Derechos Reservados © CENATAV 2014
Editor: Lic. Lucía González Bayona
Diseño de Portada: Di. Alejandro Pérez Abraham
RNPS No. 2142
ISSN 2072-6287
Indicaciones para los Autores:
Seguir la plantilla que aparece en www.cenatav.co.cu
C E N A T A V
7ma. A No. 21406 e/214 y 216, Rpto. Siboney, Playa;
La Habana. Cuba. C.P. 12200
Impreso en Cuba