

CHAPTER X

Detección visual de caídas para ambientes inteligentes

JOSÉ M. CAÑAS, SARA MARUGÁN, CARLOS AGÜERO, TEODORO GONZÁLEZ

*Departamento de Sistemas Telemáticos y Computación,
Universidad Rey Juan Carlos
28933 Móstoles*

La funcionalidad asistencial es una característica deseable para los ambientes inteligentes dentro del ámbito doméstico. En este artículo presentamos un sistema de teleasistencia autónomo basado en visión que realiza un seguimiento tridimensional de la posición de las personas para la detección de caídas o desmayos y el telecuidado de personas mayores.

1. Introducción

La utilización de sensores y automatismos en los hogares del mundo desarrollado es creciente. Cada vez es más frecuente encontrar instalaciones domóticas en las casas y edificios inteligentes que cuentan con un sistema automático de gestión. Típicamente los objetivos de estos sistemas son aumentar el confort, ahorrar energía y mejorar la seguridad personal y patrimonial de las viviendas.

Otro componente tecnológico que ha entrado de lleno en los hogares en los últimos años son las distintas redes de comunicación, internet, telefonía, etc. Ello ha abierto la puerta a nuevos sistemas y servicios que aprovechan esa capacidad de interconexión, no sólo para acceder desde casa a información externa, también para acceder desde cualquier sitio a dispositivos e información de la casa. La confluencia de estas tecnologías de domótica, comunicaciones e informática en las casas, con sus servicios e infraestructuras, ha dado lugar al concepto *hogar digital* [1].

En esta misma línea, no resulta extraño ver robots en el paisaje hogareño. Hoy día pueden adquirirse robots comerciales para ayudar en las

tareas domésticas o para acompañar a sus moradores. Las aspiradoras autónomas (p.e. Roomba, Trilobite), los cortadores de césped o las mascotas robóticas (p.e. perritos Aibo) son ejemplos de ello.

En este escenario de hogares cada vez más tecnológicos han surgido los sistemas que colaboran en el cuidado de personas mayores o enfermas que viven solas, denominados sistemas de *tele-asistencia* [2,10]. En general sirven para poner en guardia a los familiares, o a un servicio de asistencia cuando ocurre una situación en la que la persona necesita ayuda. Algunas compañías ofrecen ya este servicio (p.e. Servicio de Teleasistencia¹, Mapfre²) y la unión europea marcó este área como prioritario en el sexto Programa Marco [2,3]. Los sistemas de teleasistencia, por ejemplo, acortan el tiempo que se tarda en socorrer a una persona mayor que se ha caído al suelo [5,9], disminuyendo con ello el peligro para su salud.

Los sistemas de tele-asistencia tradicionales emplean terminales o dispositivos especiales que portan los propios pacientes, en forma de pulsera o collar, y que en un momento de necesidad son accionados por éstos para enviar la llamada de emergencia a los servicios de atención [10]. Esta necesidad de actuación por parte de la persona representa cierta limitación, ya que en los casos en que se produce una pérdida de consciencia el sistema será inútil. Buscando mayor autonomía también existen sistemas que utilizan sensores inerciales [11].

Una alternativa más evolucionada consiste en la utilización de cámaras de video como soporte adicional para la tele-asistencia [6,12]. Las cámaras son un sensor extraordinariamente informativo, lo que unido a su coste relativamente bajo han hecho que se incorporen en los últimos años a multitud de sistemas automáticos. La utilización de cámaras en teleasistencia aporta algunas ventajas sobre los sistemas tradicionales. Por ejemplo podrían la necesidad de actuación del paciente si un cuidador observara las imágenes en todo momento, pero supondría una violación de la intimidad de la persona monitorizada, además de un trabajo arduo para el cuidador.

En este artículo presentamos una aplicación de videoasistencia automática desarrollada para el cuidado de personas mayores. La aplicación está dirigida a aquellas personas que prefieren la comodidad de su

¹ www.teleasistencia.com

² www.mapfre.com/seguros/es/particulares/soluciones/teleasistencia.shtml

domicilio frente a las residencias de mayores, pero que necesitan un sistema de asistencia que les proporcione confianza y seguridad ante posibles desvanecimientos.

El sistema utiliza cámaras de video, realiza un análisis automático de las imágenes, extrae la información de posición tridimensional de los elementos de la escena y envía una señal de alarma cuando detecta una situación peligrosa, por ejemplo las caídas. Debido a su carácter continuo, autónomo y pasivo no es necesaria actuación alguna por parte de la persona cuidada, ni tampoco observadores externos permanentes.

A partir de la posición tridimensional de la persona y de los objetos relevantes (puertas, ventanas, etc) se pueden identificar situaciones comprometidas usando un conjunto de reglas sencillas. Por ejemplo, con la posición 3D de la persona se puede identificar cuándo la persona se mantiene erguida o desvanecida en el suelo. Siguiendo este planteamiento nuestro sistema es capaz de detectar automáticamente en tiempo real situaciones potencialmente peligrosas, como puede ser un desmayo, una caída al suelo o el acercamiento a una ventana.

El resto del artículo se estructura en cuatro apartados. En el segundo apartado se describe funcionalmente el sistema y su diagrama de bloques. En la tercera sección se describe la tecnología de localización y seguimiento tridimensional desarrollada. Seguidamente se describen los experimentos realizados y finalmente en el punto quinto se resumen las conclusiones alcanzadas.

2. Detección automática de situaciones peligrosas

El sistema que presentamos, denominado *Multiwatcher*, se encarga de monitorizar la estancia o estancias en las que la persona desarrolla su actividad diaria, detecta automáticamente las situaciones de peligro y dispara una alarma cuando dichas situaciones se producen.

Para determinar si una situación es peligrosa o no *Multiwatcher* calcula la posición tridimensional de las personas que aparecen en la escena a partir de dos características extraídas de las imágenes de video: el movimiento y el color. Por un lado, el movimiento localiza a las personas de forma ágil mientras se mueven por la estancia ya que en una vivienda la mayor parte de los objetos son estáticos y por tanto no son de interés para nuestro sistema. Al descartar todos los objetos estáticos de la escena no se gastan recursos de cálculo en ellos. Por otro lado la información de color

es sencilla de utilizar y nos permite discriminar de manera fácil a los objetos interesantes una vez que se sabe su color.

La combinación del color y el movimiento proporciona ciertas ventajas sobre la utilización de cada característica por separado. Por ejemplo permite seguir la posición de la persona aunque se quede inmóvil, una vez que se ha aprendido su color. Y permite aprender el color solamente de las cosas que se mueven.



Fig 1: Diagrama de contexto del sistema

La figura 1 muestra el diagrama de contexto en el que pueden apreciarse cuáles son las entradas y salidas del sistema y los terminadores o entidades externas con las que interactúa. Las entradas son un conjunto de imágenes de una o varias estancias de la vivienda, tomadas desde distintos ángulos y un conjunto de reglas que involucran la situación de las personas monitorizadas y determinan las situaciones peligrosas. Las reglas pueden introducirse durante la instalación del sistema de acuerdo a los requisitos existentes en cada caso. La salida es una señal de alarma dirigida, en general, a los servicios de asistencia y es producida por el sistema cuando una situación se estima como peligrosa en base al posicionamiento tridimensional de los objetos o personas de interés y al conjunto de reglas.

Los módulos principales que constituyen el sistema se presentan en la figura 2. En primer lugar, el módulo de captura de imágenes cuenta con un conjunto de cámaras calibradas encargadas de la observación de las estancias en las que el usuario realiza su vida cotidiana. La posición y orientación de las cámaras es conocida. Su colocación se realiza en puntos altos de la estancia de forma que el campo de visión de las mismas abarque el volumen que desea monitorizarse. Para el correcto funcionamiento, cada zona debe estar en el campo de visión de al menos dos cámaras. En la figura 3 se muestra una posible colocación en una habitación.

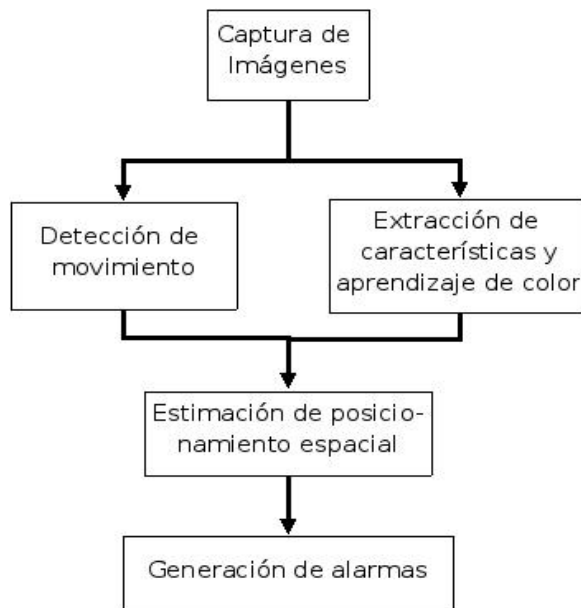


Fig 2: Diagrama de bloques del sistema de teleasistencia

En segundo lugar, el módulo de *detección de movimiento* analiza las secuencias de imágenes proporcionadas por el conjunto de cámaras obteniendo las regiones de dichas imágenes en las que se produce movimiento, bien por diferencia entre fotogramas consecutivos, bien por diferencia con la imagen aprendida del fondo.

Tercero, el módulo de *extracción de características y aprendizaje de color* observa y registra el espectro de color de los objetos o personas de interés en la escena utilizando un histograma de matices. Cuando el color del objeto relevante ha sido aprendido, el sistema construye un filtro de color que utiliza para obtener las zonas de la imagen que resultan interesantes para el seguimiento de los objetos.

En cuarto lugar, el módulo de *estimación de la posición tridimensional* utiliza un *algoritmo evolutivo* que genera y mantiene un conjunto dinámico de posiciones 3D tentativas de las personas, dándoles mayor o menor credibilidad si proyectan correctamente en zonas de color o movimiento en las imágenes de las cámaras. Es similar a los filtros de partículas empleados en otros trabajos [4,7,13].

Finalmente, una vez localizada en 3D la persona dentro de la estancia se determina si existe o no una situación de peligro a partir del conjunto de reglas mencionado, examinando la proximidad de la persona al suelo o a cualquier punto calificado de riesgo, expresado en coordenadas tridimensionales. Por ejemplo, el sistema es capaz de detectar si la persona se encuentra caída en el suelo, si la coordenada Z está por debajo de un umbral durante cierto tiempo. Detectada la situación de peligro resulta sencillo enviar un aviso a través de Internet, telefonía móvil o cualquier dispositivo de comunicaciones.

3. Estimación visual de la posición 3D con un algoritmo evolutivo

En esta sección se describen con detalle los bloques centrales presentados en la sección anterior: el algoritmo evolutivo desarrollado y las técnicas empleadas para la extracción de información de las imágenes.

Los algoritmos evolutivos utilizan poblaciones de individuos que combinan sus propiedades para conseguir nuevas poblaciones que se aproximan cada vez más a la solución de un problema planteado. Son algoritmos de búsqueda iterativos que continuamente calculan la calidad o salud de sus individuos y generan una nueva población entre aquellos más saludables. Con ello consiguen que las sucesivas poblaciones converjan hacia la solución del problema planteado.

La generación de una nueva población se realiza utilizando *operadores genéticos* como la mutación aleatoria, el ruido térmico, el cruce, la repulsión, etc. La *función de salud* marca en qué medida un individuo es aceptable como solución. Cuando un individuo tiene salud alta su probabilidad de trascender a la próxima generación es mayor. Los individuos con salud baja tienen menor probabilidad de trascender.

Tanto los operadores usados como la función de salud dependen del problema concreto. En nuestro caso, los individuos son posiciones tentativas en 3D de las personas monitorizadas, y la función de salud mide cuán compatible es esa hipótesis con las imágenes de las cámaras, si proyecta en zonas de color relevante y/o de movimiento.

3.1. Individuos exploradores y razas explotadoras

Como nuestro sistema busca estimar la posición tridimensional de las personas, cada individuo es la posición tentativa de una persona, un punto $P(X,Y,Z)$ en 3D. Para que el algoritmo evolutivo sea capaz de seguir a varias personas simultáneamente hemos utilizado dos tipos de poblaciones diferentes: los *exploradores* y los *explotadores*. La población de exploradores está formada por un número constante de individuos que exploran la totalidad del espacio monitorizado en busca de objetos en movimiento. Los explotadores se agrupan en un número dinámico razas, cada una las cuales sigue a una persona concreta, y realizan una búsqueda más fina en aquellas regiones en las que los exploradores detectan movimiento.

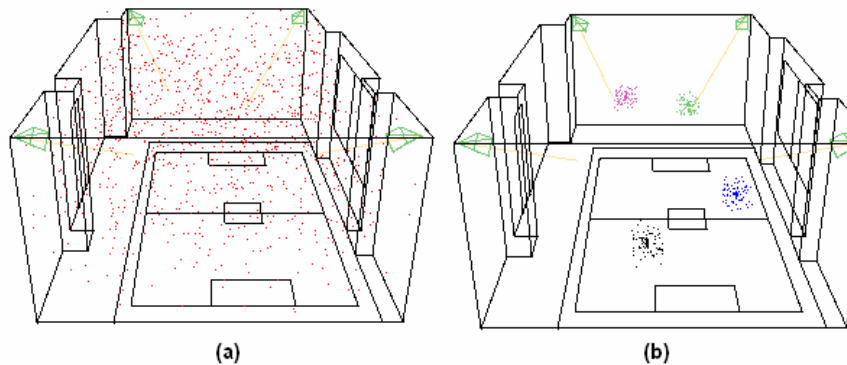


Fig 3: Individuos exploradores (a) y explotadores (b)

Ambas poblaciones evolucionan continua e independientemente. Los exploradores buscan por el espacio 3D nuevas personas que aparezcan en la escena y cuando encuentran una zona interesante, dan lugar a una nueva raza. Los individuos de las razas explotadoras evolucionan continuamente para reflejar el movimiento de la persona que están siguiendo. Una raza muere cuando sus individuos pierden salud por debajo de un umbral mínimo, por ejemplo cuando la persona sale de la zona monitorizada.

En la figura 4 se muestra el diagrama de flujo completo del algoritmo evolutivo multimodal desarrollado.

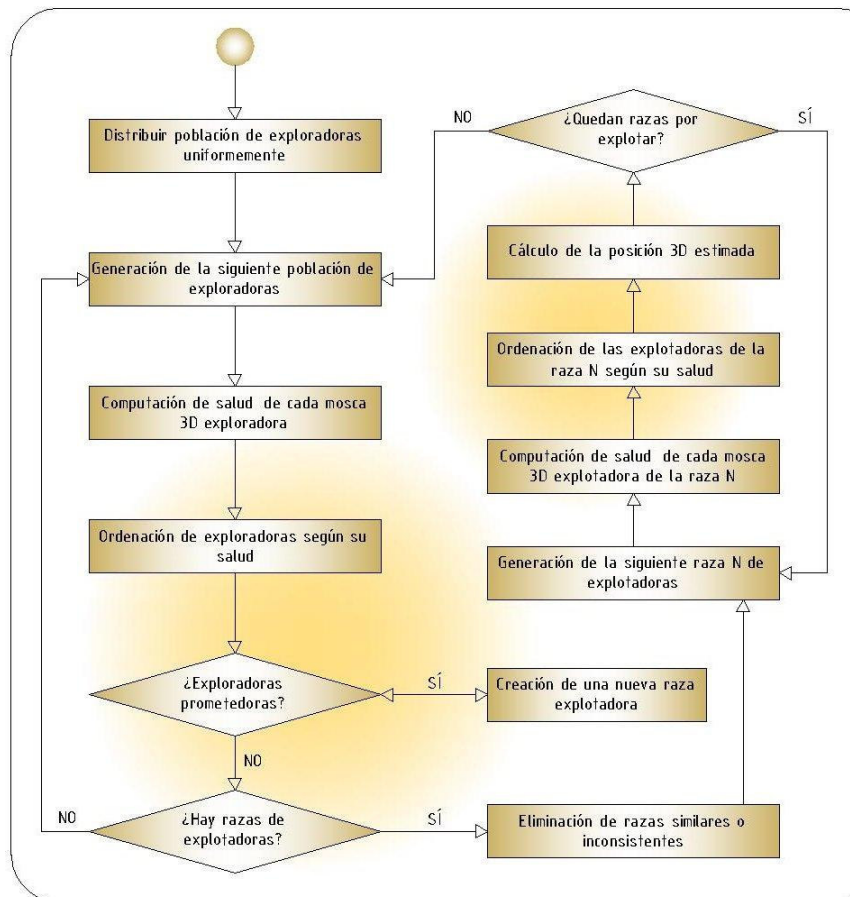


Fig 4: Diagrama de flujo del algoritmo evolutivo

Para la generación de los individuos, el algoritmo aplica operadores genéticos distintos para exploradores y explotadores. Para crear una nueva población de exploradores se utilizan los operadores de *mutación aleatoria* y *abducción*. La *mutación aleatoria* sustituye un individuo de baja salud por uno de posición aleatoria en el espacio de soluciones. Mediante la *abducción* se generan nuevos individuos exploradores en aquellas regiones del espacio 3D que proyectan en píxeles con movimiento en las imágenes (Figura 5). Desde esos píxeles se tiran rayos de proyección tridimensionales que se siembran con nuevos individuos exploradores. Este operador acelera en gran medida la convergencia de la exploración hacia posiciones buenas.

En la generación de un nuevo conjunto de explotadores los operadores utilizados son el *elitismo* y el *ruido térmico*. El *elitismo* elige los explotadores de más calidad, garantizando la continuidad de la solución. El operador de *ruido térmico* realiza un movimiento aleatorio cercano a la posición anterior generando nuevos individuos en posiciones próximas.

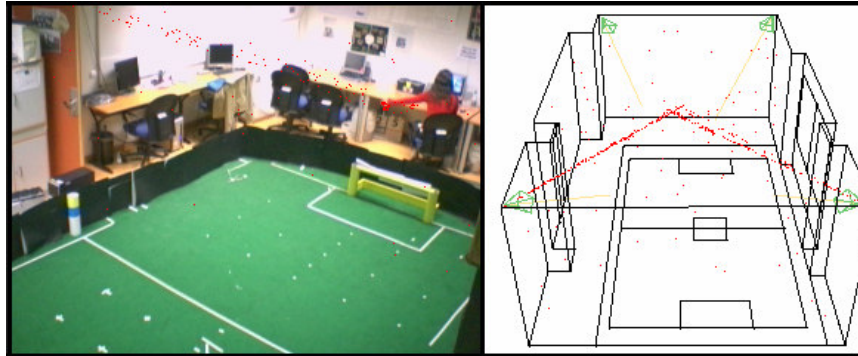


Fig 5: Individuos generados por el operador *abducción* entorno a las líneas de proyección de los píxeles que muestran movimiento.

3.2. Cálculo de la salud desde las imágenes

Para el cálculo de la salud se tiene en cuenta la información de color y de movimiento extraída de las imágenes capturadas. En el caso de la población de individuos *exploradores*, su salud se define únicamente en base a la información de movimiento puesto que el sistema utiliza el movimiento como *disparador* del seguimiento. Una vez iniciado el seguimiento, a través de la raza de individuos explotadores surgida se realiza un aprendizaje del color de la vestimenta de la persona y ese color aprendido influye en el cálculo de salud de los individuos de esa raza.

Para cada individuo i se calcula el píxel en que proyecta sobre la imagen de cada cámara c y se analizan los píxeles de su ventana de vecindad 5×5 , tal y como muestra la Figura 6. Dentro de esa vecindad se cuenta el número de píxeles k que superan el filtro de color y el número de píxeles m que superan el filtro de movimiento. Con esto se definen la salud por color $P(\text{color}_i | \text{img}_c) = k / 25$ y por movimiento $P(\text{mov}_i | \text{img}_c) = m / 25$.

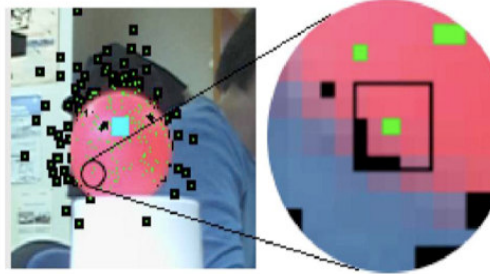


Fig 6: Ventana de vecindad 5x5.

La salud total para un individuo explotador se define como la media de la salud acumulada por color y movimiento a lo largo de todas las cámaras. La salud de un individuo explorador es homóloga pero sin componentes de movimiento.

$$\text{Salud}_i = \sum [(P(\text{color}_i | \text{img}_c) + P(\text{mov}_i | \text{img}_c))/2] / \#\text{cámaras}$$

En la figura 7 se muestra una imagen de entrada y la salida del filtro de movimiento. Cuando un objeto se mueve, algunos píxeles de las imágenes conseguidas por cada cámara cambian su valor. El sistema detecta estos cambios mediante la comparación de cada fotograma con el fotograma anterior y con la imagen correspondiente al fondo que contiene los elementos estáticos. Si esta diferencia supera un umbral definido, se considera que se ha producido movimiento en ese píxel.

El aprendizaje del fondo se realiza con la suma ponderada de fotogramas tomados en intervalos de tiempo regulares. El objetivo de ello es obtener una imagen por cada cámara semejante a la que se vería si no hubiera nadie en la estancia.

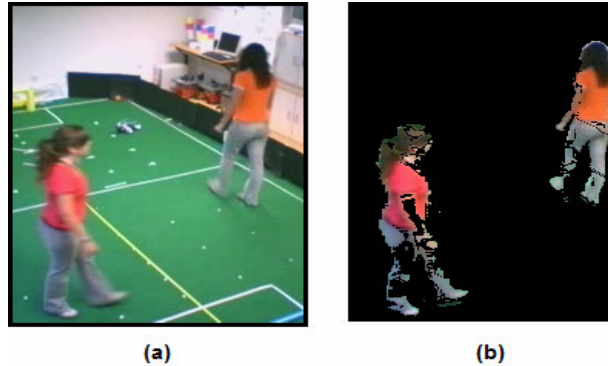


Fig 7: (a)Imagen real (b) filtro de movimiento

Al cabo de varias iteraciones el algoritmo genera tantas razas de explotadores como personas, y se concentran en las regiones del espacio en las que éstos se encuentran. El cálculo de la posición tridimensional estimada de cada persona se realiza tomando en cuenta todos los individuos de una raza. La posición final es la suma ponderada por salud de todas las posiciones de los individuos.

3.3. Aprendizaje de color

Como hemos visto, el sistema utiliza el filtro de movimiento para aprender el color de las personas. Sobre aquellos píxeles en los que proyectan los individuos de una raza al crearse y que superan el filtro de movimiento se toman muestras de su color para construir un histograma de matices. Este histograma se asocia a la raza de explotadores encargada del seguimiento de dicha persona. Los matices que superan el 35% de frecuencia se consideran identificativos de esa raza.

Esta técnica permite que *más de un color* pueda considerarse característico de una persona. Por ejemplo, en la figura 8 sólo el color azul es identificativo de la persona. A partir de ese momento, para el cálculo de salud, los píxeles de la vecindad que tengan un matiz identificativo superarán el filtro de color.

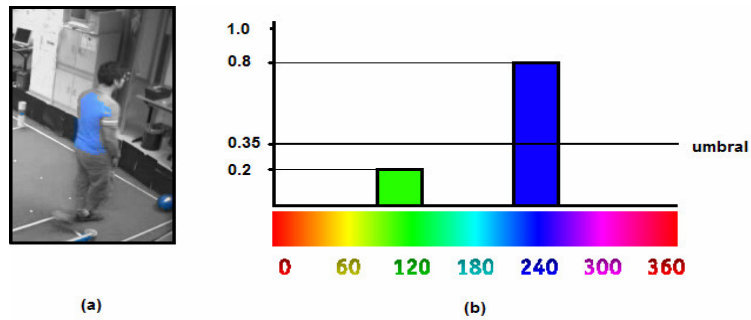


Fig 8: (a) Filtro de color azul, (b) histograma de matices

3.4. Interfaz gráfica

La figura 9 muestra la interfaz gráfica del prototipo desarrollado. Esta interfaz muestra las imágenes obtenidas de las cámaras en la habitación y permite la visualización de los resultados de la localización y del seguimiento 3D. También permite el ajuste de los parámetros del algoritmo y de los filtros para el análisis de las imágenes. Además, enseña una alarma visual ante la detección de una situación peligrosa.

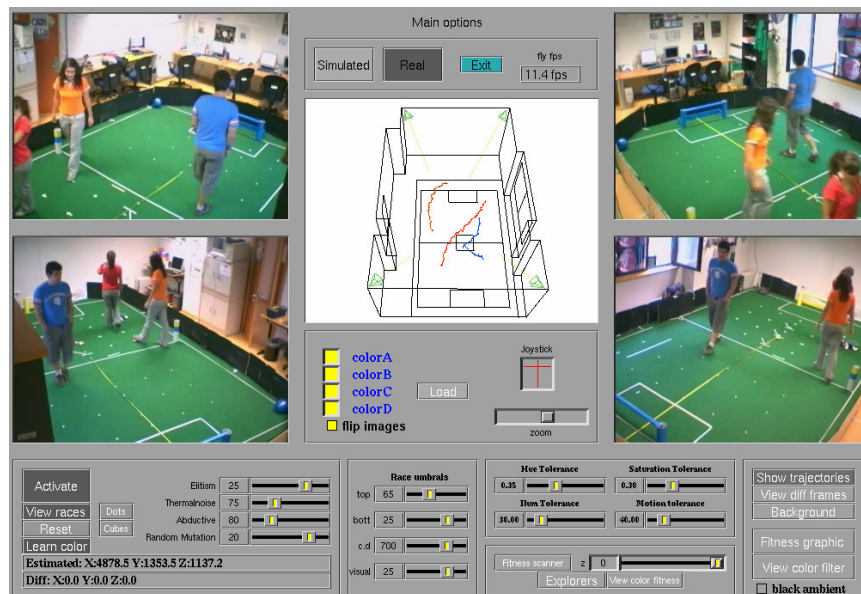


Fig 9: Interfaz gráfica del sistema multiwatcher

4. Experimentos y evaluación

Para validar el sistema hemos programado en C el algoritmo *Multit watcher* y construido un prototipo con el que hemos realizado varios experimentos en el laboratorio de robótica de nuestra universidad. El prototipo monitoriza una estancia de unos 30 metros cuadrados, equipado con cuatro cámaras de video situadas en las esquinas superiores y conectadas a través de la red de área local a un ordenador que ejecuta el software.

El equipo utilizado es un ordenador personal de prestaciones populares, un microprocesador Pentium IV y 512 MB de memoria. Las cámaras empleadas son iSight de Apple, que proporcionan 30 imágenes por segundo con una resolución de 320x240 píxeles. En el algoritmo programado se utilizaron 400 individuos exploradores y 50 explotadores por cada raza surgida.

4.1 Seguimiento de varias personas.

El primer experimento consistió en la localización y seguimiento de tres personas simultáneamente moviéndose de manera natural por el laboratorio.

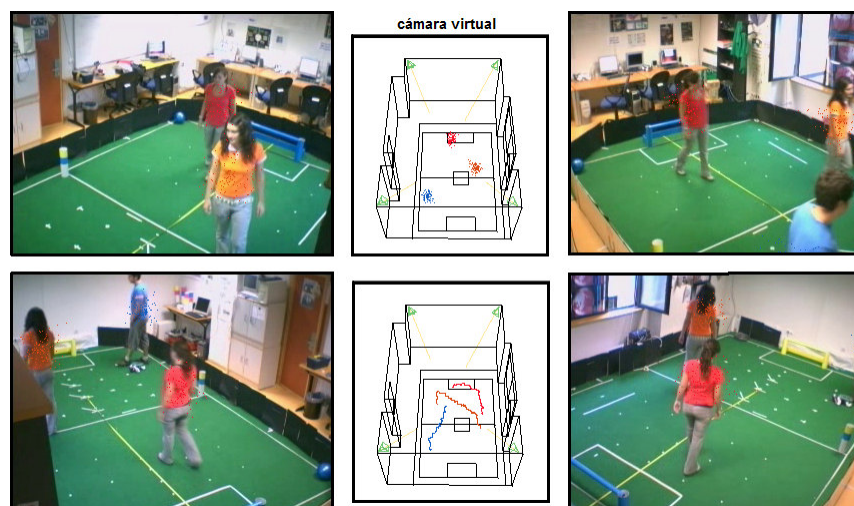


Fig 10: Localización y seguimiento de tres personas a la vez.

En la figura 10 se pueden observar las imágenes recogidas por las cuatro cámaras en cierto instante. Una nube de puntos de color se proyecta alrededor la posición estimada de cada una de las personas. En la parte

central de la figura 10 se visualiza la habitación entera y las posiciones en 3D estimadas, así como las trayectorias recientes de cada persona, desde una cámara virtual. El sistema localiza y sigue a las tres personas correctamente, creando tres razas explotadoras.

Durante el experimento el sistema procesaba unas 15 iteraciones por segundo, que suponen una vivacidad suficiente para seguir en tiempo real a varias personas moviéndose naturalmente en un espacio de interiores. Además, aprende correctamente el color de cada una de las ellas, mostrando la nube de individuos del color representativo.

4.2 Exactitud en la localización

Para analizar la exactitud del sistema de localización se han realizado dos experimentos, uno con cámaras simuladas en un entorno como el laboratorio y otro con cámaras reales. En ambos casos se han comparado las posiciones estimadas con las posiciones reales de los objetivos.

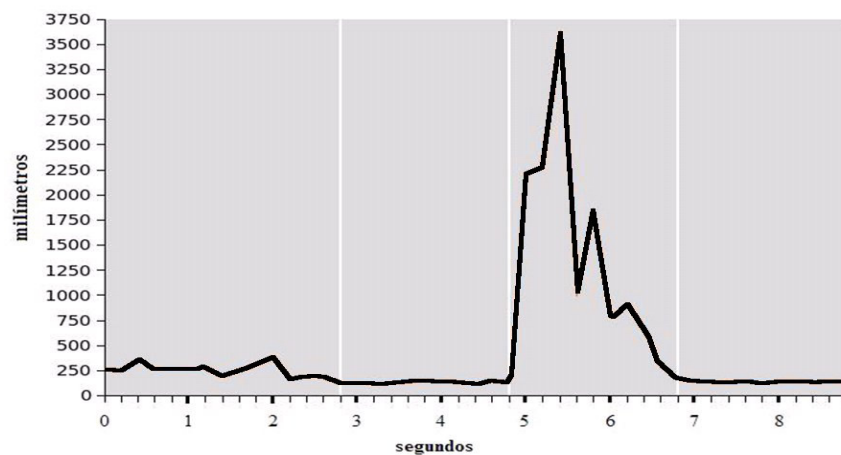


Fig 11: Error cometido en la estimación de la posición del objeto

La figura 11 muestra la evolución del error para imágenes simuladas. Hasta los 2.8 segundos el objetivo estaba en movimiento, se detuvo dos segundos y cambió repentinamente de posición. Tras el movimiento repentino el sistema tarda unos segundos en volver a encontrar al objetivo, pero una vez que lo hace el error de localización se estabiliza nuevamente alrededor de 15 centímetros. Este experimento muestra que el error come-

tido es típicamente centimétrico y la capacidad que tiene el algoritmo para reencontrar a un objetivo perdido, por ejemplo por una oclusión temporal en las imágenes.

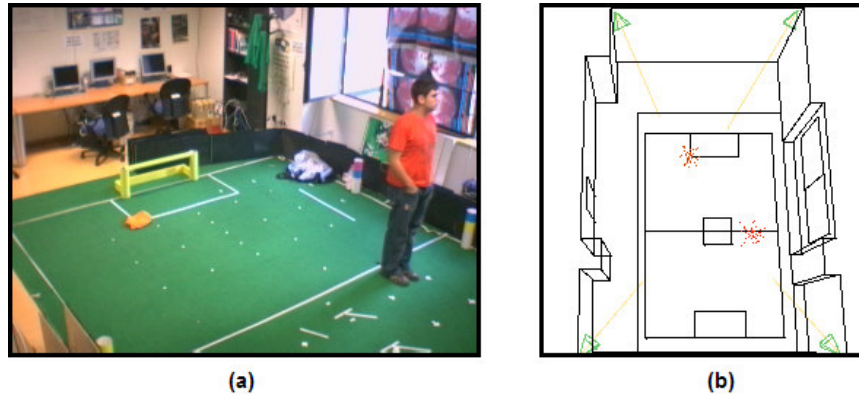


Fig 12: Prueba de exactitud: (a) una de las imágenes de entrada y (b) razas situadas en 3D, con el color de identificativo aprendido.

En la figura 12 se muestran los resultados de localización para dos personas. Como punto de referencia de la posición de la persona se tomó aproximadamente el centro del torso de la misma. Cuando las personas se detienen en puntos prefijados y conocidos de antemano, el sistema responde con una exactitud en la estimación de unos pocos centímetros. Este error incluye el debido a una calibración imperfecta de las cámaras reales y supone un margen suficiente para la detección de situaciones de riesgo.

4.3 Detección de caídas

El último experimento consistió en el seguimiento de una persona que se desvanece. Cuando la posición tridimensional estimada está “demasiado” cerca del suelo (menos 25 cm) durante un periodo de tiempo prefijado (20 s), el sistema lanza una señal visual y acústica poniendo de manifiesto la situación de peligro. Según se muestra en la figura 13 el sistema detectó correctamente la caída de manera automática.



Fig 13: Detección de una situación de peligro

No ha sido necesario que la persona monitorizada accione pulsadores, realice llamadas telefónicas ni señales ante las cámaras. De haber sido necesaria una actuación de este tipo, la persona no hubiera podido realizarla, debido a la pérdida de consciencia. Tampoco ha sido necesario grabar las imágenes de video ni emitirlas fuera de la vivienda, por lo que se preserva la intimidad.

5. Conclusiones

Hemos presentado un sistema que detecta automáticamente situaciones de peligro para el telecuidado de personas mayores y dispara una alarma cuando dichas situaciones se presentan. En particular, detecta automáticamente desmayos y caídas. La alarma puede desencadenar la transmisión de la señal de peligro por vía telemática, mediante el envío de un mensaje de texto, una llamada telefónica a un servicio de asistencia, una señal sonora, etc.

El sistema consta de varias cámaras de videoconferencia, un ordenador y el software de procesamiento visual. El hardware es convencional, lo que permite su fácil adquisición y mantenimiento. El software de procesamiento está basado en avanzadas técnicas de seguimiento visual en tres dimensiones con algoritmos genéticos multiobjeto. Estos algoritmos exploran el espacio de soluciones estableciendo hipótesis y verificando la bondad de las mismas contrastándolas con el movimiento y los colores obser-

vados en las imágenes. El sistema aprende el color de las personas cuando se mueven y esto permite no perderlas cuando están quietas.

Se ha construido un prototipo experimental y ha sido probado detectando la caída de una y varias personas en una habitación disparando una alarma acústica que avisa del hecho. El algoritmo tiene un coste computacional moderado, lo que le da la vivacidad suficiente para seguir tridimensionalmente a varias personas en tiempo real y detectar las caídas con celeridad. Además los errores en la estimación de posición son del orden de centímetros, suficientes para la aplicación del telecuidado.

El sistema presentado no necesita acción alguna por parte del usuario para la detección de la emergencia. Esto supone una ventaja frente a las pulseras u otros dispositivos clásicos que el anciano debe portar y accionar en el momento de la emergencia, ya que en los casos de pérdida de consciencia dicho accionamiento no se realizará.

Además, el sistema propuesto preserva la intimidad de la persona monitorizada puesto que no transmite imágenes al exterior, ni las graba, a menos que sea estrictamente necesario por riesgo extremo. Por otro lado, su funcionamiento es continuo, siempre alerta por si ocurre una emergencia, y ello sin requerir un operador humano que supervise permanentemente las imágenes.

En la actualidad trabajamos en la detección de situaciones de riesgo a partir de las posturas corporales, capturando acciones como sentarse, tomar bebidas, comidas o medicamentos, agitación de los brazos y posiciones de reposo. También estamos investigando la detección de las situaciones derivadas de la observación de hábitos o costumbres, por ejemplo la falta de actividad durante un periodo o en determinadas horas del día, omisión de comidas y bebidas, y toma de medicamentos localizados en un lugar de la estancia.

Referencias

[1] Guía de usuario del hogar digital. ASIMELEC, 2006.

[2] Programa de trabajo de las Tecnologías para la Sociedad de la Información (Work Programme IST), Sexto Programa Marco, 2005.
<http://www.cordis.lu>

- [3] ATTENTIANET white paper, 2006. <http://www.attentianet.eu/>
- [4] Barrera P., Cañas J. y Matellán V., “Visual object tracking in 3D with color based particle filter”, *Int. Journal of Information Technology*, Vol 2, Num 1, pp 61-65, 2005
- [5] Brownsell S., Hawley M.S., “Fall monitoring” in “Home telehealth: connecting care within the community”, Eds: R.Wootton, S. Dimmick y J. Kvedar, pp 108-120, Royal Society of Medicine Press, 2006.
- [6] Miaou S.G, Shih F.C., Huang C.Y., “A Smart Vision-based Human Fall Detection System for Telehealth Applications”, *Proc.Third ISATED Int. Conf. on Telehealth*, pp: 7-12, Montreal, Canada, Ed: R. Bashshur, Acta Press, 2007.
- [7] Pérez P., Vermaak J., Blake A. “Data fusion for visual tracking with particles”. *Proceeding of IEEE*, Vol 92, Num 3, pp495-513, 2004
- [8] Pupilli M., Calway A., “Real-Time Camera Tracking using a particle filter”, *Proc. of British Machine Vision Conference*, pp: 519-528, 2005.
- [9] Rajendran P., Corcoran A., Kinoshian B., Alwan M., ”Falls, Fall Prevention, and Fall Detection Technologies” en *Eldercare Technology for Clinical Practitioners*, pp: 187-202, 2008 Humana Press.
- [10] Valero M.A, Sánchez J.A., Bermejo A.B, "Servicios y Tecnología de Teleasistencia: tendencias y retos en el Hogar Digital", ASIMELEC, 2007.
- [11] Yang C.C., Hsu Y.L., “Developing a Wearable System for Real-Time Physical Activity Monitoring in a Home Environment”, *Proc. Third IS-ATED Int. Conf. on Telehealth*, Montreal, Canada, Ed: R. Bashshur, Acta Press, 2007.
- [12] Yiping T., Shunjing T., Zhongyuan, Y., Sisi Y., “Detection Elder Abnormal Activities by using omni-directional vision sensor: activity data collection and modeling”, *Proc. Int. Joint Conference SICE-ICASE*, 2006. pp: 3850 – 3853, 2006.
- [13] Zotkin D., Duraiswami R. y Davis L. “Multimodal 3D tracking and event detection via the particle filter”, *IEEE Workshop on detection and recognition of events in video*, pp 20-27, 2001.