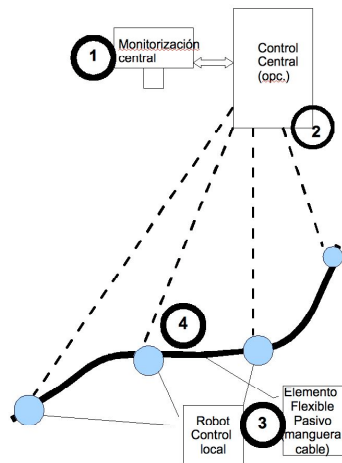


Resumen de trabajos del grupo de la UPV proyecto DPI2006-15346-C03-03

Resumen de trabajos del grupo de la UPV proyecto DPI2006-15346-C03-03	1
1. Realimentación visual (Visual Servoing) sobre el Aibo	3
2. Modelado del control dinámico de la manipulación de una manguera mediante sistema multirobot	6
3. Banco de pruebas para desarrollar sistemas multirobot de manipulación de mangueras.....	8
4. Estimación de reflectancia y corrección de iluminación para segmentación robusta.....	9
5. Inducción de landmarks mediante técnicas de Lattice Computing.....	11
6. Estimación de pose de cámaras con aplicación a Realidad Aumentada	13
7. Aplicación de cámaras TOF de rango para navegación de robots.....	16

Control	Visual servoing del Aibo Modelado del control dinámico de la manguera Banco de pruebas con robots SR1
Percepción	Estimacion de reflectancia Deducción de landmarks basado en lattice computing >> aplicaciones en imagen medica Realidad aumentada Procesado de la imagen 3D de cámaras TOF

En términos generales nuestros trabajos han tocado varios aspectos de un potencial sistema multicomponente que responda a las demandas de la industria. En la figura se muestra una ilustración de un sistema multirobot moviendo o manipulando una manguera, cable u otro objeto unidimensional similar.

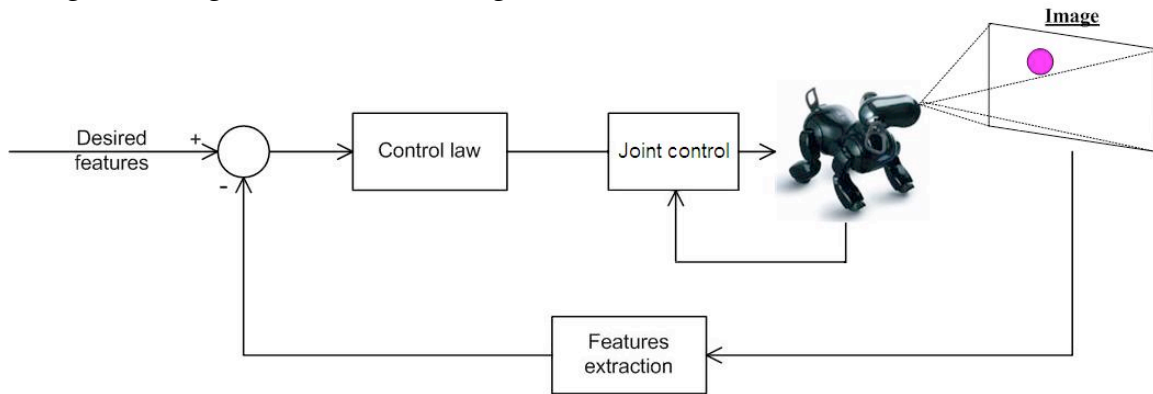


En los trabajos del grupo se han tratado cuestiones que afectan a la percepción robusta (1) y (4) ya sea desde una cámara centralizada de monitorización (1) cómo desde cada uno de los robots (4). También nos hemos ocupado del estudio de controles centralizados (2) y descentralizados (3) teniendo en cuenta la existencia posible de un elemento pasivo de conexión o carga entre los robots. Algunos trabajos, como los realizados sobre realimentación visual (visual servoing) afectan aspectos de control y de percepción simultáneamente.

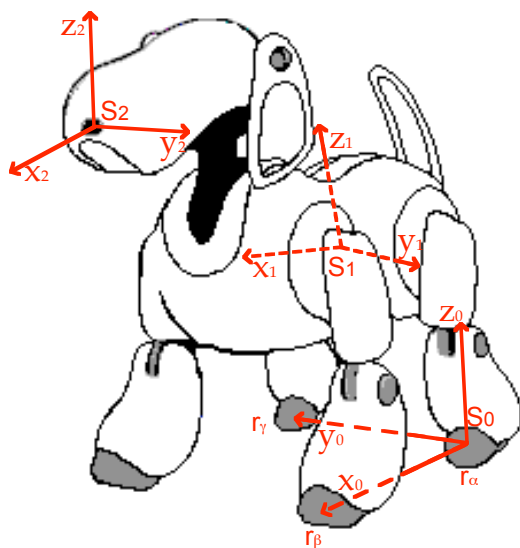
1. Realimentación visual (Visual Servoing) sobre el Aibo

La realimentación visual trata de deducir directamente los comandos de control a partir de la información visual. La estimación del error visual se convierte en comandos de control a nivel de las articulaciones o grados de libertad del robot o del sistema multirobot. Se trata de un proceso centralizado de control, si estamos considerando sistemas multicomponente. Hemos seguido una metodología de trabajo fundamentada en el modelado analítico (*a principled approach*). Como caso de estudio hemos trabajado sobre el robot Aibo, debido a que en sí presenta una complejidad considerable y es un elemento potencial de un sistema multicomponente heterogéneo, en los que las tareas son compartidas.

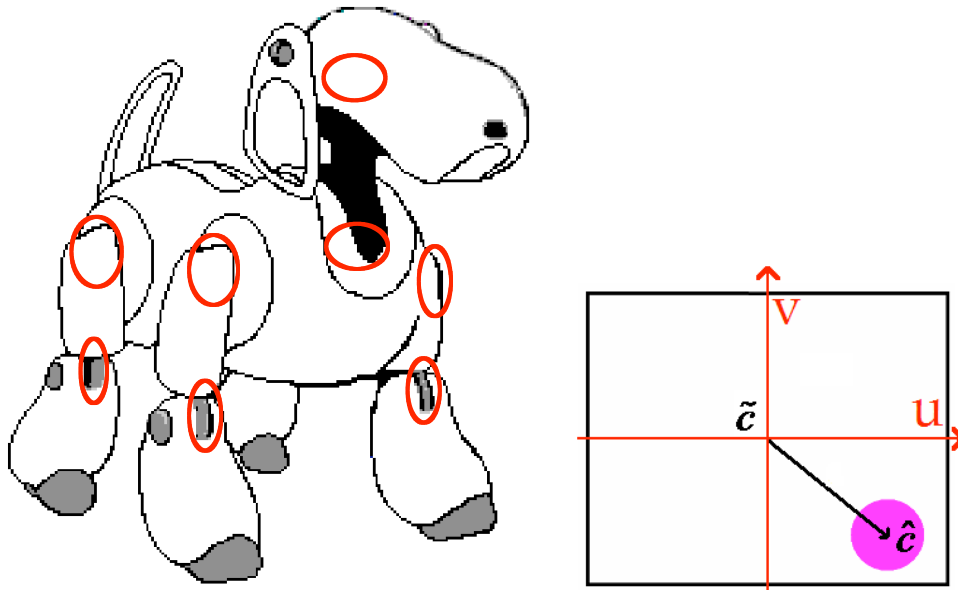
El siguiente diagrama ilustra el bucle global de control con realimentación visual.



En la siguiente figura se muestran los tres sistemas de referencia considerados para el desarrollo del modelo formal de la cinemática inversa del robot.



En las siguientes figuras se muestra la localización de las articulaciones para las que se han construido los modelos formales de cinemática inversa a partir de la observación del error visual que usualmente consiste en la distancia al centro de la imagen del objeto de referencia que se ilustra en la figura de la derecha.



Las reglas de adaptación que especifican las cinemática inversa para las distintas articulaciones del robot se resumen en la siguiente figura:

Inverse Kinematics

$$\left. \begin{matrix} J_{rc} \\ J_{lr} \\ J_{r\theta} \end{matrix} \right\} \longrightarrow \Delta r = \left[(I - J_{lr}^+ J_{lr}) \left\{ (I - J_{lr}^+ J_{lr}) J_{rc}^+ \right\}^+ \right] \Delta c$$

In order to get the articulations variations we add the pseudoinverse of $J_{r\theta}$, we also add a velocity constant to control the advance velocity of the robot

$$\Delta \theta = J_{r\theta}^+ (I - J_{lr}^+ J_{lr}) \left\{ (I - J_{lr}^+ J_{lr}) J_{rc}^+ \right\}^+ \{k_i \Delta c\}$$

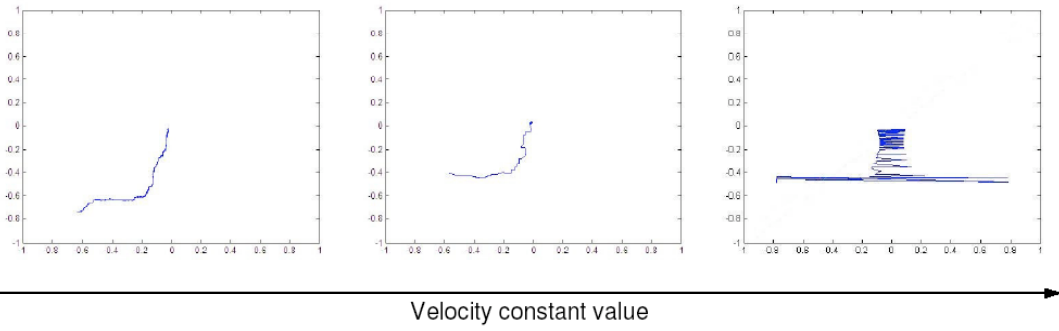
This equation allows us to determine the step variations on the robot degrees of freedom to get the desired conformation of the image, and determines the following sucesion:

$$\Delta c_{i+1} = \left[J_{c\theta} J_{r\theta}^+ (I - J_{lr}^+ J_{lr}) \left\{ (I - J_{lr}^+ J_{lr}) J_{rc}^+ \right\}^+ k_i \right] \Delta c_i$$

If the velocity constant, k_i , is small enough, Δc_i converge to 0: $c = \|\tilde{c} - \hat{c}_r(\theta)\| \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0$

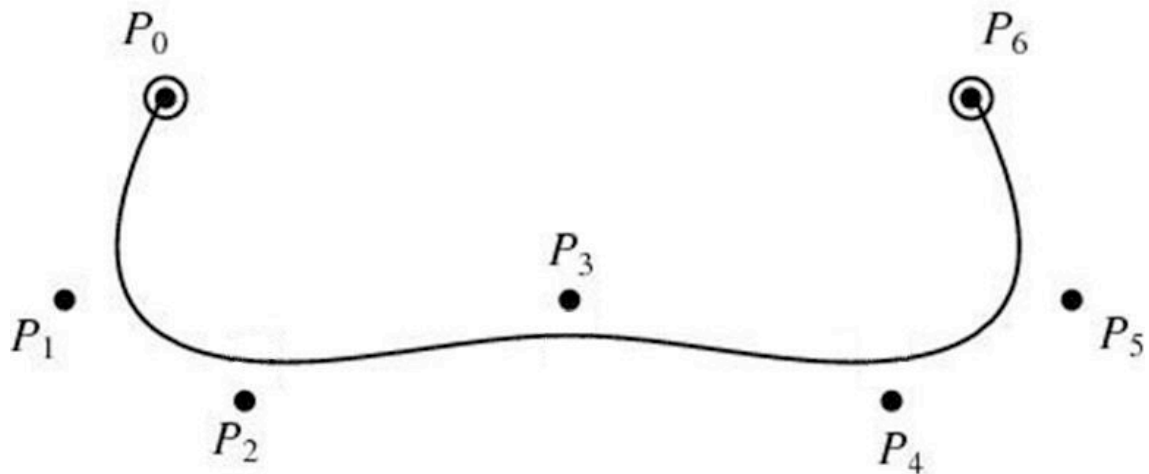
Donde se observa una cierta dependencia de la ganancia o velocidad de adaptación. Un ejemplo de estudio empírico (sobre el robot en tiempo real) de sensibilidad a este parámetro si ilustra en las siguientes gráficas en las que se muestra la convergencia del objeto al centro de la imagen como resultado del movimiento del robot producido por

las reglas de la cinemática inversa. Se observa que la mayor velocidad de convergencia produce también ciertas oscilaciones indeseadas.

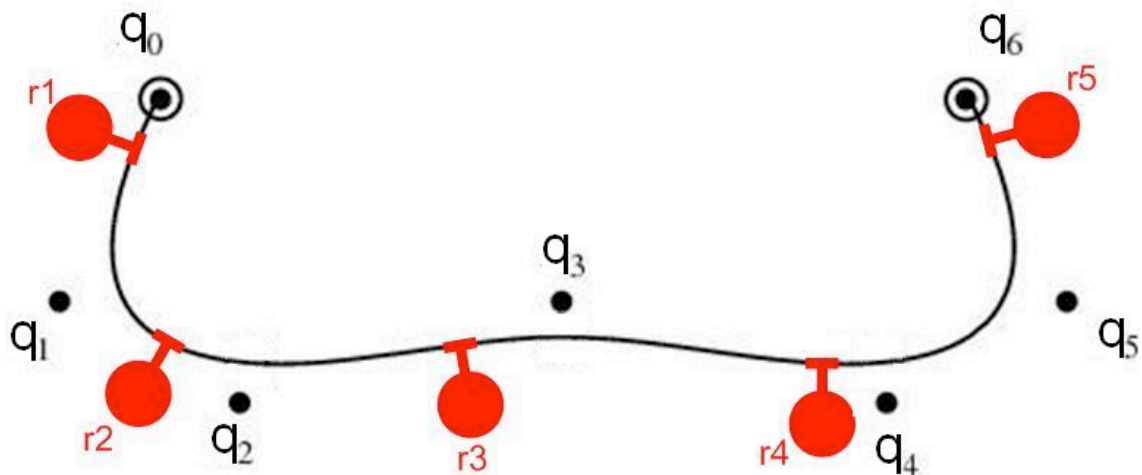


2. Modelado del control dinámico de la manipulación de una manguera mediante sistema multirobot

Hemos seguido una aproximación analítica previa al desarrollo de experimentos empíricos o simulaciones de sistemas multirobot manejando un objeto unidimensional, que hemos llamado manguera de forma genérica. Partiendo del modelado con splines cúbicos de la manguera que se ilustra en la siguiente figura:



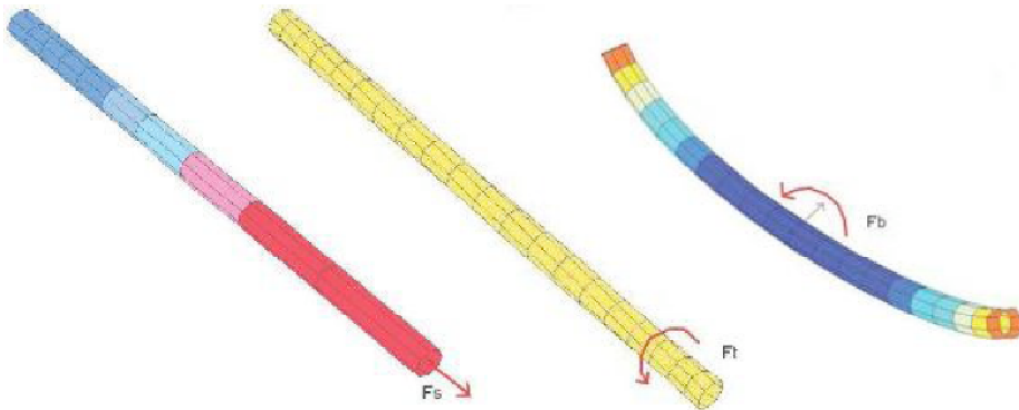
y asumiendo una distribución (equidistante) de los robots en su sujeción a la manguera, a través de las cuales se produce el efecto sobre la manguera, ilustrado a continuación



se derivan leyes de control para la posición de los robots que consiguen llevar a la manguera desde una posición inicial a otra deseada, especificada por los puntos de control del modelo de splines cúbicos. En conclusión, la expresión de control (donde u son las posiciones de los puntos de control de los splines y q las posiciones de los robots) resulta ser:

$$\dot{q}_r(s) = \begin{cases} J_{ri} \cdot \{-2e^{\frac{-2s}{1-s}} (u(0) - u_*)\}, s \in [0, 1) \\ u(1) = u_*, \dot{u}(1) = 0 \end{cases}$$

Estas leyes de control no tienen en cuenta las fuerzas que pueden tener efecto sobre la manguera, que incluyen, además de las ejercidas por los robots, las propias de la manguera, como son las resistencias a torsión y estiramiento que dan la energía potencial de la propia manguera en función de parámetros como la elasticidad. En la siguiente figura se ilustran estas fuerzas



El modelo dinámico, relaciona las fuerzas resultantes sobre los puntos de control de los splines que modelan la geometría de la manguera con las fuerzas ejercidas en los puntos de sujeción de los robots mediante la matriz jacobiana derivada de la ecuación de Lagrange que relaciona la energía potencial, la energía cinética y las energías externas en la manguera.

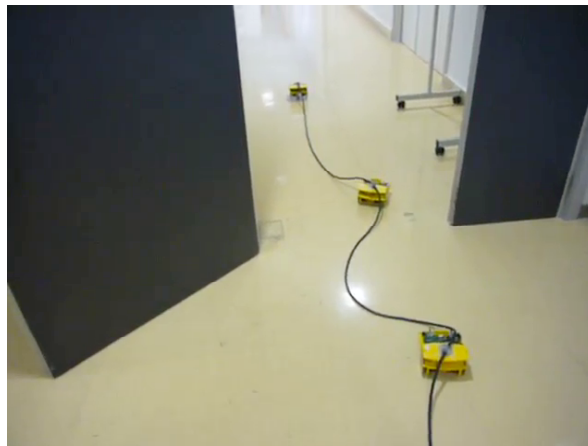
$$F_r = J_{RP} F_i$$

Este esquema de control y los modelos desarrollados para llegar hasta él, sirve de base para la realización de simulaciones y la evaluación de distintos heurísticos de control para afrontar las desviaciones respecto de las asunciones básicas.

3. Banco de pruebas para desarrollar sistemas multirobot de manipulación de mangueras

Estamos realizando un sistema multicomponente para la manipulación de mangueras que esperamos sirva como banco de pruebas para el desarrollo de algoritmos de control y mecanismos de percepción para este tipo de sistemas.

Las unidades robóticas básicas son robots SR1 comerciales, junto con dos robots Aibo y dos robots Pioneer dotados de cámara de video con Pan, Tilt y Zoom. En el momento actual se ha implementado un sistema de control interactivo simultaneo para varios robots y estamos realizando experimentos de paseos con mangueras de diversos materiales, para probar las condiciones de potencia y observar las reacciones de los diversos materiales. Estamos desarrollando también sistemas de percepción centralizada robustos (basados en los trabajos de estimación de reflectancia) y con autocalibración (basados en los trabajos de estimación de pose para realidad aumentada).



4. Estimación de reflectancia y corrección de iluminación para segmentación robusta

Para desarrollo de tareas en entornos no estructurados y ruidosos es preciso tener métodos robustos de segmentación de la imagen. Hemos trabajado en la eliminación de regiones especulares y estimación de la componente difusa para la segmentación robusta en regiones, sobre la base del modelo dicromático. El proceso propuesto incluye la eliminación inicial de las regiones especulares, la estimación de los componentes difusos, la estimación de la iluminación en la escena (usando algoritmos evolutivos) y la corrección de la iluminación. La técnica de estimación de la iluminación también ha sido aplicada por el grupo de investigación sobre imágenes médicas.

A continuación se muestran algunos resultados intermedios del proceso sobre la siguiente imagen real de un entorno de trabajo de astillero



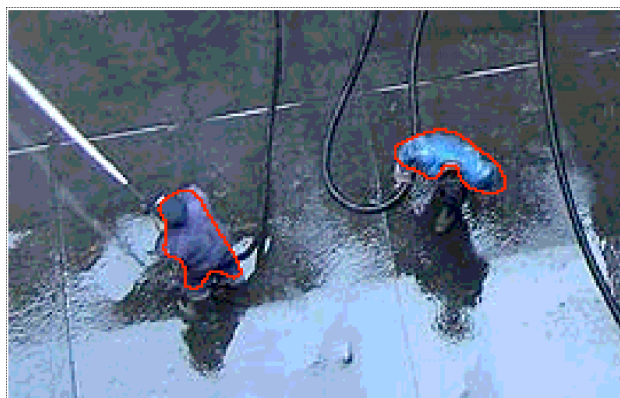
La imagen tras eliminar los componentes especulares se muestra a continuación:



El campo de iluminación estimado sobre la región donde se encuentran los trabajadores y la imagen tras corregir este campo de iluminación en el componente de luminancia de la imagen



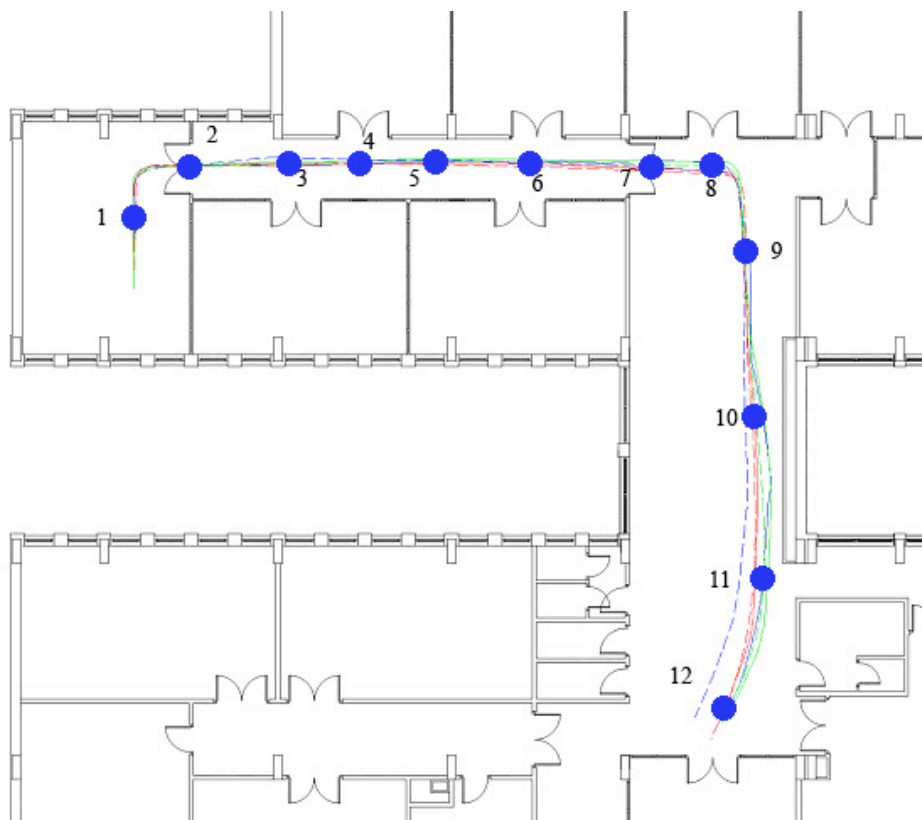
Por último se muestran los contornos de los blobs encontrados al realizar la segmentación de la imagen realizada mediante un umbral aplicado sobre el componente de saturación en la imagen corregida.



5. Inducción de landmarks mediante técnicas de Lattice Computing

El problema que se plantea es la detección de vistas que sirvieran de referencias para la localización de la posición de un robot móvil en un contexto determinado. Si bien el objetivo final es la autolocalización autónoma en un entorno no estructurado, los primeros trabajos se han realizado en un entorno interior, con resultados prometedores que estamos trabajando para poder trasladar a entornos más complejos en el contexto de nuevos proyectos aplicados. En resumen el proceso consiste en detectar las vistas que son reticularmente independientes (lattice independent) en un primer paseo, estas vistas son las balizas (landmarks) y en paseos subsecuentes del robot se identifica la posición con la vista reconocida. La localización es cualitativa, no métrica y en lugar de un mapa métrico se obtiene un grafo topológico aproximado, basado en la observación del entorno. Estas técnicas se han aplicado también al procesamiento de imagen médica, concretamente imagen de resonancia magnética funcional como un resultado tangencial del proyecto.

A continuación se muestran los lugares dónde se detectaron landmarks en uno de los experimentos realizados con un robot Pioneer en un paseo por el edificio.



En este caso las vistas identificadas como balizas para el mapa topológico fueron las siguientes:

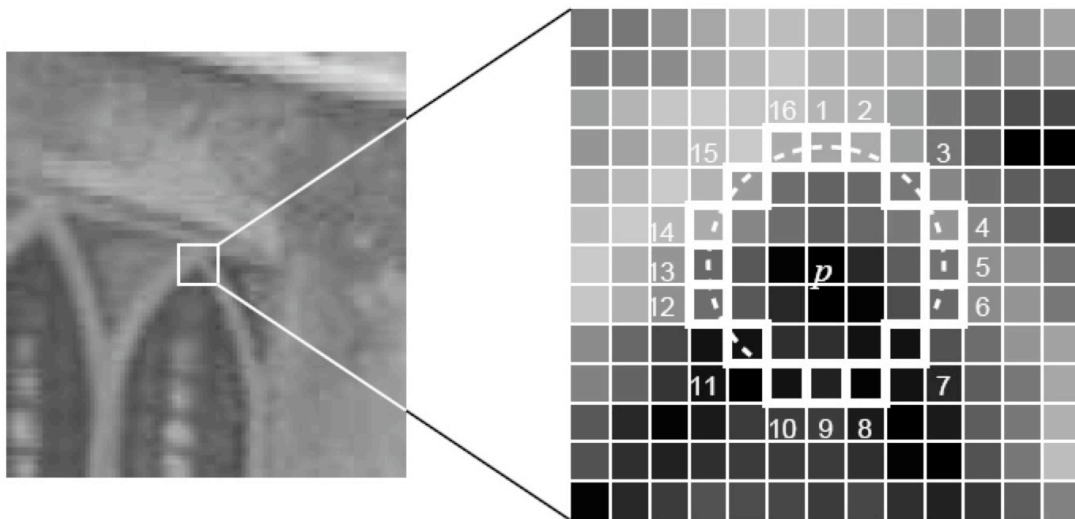


Las técnicas de extracción de endmembers utilizadas aquí han sido aplicadas como resultado tangencial sobre imágenes de reconocimiento remoto hiperspectrales e imágenes médicas, concretamente imágenes de resonancia magnética funcional (fMRI).

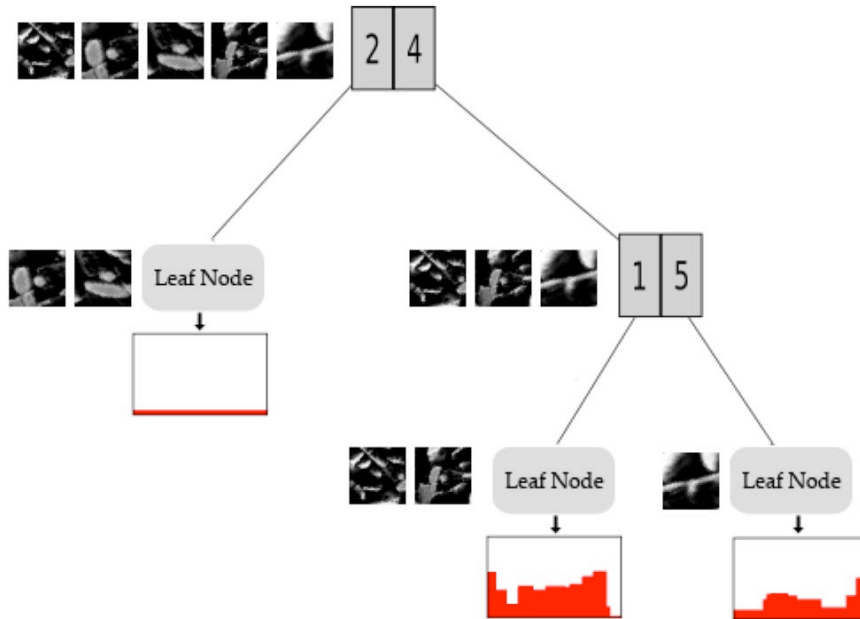
6. Estimación de pose de cámaras con aplicación a Realidad Aumentada

Se han realizado trabajos para la estimación de los parámetros extrínsecos de la cámara y seguimiento basado en marcas inducidas desde las propias imágenes de la cámara a través de un proceso de clasificación mediante árboles aleatorios, que dan un alto rendimiento en términos de precisión de clasificación para casos con muchas clases. La estimación de la pose se realiza resolviendo la homografía entre puntos correspondientes de dos vistas consecutivas de la misma escena. Los puntos se seleccionan sobre los resultados de aplicar el detector de esquinas de Harris, y la correspondencia se establece aplicando los árboles de clasificación aleatorios. La ilustración de esta técnica se hace en el contexto de la Realidad Aumentada, pero es de inmediata aplicación a cámaras no calibradas colocadas sobre robots en movimiento, ya sea un monitor central o cámaras locales de robots.

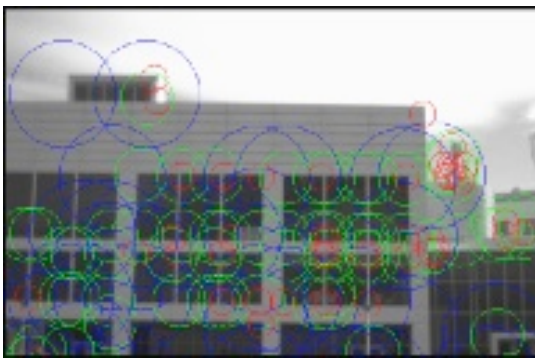
En la siguiente figura se muestra un ejemplo de descriptor detectado en la imagen mediante el detector de esquinas de Harris.



Los descriptores se clasifican mediante árboles aleatorios como el que se ilustra a continuación



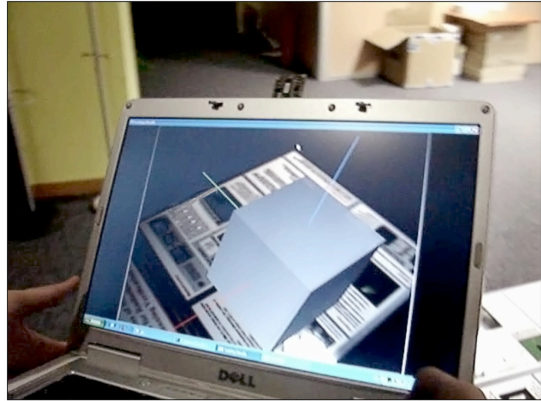
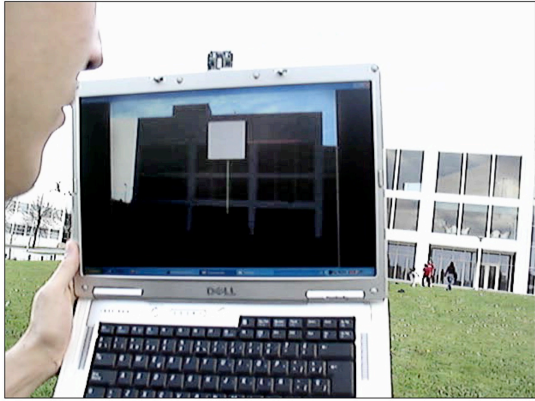
Lo que nos da un conjunto de puntos detectados en una escena natural, como la que aparece en la siguiente imagen



Una buena estimación de los parámetros de la cámara permite la integración natural en la escena de objetos virtuales. En la siguiente imagen se ilustra la diferencia de resultados dependiendo de la estimación de la cámara



En la siguiente imagen se ilustran dos aplicaciones de la tecnología desarrollada en tiempo real.

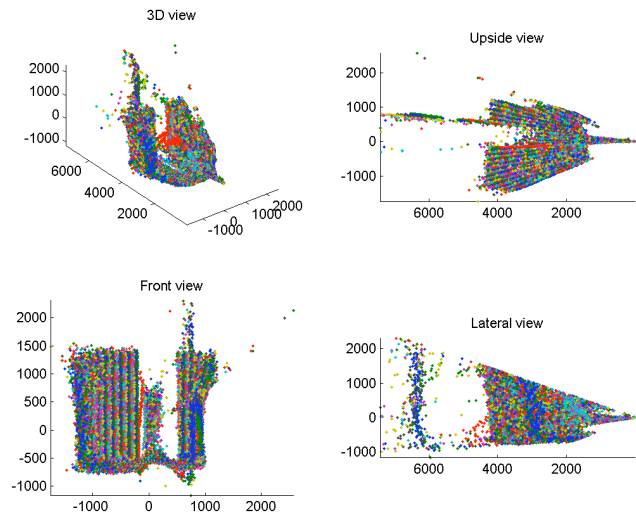


7. Aplicación de cámaras TOF de rango para navegación de robots

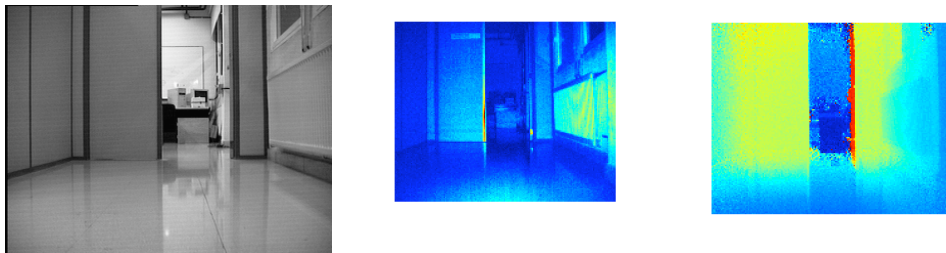
Hemos trabajado sobre la cámara Swiss Ranger SR-3000 montada sobre un robot Pioneer para realizar tareas de autocalización.



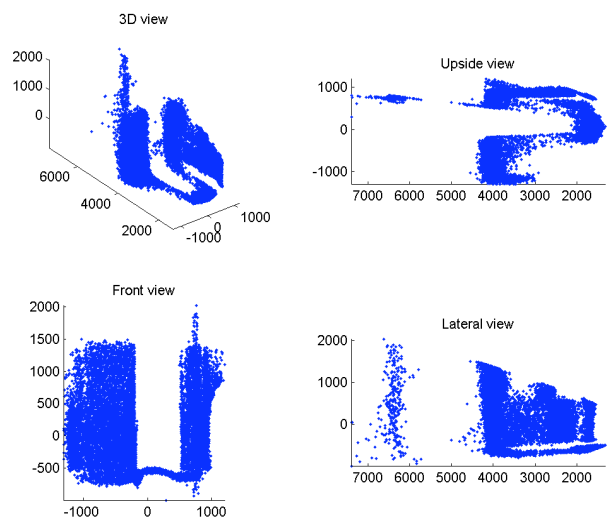
Esta cámara permite obtener hasta 30fps, si bien una calidad aceptable se obtiene a velocidades de obturación menores, en torno a 10fps. Los LEDs infrarrojos emiten luz infrarroja modulada en intensidad, por lo que es posible medir la distancia comparando las fases de la luz emitida y reflejada. Según especificaciones, la frecuencia de la modulación es de 20Mhz lo que da un rango de medida sin ambigüedades de unos 7,5m. Esto significa que objetos que están a distancia mayor que 7,5 metros pueden interpretarse como más cercanos que otros que están en ese rango. En la figura siguiente se muestra una lectura de la cámara como plot 3D



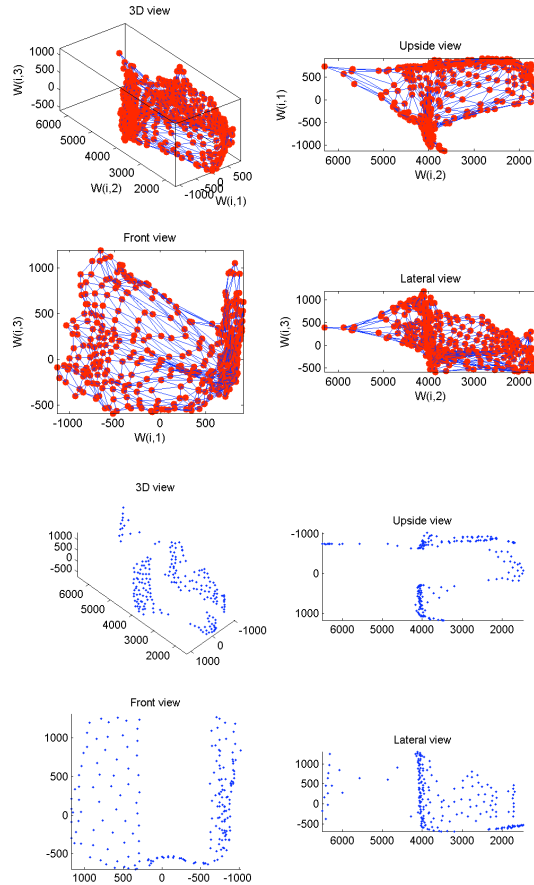
Se aprecia el efecto de la ambigüedad que consiste en un pico correspondiente a las medidas obtenidas de una puerta abierta. De hecho esta observación corresponde a la imagen siguiente:



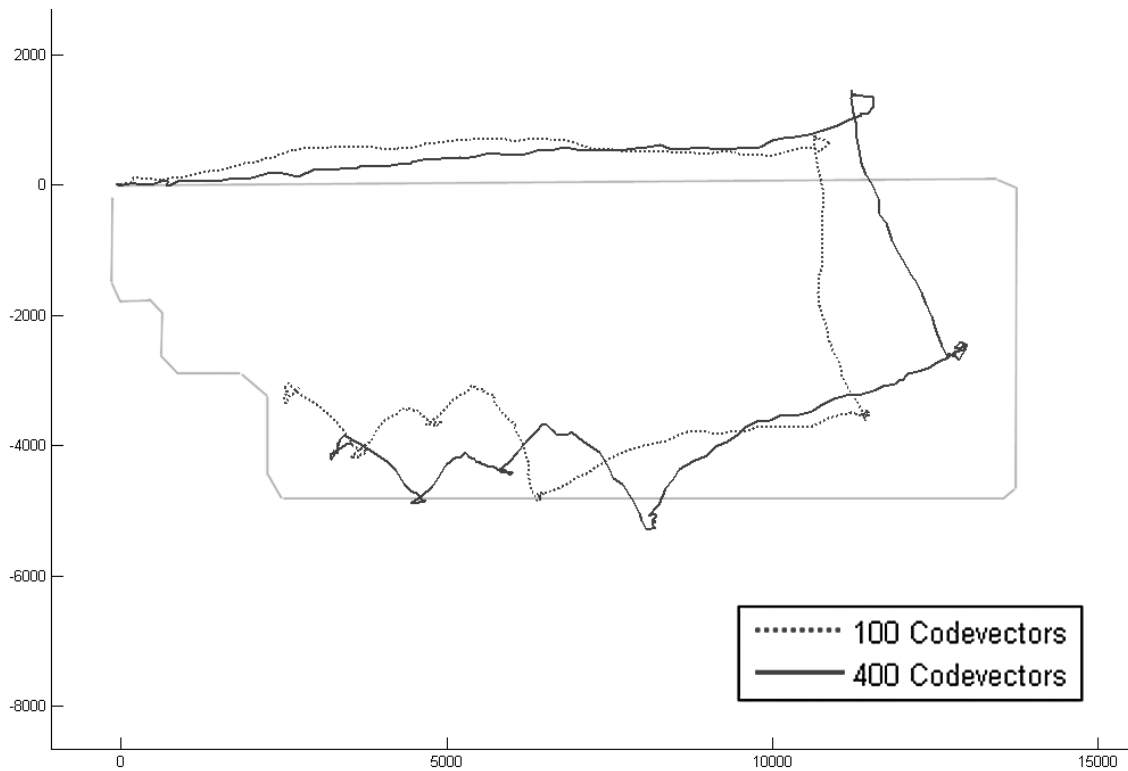
De izquierda a derecha: imagen de la cámara óptica convencional, imagen de intensidad captada por la cámara SR-3000, imagen de rango 3D (azul corresponde a cercano y amarillo a lejano). Se observa cómo las respuestas más allá de la puerta se confunden con objetos cercanos. Después filtrar estos efectos obtenemos una distribución 3D de medidas



Para reducir la dimensionalidad de los datos, aproximamos estas medidas mediante algoritmos competitivos neuronales, por ejemplo, las obtenidas con el Self Organizing Map y el Neural Gas se ilustra a continuación



Sobre estas medidas filtradas y reducidas se aplica una estrategia evolutiva que estima la transformación especial que ha sufrido la cámara entre dos vistas consecutivas minimizando el error de emparejamiento entre las correspondientes aproximaciones de las imágenes de rango filtradas. En la figura se muestra un ejemplo de la estimación del camino seguido (marcado en línea continua gris) basada en las imágenes de rango, con distintos números de nodos en las redes neuronales competitivas.



En trabajos actuales estamos embebiendo esta estimacion en filtros de Kalman para integrar temporalmente las observaciones y evitar fluctuaciones indeseadas, puesto que en este momento se trata de observaciones instantaneas. Observese que los bucles que se producen en las esquinas de la trayectoria corresponden al siguiente hecho: la cámara SR-3000 ha sido montada a la derecha del eje de rotación, por lo que cada vez que el robot gira a la derecha se produce un bucle en la trayectoria de la cámara respecto de la trayectoria seguida por el centro del robot.