

ARQUITECTURA KALMAN PARA SISTEMA DE SEGUIMIENTO DE OBJETOS BASADO EN IMÁGENES

Arroyo Díaz Salvador Antonio, Sánchez Santana José Pedro, Pozos Osorio Joel, Díaz Sánchez Alejandro
Universidad Politécnica de Puebla, Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, Instituto Tecnológico de
Puebla, Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica.

Tercer Carril del Ejido "Serrano" s/n San Mateo Cuanalá. Juan C. Bonilla, Puebla, Pue, C.P. 72640.
arroyo@ece.buap.mx, psanchez@uppuebla.edu.mx, jpozos@uppuebla.edu.mx, adiazsan@inaoep.mx

RESUMEN

En general, un sistema de seguimiento de objetos está basado en imágenes y se encuentra conformado básicamente por un sensor que adquiere una imagen, junto con algún medio de procesamiento que reporta la posición de dicho objeto. En este trabajo se plantea una arquitectura Kalman para realizar el seguimiento de un objeto detectado visualmente con anterioridad a través de un sensor, el cual está montado en un sistema mecánico controlado por un motor a pasos. El sensor se encargará de la adquisición de imágenes, la cual será procesada en un lenguaje de alto nivel para así enviar la información necesaria que será utilizada como datos de entrada para la arquitectura Kalman, el cual entrega 33fps y se procesan en un FPGA Virtex II a 32ms, empleando el 63% de sus recursos.

1. INTRODUCCIÓN

Un sistema de seguimiento busca obtener con una máxima exactitud resultados enmarcados en el desarrollo del diseño del sistema. Es por ello que se plantea una arquitectura Kalman, como una técnica apropiada para el seguimiento del objeto en movimiento a partir de una secuencia de imágenes, justificando de esta forma este proyecto. El sistema de seguimiento es un proceso en el que se busca conocer el cambio de la localización u orientación del objeto por medio de visión artificial proporcionando al sistema la información básica del ambiente por medio de imágenes. El proceso de captura del sistema visual a través de una cámara recibe a su entrada una secuencia de imágenes dinámica tomada del mundo real cada una de ellas en un instante de tiempo diferente. Con el procesamiento de imágenes se hace el proceso de seguimiento el cual busca conocer el cambio de localización u orientación de un punto en una secuencia de imágenes. Los cambios entre cada imagen pueden ser debidos al movimiento de desplazamiento, transiciones de los niveles de

iluminación, sombras siendo estos los más difíciles de controlar generando pérdida de información en las características visuales. Por tanto, el problema genérico puede clasificarse de acuerdo con los objetos que se muevan y el ambiente donde se encuentren.

La identificación visual de los objetos y sus movimientos es una característica importante en múltiples aplicaciones, tales como sistemas de vigilancia, interfaces de realidad virtual, percepción robótica, reconocimiento de acciones, bases de datos de video, cuartos inteligentes, entre otras [1,2,3,4]. Lo que se persigue es que las computadoras funcionen como asistentes humanos; un paso importante para ello es dotar a las computadoras de inteligencia perceptual, es decir, dotarlas de habilidades que les permitan determinar qué aspectos de una situación son significativas, y elegir en consecuencia un curso de acción adecuado [5]. La habilidad de encontrar y seguir un objeto es un problema visual importante.

El propósito de un sistema de visión por computadora es crear un modelo del mundo real a partir de imágenes, y recuperar información útil sobre la escena [5]. La visión en movimiento puede ser entendida (o implementada) como el análisis de imágenes estáticas secuenciales; lo que implica que la visión envuelve el procesamiento de escenas estáticas, requiere grandes cantidades de datos, y el análisis del movimiento consiste en estudiar diferencias o similitudes entre secuencias de imágenes [4]. Para cumplir con el objetivo de este trabajo de investigación, se realizó la implementación de un sistema de visión dinámica, que sea capaz de detectar y seguir a un objeto en una escena.

2. DESARROLLO

En la actualidad se han realizado muchos trabajos acerca del seguimiento de objetos los cuales han sido utilizados en diversas aplicaciones o

sistemas, alguno de ellos pueden ser las cámaras de vigilancia, el seguimiento de personas. Ver fig. 1. Una de las principales ventajas de la implementación de una arquitectura Kalman es su buen desempeño, y menor tiempo de poder estimar el estado siguiente del objeto a seguir



Fig. 1 Seguimiento de personas

Se propone un sistema de seguimiento basado en una arquitectura Kalman donde el objetivo principal es realizar el seguimiento de un objeto rígido detectado visualmente a través de una cámara. La técnica de seguimiento es usar una arquitectura Kalman para estimar el objeto el estado del objeto. El sistema lo conforma el modulo de captura y procesamiento donde, una vez que el usuario seleccione el objeto a seguir, inicia la etapa donde se adquiere una imagen para enseguida procesarla, realizando la detección, segmentación y posición del objeto. Una vez que se tienen los datos de la posición, estos son la entrada para la etapa de seguimiento, la cual se encarga de estimar la posición del objeto a seguir. Para esta etapa se propone una arquitectura Kalman. La etapa de control la forma un sistema mecánico, donde el dato de entrada es la información que envía la etapa de seguimiento para entregar como salida un nuevo dato correspondiente al desplazamiento en grados que moverá al sistema mecánico.

2.1. Sistemas de seguimiento

Un sistema de seguimiento es un proceso en el que se efectúa la detección del objeto u objetos móviles y su “persecución” a través de secuencia de imágenes del entorno adquiridas por un sensor o cámara aunada a un medio de procesamiento que reporte la posición del objeto [6].

Un sistema de seguimiento (tracking) de objetos tiene más o menos componentes dependiendo de la tarea para la que son diseñados. Se presenta un esquema generalizado de la composición de un sistema de seguimiento en la Fig.2.

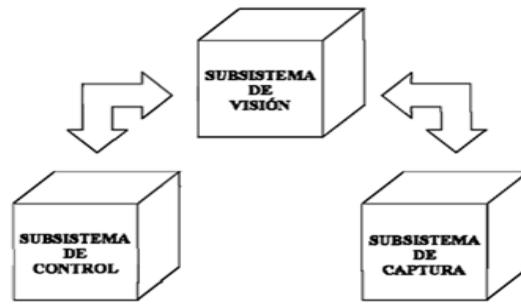


Fig. 2 Componentes de un sistema de seguimiento

El subsistema de control conforma los dispositivos de hardware como las plataformas sobre las cuales se colocan las demás componentes físicos del sistema: los motores que proporcionan y permiten a las cámaras capturar escenarios desde un rango amplio de movimiento, los aditamentos que protegen las cámaras como lo es el clima y que se necesitan ser controlados electrónicamente.

El subsistema de captura está compuesto por los sensores es decir, los dispositivos de captura de imágenes, que son la cámara y lente. La calidad y prestaciones del subsistema de captura están en función del uso que se le va a dar al sistema de seguimiento, pero por lo que respecta a la cámara, esta debe cumplir con al menos la captura de 30 fps. Por parte de la óptica empleada, es importante la capacidad del lente usado, entendiéndose por capacidad al abarque o ángulo cubierto por la lente. El abarque puede variar desde un gran angular en un extremo hasta un potente zoom en el otro como en la Fig. 2.

2.2. Filtro Kalman

El filtro de Kalman es un algoritmo de procesamiento de datos recursivo óptimo. Para entender esto, vamos a definir óptimo, dependiendo sobre el criterio escogido para evaluar el funcionamiento del algoritmo.

Un aspecto de ser ÓPTIMO es que el filtro de kalman incorpora toda la información que se le pueda ser proveer. Procesa todas las medidas disponibles, sin mirar su precisión, para estimar el valor actual de las variables de interés, con el uso del conocimiento del sistema y las dinámicas de los sensores, la descripción estadística de los ruidos del sistema, errores de medida, los modelos dinámicos inciertos, y cualquier información

disponible acerca de las condiciones de las variables de interés. Por ejemplo, para determinar la velocidad de un avión, se puede usar un radar doppler, o las indicaciones de un sistema de navegación inercial, o el pitot y la presión estática y la información del viento en los sistemas de datos.

El filtro Kalman es una herramienta matemática consistente en un conjunto de ecuaciones que definen un estimador del tipo predictor-corrector. Este estimador requiere de algunas condiciones que al ser cumplidas permiten minimizar la covarianza del error de estimación, por lo que es considerado óptimo[4]. El primer paso consiste en generar un pronóstico del estado hacia adelante en el tiempo tomando en cuenta toda la información disponible en ese momento y en segundo paso se genera un pronóstico mejorado del estado, de tal manera que el error es minimizado estadísticamente la Fig. 1-12 muestra el ciclo del filtro Kalman.

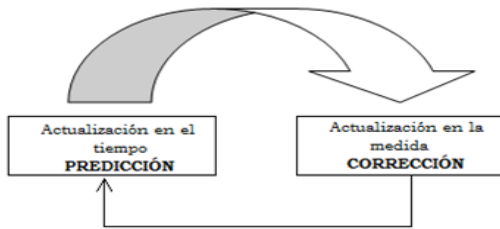


Fig. 1.12 Ciclo del filtro Kalman

Debido al desarrollo de las computadoras digitales, el filtro Kalman se ha convertido en una herramienta factible para el filtrado de datos, y ha sido utilizado con éxito en una gran cantidad de aplicaciones, por ejemplo en el área de navegación y sistemas de guiado donde prácticamente todas las técnicas implementadas incluyen un filtro de este tipo. Algunos otros ejemplos de su aplicación son el seguimiento por medio de radar, cálculo de posiciones a través de sonar, y la determinación de las orbitas de satélites para las misiones Apollo, Ranger y Mariner.

El filtro Kalman se ocupa del problema de estimar el estado $x \in \mathbb{R}^n$ de un proceso de tiempo discreto que evoluciona de acuerdo a la ecuación lineal estocástica [29].

$$XK = AK - 1 + BuK + wK - 1 \quad (1)$$

Con un vector de mediciones $z \in \mathbb{R}^n$ tal que

$$zk = Hxk + vk \quad (2)$$

Las variables aleatorias w_k y v_k representan el ruido del proceso y de la medida respectivamente y se asume que son independientes y blancos.

Cuando el filtro de Kalman se aplica a la Visión Artificial, el estado x se corresponde con el vector posición del objeto en la imagen determinado por las coordenadas de posición x_x y x_y , y las coordenadas de velocidad v_x y v_y . La observación z en cambio, es únicamente un vector de dos componentes z_x y z_y , correspondiente a las coordenadas de la posición observada del objeto de interés. La matriz $AN \times M$ relaciona el estado en tiempo k con el estado en tiempo $k+1$. Esta relación se manifiesta en las siguientes ecuaciones, dando como resultado la matriz A .

$$\begin{cases} x_{xk+1} = x_{xk} + v_{xk}t \\ x_{yk+1} = x_{yk} + v_{yk}t \\ v_{xk+1} = v_{xk} \\ v_{yk+1} = v_{yk} \end{cases} \begin{pmatrix} 1 & 0 & t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

La matriz $BN \times 1$ relaciona la entrada control u perteneciente a \mathbb{R}^1 con el estado x . Y la matriz $HN \times M$ relaciona el estado con la medida z_k .

$$H_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (4)$$

El filtro de Kalman proporciona una ecuación que computa un estimador del estado a posteriori \hat{x}_k^+ como combinación lineal del estimador a priori \hat{x}_k^- y la diferencia entre la observación actual Z_k y una predicción de medida $H_k \hat{x}_k^-$: $\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K(Z_k - H_k \hat{x}_k^-)$

La diferencia $(Z_k - H_k \hat{x}_k^-)$ se llama comúnmente innovación de la medida o simplemente residuo y refleja la discrepancia entre la predicción de la medida $H_k \hat{x}_k^-$ y la observación actual Z_k . La matriz $KN \times M$ llamada ganancia de Kalman o factor de mezcla establece la cantidad de influencia del error entre nuestra estimación y la medida:

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K(Z_k - H_k \hat{x}_k^-) \quad (5)$$

$$K_k = P_k^- H_k^T + (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (6)$$

Siendo P_k - el estimador de la covarianza del error a priori y R_k la covarianza del error medido. Vemos que si R_k se aproxima a 0, la ganancia ponderara el residuo con mayor peso. Por el contrario, cuando P_k -se aproxime a 0, la ganancia ponderara menos el residuo.

En nuestro sistema P_k - y R_k son matrices de dimensión 4×4 , y Q_k es una matriz de 2×2 . Matrices que inicializaremos con distintos valores para estudiar los diferentes resultados que proporcionan.

El filtro de Kalman estima variables de estado de un proceso con realimentación. Calcula el estado del proceso en algún instante y entonces obtiene información (se realimenta) de la medida. Por tanto, las ecuaciones del filtro se pueden clasificar en dos tipos: actualización del tiempo y actualización de las medidas. Las primeras son responsables de proyectar hacia el futuro los estimadores del estado actual y de la covarianza del error, para obtener los estimadores a priori del siguiente estado. Las ecuaciones de actualización de las medidas son responsables de la realimentación, incorporando una nueva medida a los estimadores a priori para obtener unos estimadores a posteriori mejorados. Las ecuaciones de actualización del tiempo pueden ser interpretadas como ecuaciones de predicción, mientras que las de actualización de la medida pueden pensarse como ecuaciones de corrección. Las ecuaciones específicas para las actualizaciones del tiempo y la medida son respectivamente:

$$\hat{x}_{k+1}^- = A_k \hat{x}_k^- + B U_k \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \hat{P}_{k+1}^- &= A_k A_k^T \hat{P}_k^- + Q_k \\ K_k &= P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \\ \hat{x}_k &= \hat{x}_k^- + K (Z_k - H_k \hat{x}_k^-) \\ P_k &= (I + K_k H_k) P_k^- \end{aligned} \quad (8)$$

La descripción del filtro de Kalman con sus ecuaciones puede verse en la siguiente Fig. 1.13.

Este filtro se usa mucho en aplicaciones en las que se desea tratar adecuadamente a las oclusiones, es decir, instantes de tiempo en los cuales el objeto de interés se encuentra parcial o totalmente cubierto por otro objeto que se interpone entre el objeto a seguir y la posición del observador. En

las Fig. 1-14 se muestran una gráfica que indican el comportamiento de una aplicación que hace uso de un filtro Kalman [9].

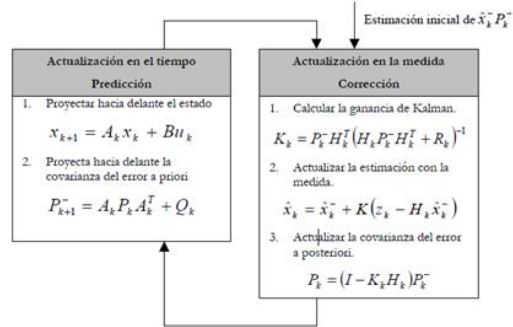


Fig.3 Filtro Kalman

2.3. Dispositivo FPGA

Los FPGA fueron introducidos por Xilinx en la mitad de 1980. Ellos difieren de los CPLDs en la arquitectura, por su tecnología de almacenamiento, número de características internas, y el costo, y tienen por objeto la aplicación de alto rendimiento, de circuitos de gran tamaño. Estos tienen bloques de lógica interna que se pueden interconectar mediante software de desarrollo.

El FPGA se emplea para los procesamiento intensos que requieren velocidad y aprovechamiento del paralelismo inherente de estos dispositivos, dejando al microprocesador las tareas de comunicación y de conexión con el sistema principal o usuario, se permite tener en el sistema una herramienta robusta para aplicaciones complejas, aprovechando las características del FPGA.

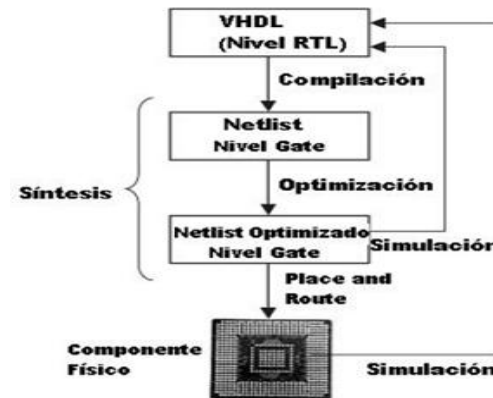


Fig 4. Proceso de Diseño

Por tanto las ventajas que se obtienen al desarrollar e implementar aplicaciones en una arquitectura FPGA:

- Bajo consumo de energía.
- Alta velocidad de operación.
- Facilidad de modificación en el diseño.
- Reutilización de Hardware.
- Extender el tiempo de vida del sistema.

Los pasos para seguidos durante un proyecto de este tipo se resumen en la fig.4 la cual está adaptada de [8].

2.4. Sistema Propuesto

El sistema que se propone en esta tesis es un sistema de seguimiento de objetos rígidos basado en una arquitectura Kalman. Para su desarrollo se propone el equipo necesario siguiente: una PC, una cámara y un mecanismo en el que estará montado la cámara. El sistema comprende los siguientes módulos:

1) Módulo de captura, se encarga de adquirir una imagen mediante una cámara. 2) Módulo de procesamiento se encarga del análisis de la imagen. 3) Módulo de seguimiento se encarga de seguir al objeto sobre el área que identifica al objeto en movimiento. Para ello se emplea un algoritmo de seguimiento que en este caso es un filtro Kalman. 4) Módulo de control se compone de un mecanismo donde se monta una cámara para adquirir una escena dinámica del objeto en movimiento.

El sistema propuesto comprende las siguientes características: Adquirir imágenes y procesarlas en tiempo real. La detección de movimiento debe extraer las diferencias entre una imagen y su consecutiva. La segmentación detecta el objeto a seguir. La localización del objeto debe determinar la posición a través del cálculo del centroide de dicho objeto. El algoritmo de seguimiento: el filtro Kalman debe devolver una estimación de la posición futura del objeto (% de error) lo más próxima posible a su centroide localizado, así como las dimensiones de una ventana de búsqueda que lo encuadre. El sistema requiere de una posición a estimar para saber en qué punto de una región el objeto va a cambiar de posición y de considerar los cambios en su entorno, como lo es el ruido, la iluminación, la intensidad, No se deben dar datos donde la región no encuadre al objeto, esto debido a que la velocidad del objeto

sea muy elevada. La retroalimentación permite que la salida sea comparada con la entrada dada.

El sistema se espera que responda a lo siguiente: Reaccionar rápidamente al movimiento del objeto. Dar la seguridad de que se esté realizando el seguimiento de dicho objeto. Si se pierde el objeto por oclusión, el filtro Kalman permanece en su último estado de posición del objeto. Una restricción del sistema es que está relacionado con la posición relativa de los objetos en la imagen, ya que si estos se encuentran muy próximos el sistema no es capaz de diferenciar unos de otros. Realice una diferencia de imágenes para determinar el área donde se encuentra el objeto.

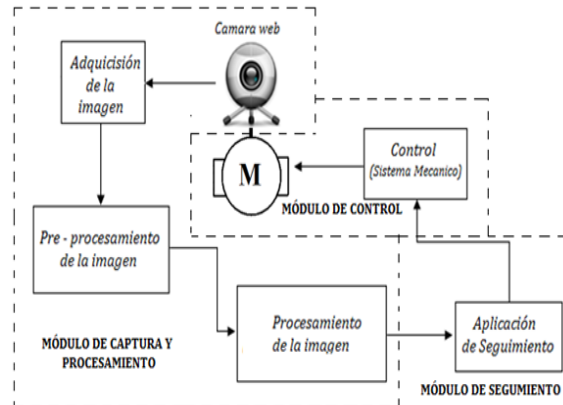


Fig 5. Módulos del sistema de Seguimiento.

Los FPGA fueron introducidos por Xilinx en la mitad de 1980. Ellos difieren de La idea alrededor del algoritmo que aquí se

3. RESULTADOS

Para estudiar el comportamiento de filtro se realizaron distintas pruebas de seguimiento bajo condiciones experimentales. Como primera etapa de implementación del sistema se pensó en realizar las etapas de captura, procesamiento y seguimiento, de esta forma se pudo validar de primera instancia el sistema. Figura 5. Se presentan resultados de seguimiento de un objeto bajo algunas condiciones. Una vez dada la implementación conjunta de los tres modulos se obtuvieron los resultados siguientes.

La secuencia de imágenes representa un desplazamiento de una simulación de un avión de color rojo con movimiento paralelo a la imagen. El cálculo del centroide de cada imagen está representado por una cruz de color rosa, la región del objeto una vez detectado es de color rojo en

forma de un rectángulo. Cuando uno de los objetos desaparece de la escena y el sistema se comporta como si se tratara de un caso de oclusión, aumentando la ventana que lo encuadraba.

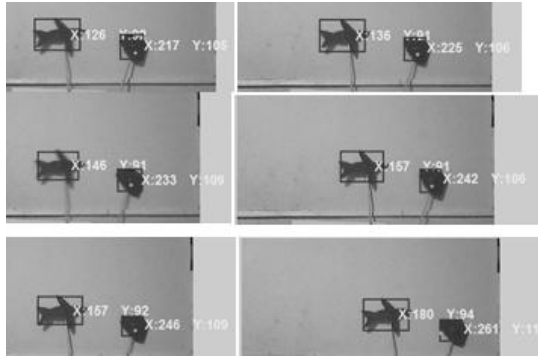


Fig 5. Secuencia de movimiento y resultados del seguimiento.

Cuando se procese toda la imagen de nuevo y se detecte sólo un objeto el sistema mantendrá un único filtro activo. Si lo que ocurre es que aparece un nuevo objeto en la escena, éste no será detectado hasta que no se procese toda la imagen.

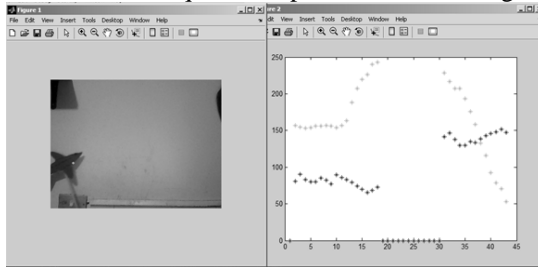


Fig 6. Grafica de la trayectoria

La fig. 6 es una grafica que representa el tiempo en el que se encuentra el objeto con respecto a su posición, los puntos verdes indican el tiempo – posición del filtro Kalman.

Para finalizar las etapas de proceso del sistema se implemento el filtro Kalman en la tarjeta de desarrollo.

Utilización Lógica	Usado	Disponible	utilizado
Flip Flops	9,302	12,152	96%
slices	4,656	4,958	93%
Total de CLBs	1,234	1,234	100%
Numero de lógica usada	14,289	18,476	90%
multiplicadores	20	20	100%
routhe -thru	1,069		
shift registers	6961		

Otra forma de ver los resultados es mediante el

uso de gráficos. Véanse a continuación las gráficas obtenidas para los ejemplos expuestos en las Fig. 6.1 y 6.2

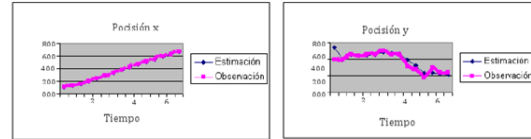


Fig.6 Gráficos de la posición observada y estimada para los valores $P_k = 120$ y $R_k = 0.03$.

4. CONCLUSIONES

La rapidez de la transmisión de datos en la FPGA influye directamente en la velocidad de procesamiento de los datos del filtro por lo que hacer uso de una conexión más rápida con modelos de FPGA producidos en la actualidad por Xilinx Inc. Se podría optimizar el filtro Kalman, usando parámetros de enrutamiento previos en el momento del mapeo del filtro en el FPGA, pero sería necesario tener en cuenta la capacidad de integración. Un dato de mayor importancia es la de seleccionar una buena técnica de segmentación de los objetos de interés, ya que esta tarea es crucial a la hora de realizar un buen seguimiento los mismos. Resulta obvio que si el objeto no se logra segmentar, difícilmente podrá seguirse. En definitiva, podemos afirmar que el filtro de Kalman constituye un buen método para hacer predicciones a lo largo del tiempo de cualquier suceso evolutivo. Este suceso puede ser el movimiento de un objeto,.

5. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Myler Harley R. "Fundamentals of Machine Visión", Tutorial Texts, Optical Engineering, Volume TT33, SPIE OpticalEngineering Press, 1998.
- [2] R. Murrieta, M. Briot; "Seguimiento Visual de Objetos" LAAS, Report 98065.
- [3] Christopher Richard Wren, Ali Azarbajani, Trevor Darrell, and Alex Paul Pentland. Real-time tracking of the human body.
- [4] Ali Azarbajani, Christopher Wren, and Alex Pentland. Real-time 3-d tracking of the human body. Technical Report 374, M.I.T Media Laboratory, Perceptual Computing Section, Cambridge, MA, USA, May 1996.
- [5] Roberto Cipolla and Alexander Pentland. Computer Vision and Human-Computer Interaction. Cambridge University PRESS, 1998.