

**Título** Visión artificial y filtro de Kalman aplicados al control de un péndulo invertido

---

**Tipo de Producto** Ponencias (texto completo)

---

**Autores** Garayalde, Damián y Negri Pablo

---

**Código del Proyecto y Título del Proyecto**

---

D14T01 - Análisis del estado del arte en prótesis de miembro superior.  
(Tecnologías de músculos artificiales aplicadas en prótesis de miembro superior – Parte I)

---

**Responsable del Proyecto**

---

Garayalde, Damián

---

**Línea**

---

Automatización y Sistemas de Control

---

**Área Temática**

---

Dinámica Industrial /Automatización y Robótica

---

**Fecha**

---

Junio 2014

---

# Visión Artificial y Filtro de Kalman Aplicados al Control de un Péndulo Invertido

Damian A. Garayalde <sup>\*1</sup> and Pablo Negri <sup>\*†</sup>

<sup>\*</sup> Instituto de Tecnología - UADE - Lima 717, Capital Federal, Argentina.

<sup>†</sup> CONICET, Av. Rivadavia 1917, Capital Federal, Argentina.

<sup>1</sup>dagarayalde@uade.edu.ar

**Abstract**—Machine vision systems comprise a technology whose development has grown exponentially in recent years. These technologies not only make an essential tool for certain applications, but also enable the substitution of multiple mono-variable sensors (used in process automation) for a single multi-variable sensor acquisition system. In this paper the actual implementation of an inverted pendulum is presented. The control loop is based on artificial vision for the determination of position and the application of a Kalman Filter for the estimation of complete system state. This document describes the model of the system, its stochastic characterization, implementation of Kalman Filter and vision system considerations aimed at improving its robustness. Simulations and tests are presented concluding with the comparative analysis of image-based measurement vs encoders based measurement.

**Resumen**— Los sistemas de visión artificial comprenden una tecnología cuyo desarrollo ha crecido de manera exponencial en los últimos años. Estas tecnologías no solo conforman una herramienta esencial para ciertas aplicaciones, sino que permiten la sustitución de múltiples sensores mono-variables (utilizados en la automatización de procesos) por un único sensor de adquisición multi-variable. En este trabajo se presenta la implementación real de un péndulo invertido cuyo lazo de control se basa en visión artificial para la determinación de la posición  $(x_m, \theta_m)$  y la aplicación de un Filtro de Kalman para la estimación del estado total  $(x, \theta, v, \omega)$ . Este documento describe el modelado del sistema, su caracterización estocástica, la implementación del Filtro de Kalman y consideraciones orientadas a mejorar la robustez del sistema de visión artificial. Se presentan simulaciones y ensayos. Concluyendo con el análisis comparativo de las mediciones basadas en imágenes o encoders.

## I. INTRODUCCIÓN

Los sistemas de visión artificial comprenden una tecnología cuyo desarrollo ha crecido de manera exponencial en los últimos años [1], [2] fomentando el reemplazo de múltiples sensores hacia la adquisición de información a través del procesamiento online de imágenes [3]–[6]. El creciente interés en esta tecnología reside en la elección y determinación de la misma como un recurso estratégico para desarrollos asociados al control y monitoreo de dispositivos mecánicos sub-actuados y robóticos.

Con el objetivo de analizar la posibilidad de reemplazar sensores tradicionales por técnicas de procesamientos de imágenes en sistemas que requieran la aplicación de control de manera continua, precisa y veloz se propone un sistema de medición basado en visión artificial para el monitoreo dinámico de un péndulo invertido. Debido a sus no linealidades, su inestabilidad intrínseca y su modelo sencillo el péndulo invertido suele ser utilizado como modelo de

referencia para analizar el desempeño de los sistemas de control.

En la literatura se observan múltiples estudios sobre el control de un péndulo invertido basado en visión. En general el control visual se implementa sobre la posición de la base del péndulo y el ángulo de inclinación del mismo, o en solo una de estas variables. Stuessler et al. [7] presentan un esquema de estimación de ambas variables basado en visión mediante el uso de un filtro de partículas. Donde dependiendo de la naturaleza de las señales dicho filtro puede ser interpretado como un Filtro de Kalman. Magana y Holzapfel [8] controlan el péndulo mediante un controlador fuzzy estimando por visión la velocidad angular media  $(\Delta\theta/\Delta t)$ . En sus resultados la posición angular resultante presenta oscilaciones de  $\pm 2.7^\circ$ . Similarmente, Tu y Ho [9] controlaron un péndulo rotativo basado en FPGA y DSP con realimentación visual donde solo la inclinación angular del péndulo fue estimada. En estado estacionario, la variable resulta con oscilaciones de  $\pm 1.5^\circ$ . Wang et al. [5] utilizó una cámara para medir ángulo y un encoder para la posición del carro en conjunto con un observador de Luenberger para la estimación de las velocidades. En control, el péndulo y carro oscilan en  $\pm 10^\circ$  y 4 cm. Otras estrategias de control y filtrado han sido propuestas para la estimación del estado total del sistema mediante información posicional, tales como: el Filtro de Kalman [10], [11], Filtros Fuzzy [8], Filtros de Partículas [7] y Observadores de Luenberger [5].

Este trabajo consiste en la implementación funcional del péndulo invertido a partir del estudio de factibilidad realizado en [12]. En el presente artículo se utiliza un sistema de visión artificial para la medición dinámica de la posición geométrica del péndulo  $(\theta)$  y el carro  $(x)$  complementado con un Filtro de Kalman Discreto (DKF) para la estimación del estado total del sistema. Las contribuciones de este trabajo consisten en:

- la especificación de ajustes sobre el sistema de visión artificial para mejorar su robustez y disminuir el tiempo de procesamiento,
- la descripción e incorporación de un Filtro de Kalman Discreto (DKF) para la estimación de las velocidades y la reducción del error asociado a las perturbaciones del sistema.
- la presentación de simulaciones y ensayos comparativos entre el desempeño del sistema de visión y la medición mediante encoders.

Este trabajo se estructura de la siguiente forma: en la Sección II se describe la plataforma experimental, el modelo

de la planta y el sistema de control. En III se introduce el sistema de visión y se analizan los ajustes operados para mejorar la robustez del sistema. En la Sección IV se describe el Filtro de Kalman y la caracterización estocástica de nuestro sistema para la implementación del mismo. En la Sección V se presentan simulaciones y ensayos sobre el dispositivo real y se analizan los resultados del sistema frente al desempeño basado en encoders. Finalmente, se presenta conclusiones y perspectivas.

## II. PLATAFORMA EXPERIMENTAL, MODELO Y CONTROL

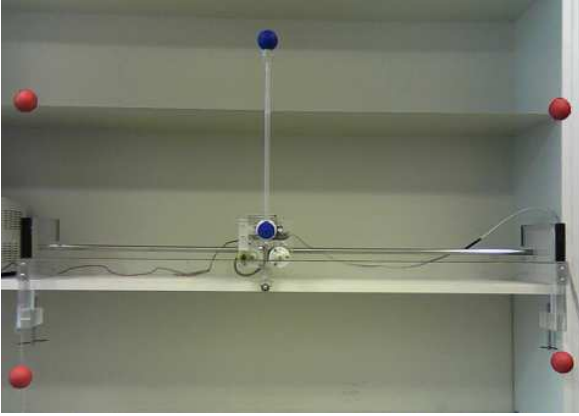


Fig. 1. Implementación del péndulo invertido utilizada.

### A. Diseño mecatrónico

El sistema físico bajo análisis será un péndulo invertido, cuya implementación actual fue diseñada y fabricada en UADE con base al análisis de ventajas y desventajas de algunas configuraciones existentes. El dispositivo experimental se observa en la Fig.1. Para una descripción detallada de los componentes utilizados referirse a [12].

### B. Dinámica del sistema y estrategia de control

Inicialmente la dinámica del sistema en el entorno de control se representa mediante espacio de estados. Se define el vector de estado y el vector de salida como  $X = Y = [x \ \theta \ \dot{x} \ \dot{\theta}]$ . Donde  $\theta$  es el desplazamiento angular del péndulo respecto a la vertical y  $x$  el desplazamiento lineal del carro. Sea  $U = V_m$  la tensión aplicada al motorreductor, dichas variables se vinculan según:

$$\dot{X} = A.X + B.U \quad (1)$$

$$Y = C.X + D.U \quad (2)$$

Donde las matrices  $A$ ,  $B$ ,  $C$  y  $D$  resultan:

$$A = \frac{1}{K_{cte}} \cdot \begin{bmatrix} 0 & 0 & K_{cte} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_{cte} \\ 0 & m \ l \ g & -B_{eq} \ l & -B_p \\ 0 & M_{eq} \ g & -B_{eq} & -B_p \cdot M_{eq} / (m \ l) \end{bmatrix}$$

$$B = K_{cte}^{-1} \cdot K_v [0 \ 0 \ l \ 1]'$$

$$C = I \ \dim(4 \times 4)$$

$$D = 0 \ \dim(4 \times 1)$$

$$\text{Con } K_{cte} = (M_{eq} - m) \ l$$

En estas expresiones  $l$  representa la longitud del péndulo y  $m$  la masa colocada en su extremo;  $B_p$  el coeficiente de fricción en su eje;  $g$  la aceleración de la gravedad;  $K_v$  una constante de conversión de tensión a fuerza;  $M_{eq}$  comprende los efectos asociados a las masas del carro y péndulo así como la inercia del motorreductor; y finalmente,  $B_{eq}$  comprende los efectos asociados al rozamiento carro-guía, las pérdidas por la fuerza contra-electromotriz y rozamientos internos del motorreductor.

Posteriormente, en la etapa de simulación, se adicionan a este modelo no linealidades propias de la implementación real como ser la saturación de tensión en el puente H y una zona muerta donde el torque generado no es capaz de vencer el rozamiento estático del sistema. El retraso en la actuación impuesto por la existencia de huelgo o backlash en la transmisión resulta dependiente tanto de la dinámica del carro como de la tensión aplicada. Sin embargo, a través de simulaciones se observó que la contribución de dicho efecto al desempeño dinámico de nuestra implementación no genera cambios significantes. En vías de un modelo más sofisticado podría analizarse también la existencia de un rozamiento seco en la guía del carro de manera adicional a todos los efectos considerados.

Para modificar la respuesta dinámica y estática del sistema se utiliza realimentación lineal de estados (ver [13]). Definiendo  $X_{set}$  como el requisito para el vector de estado y  $K$  como la ganancia de realimentación, la variable de control será calculada dinámicamente como la suma ponderada de los errores entre los valores actuales y los valores deseados asociados a las variables del vector de estados.

$$V_m = \sum_i K_i (X_{set \ i} - X_i) \quad (3)$$

Ensayos previos descritos en [14] demostraron que aplicando esta estrategia con medición por encoders se logra controlar el péndulo en posición vertical durante periodos superiores a los 15 minutos.

## III. SISTEMA DE VISIÓN ARTIFICIAL

### A. Introducción

El monitoreo de las variables requeridas para controlar el péndulo ( $\theta$ ,  $x$ ), se realiza a través de una cámara como muestra el esquema de la Fig.2. Dichas variables se calculan en función de la posición de dos marcadores de color azul montados sobre el péndulo invertido y cuatro marcadores rojos de referencia según se observa en la Fig.1.

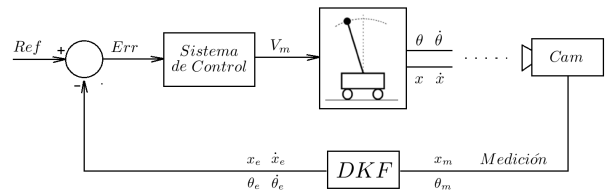


Fig. 2. Sistema a lazo cerrado. Medición mediante visión artificial y DKF.

La determinación de la posición de los marcadores en el sistema de coordenadas del dispositivo real en  $mm$  conlleva múltiples procesamientos. Primero se realiza un análisis cromático según el cual se binariza la imagen;

posteriormente se individualizan los conjuntos conexos, se aproxima cada conjunto a una elipse y se determina su centro; finalmente, se utiliza una matriz de transformación convirtiendo los puntos de la imagen al plano del péndulo. Este conjunto de procesos fue optimizado logrando un tiempo de procesamiento total menor a los 10 *ms*. En [12] se puede encontrar una descripción detallada de los procedimientos y métodos involucrados así como su justificación.

### B. Ajuste del sistema

En base a la implementación real fue posible detectar modificaciones para mejorar la robustez del sistema. El sensor utilizado para obtener las imágenes consiste en una cámara (*The Imaging Source DFK 23UV024*) operando a 110 fps con una resolución de 640x480. En análisis previos se determinaron los errores asociados a la resolución como:  $error_{\theta} = 0.3^{\circ}$  y  $error_x = 1.73 \text{ mm}$  [12]. A continuación describimos los múltiples factores que contribuyen al deterioro de la localización así como los ajustes propuestos para reducir la incidencia de los mismos:

a- La disposición geométrica de los marcadores frente a su ubicación teórica influye en la determinación de la posición real de los marcadores y el cálculo de  $x$  y  $\theta$ . La matriz de transformación se calcula en base a la ubicación del marco establecido por los 4 marcadores de referencia y la precisión de la transformación esta directamente vinculada a la ubicación del marcador respecto de dicho marco. Como nuestro marco abarcaba principalmente la región inferior del dispositivo se re-posicionaron los marcadores de forma de mejorar la medición del péndulo en posición vertical.

b- La iluminación ambiental modifica los colores percibidos por el sensor y en consecuencia perturba el sistema. Debido a que los marcadores utilizados consistían en esferas, la crominancia percibida no solo dependía de la ubicación y tipo de las fuentes luminosas sino también de la posición de los marcadores respecto de las mismas. Para esto se reemplazaron los marcadores del péndulo por discos planos y se mejoró la iluminación mediante el agregado de fuentes orientadas en la dirección del sensor.

c- La alteración morfológica de los marcadores debido a una binarización inadecuada conlleva al error en la determinación de la posición del marcador. Es decir, si como resultado de la binarización el contorno del marcador no posee forma circular el ajuste de la elipse no será representativo de la posición real. Para mejorar la robustez se implementó un algoritmo de tipo Montecarlo donde se analizan múltiples ajustes a partir de subconjuntos del perímetro y se selecciona el valor mas representativo, evitando así la influencia de alteraciones leves.

d- La detección de falsos positivos influye de manera crítica en el control, sin embargo, la ausencia de detección aumenta el tiempo de procesamiento. Para rechazar detecciones indeseadas conservando la identificación de los marcadores se redujo el rango de crominancias asociadas a cada marcador y tras la binarización se aplicó una operación de apertura (erosión y luego dilatación).

e- El nuestro procesamiento el tiempo insumido depende de múltiples factores. Para reducir el costo computacional asociado al procesamiento de la imagen se analiza

unicamente la sección que contiene los marcadores del sistema péndulo - carro. Dicha sección se actualiza dinámicamente en función de las posiciones previas de los marcadores y la dinámica del sistema. El tiempo asociado al procesamiento se redujo de 50 *ms* a 10 *ms*.

## IV. FILTRO DE KALMAN DISCRETO (DKF)

El DKF es un algoritmo recursivo que utiliza mediciones ruidosas y un modelo aproximado de la planta para generar la estimación óptima (probabilísticamente) del estado del sistema. Sea  $\bar{x}_{(k)}$  una señal a estimar y sea  $\bar{y}_{(k)}$  una observación de la misma relacionadas por el siguiente sistema tiempo discreto:

$$\bar{x}_{(k+1)} = A_d \cdot \bar{x}_{(k)} + B_d \cdot \bar{u}_{(k)} + w_{(k)} \quad (4)$$

$$\bar{y}_{(k)} = C \cdot \bar{x}_{(k)} + v_{(k)} \quad (5)$$

Las variables aleatorias  $w_{(k)}$  y  $v_{(k)}$  representan el ruido aditivo de proceso y el ruido de medición. Las mismas se consideran independientes entre si, blancas y con distribución normal de varianza  $Q$  y  $R$  respectivamente.

### A. Algoritmo recursivo

Las ecuaciones asociadas al filtro de Kalman pueden dividirse en dos grandes grupos: Las ecuaciones de actualización temporal del filtro, las cuales estiman la proyección del estado y la covarianza un paso delante:

$$\bar{x}_{(k)pred} = A_d \cdot \bar{x}_{(k-1)est} + B_d \cdot \bar{u}_{(k-1)} \quad (6)$$

$$P_{(k)pred} = A_d P_{(k-1)est} A_d' + Q \quad (7)$$

Y las ecuaciones con la actualización de la medición, las cuales ajustan las estimaciones considerando las mediciones actuales:

$$K_{(k)} = \frac{P_{(k)pred} C'}{C P_{(k)pred} C' + R} \quad (8)$$

$$\bar{x}_{(k)est} = \bar{x}_{(k)pred} + K_{(k)} (\bar{y}_{(k)} - C \bar{x}_{(k)pred}) \quad (9)$$

$$P_{(k)est} = (I - K_{(k)} C) P_{(k)pred} \quad (10)$$

La  $K$  presentada en este algoritmo no posee relación alguna con la ganancia del sistema de control. Debido a que el algoritmo se basa en la representación digital de un sistema lineal, el modelo utilizado en el filtro debe ser calculado para el tiempo de muestreo correspondiente a las muestras que realimentan el filtro. Adicionalmente, cabe recordar que este algoritmo opera sobre un modelo linealizado de la planta. Consecuentemente, todos los efectos mencionados en el modelado del sistema mecatrónico que no se hallan incluidos en el modelo lineal deberán ser considerados como fuentes de perturbación y componentes del ruido aditivo del proceso.

### B. Caracterización estocástica del sistema

Mientras que las matrices  $K$ ,  $P_{est}$  y  $P_{pred}$  se regulan automáticamente a través de las iteraciones del algoritmo, las matrices  $R$  y  $Q$  deben definirse según la dinámica real del sistema. Mientras que la primera se puede calcular fácilmente a partir de los errores de medición (desvío estándar) la segunda suele ajustarse mediante ensayos. A

continuación se detallan los valores utilizados en nuestra implementación. Los errores de medición se determinaron como  $emed_{\theta} = 0.3^{\circ}$  y  $emed_x = 1.73 \text{ mm}$ . Los errores de proceso se determinaron de manera experimental como  $eproc_{\theta} = 0.003^{\circ}$  y  $eproc_x = 6 \text{ mm}$ . Luego las matrices resultan:

$$R = \begin{bmatrix} emed_x^2 & 0 \\ 0 & emed_{\theta}^2 \end{bmatrix}$$

$$Q = \begin{bmatrix} eproc_x^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & eproc_{\theta}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & eproc_x^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & eproc_{\theta}^2 \end{bmatrix}$$

## V. SIMULACIONES Y ENSAYOS

### A. Simulaciones

1) *Modelo en Simulink/Matlab*: El sistema a modelar consiste en un péndulo invertido a controlar por realimentación lineal de estados, cuyo estado es estimado por un Filtro de Kalman Discreto (DKF) mediante el uso de mediciones ruidosas de la posición del sistema.

La tensión calculada por el controlador para el motorreductor del péndulo es limitada a los límites operativos del sistema real (puente H con  $\pm 12v$ ) y se agrega una zona muerta ( $\pm 4v$ ) donde el torque generado no es lo suficientemente grande para vencer el rozamiento estático del sistema. El resultante de este proceso es aplicado a un modelo en espacio de estados construido de acuerdo a los valores de la implementación real (Sec.II-B). Las salidas del péndulo invertido son la posición angular del péndulo y la posición de su base ( $x$  y  $\theta$ ). A éstas se les suma el ruido asociado a la medición basada en el análisis de imágenes con resolución finita ( $0.3^{\circ}$  y  $1.73 \text{ mm}$ ).

Las mediciones son luego filtradas mediante un DKF operando a un tiempo de muestreo igual al tiempo de actualización del controlador ( $T_{dkf}$ ). Este bloque genera una estimación del estado del sistema en función de las mediciones y también genera una predicción del estado un muestra a futuro. Dado el tiempo insumido en la captura, tanto la estimación como la predicción se hallan retrasadas en una muestra ( $T_{dkf}$ ).

Esta estimación del estado actual es comparada con un estado deseado y los errores son multiplicados por la ganancia del controlador. El valor resultante de esta operación es la tensión a aplicar al bloque del péndulo invertido.

2) *Controlador sobre modelo ideal y real*: Suponiendo que todas las variables representativas del estado del sistema son medibles y no existe ruido de medición se ensayo el desempeño del sistema de control cuando se consideran o no los factores de distorsión. En la Fig.4 se observa que cuando las no linealidades no son incluidas en el modelo el sistema responde según los requisitos de diseño (Sobrepico 5% en ambos casos y tiempo de establecimiento 1s para  $\theta$  y 3s para  $x$ ). Por otra parte, cuando se simula el controlador sobre el modelo completo el sistema alcanza los valores deseados con un desempeño menor y oscila en su entorno.

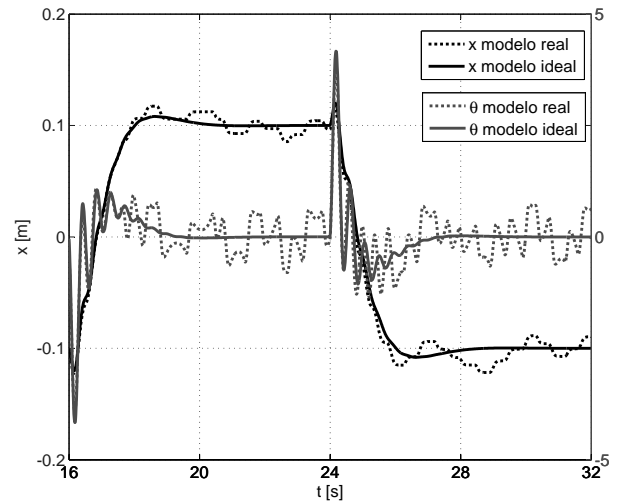


Fig. 4. Sistema de control calculado para modelo ideal operando sobre simulación de modelo real.

3) *Estimación del DKF y simulación a lazo cerrado*: Nuestro sistema de visión artificial solo proporciona mediciones de  $x$  y  $\theta$ . Como se demostró para el caso de un péndulo simple, la estimación de la velocidad por medio del DKF constituye una mejor aproximación a la realidad que la señal estimada al diferenciar la posición de manera discreta.

En la Fig.5 se observa el desempeño del controlador con ambos tipos de estimación y el resultado obtenido al realimentar el estado real. Se presentan resultados para 2 referencias de diferente amplitud ya que se detectó que para cambios mayores a  $10 \text{ cm}$  el sistema basado en la estimación por diferencias discretas diverge. En el caso con variaciones menores se aprecia que el sistema basado en diferenciación discreta oscila constantemente mientras el resultado del DKF es comparable con el sistema basado en el estado real.

Aunque el desempeño del sistema basado en la diferenciación discreta es mejorable mediante la reducción del periodo de muestreo o el ajuste de la ganancia del controlador; siempre será una solución sub-óptima con mayor sensibilidad al ruido.

Tomando como base los resultados de las simulaciones y el ajuste del sistema de visión artificial se procedió al ensayo sobre el dispositivo real.

### B. Ensayos

Dado el sistema péndulo invertido operando de manera controlada en posición vertical se realizaron ensayos comparativos entre la estimación del sistema visión artificial - DKF frente a los valores obtenidos mediante los encoders montados sobre el dispositivo.

El análisis de ambas señales requiere la sincronización de las mismas de manera temporal. Mientras que la estimación del estado se genera en la PC con base a las capturas del sensor de visión, la medición mediante encoders se ejecuta en el microcontrolador solidario a la base del péndulo. Para establecer un sincronismo la estimación obtenida en la PC es transferida al microcontrolador; al recibirse una estimación, su valor se almacena en conjunto con el medición del encoder en dicho instante.

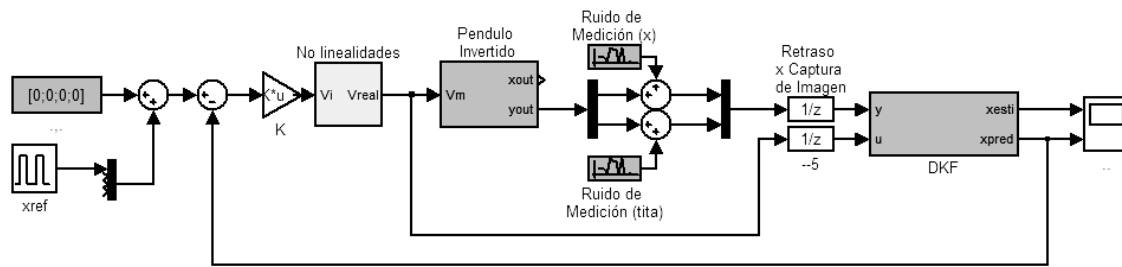


Fig. 3. Implementación en Simulink

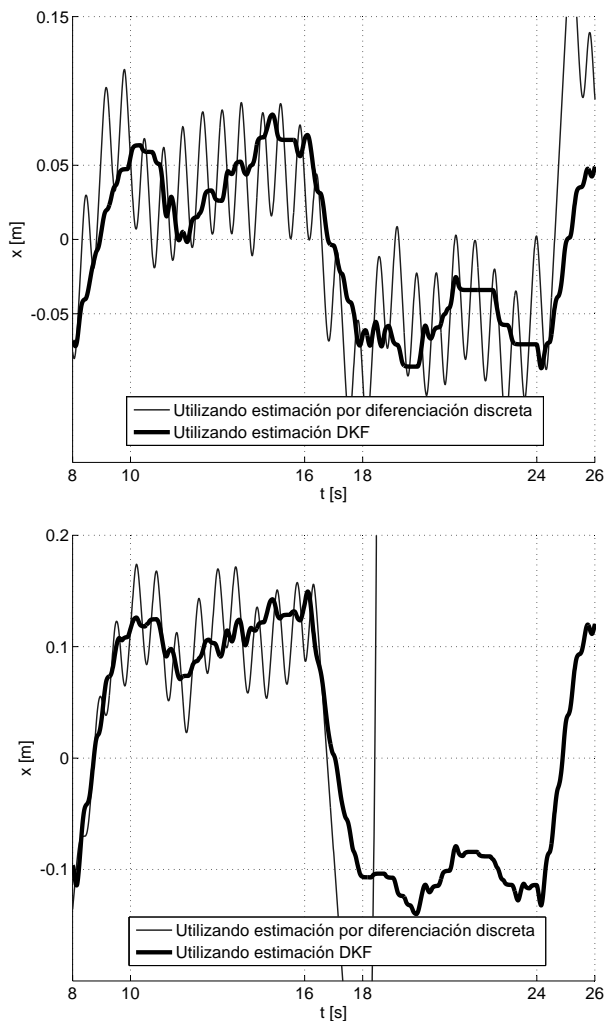


Fig. 5. Sistema a lazo cerrado con estado real vs estado estimado mediante el DKF y diferenciación discreta. Arriba, cambio de referencia en 5 cm. Abajo, cambio de referencia en 10 cm.

En cada una de las Fig. 6 y 7 se presentan 3 curvas: la estimación de la variable bajo análisis ( $x$ ,  $\theta$ ), el registro obtenido mediante el encoder y la diferencia entre ambas señales. Dada la dinámica del error se propone caracterizar al mismo como ruido blanco de media cero. En base a los datos obtenidos del ensayo se determinó el desvío estándar de ambos errores resultando en el orden de los 1.04 mm para  $x$  y  $0.23^\circ$  para  $\theta$ .

Estos resultados resultan similares a los errores asociados a la resolución de la imagen ( $0.3^\circ$  y  $0.173$  mm), lo cual tiene sentido ya que el Filtro de Kalman se basa en dichas

mediciones. En los resultados asociados a la posición angular se observa claramente que la estimación resulta en una señal con mayor contenido armónico que la medición de los encoders. En este sentido la dinámica de la estimación se halla fuertemente vinculada a la caracterización estocástica del sistema y la precisión del modelo utilizado. Consecuentemente el filtrado de las altas frecuencias podría lograrse mediante la modificación del DKF.

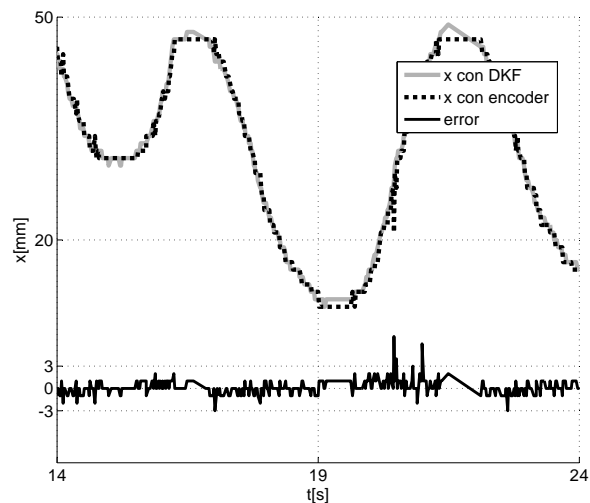


Fig. 6. Posición del carro estimada mediante el Filtro de Kalman y medición de encoder y error entre ambas señales.

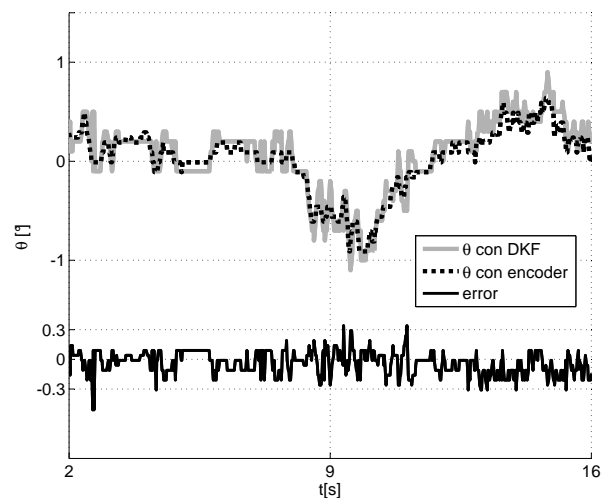


Fig. 7. Desplazamiento angular del péndulo estimado mediante el Filtro de Kalman vs medición de encoder y error entre ambas señales.

## VI. CONCLUSIONES

En este trabajo se presentó un sistema dinámico controlado en tiempo real por técnicas de visión artificial. Se analizaron las limitaciones del sistema de medición, se establecieron recomendaciones respecto de la implementación y se describió el agregado de un DKF como complemento para la estimación de variables imposibles de obtener a través de una captura única. Se simuló el sistema mecatrónico real agregando un número de comportamientos no lineales así como el ruido y retraso de medición asociado a las técnicas de procesamiento de imágenes. Sobre este modelo se evaluó el desempeño del DKF demostrando la factibilidad de una implementación real y las mejoras introducidas en el sistema de control mediante el filtro.

Posteriormente se corroboraron los datos simulados a través de ensayos sobre el dispositivo real comparando el desempeño del sistema de visión frente a la medición basada en encoders. Los errores relativos de  $\theta$  y  $x$  se caracterizaron como señales de media cero y desvíos  $0.23^\circ$  y  $0.104\text{ mm}$  respectivamente. Los algoritmos de procesamiento se optimizaron obteniendo mediciones experimentales con tiempos menores a los  $10\text{ ms}$ .

El esquema presentado expone la factibilidad de reemplazar un número de sensores monovariables por tecnologías de visión artificial para el control de sistemas dinámicos en tiempo real. Partiendo de los resultados obtenidos consideramos que las aplicaciones podrían ser extrapoladas a otros dispositivos mecatrónicos de similares características.

## REFERENCES

- [1] P. Corke, "Visual control of robot manipulators-a review," *Visual servoing*, vol. 7, pp. 1–31, 1993.
- [2] S. Hutchinson, G. D. Hager, and P. Corke, "A tutorial on visual servo control," *Robotics and Automation*, vol. 12, no. 5, pp. 651–670, 1996.
- [3] A. Traslosheros, J. Sebastián, L. Ángel, F. Roberti, and R. Carelli, "Visual servoing of a parallel robot system," in *International Symposium on Intelligent Signal Processing*, 2007, pp. 1–6.
- [4] G. Lee and S. Jung, "Line tracking control of a two-wheeled mobile robot using visual feedback," *International Journal of Advanced Robotic Systems*, vol. 10, 2013.
- [5] H. Wang, A. Chamroo, C. Vasseur, and V. Koncar, "Hybrid control for vision based cart-inverted pendulum system," in *American Control Conference*, 2008, pp. 3845–3850.
- [6] S. Kizir, H. Ocak, Z. Bingul, and C. Oysu, "Time delay compensated vision based stabilization control of an inverted pendulum," *International Journal of Innovative Computing Information and Control*, vol. 8, no. 12, pp. 8133–8145, 2012.
- [7] M. Stuflesser and M. Brandner, "Vision-based control of an inverted pendulum using cascaded particle filters," in *Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings, 2008. IMTC 2008. IEEE*. IEEE, 2008, pp. 2097–2102.
- [8] M. E. Magana and F. Holzapfel, "Fuzzy-logic control of an inverted pendulum with vision feedback," *Education, IEEE Transactions on*, vol. 41, no. 2, pp. 165–170, 1998.
- [9] Y.-W. Tu and M.-T. Ho, "Design and implementation of robust visual servoing control of an inverted pendulum with an fpga-based image co-processor," *Mechatronics*, vol. 21, no. 7, pp. 1170–1182, 2011.
- [10] Y. Yoon, A. Kosaka, and A. C. Kak, "A new kalman-filter-based framework for fast and accurate visual tracking of rigid objects," *Robotics, IEEE Transactions on*, vol. 24, no. 5, pp. 1238–1251, 2008.
- [11] V. Lippiello, B. Siciliano, and L. Villani, "Adaptive extended kalman filtering for visual motion estimation of 3d objects," *Control Engineering Practice*, vol. 15, no. 1, pp. 123–134, 2007.
- [12] B. J., N. P., and G. D., "Visión artificial para control posicional y medición dinámica de la geometría del péndulo invertido," in *XV Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control RPIC*, 2013.
- [13] K. Ogata, *Ingeniería de control moderna 4ED*. Pearson Educación, 2003.
- [14] J. Bauer, D. Garayalde, D. Riepl, and H. Laguy-Åas, "Systematic-validation of a computer simulation environment for modeling and dynamic behavior analysis of complex mechatronic mobile robot's systems," in *European Congress on Computational Methods in Applied Sciences and Engineering*, 2012.