

Aprendizaje de la cinemática en robots redundantes utilizando mapas de bézier

Learning kinematics redundant robots using maps bézier

Diego Felipe Páez Granados, Oscar Eduardo Gualdron, Jairo Lenin Ramón Valencia

Resumen

En este trabajo se plantea como novedad un aprendizaje de la cinemática directa empleando mapas de Bézier, técnica que proporciona exactitud del posicionamiento en robots manipuladores, todo ello es debido a que en estos tipos de robots es complejo modelar su comportamiento dificultando con ello el cálculo de la cinemática inversa y por tanto su posicionamiento. A partir del uso de esta técnica se pueden aplicar diversos métodos de aproximación y minimización de funciones que permitan obtener una configuración específica para cada posición en el espacio cartesiano. Dicho entrenamiento logra una coordinación ojo-herramienta, aprendiendo a partir de muestras referenciadas al sistema coordenado de una cámara fija; igualmente se introduce un método de simplificación en el aprendizaje para posicionar y orientar el efector final del robot a partir del entrenamiento basado en posiciones.

Palabras claves: Cinemática inversa, mapas cinemáticos de Bézier, robots redundantes, aproximación cinemática inversa, robots redundantes de aprendizaje

Abstract

Model the behavior of redundant robot manipulators is highly complex, which makes difficult inverse kinematics calculus and so on its positioning, to present a solution for this issue we use a very accurate technique named kinematics Bezier maps which learn positioning the end effectors and starting from this we prove some methods of approximation and minimization to solve a specific configurations for each position on Cartesian space. This training does a tool-eye coordination learning from samples of coordinate system referenced to a fixed camera, simultaneously introduces a simplified method flarning to position and orient the end effectors of the robot from position-based training

Keywords: Inverse kinematics, kinematics Bezier maps, redundant robots, approximation to inverse kinematic, learning in redundant robots..

Recibido / Received: Agosto 14 de 2014 Aprobado / Approved: Marzo 06 de 2015

Tipo de artículo / Type of paper: Investigación Científica y Tecnológica.

Afiliación Institucional de los autores / Institutional Affiliation of authors: Universidad de Pamplona, Ciudadela Universitaria. Pamplona, Norte de Santander, Colombia. Universidad El Bosque, Bogotá, Colombia.

.Autor para comunicaciones / Author communications: Diego Felipe Páez Granados, dfpaezg@gmail.com

Los autores declaran que no tienen conflicto de interés.

Introduction

El desarrollo de métodos para solucionar la cinemática inversa en robots redundantes es un campo de estudio amplio en el cual se buscan técnicas que permitan optimizar un parámetro durante el posicionamiento del manipulador como la distancia de desplazamiento, el esfuerzo, el torque o la evasión de obstáculos, lo cual permite tener factores adicionales para dar solución a un problema de infinitas posibilidades; con este fin se han planteado métodos a partir de algoritmos de aproximación, sistemas neuronales, sistemas geométricos entre otros.

Es importante que se resalte de los métodos de aprendizaje para el control de manipuladores el hecho de disminuir errores por factores geométricos en el posicionamiento dado que el aprendizaje se realiza con una calibración ojo-herramienta, generando mayor adaptabilidad en el sistema al tener cambios en los sensores utilizados, en la configuración de trabajo o incluso en el mismo robot.

Un robot manipulador puede definirse como una cadena cinemática abierta, compuesta por elementos rígidos denominados eslabones, los cuales están unidos entre sí por otros elementos llamados articulaciones, que dan la movilidad al robot, y según el movimiento que ejecutan se clasifican de forma básica en dos tipos: prismáticas, con movimientos rectilíneos sobre una guía; y rotacionales, con movimientos circulares sobre un eje [1].

El movimiento independiente que ejecuta cada articulación respecto a la anterior se denomina grado de libertad (GDL), normalmente por cada articulación el robot ha de obtener un grado de libertad. En el espacio euclidiano tridimensional los grados de libertad mínimos requeridos para localizar un objeto son seis: tres para posicionar (uno por cada eje x, y, z), y tres para orientar (uno por ángulo respecto a cada eje) [2], pero los manipuladores con más de seis GDL son considerados como redundantes y pueden tener múltiples soluciones, es decir, para alcanzar una misma posición y orientación pueden hacerlo a través de diferentes configuraciones, lo cual permite evitar configuraciones singulares, evadir obstáculos, evitar colisiones internas además de la posibilidad de optimizar las configuraciones minimizando esfuerzos, torques y mejorar el desempeño cinemático y dinámico [3-4].

Modelamiento

Técnicas de aprendizaje y aproximación a la cinemática inversa.

Partiendo de un modelo de la cinemática directa entrenado con muestras del espacio articular y el cartesiano referido al sistema de visión artificial, se desarrollan algoritmos para obtener la cinemática inversa, [5-7].

Gradiente descendiente

Este método es utilizado para obtener el mínimo de una función, por esto considerando el error se puede utilizar para obtener la cinemática inversa. Se toman los valores iniciales de posición y ángulos de los encoders, se calcula el error cuadrático medio (ECM) en posición, se obtiene su derivada utilizando el Jacobiano de la función seguido a esto se multiplica por un factor de proporcionalidad μ y se obtiene un incremento en ángulos con el cual se recalcula la posición, el error y se repite el proceso.

Este método se basa en las ecuaciones 1, 2, 3; donde el error y su derivada son descritos en detalle para una posición en el espacio.

$$E(\theta) = \frac{1}{2} (F(\theta) - P_D)^2 \quad (1)$$

$$\frac{\delta E}{\delta \theta} = (F(\theta) - P_D)^{\delta F / \delta \theta} \quad (2)$$

$$\frac{\delta E}{\delta \theta} = (x(\theta) - x_D)^{\delta x / \delta \theta} + (y(\theta) - y_D)^{\delta y / \delta \theta} + (z(\theta) - z_D)^{\delta z / \delta \theta} \quad (3)$$

RMRC

El método de resolución de control de la tasa de movimiento RMRC (Resolved Motion Rate Control) [8], utiliza las derivadas parciales de la función, o velocidades para obtener los incrementos en ángulos como reflejan las ecuaciones 4, 5, 6; en este método se intenta seguir los lineamientos del movimiento articular humano, que en un espacio cartesiano sigue la trayectoria más corta, generalmente una línea recta.

$$x = \|x_{\text{objetivo}} - x_{\text{inicial}}\| \quad (4)$$

$$\theta = J^{\#} x \quad (5)$$

$$\hat{\theta} = \theta + \theta \quad (6)$$

para, J y $J^{\#}$ para $\hat{\theta}$

A partir de este m todo se prueban dos algoritmos diferentes, el primero se basa en la idea de dividir el espacio en una trayectoria compuesta por posiciones objetivo intermedias as  se utiliza la ecuaci n 7,

$$x(i) = x_{\text{inicial}} + i * \left(\frac{\text{step_lengt}}{\text{dist}} \right) (x_{\text{objetivo}} - x_{\text{start}}) \quad (7)$$

Con estas posiciones se procesa el Jacobiano y la pseudo-inversa del Jacobiano para la posici n de inicio (J y $J^{\#}$ para $\hat{\theta}$ (i-1)) y al multiplicar la pseudo-inversa por el incremento en posici n para cada paso se obtiene el incremento en los  ngulos para el siguiente punto de la trayectoria (ecuaciones 8, 9).

$$\hat{\theta}(i) = \hat{\theta}(i-1) + j^{\#} x \quad (8)$$

$$\hat{\theta}(i) \rightarrow \text{KB-Maps} \rightarrow \hat{x}(i) \quad (9)$$

El segundo m todo utiliza las ecuaciones 10, 11, 12, 13 del RMRC, con descendiente directo aproximando el incremento de  ngulos necesarios para alcanzar la posici n deseada, al multiplicar el vector de diferencia de la posici n deseada y la posici n actual inicial del brazo, ($x = \|x_{\text{objetivo}} - x_{\text{inicial}}\|$) aunque te ricamente este incremento representa un avance directo al objetivo, se implementa un algoritmo de iteraciones variando el punto inicial por el punto alcanzado en cada aproximaci n para con ello llevar a una exactitud determinada.

$$\theta = j^{\#} x \quad (10)$$

$$\hat{\theta} = \hat{\theta} + \theta \quad (11)$$

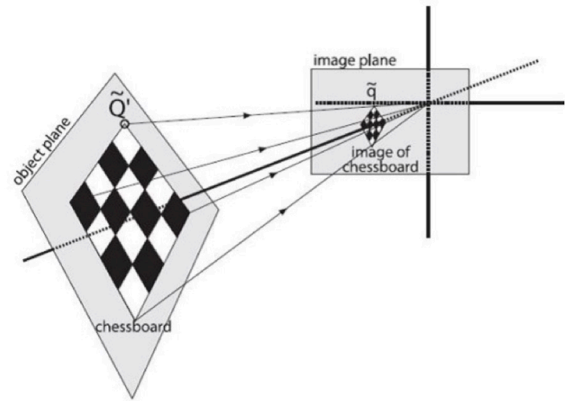
$$\hat{\theta} \rightarrow \text{Kb-Maps} \rightarrow x_{\text{actual}} \quad (12)$$

$$x = \|x_{\text{objetivo}} - x_{\text{actual}}\| \quad (13)$$

Sistema de visi n artificial

La visi n artificial (CV), es la transformaci n de datos de una c mara de video o fotogr fica en una decisi n o en un nuevo tipo de representaci n. Estas transformaciones son hechas para lograr una meta particular, a trav s de la contextualizaci n de la informaci n; para localizar en el espacio al manipulador rob tico se hace uso de la librer a OpenCV, las cuales permiten obtener la posici n de un patr n de calibraci n en una imagen, este patr n se ha definido como un tablero con cuadros blancos y negros (figura 1), dado que permite de forma m s precisa y exacta obtener la orientaci n y posici n del efector final del robot [9], [10].

Figura 1. Gr fico de transformaci n entre la imagen del tablero v su posici n real. (Bradski & Kaebler. 2008)



Al tener la imagen bidimensional del patr n se debe considerar que esta es una homograf a plana (relaci n entre figuras) del verdadero tablero respecto al virtual y para conocer la posici n real de este respecto a la c mara se utiliza una transformaci n de coordenadas homog neas entre el punto real $\check{Q} = [X Y Z 1]^T$ y su imagen en el plano $\check{Q} = [X Y 1]^T$, con la ecuaci n 14.

$$\check{q} = sH\check{Q} \quad (14)$$

Donde s es un par metro arbitrario de escala y H es el par metro de salida convencional o matriz de homograf a, el cual tiene dos partes, una es la transformaci n f sica que localiza el objeto que se est  observando, esto se hace con la suma de una rotaci n R y una traslaci n t que relacionan la imagen plana con el tablero, y dado que se trabaja con coordenadas homog neas se combinan en una sola matriz de transformaci n homog nea (ecuaci n 15).

$$R = (Rt) \tag{15}$$

La segunda parte es la proyección que introduce la matriz intrínseca de la cámara, M (ecuación 16).

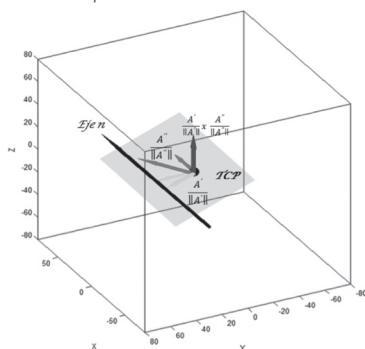
$$M = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{16}$$

Dando así como resultado $H = MW$; por lo cual $q \check{q} = sMWQ \check{Q}$.

Método desarrollado para el aprendizaje de la cinemática inversa completa

Aquí se plantea un método que utiliza la función creada a partir de los puntos de control de la cinemática directa (el modelo en KB-Maps) para obtener la orientación del efector final (figura 2); teniendo como única restricción que éste no se encuentre sobre el eje de rotación de la última articulación [11], [12], es decir, que el TCP (Tool Center Point) del manipulador no se encuentra sobre el eje Z de la articulación final; en este orden se presenta A como el modelo cinemático respecto a la última articulación, A' como la derivada del modelo respecto a la dicha articulación, y A'' la segunda derivada del modelo, con estos datos y considerando que para cualquier curva definida como una función vectorial en el espacio sus derivadas primera y segunda son perpendiculares entre sí; por lo cual se puede generar un sistema coordenado en la posición del TCP que representará una orientación para cada posición en el espacio.

Figura 2. Método de obtención de la orientación a partir del modelo en mapas de Bézier.



Para ello se hace uso de la normalización de los vectores obtenidos de las derivadas parciales del modelo, así la ecuación 17, muestra las direcciones de los dos primeros ejes del sistema coordenado.

$$\frac{A'}{\|A'\|}, \frac{A''}{\|A''\|} \tag{17}$$

Este diseño matemático para la obtención de la orientación es dependiente del valor que se le dé a la primera derivada, por lo cual la orientación predicha estará desfaseada de la orientación real; pero este desfase es una transformación matemática constante para cada modelo, por lo cual solo se debe tener en cuenta el transformar las poses objetivo (posición y orientación) a su representación en KB-Maps (ecuación 18).

$$T = O_{FK}^{-1} * O_D$$

Donde O_{FK}^{-1} es la inversa de la orientación predicha por el modelo de KB-Maps y O_D es la orientación real deseada. Basado en este método se plantea un algoritmo que incluye la aproximación de la orientación para obtener la cinemática inversa en posición y orientación.

Resultados

Modelo cinemático del robot WAM

Las pruebas realizadas se efectúan en un manipulador antropomórfico de siete grados de libertad de la compañía Barrett Technology nombrado robot WAM, este se encuentra en el laboratorio de humanoides del Instituto de Robótica Informática Industrial [13], dado que es un sistema redundante no existen herramientas de posicionamiento exacto.

Para obtener muestras del movimiento del robot se desarrolla un software de capturar de las posiciones articulares, utilizando una configuración especial del robot WAM conocida como compensación de gravedad; la cual permite mover el manipulador como una interfaz háptica sin generar esfuerzos en sus actuadores, es así como se obtienen datos en el espacio de trabajo y se puede generar un modelo que incluye la mayor parte del volumen alcanzable considerando restricción y límites articulares.

El modelo entrenado en mapas de Bézier se representa a través de los puntos de control (puntos verdes en la

figura 3), y es el que sistema utilizado para recrear el movimiento articular del robot en el volumen de trabajo (puntos azules), por tanto para conocer el nivel de exactitud en este se hace uso de un conjunto de posiciones aleatorias en este espacio(en color magenta), las cuales han permitido generar la figura 4, representaci3n del error en la posici3n para cada una de ellas, encontrando un m ximo de 32 micr3metros y un promedio de 2.16 Amstrongs.

Figura 3. Muestras de aprendizaje en el espacio cartesiano y puntos de control del modelo en mapas de B ezier.

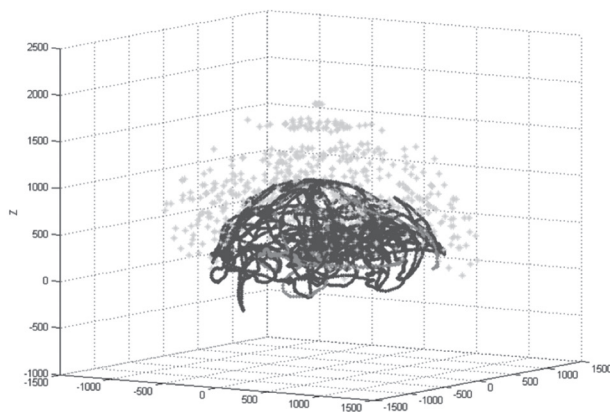
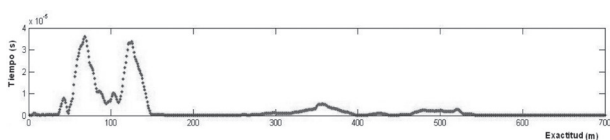


Figura4. Representaci3n del error en la posici3n.



M todo de aprendizaje para la cinemtica inversa en posici3n

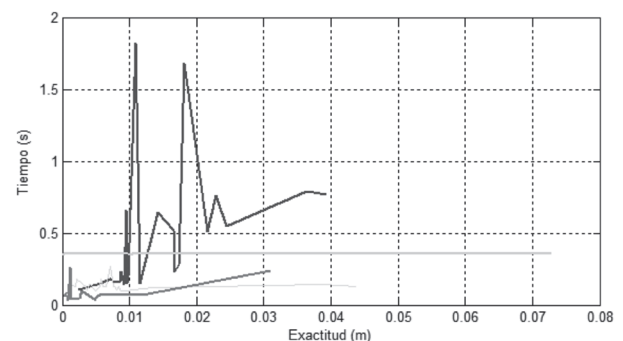
El primer conjunto de pruebas desarrolladas durante el proyecto son para la selecci3n del m todo o t cnica ms apropiada para posicionar el robot en el espacio entre los algoritmos planteados y m todos implementados.

A partir de pruebas realizadas aleatoriamente desde de diversas posiciones en el espacio se realiza el proceso de comparaci3n de los m todos teniendo como criterios evaluativos: el tiempo de respuesta en el procesamiento, la exactitud del resultado entregado, la generalizaci3n de los resultados para todo tipo de pruebas sin importar las posiciones en el espacio entre las cuales deba moverse;

as como la independencia respecto a la distancia euclidiana de desplazamiento.

En la figura 5 se observan los resultados de pruebas de tiempo de procesamiento versus exactitud de la respuesta entregada para un conjunto de posiciones en el espacio las cuales parten de una configuraci3n aleatoria siempre a 0,8 metros de distancia del objetivo. En esta figura en color azul se muestra la prueba para de aproximaci3n por gradiente descendiente, en color verde la aproximaci3n por RMRC (Resolved Motion Rate Control) usando pasos fijos en una trayectoria; en color cian el m todo RMRC con dos series de pasos comenzando por pasos largos para acercarse al punto deseado y terminando con pasos cortos para incrementar la exactitud, y por  ltimo en rojo la aproximaci3n usando RMRC descendiente directo, donde se utiliza la pseudo-inversa del jacobiano para minimizar la funci3n a la posici3n objetivo de forma iterativa basndose en el algoritmo de optimizaci3n Newton-Raphson [14], [15].

Figura 5. Pruebas de los m todos de aproximaci3n a la cinemtica inversa.



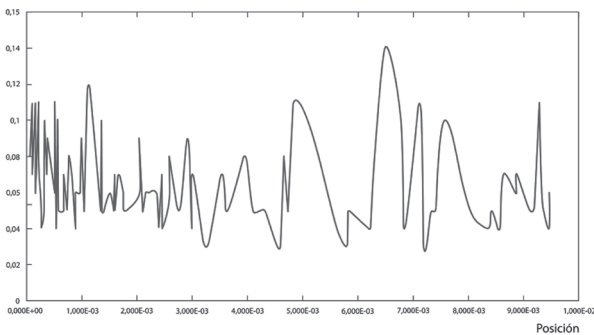
Comenzando por el m todo del gradiente descendiente se observa en los datos que no hay una dependencia entre la distancia inicial al punto deseado y la exactitud de resultante, sin embargo es un m todo cuyos tiempos de procesamiento son altos para trabajar con un robot en tiempo real, adems de presentar resultados singulares en algunos casos con menor exactitud y mayor tiempo de procesamiento, por lo cual no se considera el ms 3ptimo para la aplicaci3n.

En el m todo de RMRC con trayectorias se observa que el tiempo de procesamiento puede ser constante para recorrer una misma distancia entre diversas posiciones usando una trayectoria con pasos fijos, sin embargo

también mejora significativamente al utilizar dos series de pasos teniendo como resultado una mejor exactitud en todos los puntos y un tiempo menor. Sin embargo se puede concluir que la técnica más apropiada por su velocidad y exactitud en la respuesta es el RMRC de descendente directo.

Los resultados de pruebas realizadas sobre el robot WAM en el posicionamiento a través del RMRC descendente directo son los presentados en la figura 6, donde todas las pruebas dan como resultado un error inferior a 9,5 milímetros con un promedio de 1,8mm; y en tiempo de procesamiento se obtienen resultados con promedio de 65 milésimas de segundo.

Figura 6. Resultados de pruebas realizadas sobre el robot WAM en el posicionamiento a través del RMRC descendente directo



Cinemática inversa completa

El algoritmo presentado en la figura 7 representa la lógica principal en el proceso de obtención de la cinemática inversa siguiendo los pasos explicados anteriormente; solo se debe considerar que después de ejecutarse este algoritmo entra en un ciclo de aproximación por RMRC con trayectoria, lo cual otorga mayor exactitud y disminuye el tiempo de procesamiento; así se obtiene que los promedios de exactitud son: para la orientación de 0,0042 rad, en posición de 0,0018 m, y en tiempo es de 0,52 segundos.

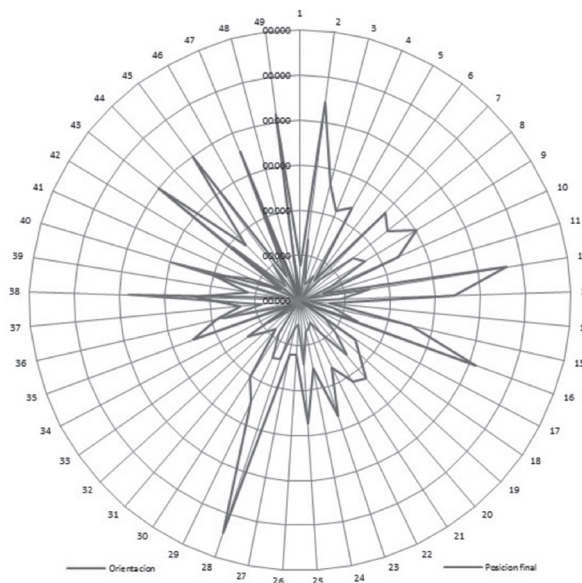
Figura 7. Algoritmo para la cinemática inversa completa.

Inicio $\rightarrow \theta_{inicial}^T x_{objetivo}$
 $\hat{\theta} \rightarrow \text{Kb-Maps} \rightarrow x_{inicial}$
 • Objetivo en Kb-Maps: $x_{KB} = x_{objetivo} T^1$

- Distancia inicial: $\Delta x = \|x_{KB} - x_{inicial}\|$
- $diff = \Delta x$
- While ($\Delta x > \epsilon$) & ($diff > 0,1$)
 1. Calculo de jacobiano y pseudoinversa. J y $J^\#$ para $\hat{\theta}$
 2. $\Delta \theta = J^\# \Delta x$
 3. If $\Delta \theta_i > \omega$
 - Tolernace + +
 - Calculo $J^\# \rightarrow \text{SVD}$
 - $\Delta \theta = J^\# \Delta x$
 4. $\hat{\theta} = \hat{\theta} + \Delta \theta$
 5. $\hat{\theta} \rightarrow \text{Kb-Maps} \rightarrow x_{actual}$
 6. $\Delta x = \|x_{objetivo} - x_{actual}\|$
 7. $diff = \|\Delta x - \Delta x_0\|$
 8. $\Delta x_0 = \Delta x$

En la gráfica de la figura 8 se aprecia el nivel de exactitud de la cinemática inversa, presentando en color rojo la exactitud en posición y en azul la de orientación, aquí se toma el centro de la circunferencia como el punto con error cero.

Figura 8. Exactitud en el posicionamiento para el robot WAM.

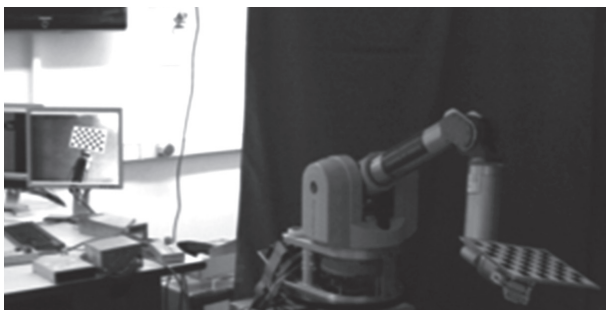


Relación cámara herramienta

El sistema mostrado en la figura 9 es la configuración usada para el entrenamiento y validación de datos en el

manipulador redundante WAM, en el cual se hace uso del patr n e calibraci n y el sistema de visi n artificial en openCV para computar las posiciones en el espacio cartesiano.

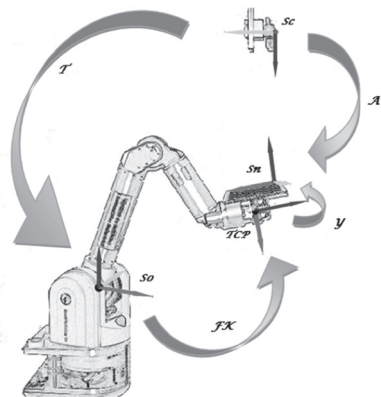
Figura 9. Toma de muestras con la c mara y el robot WAM.



Tomando en consideraci n esta configuraci n la figura 10 representa las localizaciones de los sistemas coordenados y sus relaciones, as  se ha de observar la transformaci n del TCP al sistema coordenado S_n del patr n de visi n artificial definida como Y , la transformaci n entre el sistema coordenado S_0 de la base y el sistema coordenado de la c mara S_c que es la matriz nombrada T ; y la relaci n que se desea obtener, la matriz A , es decir la cinem tica inversa de la herramienta a la c mara.

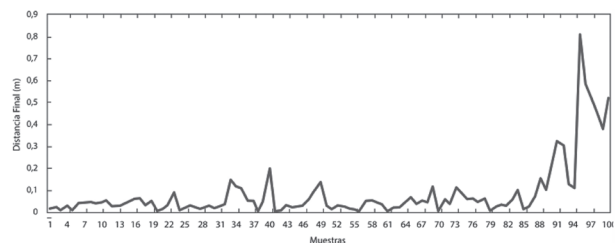
Si se aplicara la transformaci n Y seguida de T a las posiciones de la cinem tica directa FK obtenidas del robot se tiene virtualmente la relaci n conocida como A ; sin embargo este procedimiento es el que se desea evitar aprendiendo directamente un modelo con muestras de la posiciones del sistema de visi n artificial y de las articulaciones.

Figura 10. Transformaciones entre sistemas coordenados.



Para este modelo se toman 6100 muestras a partir de las cuales se entrena la cinem tica directa y con un conjunto de posiciones de prueba se genera la figura 11, evaluando el modelo de la cinem tica inversa.

Figura 11. Muestras en el volumen de trabajo de la c mara



El resultado obtenido para el aprendizaje tanto de la cinem tica inversa como la directa del sistema referido a la c mara fija, muestra tener un alto grado de error con promedio de 8,66 cm en las posiciones de prueba; esto muestra una exactitud baja contrastando con los modelos obtenidos del robot WAM, por lo cual se eval a el m todo de visi n artificial como un sistema ineficiente para este aprendizaje.

An lisis de resultados

Un resultado sobre el cual se importante comentar es el m todo de obtenci n de la orientaci n a partir de las derivadas de la posici n de la  ltima articulaci n, el cual seg n se ha expuesto entrega resultados positivos para c lculos de modelos exactos, y representa un m todo nuevo e interesante de modelar la orientaci n del manipulador, sin embargo, en la pr ctica para modelos m s inexactos este nuevo m todo lo hace impreciso y la representaci n entregada deja de ser una orientaci n ortonormal, lo anterior es debido al hecho de depender de la forma tomada por los puntos de control y las curvas de B ezier,.

Por otro lado, en el modelo final a partir de las coordenadas dadas por el sistema de visi n artificial, se debe considerar que el error tanto de exactitud como de precisi n del m todo de visi n es muy alto, sobre todo en profundidad, lo cual impide un correcto aprendizaje de la cinem tica; pero cabe resaltar que el modelo en mapas de B ezier acepta y corrige este ruido, dado que los m todos de interpolaci n y extrapolaci n entregan posiciones previstas para ruido con distribuci n uniforme.

Conclusiones

El aprendizaje de la cinemática directa en mapas de Bézier se puede concluir como un método exacto que ha demostrado para el robot WAM cumplir en todo caso un gran nivel de exactitud, con un promedio de error de 3,19 micrómetros, además de ser un método en el cual sin importar el sistema de referencia ha sido posible entrenar y aprender satisfactoriamente, este hecho indica que el método es completamente independiente de las condiciones geométricas del manipulador, y representa una gran ventaja para el aprendizaje llevando a resultados más reales donde se incluye las deformaciones y cambios en las articulaciones o eslabones del robot.

Del proceso de selección de métodos y evaluación de estos es de resaltar que durante el proyecto se tomaron bases de diferentes autores y técnicas reconocidas mundialmente para optimización de funciones, sin embargo los algoritmos obtenidos no son solo una implementación de estas, si no son resultados de evaluar los métodos en la cinemática con mapas de Bézier, siendo los productos finales entregados al instituto de Robótica e Informática Industrial y que harán parte de las librerías de mapas de Bézier.

Un aporte significativo es el método planteado para obtener la orientación del efector final del robot a partir de un modelo entrenado solo de posiciones, dado que representa una forma sencilla de obtener la cinemática directa e inversa completa del robot sin necesidad de aumentar los parámetros de aprendizaje.

Para finalizar, el trabajo desarrollado en torno a la cinemática inversa y la relación entre la cámara y el efector final del robot redundante, ha mostrado ser no solo una aplicación de diversos métodos a un problema específico si no una solución alcanzable para todo tipo de manipuladores antropomórficos con respuestas exactas, que no necesita de parámetros geométricos en su aprendizaje, lo que es un avance en la investigación de los modelos alternativos de la cinemática usando mapas de Bézier, esto podría llevar a descripciones más exactas del moldeamiento de un robot, a un aprendizaje que se aproxima más al funcionamiento del cerebro humano, donde pese a no tener conocimientos exactos de las dimensiones de los brazos éste es capaz de movilizarlos en espacios reducidos y con obstáculos, en trayectorias complejas alcanzando los objetivos.

Referencias

- [1] Ibarra, J., Colmenero, S, Método de optimización global para el cálculo de la cinemática inversa de robots redundantes, CINVESTAV, 2006.
- [2] Gutiérrez J, Martínez E, Peña C. “Desarrollo de un módulo didáctico de robótica paralela y visión artificial con un sistema de sujeción universal”. Revista tecnologías de avanzada, volumen 1 numero 21, 2013.
- [3] Martínez, Edison. Diseño y construcción de un Robot Paralelo para operaciones de “Tomar y Colocar”. Trabajo de Grado de Maestría De La Universidad de Pamplona. 2011.
- [4] Contreras, Duber y Morgado, Carlos. Análisis Cinemático, Simulación Y Control De Un Robot Paralelo De Estructura Delta. Trabajo De Grado De Pregrado de la Universidad de Pamplona. 2011
- [5] Wang, J., Hu, Q., Jiang, A, lagrangian network for kinematic control of redundant robot manipulators, IEEE Transactions on neural networks, Volume 10, Issue5, p.p 1123-1132, 1999.
- [6] Choi, B., Lawrence, C, Inverse kinematics problem in robotics using neural network. Cleveland: National Aeronautics and Space Administration (NASA), 1992.
- [7] Yunong, Z., Zhiguo, T., Ke, C., Zhi, Y., Xuanjiao, L, Repetitive motion of redundant robots planned by three kinds of recurrent neural networks and illustrated with a four-link planar manipulator's straight-line example, IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, Volume18, 2012.
- [8] Ivlev, O., Gräser, A, An analytical method for the inverse kinematics of redundant robots, Intelligent Automation and Active Systems, Institute of Automation Technology, p.p. 416-421, Bremen (Alemania), 1997.
- [9] Peters, J., Nguyen-Tuong, D, real-time learning of resolved velocity control on a Mitsubishi PA-10, IEEE, International Conference on Robotics and Automation Pasadena, p.p 2872-2877, USA, 2008.

- [10] Ulbrich, S., Ruiz, V., Asfour, T., Torras, C., Dillmann, R., Kinematic B ezier Maps. Institut de Robotica i Informatica Industrial. Barcelona, 2010.
- [11] Bradski, G., Kaebler, A., Learning OpenCV: Computer vision with the openCV library, O'Reilly Media Inc, USA, 2008.
- [12] Sun, G., Scassellati, B, Reaching through learned forward models, IEEE-RAS/RSJ International Conference on Humanoid Robots (Humanoids), Volume 1, pp. 93-112, Los Angeles, USA, November, 2004.
- [13]  ngel, Luis. (2005). Control Visual de Robots Paralelos. An lisis, Desarrollo y Aplicaci n a la Plataforma Robotenis. Tesis Doctoral de la Universidad Polit cnica de Madrid.
- [14] Marshall, Martin. Aplicaciones De La Visi n Artificial, Visi n Por Computador: Im genes Digitales Y Aplicaciones. RA-MA. 1993.
- [15] Amend, Jhon y Rodenberg Nicholas. A Positive Pressure Universal Gripper Base the Jamming of Granular Material. Ieee Transactions Robotics. 2012.

Los Autores



Diego Felipe Páez Granados

Ingeniero en Mecatrónica- Universidad de Pamplona Colombia -2010, Magister en bioingeniería y robótica- Universidad de Tohoku Japon – 2014, Estudiante de Doctorado en Bioingeniería- Universidad de Tohoku Japon.



Oscar Eduardo Gualdron Guerrero

Ingeniero Electrónico Universidad de Pamplona 2000, Doctor en ingeniería Electrónica - Universidad Rovira i Virgili España - 2006, Profesor asociado Facultad de Ingenierías Universidad de Pamplona.



Jairo Lenin Ramón Valencia

Investigador del grupo de Investigación Osiris de la Universidad El Bosque. Profesor asociado del programa de Bioingeniería, Editor de Revista de Tecnología, Facultad de Ingeniería, Doctor en Ingenierías Tecnológicas Industriales- Universidad Politécnica de Cartagena, España 2012. Ingeniero Biomédico- Universidad Manuel Beltrán, Bucaramanga.