

Ensayo expositivo

¡Mira por donde caminas! Sistemas de locomoción humanoide basados en visión

Watch your step! Vision-based humanoid locomotion systems

Noé G. Aldana Murillo¹, Jean Bernard Hayet², Héctor M. Becerra^{2*}, Claudia Esteves³

¹Departamento de Ingenierías
Universidad Iberoamericana León

²Departamento de Ciencias de la Computación
Centro de Investigación en Matemáticas, A. C.

³Departamento de Matemáticas
Universidad de Guanajuato

Autor de correspondencia:
*hector.becerra@cimat.mx

Recibido: 27-09-2024 Aceptado: 04-09-2025 (Artículo Arbitrado)

Resumen

Los robots humanoides son mecanismos complejos, con muchas articulaciones, que requieren el desarrollo de estrategias de control sofisticadas. El movimiento de las articulaciones debe sincronizarse generando trayectorias adecuadas para que el robot logre realizar el movimiento esperado de caminata (locomoción) que le permita desplazarse de un lugar a otro. En este artículo, se describe una de las principales estrategias de control de locomoción de robots humanoides y su extensión para considerar información visual proporcionada por una cámara a bordo del robot en el lazo de control. Se describen dos planteamientos con los que la información visual se ha integrado en los esquemas de control de humanoides: el enfoque *desacoplado*, en el que las velocidades generadas por un controlador visual se usan como entrada de referencia a un generador de marcha previamente diseñado, y el enfoque *acoplado*, en el que la información visual se integra en el generador de marcha mismo. Esta breve revisión de los trabajos más importantes en control visual de humanoides permite visualizar retos para que estos robots logren una mayor autonomía.

Palabras clave: Control visual, locomoción, robots humanoides, visión robótica.

Abstract

Humanoid robots are complex mechanisms with many articulations and as such require the development of elaborate control strategies. The motion of these joints should be synchronized and generate adequate trajectories so that the resulting overall motion of the robot is the walking pattern (bipedal locomotion). This way, a humanoid robot becomes capable of moving from one place to the other. In this article, we describe one of the main humanoid robot locomotion control strategies and its extension to consider visual information provided by an on-board camera in the control loop. We describe two frameworks in which visual information can be integrated within humanoid locomotion control schemes: a *decoupled* framework, where the velocities generated by a “standard” visual controller are used as a reference input for a previously designed walking pattern generator; a *coupled* framework, where the visual information is tightly integrated in the optimization problem within the walking pattern generator. With this short review of the most important approaches in visual control for humanoid locomotion, we aim at visualizing some of the challenges in the development of autonomous humanoid robots

Keywords: Humanoid robots, locomotion, robot vision, visual control.

Introducción

Hacer mover a un robot de ruedas sobre un suelo plano es relativamente simple, por lo menos conceptualmente: en el caso más común, un motor controla a la rueda izquierda, mientras otro motor controla a la derecha. Usando la *diferencia* entre los controles aplicados a cada motor, podemos hacer que el robot avance hacia adelante, o que gire sobre su mis-

ma posición. Con un poco de geometría del plano, le podemos hacer alcanzar *cualquier punto objetivo* en nuestro entorno. Este tipo de sistema se conoce como de *manejo diferencial*. Ahora, pensemos en cómo resolver una tarea similar para un robot *humanoide*. Las cosas son más complicadas porque, en este caso, *no tenemos* manera *directa* de usar contro-

les para generar movimientos del robot en el plano. Lo que sí podemos controlar son motores asociados a las *articulaciones* del robot (codos, rodillas, caderas, etc.) y es el movimiento coordinado de ellas que produce, si lo hacemos bien, la marcha bípeda. Eso trae varias complicaciones: primero, el número de motores a controlar simultáneamente es grande (del orden de 20); segundo, entre los posibles valores que podemos asignar a las articulaciones de un humanoide, muchos son tal que, si se aplicaran, resultarían en una caída del robot.

Para simplificar esta tarea, la marcha de los robots humanoides suele dividirse en dos sub-problemas: Primero, determinar trayectorias *factibles* (es decir, que no provocarán la caída del robot) para puntos particularmente importantes para la caminata del robot, como son: las posiciones de sus pies y de su Centro de Masa (CoM, por sus siglas en inglés). Segundo, una vez calculadas las trayectorias de esos puntos particulares, determinar valores para *todas* las articulaciones del robot para que su centro de masa y sus pies sigan las trayectorias determinadas en el primer subproblema. Este segundo subproblema es clásico en robótica y se denomina *cinemática inversa* (Murray et al., 1994). No lo detallaremos más, ya que esta exposición se enfoca más en los aspectos de la *caminata o locomoción* humanoide; además existen soluciones eficientes para encontrar los valores articulares necesarios para generar un movimiento dado

(Kanoun et al., 2011). A continuación, veremos soluciones al primer subproblema, en particular soluciones que se apoyan en la *visión* del robot, es decir consideraremos que el robot cuenta con una cámara que puede estar a bordo del mismo para guiar su caminata.

Modelo de locomoción humanoide

Para determinar una trayectoria factible del centro de masa y de los pies que dirija al robot a una ubicación objetivo, es común usar el llamado Control Predictivo Basado en Modelo (MPC, por sus siglas en inglés), el cual predice la evolución de las variables de interés a partir de un modelo matemático que representa una aproximación burda de nuestro sistema en función de los controles candidatos probables a ser aplicados. Esta aproximación representa la física simplificada que se genera en el movimiento del humanoide al dar un paso y un planteamiento usado comúnmente se conoce como el modelo del carro sobre la mesa, ilustrado en la Figura 1. En esta figura, se presenta el movimiento sólo en el plano sagital del robot (coordenada x), pero también se usa un modelo similar para el movimiento en el plano frontal (coordenada y).

En este modelo, toda la masa del robot se concentra en un punto de coordenada x (el centro de masa) que se desplaza en un plano horizontal de altura fija z_c (la “mesa”) y se aplica por cada coordenada del plano (en x y en y), por separado. En la Figura 1, se observa que la base de la mesa (que modela el pie del robot) es de tamaño limitado; debido al movimiento de la masa m se genera un momento de fuerza que haría girar la base y podría voltear la mesa. Ahora, si el carro tomara una aceleración adecuada, podría mantener el equilibrio, al generarse un momento en sentido opuesto al anterior. Con este modelo, evitar la caída implica restringir la posición de un punto especial, denominado punto de momento nulo (ZMP, por sus siglas en inglés), que es el punto en el cual la suma de los momentos con respecto a este punto es igual a cero. Mantener el equilibrio equivale a conservar el punto de momento nulo en el área en contacto con el suelo (es decir, en la Figura 1, el “pie de la mesa”).

Para mantener el punto de momento nulo en el rango deseado que genera el equilibrio, se formula un problema de control para el sistema dinámico del carro sobre la mesa representado en ecuaciones di-

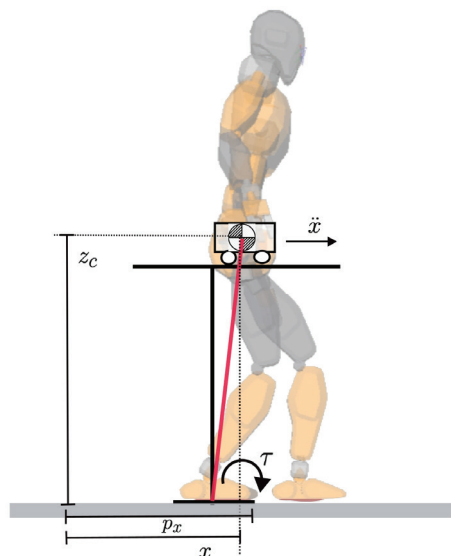


Figura 1. Modelo del carro sobre la mesa propuesto por Kajita et al. (2003) para representar la locomoción humanoide.

Fuente: Elaboración propia.

ferenciales. La posición del punto de momento nulo, $p_x(t)$, se puede deducir de la del centro de masa, $x(t)$, y de sus derivadas en el tiempo; la idea es resolver el problema de control a través de optimizar la posición $x(t)$ y a la vez asegurar que el punto de momento nulo de una configuración de equilibrio. El criterio a usar en la optimización nos lo indica la naturaleza de la tarea por realizar, por ejemplo: llegar lo más rápidamente posible a un objetivo o tener una velocidad la más cercana posible a una velocidad de referencia.

El modelo descrito arriba fue propuesto en Kajita et al. (2003), donde se optimiza la trayectoria de la posición $x(t)$ del centro de masa mediante una técnica de control óptimo llamada Regulador Cuadrático Lineal (LQR, por sus siglas en inglés), a partir de una trayectoria de referencia para el punto de momento nulo *definida previamente*, considerando que se conoce la posición de las huellas en las cuales va a caminar el robot. En las técnicas de control basadas en optimización, es necesario definir un criterio a optimizar. Para la locomoción humanoide, el criterio incluye un término que favorece posiciones del punto de momento nulo cercanas al centro de las huellas, y dos términos que favorecen que la solución encuentre trayectorias que no tengan cambios abruptos en posición, velocidad y aceleración. Para representar esas trayectorias, se les expresa como *cúbicas a trozos*, y la variable optimizada es la secuencia de valores que toma la tercera derivada del centro de masa $x(t)$ (llamada el *jerk*) en cada intervalo, donde éste se supone constante. La formulación LQR da una solución *analítica* al problema de optimización que permite conocer la entrada de control para cualquier posición del centro de masa y sus derivadas. Sin embargo, el Regulador Cuadrático Lineal no da garantía de que el sistema permanezca en configuraciones de equilibrio.

En Herdt et al. (2010), se mejoró la propuesta de Kajita et al. (2003) al optimizar la tercera derivada de la trayectoria del centro de masa en una ventana de tiempo finita utilizando Control Predictivo basado en Modelo y proporcionando una velocidad de referencia para el centro de masa (p. ej., “avanzar hacia adelante a 1 m/s”). El Control Predictivo basado en Modelo usa información predicha de las variables de interés del sistema en la optimización de los controles. La Figura 2 ilustra este planteamiento, con los valores de los controles (*jerks*) optimizados (en azul) en la ventana de tiempo; una elección de controles induce, a través del sistema dinámico del carro sobre mesa, una trayectoria $x(t)$ del centro de masa, una trayectoria del punto de momento nulo $p_x(t)$ (en línea continua verde) y una evaluación del criterio de optimización (*función de costo*), la cual mide la lejanía entre $p_x(t)$ y su valor de referencia (en línea punteada verde).

Una gran aportación de Herdt et al. (2010) es que las posiciones de las huellas se generan automáticamente mediante el mismo proceso de optimización de controles, en contraste con el enfoque anterior en el que las huellas deben definirse previamente. En la Figura 3, presentamos un ejemplo de resultado de tal optimización, donde las huellas resultantes se dibujan en color negro. La *función de costo* a optimizar usa tres términos: uno para minimizar las entradas de control (*jerks*) y suavizar la trayectoria del centro de masa (CoM - línea roja en la Figura 3); otro para minimizar la distancia entre la velocidad del centro de masa y la velocidad de referencia; un último para favorecer estados en los cuales el punto de momento nulo (ZMP) quede cercano al centro de la huella.

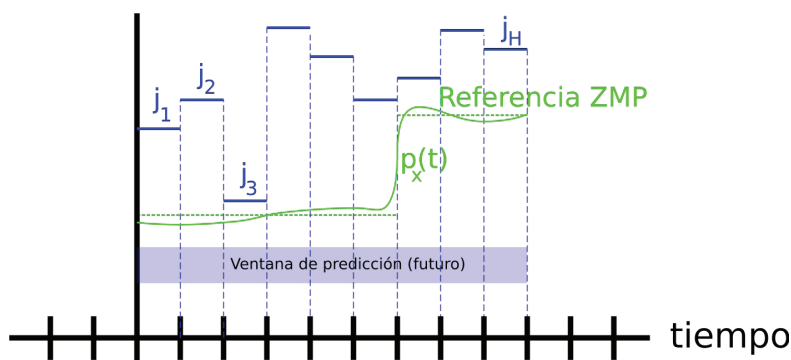


Figura 2. Principio del Control Predictivo basado en Modelo (MPC) para optimizar la secuencia de entradas de control (*jerks*) en una ventana de predicción.

Fuente: Elaboración propia.

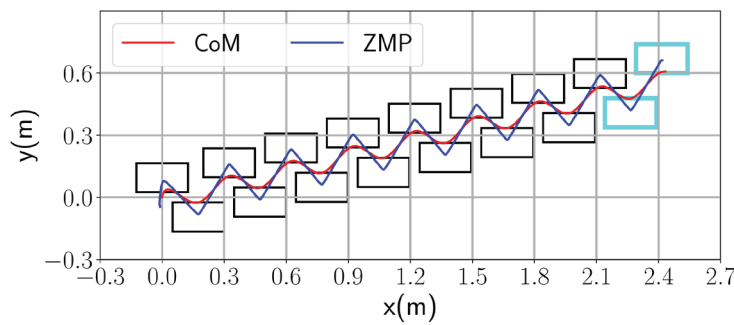


Figura 3. Ejemplo de caminata de un robot humanoide obtenido por una implementación del algoritmo de Herdt et al., (2010). Se muestra la evolución del centro de masa (CoM) y del punto de momento nulo (ZMP) para una secuencia de pasos.

Fuente: Elaboración propia.

Después del trabajo de Herdt et al. (2010), usar la técnica de Control Predictivo basado en Modelo, como lo resumimos en la Figura 4, ha sido una solución típica para la locomoción humanoide. Lo que se conoce como generador de marcha humanoide está resaltado en la Figura 4 en línea punteada azul y consta de dos elementos principales, el modelo de predicción dado por la dinámica del carro sobre la mesa y un optimizador que proporciona las entradas de control (*jerks*) y las posiciones de los pies del robot.

El Control Predictivo basado en Modelo tiene la ventaja de que permite incluir restricciones explícitas para buscar una solución óptima de las entradas de control y garantizar que el punto de momento nulo (línea azul en la Figura 3) no salga del área de las huellas que están en contacto con el suelo.

A diferencia de la formulación del Regulador Cuadrático Lineal, el Control Predictivo basado en Modelo no provee una solución analítica, pero existen técnicas potentes de programación cuadrática para acercarse numéricamente a una solución óptima. En lo que sigue, veremos cómo, dentro de este esquema, se ha propuesto usar información visual en lugar de velocidades de referencia, para guiar la caminata de robots humanoides.

Control visual

Una tarea de *control visual* (Chaumette y Hutchinson, 2006) consiste en dirigir a un robot a una ubicación deseada usando retroalimentación de información visual dada por una cámara que puede estar a bordo de él. Para eso, se extrae y compara información entre la imagen observada actualmente y una imagen capturada previamente desde la ubicación deseada; el objetivo es determinar velocidades (controles) para que, conforme el robot se desplaza, la diferencia de la información visual entre ambas imágenes se reduzca hasta que el robot llegue a observar la misma imagen en la ubicación deseada. El control visual tiene diferentes enfoques dependiendo del tipo de información proporcionada al controlador de caminata; el control basado en posición, también llamado control visual 3D, usa información tridimensional estimada a partir de las imágenes y el control basado en imagen, o control visual 2D, emplea información extraída directamente de las imágenes.

Un controlador visual calcula las velocidades de la cámara para producir convergencia a cero del error visual, es decir, la diferencia entre la información de la imagen actual y la de la imagen meta. Para robots con ruedas, como se mencionó antes, es relativamente directo “traducir” estas velocidades en

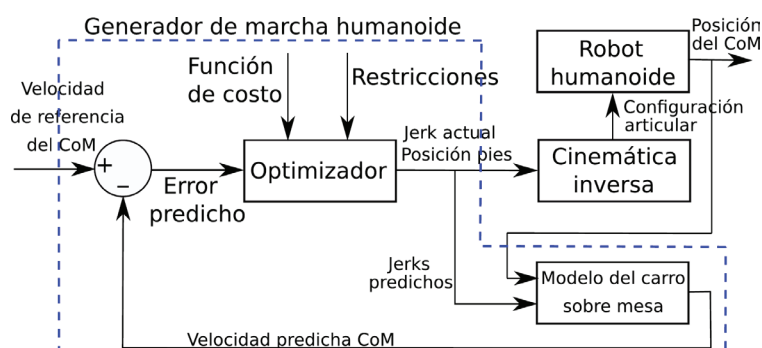


Figura 4. Diagrama de bloques de la locomoción humanoide basada en Control Predictivo basado en Modelo con el enfoque propuesto por Herdt et al., (2010).

Fuente: Elaboración propia.

comandos de movimiento para el robot. Para robots humanoides, es más complicado, ya que hacerlo requiere integrar el control visual con la generación de marcha. Una ilustración de esta tarea se presenta en la Figura 5: Deseamos que el robot *camine* de tal manera que la imagen observada actualmente (la segunda) se parezca a una imagen meta (la tercera), y queremos que lo que guíe esa caminata sean solamente elementos de esas imágenes. A continuación, describiremos dos familias de métodos usados para lograr esta integración: los enfoques desacoplados y acoplados.

Enfoque desacoplado

Las velocidades de la cámara generadas por un esquema de control visual se pueden usar como valor de referencia para la velocidad del centro de masa del robot humanoide en el esquema de control propuesto por Herdt et al., (2010).

Como una cámara con movimiento libre genera 6 velocidades (3 de traslación y 3 de rotación), de ellas se deben tomar sólo las 2 (de traslación) y la de rotación respecto al eje vertical requeridas por el sistema de locomoción. Además, las velocidades de

la cámara se deben expresar en el marco de referencia del centro de masa. A este enfoque se le conoce como *desacoplado*. La Figura 6 resume este enfoque con un diagrama de bloques. Noten que el generador de marcha de la Figura 4 se utiliza como una caja negra en el sistema de lazo cerrado. Si se usa un error de retroalimentación visual directamente dentro del modelo de locomoción, entonces se dice que es un enfoque *acoplado*, el cual se detallará en la siguiente sección.

En Dune et al. (2010), se utiliza control visual para calcular las velocidades de la cámara montada sobre un robot humanoide para un enfoque desacoplado. En ese trabajo, los autores tratan de cancelar la velocidad de la cámara provocada por el movimiento de balanceo (*sway motion*), es decir el movimiento lateral oscilatorio que se genera durante la caminata del robot (¡que tenemos también en la caminata humana!). Una vez que obtienen la velocidad de la cámara, la usan en los términos correspondientes a la velocidad de referencia *en el proceso de optimización* que controla el centro de masa y genera posiciones de los pies.

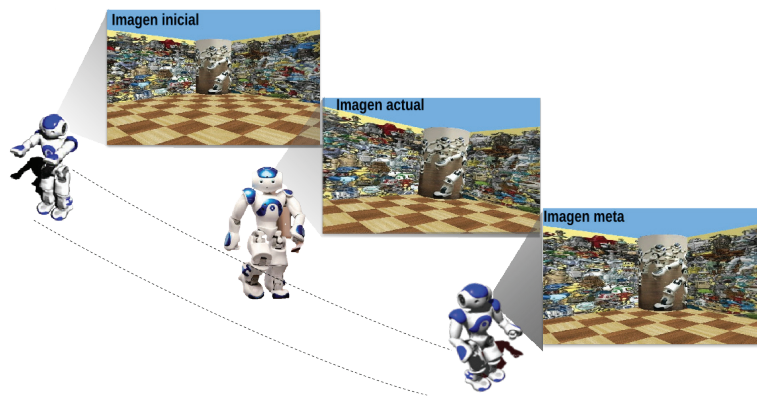


Figura 5. Control visual para un humanoide que debe alcanzar una ubicación deseada comparando una imagen meta con la imagen actual observada.

Fuente: Elaboración propia.

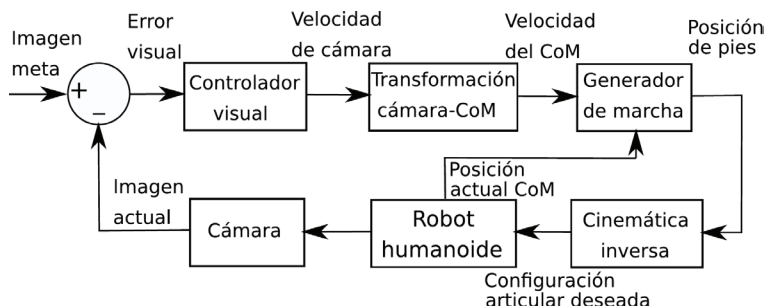


Figura 6. Diagrama de bloques del enfoque de control visual desacoplado.

Fuente: Elaboración propia.

Otro esquema de control desacoplado se ha propuesto para conducir a un robot humanoide a una ubicación de referencia en un tiempo deseado (Delfin et al., 2016). La Figura 7 presenta uno de los resultados experimentales de ese trabajo. Se visualiza el movimiento del centro de masa desde una vista superior para la caminata de un robot humanoide real (robot Nao) que alcanza la misma configuración deseada, en un tiempo predefinido, desde tres configuraciones iniciales distintas.

Los esquemas de control visual desacoplados tienen la desventaja de que la información visual no está directamente acoplada con la decisión de cómo el robot genera su caminata. El esquema de control general confía en que el sistema de locomoción, actuando como caja negra, logra seguir la velocidad de referencia dada por el control visual de forma más o menos precisa.

Enfoque acoplado

El enfoque desacoplado implica resolver dos tareas: (1) calcular la velocidad de referencia que tiene que seguir la cámara del humanoide, a partir de los errores medidos entre la percepción actual y la deseada, y (2) optimizar la trayectoria del centro de masa del robot para seguir esas velocidades de refe-

rencia, como se describió en la segunda sección de este documento. La idea del enfoque *acoplado* es no separar esas tareas sino realizarlas en *un solo proceso de optimización*, usando la última información visual disponible, como se ilustra en la Figura 8. El bloque denominado generador de marcha es similar al representado en la Figura 4 pero introduce la información visual para resolver el control, por eso se denomina Control Visual Predictivo (VPC, por sus siglas en inglés).

Un primer trabajo en el que se propone un enfoque acoplado se ha presentado en García et al. (2015). Los autores proponen usar un error de retroalimentación visual dentro del modelo de locomoción de Herdt et al. (2010) al predecir, en la ventana de tiempo correspondiente a la optimización, la posición de unos puntos característicos rastreados en las imágenes tomadas por la cámara del robot. En este esquema, también conocido como Control Visual Predictivo (Allibert et al., 2010), se modifica el término de la función a optimizar, que originalmente corresponde a las velocidades de referencia, por un término que favorece la reducción de los errores en las características visuales.

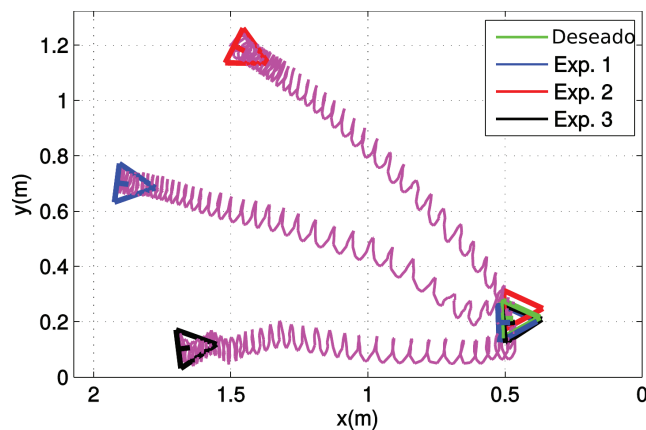


Figura 7. Resultado de tres experimentos para alcanzar una ubicación en un tiempo predefinido. Se representa la ubicación inicial y final mediante triángulos y la trayectoria realizada por el centro de masa del robot que presenta el balanceo típico de la caminata humanoide.

Fuente: Elaboración propia basada en los resultados de Delfin et al. (2016).

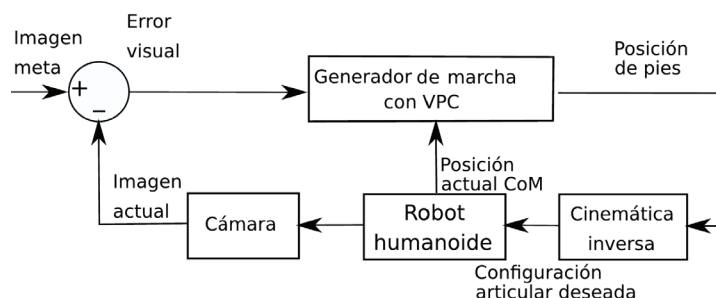


Figura 8. Diagrama de bloques del enfoque de control visual acoplado.

Fuente: Elaboración propia.

En Aldana et al. (2020), este enfoque acoplado es generalizado al no evaluar el error visual en términos de puntos específicos que eventualmente podemos perder de vista, sino en términos de un objeto geométrico que expresa la relación global entre nuestra imagen actual y la imagen de referencia. La naturaleza de estos objetos depende de la escena: si es plana, se llama homografía, y si no lo es, se llama matriz esencial. En ambos casos, la idea es usar estos objetos estimados a partir de las imágenes para deducir un error visual con que alimentar el Control Visual Predictivo, como se indica en la Figura 8.

La Figura 9 ilustra uno de los experimentos de caminata realizados bajo este esquema usando un simulador dinámico; aparecen las posiciones sucesivas del robot, las trayectorias de sus pies (verde para el pie izquierdo y rojo para el pie derecho), la del punto de momento nulo (azul), así como dos vistas de la cámara del robot, la vista inicial y la que nos sirve de referencia para calcular el objeto geométrico que requiere el controlador, en este caso una homografía. Las cruces magenta indican qué puntos de cada vista se usaron para estimar la homografía.

Conclusiones

Los humanoides son el tipo de robot más complejo que existe debido a su alto número de articulaciones; el movimiento de éstas se debe sincronizar adecuadamente para lograr caminar y desplazarse. Si bien esto es fácil y natural en los humanos, en los robots humanoides implica resolver un problema de

optimización relativamente complicado, en el cual algunas variables no pueden tomar cualquier valor, sino que están restringidas. En este trabajo se han descrito enfoques en los que la información visual proporcionada por una cámara a bordo del robot se utiliza para generar el movimiento de caminata. Mientras el enfoque desacoplado permite el uso de diferentes esquemas de control visual, el enfoque acoplado es una solución integral que no depende de un generador de marcha previamente diseñado. En los últimos años se ha visto una tendencia hacia el desarrollo de esquemas basados en aprendizaje profundo (Lobos-Tsunekawa et al., 2018), sin embargo, una ventaja de los enfoques presentados aquí es la formalidad de su teoría y la garantía de estabilidad del control en lazo cerrado. Algunas técnicas de aprendizaje que recientemente han mostrado un desempeño sobresaliente en aplicaciones de visión por computadora se podrían aprovechar en un sistema de locomoción humanoide, por ejemplo, en la detección y rastreo de información visual para generar los errores de retroalimentación. Además, un aspecto importante para dotar a los robots humanoides de autonomía en entornos desconocidos es que el esquema de control visual incluya capacidad de evadir obstáculos, los cuales también se podrían detectar mediante técnicas de aprendizaje profundo.

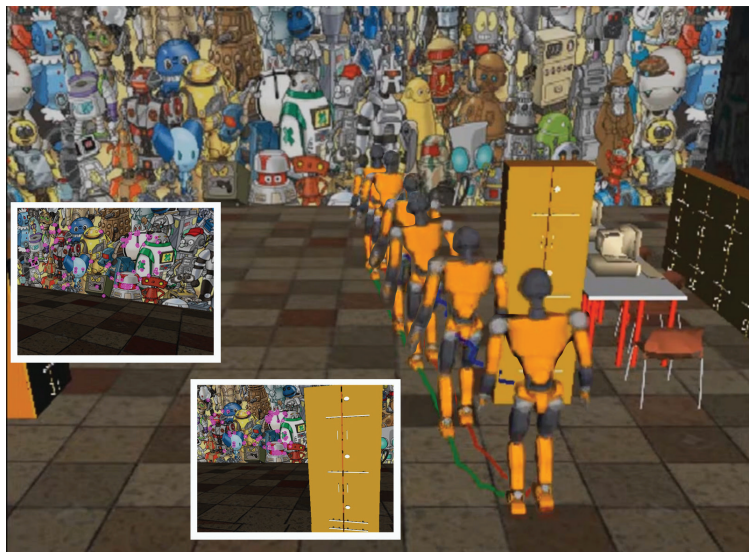


Figura 9. Resultados de simulación de la caminata generada por un enfoque de control visual acoplado. Se muestra la imagen inicial y la imagen meta, así como una secuencia de poses del robot a lo largo de su camino hacia la ubicación meta. **Fuente:** Elaboración propia basada en los resultados de Aldana et al. (2020).

Referencias

- Aldana-Murillo, N. G., Sandoval, L., Hayet, J. B., Esteves, C. y Becerra, H. M. (2020) "Coupling humanoid walking pattern generation and visual constraint feedback for pose- regulation and visual path-following". *Robotics and Autonomous Systems*, 128.
- Allibert, G., Courtial, E. y Chaumette, F. (2010) "Visual Servoing via Nonlinear Predictive Control". En: *Visual Servoing via Advanced Numerical Methods, Lecture Notes in Control and Information Sciences*, 401, 375-393.
- Chaumette, F. y Hutchinson, S. (2006) "Visual servo control I. Basic approaches". *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 13(4), 82-90.
- Delfin, J., Becerra, H. M. y Arechavaleta, G. (2016) "Visual servo walking control for humanoids with finite-time convergence and smooth robot velocities". *Int. Journal of Control*, 89(7), 1342-1358.
- Dune, C., Herdt, A., Stasse, O., Wieber, P. B., Yoshida, E. y Yokoi, K. (2010) "Cancelling the sway motion of dynamic walking in visual servoing". En: *IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3175-3180.
- García, M., Stasse, O., Hayet, J. B., Dune, C., Esteves, C., y Laumond, J. P. (2015) "Vision-guided motion primitives for humanoid reactive walking: Decoupled versus coupled approaches". *The Int. Journal of Robotics Research*, 34(4-5), 402-419.
- Herd, A., Holger, D., Wieber, P. B., Dimitrov, D., Mombaur, K. y Moritz D. (2010) "Online walking motion generation with automatic foot step placement". *Advanced Robotics*, 24(5-6), 719-737.
- Kajita, S., Kanehiro, F., Kaneko, K., Fujiwara, K., Harada, K. y Yokoi, K. (2003) "Biped walking pattern generation by using preview control of zero-moment point". En: *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1620-1626.
- Kanoun, O., Lamiraux, F. y Wieber, P. B. (2011) "Kinematic control of redundant manipulators: Generalizing the task-priority framework to inequality task". *IEEE Transactions on Robotics*, 27(4), 785-792.
- Lobos-Tsunekawa, K., Leiva, F. y Ruiz-del-Solar, J. (2018) "Visual navigation for biped humanoid robots using deep reinforcement learning". *IEEE Robotics and Automation Letters*, 3(4), 3247-3254.
- Murray, R. M., Sastry, S. S. y Zexiang, L. (1994) "A Mathematical Introduction to Robotic Manipulation" CRC Press, Inc.