

Optimización Evolutiva de la Locomoción de un Robot Bípedo

Francisco Barroso José Gómez Miguel Rodríguez Antonio Peregrín
Universidad de Huelva

franjobarcas@gmail.com, ignacio.gomez@sic.uhu.es, {miguel.rodriguez, peregrin}@dti.uhu.es

Resumen

Este trabajo presenta una metodología de aprendizaje adaptativa para la locomoción de un robot bípedo. Se basa en la utilización de un modelo físico real y metodologías de algoritmos genéticos para optimizar progresivamente, a medida que efectúa su función de locomoción, el modo en el que la lleva a cabo. El estudio se ha desarrollado utilizando un robot de diseño similar al humano en cuanto a sus extremidades inferiores, con sensores que permiten evaluar el avance y equilibrio del robot, encontrándose una mejora final tanto en la velocidad de avance como en la suavidad de la trayectoria del centro de gravedad. Este sistema puede tener aptitudes útiles y aplicables para el desarrollo de sistemas de rehabilitación de personas con discapacidad motora de las extremidades inferiores.

1. Introducción

En los últimos años se observa un renovado interés por los robots bípedos, debido a las mejoras en las técnicas de control y por tanto a su aplicación en la robótica, y por otro lado a las indudables ventajas de que un robot pueda desenvolverse por entornos diseñados para los humanos.

Dentro de este marco, se han desarrollado también algunas aplicaciones derivadas de ella, que permiten el uso de estructuras de apoyo combinadas con la fuerza de una persona para mejorar o ampliar las capacidades humanas, que son conocidas genéricamente como exoesqueletos [1][2].

Otra aplicación menos conocida del mismo concepto son las estructuras de apoyo a la rehabilitación [3]. En la figura 1, un paciente utiliza un exoesqueleto que realiza un movimiento guiado de las extremidades inferiores para fomentar mejoras

en el proceso de rehabilitación de las extremidades del paciente.



Figura 1: Robot de rehabilitación Lokomat

Otra característica deseable en la rehabilitación de la capacidad motora de las extremidades inferiores es la mejora del equilibrio dentro de parámetros de suavidad en el movimiento que eviten el balanceo transversal del tronco [4].

Consideramos que una forma de evolucionar en la dirección de alcanzar este objetivo es el desarrollo de una plataforma robotizada que permita evaluar el avance y el equilibrio de un robot bípedo, y en base a estas medidas mejorar el paso del mismo.

El presente trabajo desarrolla una metodología que determina los parámetros de equilibrio y avance de locomoción de un robot bípedo en combinación con un modelo real *on-line*

Para ello partimos de una simplificación del modelo basado en el mantenimiento del centro de gravedad del robot durante el proceso de avance. Una técnica de optimización basada en algoritmos genéticos genera iterativamente ligeras variaciones del movimiento que se evalúan sobre el robot físico *on-line* conservándose las que avanzan en una línea

de mejora para el paso, obteniendo así al final del proceso mejoras globales significativas. Esta técnica de optimización permite que el modelo sufra cambios dinámicamente así como modificaciones en la forma de evaluar sus progresos, de modo que se adapta progresivamente a dichos cambios.

2. Antecedentes

Los antecedentes más representativos de robot bípedos en los últimos años son los desarrollados por Honda, y entre ellos ASIMO [4] (figura 2).



Figura 2. Robot de Honda ASIMO

Dentro de los robots caminantes, los bípedos son una de las plataformas de locomoción más complejas de desarrollar por el factor equilibrio [5]. Mantener el equilibrio requiere tener en cuenta cada grado de libertad del robot, idealmente con el cuerpo del robot dentro del centro de gravedad de los pies durante todo el paso [6].

Cuando se desarrolla el movimiento sobre un robot, el modelo debe tener en cuenta las holguras de los actuadores, las inexactitudes en la medida inherente a los sensores y el entorno en el que se desarrolla la prueba. En [7] [8] se aplica una estrategia de trayectoria adaptativa usando información relativa al centro de gravedad o ZMP (Zero Moment Point) [9] para mantener el equilibrio.

En [10] se realiza un control *on-line* del equilibrio sobre un simulador robótico utilizando además del ZMP, el control del tiempo de aterrizaje de cada pie para optimizar la suavidad del movimiento.

Los sistemas anteriormente nombrados parten de un movimiento base que es optimizado, sin embargo, también es posible la generación del patrón del movimiento [11] a partir de la combinación de un conjunto posiciones estables de ZMP y movimientos predefinidos.

Otros métodos para el mantenimiento del equilibrio [12] utilizan el movimiento de la cintura del robot para mantener valores estables del ZMP.

En [13] se modeliza la relación entre los diferentes actuadores del robot y determinados patrones del modelo de locomoción a través de un simulador para conseguir un patrón de movimiento estable y suave.

En términos de optimización de los parámetros del movimiento bípedo, existen varias técnicas. En [14], una red neuronal optimiza el balanceo transversal y longitudinal de movimientos predefinidos sobre un robot físico. Otra técnica de optimización utilizada es el aprendizaje con refuerzo: en [15] es usado para determinar el balanceo adecuado para las piernas en el movimiento. En [16] se desarrolla un la optimización de los elementos de un controlador difuso mediante un algoritmo genético sobre un robot simulado en 2D.

2.1 Teoría de Diseño

En la teoría clásica de control, el investigador especifica la estructura del sistema y, a continuación, optimiza los parámetros pertinentes para lograr el mejor rendimiento posible. Sin embargo hay casos como el del movimiento de avance de un robot bípedo que son especialmente difícil de especificar debido al elevado número de grados de libertad que intervienen en el movimiento y la dificultad añadida de la falta de equilibrio intrínseca de la estructura en movimiento.

La inteligencia artificial se ha inspirado habitualmente en procesos naturales para resolver problemas de optimización. En este caso se propone optimizar el paso bípedo equilibrado con una herramienta de aprendizaje basada en un algoritmo genético.

La metodología propuesta parte de un paso inicial diseñado por el investigador y deja a un proceso de optimización que evolucione distintos parámetros del movimiento en el robot físico y mida el efecto de dichos cambios. El sistema mejora con la generación de múltiples pequeñas variantes que producen en algunos casos mejoras que se van acumulando, medidas en cuanto a unos parámetros de avance y balanceo.

1.2.4 Algoritmos genéticos. Los Algoritmos Genéticos (AG en adelante) están inspirados en la naturaleza, más concretamente, en la evolución de las especies. Los AG son, simplificando, algoritmos de optimización y búsqueda, es decir, tratan de encontrar buenas soluciones con poco esfuerzo para un problema dado entre un conjunto de soluciones posibles [17]. Los mecanismos de los que se valen los AG para llevar a cabo esa búsqueda pueden verse como una metáfora de los procesos de evolución biológica.

Los AG son métodos de optimización donde, dada una función objetivo, el AG lleva a cabo una

búsqueda en el espacio de soluciones intentando encontrar la solución que minimiza dicha función objetivo. Por lo tanto, los AG están indicados para resolver todo tipo de problemas que puedan ser expresados como un problema de optimización; basta con encontrar la representación adecuada para las soluciones y la función a optimizar [18].

Los AG trabajan sobre una población de soluciones, y en base al valor de la función de evaluación para cada uno de los individuos (soluciones) de esa población, se seleccionan los mejores individuos (los que minimizan la función objetivo) y se combinan para generar otros nuevos. Este proceso se repite cíclicamente hasta que se cumple una condición de parada.

Para que el AG sea capaz de evolucionar una mejora sobre un problema concreto, será necesario dar una función que permita medir cómo mejora una solución respecto a otra dada. En otros términos, el problema debe poder definirse como un problema de minimización (o maximización) de una función objetivo, que representa la presión selectiva del medio.

El algoritmo trabajará sobre una representación de la solución, un ejemplo típico de representación es el uso de una cadena de bits. La interpretación que se dé a esa cadena dependerá de la naturaleza de la solución (puede ser la codificación de un valor entero, de un real, valores booleanos, etc.).

3. Diseño del Sistema

Los humanos utilizamos varias partes del cuerpo (pies, cadera, torso, brazos, hombros, cabeza, etc.) en coordinación para realizar un movimiento de locomoción [19]. El conjunto compuesto por todas estas partes es un sistema altamente complejo, por lo que a continuación analizaremos brevemente la naturaleza del problema para caracterizar cuales son los parámetros que utilizará nuestro sistema.

Un paso comienza con los dos pies extendidos y sobre el suelo en una postura donde el equilibrio no es difícil de mantener. Sin embargo al levantar uno de los dos pies para realizar el movimiento, la tendencia es caer hacia un lado y hacia delante o atrás dependiendo del estado dinámico del robot en ese instante. Para evitar que el robot caiga se deben realizar correcciones a los movimientos del robot, tales como mover el centro de masa al lado contrario al pie levantado, permitiendo así la estabilidad dinámica del paso [20]. El medio ciclo se completa cuando los dos pies vuelven a estar en el suelo. El otro medio ciclo es idéntico, solamente que el pie que se levanta es el que anteriormente servía de apoyo y viceversa.

Tomamos esta simplificación del paso como una representación del paso completo, donde se ha

considerado que los parámetros de avance y suavidad son las medidas más representativas a optimizar. Estas medidas determinan en gran manera el diseño del sistema. Por una parte la estructura del robot se ha diseñado para contener sensores adecuados para medir el avance y la suavidad del paso. Y por otro lado, el sistema de optimización deberá evaluar éstas para determinar los efectos de los actuadores y posiciones de los mismos.

2.1 Sistema de Aprendizaje

El objetivo principal del sistema consiste en la optimización de la locomoción bípeda. La optimización partirá de un sistema robótico bípedo con un conjunto de sensores y actuadores que permiten estudiar el comportamiento de un paso. Este paso es optimizado con un AG. La configuración del sistema empieza por determinar el conjunto de valores de estudio que permitan evolucionar un paso de suficiente calidad en límites de tiempo razonables.

Para ello se ha dividido un paso completo en un número limitado de estados estáticos [20], que reproducidos de forma consecutiva a una determinada velocidad, produce el efecto de un movimiento constante y continuo.

El número de movimientos estáticos del paso completo tiene efectos en el estudio del sistema. Un número pequeño de escenas provoca movimientos bruscos. Por otro lado, un número muy elevado de escenas produce exceso de información que incide de forma directa en el tiempo de optimización del algoritmo.

El sistema robótico está compuesto por seis articulaciones, tres en cada pierna, que van desde la cadera hasta el tobillo, para las que se han utilizado por tanto en total doce servomotores. Cada uno de estos servomotores puede adoptar 1450 posiciones diferentes en 180 grados, si bien, el recorrido de cada servomotor en cada caso se ha limitado a un nivel inferior para que adopte como máximo sólo los ángulos que puede adoptar su articulación equivalente en un humano.

Para la consecución de un paso completo, en un sistema de este tipo, cada servomotor debe adoptar al ritmo adecuado, una secuencia de todas las posiciones estáticas que comprenden su movimiento programado durante dicho paso. Si para realizar un movimiento completo de un paso, el robot realiza n posiciones estáticas de forma consecutiva, el espacio de soluciones posibles sigue un comportamiento exponencial relativo a n . Para trabajar en valores de n manejables se ha definido un paso inicial que permite realizar un paso completo en 18 posiciones.

El método evolutivo debe partir de un conjunto de individuos válidos, es decir pasos estables. Esta población inicial se crea con variaciones de ese primer paso válido diseñado manualmente.

El AG propuesto es un modelo CHC [21]. Se ha elegido por ser un algoritmo que tiene elementos de autorregulación entre diversidad-convergencia, y representa un modelo clásico en su área. Combina una selección elitista que propicia una rápida convergencia, con un operador de cruce que produce descendientes con un buen nivel de diversidad, además de otros mecanismos para este fin.

La evaluación de la función objetivo de cada individuo de la población (un paso completo) se realiza como se ha indicado, con la ejecución del paso realizado por un robot bípedo real, midiendo *on-line* los resultados obtenidos (avance, estabilidad del robot, etc...).

2.1.1 Definición del Algoritmo Genético.

Inicialmente se ha de definir cómo se representará una solución para el problema. El AG requiere individuos que representen una solución, que sean evaluables y que permitan su recombinación para la generación de las siguientes generaciones.

El sistema parte de una solución-individuo inicial que ha de ser válida. A partir esta solución se generará una población inicial de individuos similares pero diferentes, regulado por un parámetro (factor de aleatoriedad), el cual permite una exploración mayor o menor. Si el factor de aleatoriedad es muy bajo se corre el riesgo de generar individuos demasiado parecidos entre sí, de modo que la capacidad de exploración del algoritmo será menor y el paso de mayor calidad obtenido podría no ser el mejor alcanzable; por el contrario, si dicho porcentaje es muy alto podría provocar que sea complicado obtener soluciones válidas para completar la población inicial, y posteriormente la convergencia es más lenta, es decir, el robot requiere una mayor fase de entrenamiento.

2.1.2 Cromosomas. El cromosoma (figura 3) es una estructura de datos que almacena una solución; es lo que en el algoritmo genético va a caracterizar a un individuo de la población. Un cromosoma alberga los valores de los servomotores para una secuencia completa que lleve a la consecución de un paso. En él se van a almacenar todos los datos y métodos necesarios para manejar a un individuo dentro del sistema evolutivo.

Los cromosomas representan una secuencia completa que realiza un paso de la marcha. Para cada uno de los servomotores se almacenan los valores de los servos y la velocidad a la que se moverán al realizar esa solución. Si el resultado de la evaluación de la solución provoca la caída del robot, el cromosoma almacenará en qué momento de la secuencia se produjo la caída para permitir la ordenación de la población que representa soluciones fallidas, valorando mejor aquellos que tienen caídas más tardías en el paso.

El cromosoma codifica en un conjunto de caracteres la información de un paso completo (el individuo). El hecho de que sean series de longitud fija con características definidas permite calcular la distancia de Hamming entre unos cromosomas y otros, de manera que los cruces se realicen respetando el parámetro de factor de similitud, además de facilitar la función de cruce entre individuos.

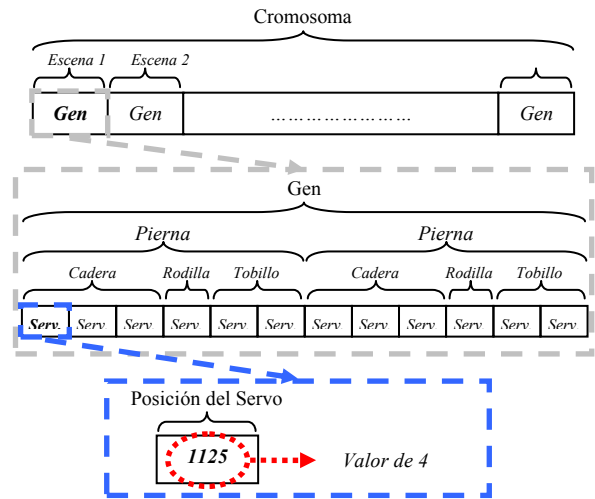


Figura 3. Estructura del Cromosoma

2.1.3 Genes. El cromosoma almacena en los genes los valores de los servos para cada posición estática. Cada gen guarda una escena de la secuencia de un paso, que es la información que representa un cromosoma.

Cada gen tiene las posiciones de los doce servos para una posición estática. El AG controla que cada gen tenga valores dentro de los rangos establecidos para cada servo.

Los genes almacenan números enteros formateados en 4 dígitos. Esta representación permite abarcar el rango posible de valores de los servomotores.

2.1.4 Generaciones. El número de generaciones que van a realizarse es un parámetro de la ejecución del algoritmo. Durante las sucesivas generaciones la población tiende a hacerse homogénea, provocando que los individuos sean demasiado parecidos. El parámetro factor de similitud evita que los individuos con una semejanza por encima de ese factor se crucen.

El algoritmo CHC posee un sistema de re arranque que hace reiniciar el sistema genético cuando no existen cromosomas suficientemente distintos para realizar el cruce. Una vez que el factor de similitud alcanza un valor mínimo estipulado, el sistema re arranca creando una nueva población pseudos-

aleatoria a partir del mejor cromosoma en la población.

2.1.5 Función de cruce. El sistema genético utiliza una función de cruce tipo BLX-alpha [21]. Alpha es un parámetro que se establece en la configuración del algoritmo genético a un valor inicial entre 0 y 1. Básicamente la función de cruce BLX-alpha funciona generando por cada cruce entre dos cromosomas padre, otros dos cromosomas hijos. Se crea un intervalo I entre el valor mínimo y el valor máximo de los dos padres para los valores de cada servo de un determinado gen. Los hijos tendrán para cada servomotor el valor resultante de generar un valor aleatorio comprendido en el intervalo [CMin-I*alpha, CMax+I*alpha] (figura 4).

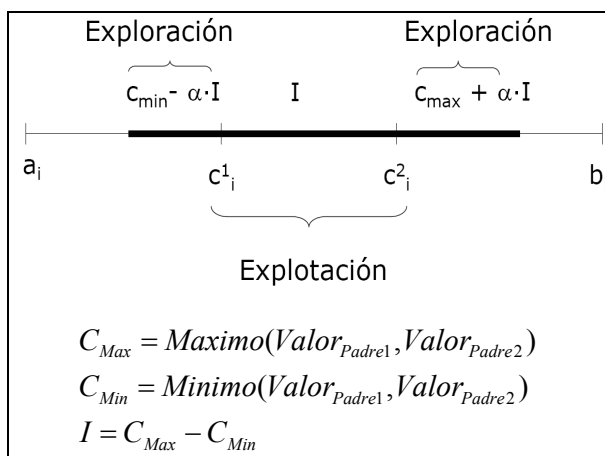


Figura 4. Cruce BLX-alpha

2.1.6 Evaluación. La evaluación un cromosoma permite la ordenación de estos y elegir las mejores soluciones que serán utilizadas para generar las poblaciones futuras.

La función de evaluación está basada en la medición de la distancia recorrida por el robot en un paso y la suavidad del movimiento a través del ZMPMedio acumulado en la secuencia. El ZMP (Zero Moment Point) es la proyección en el suelo del centro de gravedad de un cuerpo [22-24], el ZMPMedio se calcula hallando la media aritmética de todos los módulos de los vectores ZMP de cada escena. Para obtener un valor numérico a partir de estos dos valores tan distintos se utiliza el parámetro factor de evaluación. Este parámetro ha de ser definido al inicio del algoritmo y definirá la fracción del valor de la distancia sobre la que se aplicará una corrección basada en la calidad del ZMP.

El ZMP_{Final} de la secuencia es una desviación del centro físico del robot proyectado en el plano del suelo. Dicho ZMP es normalizado colocando como posiciones de los sensores los cuatro puntos a distancia 1 en los ejes x e y, es decir, los sensores

están en (-1,-1), (1,-1), (1,1) y (-1,1). Al normalizar partiendo de estos valores, el ZMP_{Final} queda acotado entre 0 y 1. De esta forma si multiplicamos la distancia obtenida en la medición por $(1 - ZMP_{Final})$, para un ZMP cercano a cero (caso ideal), la evaluación será casi el valor total de la distancia, mientras que para un ZMP cercano a uno (caso fatal), la evaluación será pésima ya que penalizará el valor de la distancia.

El parámetro *factor de evaluación* define en que medida el ZMP va a afectar a la evaluación. Con este factor conseguimos que si el ZMP afecta mucho, el sistema evolucione hacia soluciones en las que el robot realiza el paso de forma suave, mientras que si definimos un *factor de evaluación* que hace que el ZMP afecte poco a la distancia, el sistema genético evoluciona hacia soluciones más agresivas en sus movimientos pero que avanzan mucha más distancia.

La evaluación de las soluciones tiene que hacerse en tiempo real, realizando la simulación de dichas soluciones con el robot. Esto provoca que las soluciones no válidas, es decir, en las cuales el robot cae, no se obtiene la distancia recorrida y no se reciben valores de los sensores de presión, por lo que no se puede calcular el ZMP. El AG almacena en cada cromosoma el atributo *step*, en el que se recoge la escena en la que el robot pierde el equilibrio, de manera que ordenando los cromosomas por este campo, irán perdurando en las generaciones las soluciones con mayor tiempo antes de la pérdida de equilibrio.

Calculo de ZMP: para calcular el ZMP del robot se han utilizado cuatro sensores de presión situados en la planta de cada pie del robot bípedo. Cada vez que el sistema envía una secuencia para su simulación y evaluación al robot, este realiza la ejecución del paso, recoge las presiones de los sensores en cada escena estática y por último realiza el envío de dichos valores una vez finalizada la secuencia del paso. El cálculo del ZMP da una idea de la oscilación o estabilidad del robot mientras realiza el paso [25]. Si el ZMP de cada escena se encuentra muy distante del los ZMP de escenas colindantes, es una medida de que el paso no es suave. El ZMP representado gráficamente en el plano del suelo, es un vector de desplazamiento del centro exacto del robot. Para calcular el ZMP de una secuencia es necesario recoger los ZMP de todas las escenas estáticas, y calcular un ZMPMedio. Se calculan los módulos sin signo para evitar que la acumulación de ZMP's de distinto signo dieran un valor compensado. La media calculada será un valor que determine la desviación del centro teórico, dándonos una idea de la bondad del paso ejecutado.

2.2 Implementación del sistema

El sistema tiene dos bloques bien diferenciados. Por un lado el sistema computador, que evoluciona las soluciones iniciales y por otro, el sistema robótico, recoge los datos del sistema real. El sistema robótico utilizado en este proyecto está basado en un robot comercial, al cual se le han realizado los cambios para adaptarlo a las necesidades del proyecto.

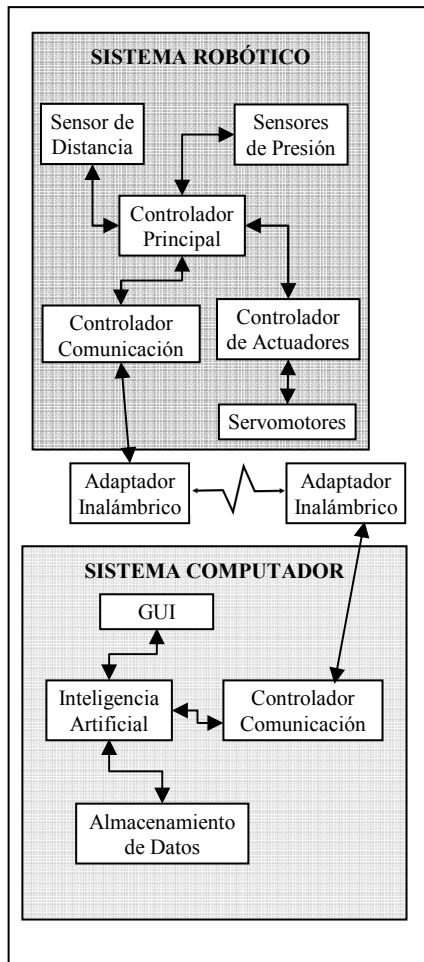


Figura 5. Visión global del Sistema

Como sistema de control para el robot se ha utilizado un controlador principal con funciones sencillas, mientras que un ordenador externo realiza la ejecución del AG. Un sistema de comunicaciones inalámbricas mantiene en línea ambos módulos on-line durante el movimiento del robot en la ejecución de un paso.

El proceso de comunicación es el siguiente (figura 5): El AG es lanzado desde el ordenador externo, donde empieza a evaluar uno a uno los individuos en el robot, enviando las órdenes contenidas en el cromosoma para cada una de las 18 posiciones al controlador principal en el sistema robótico. El controlador principal ejecuta las acciones a través del controlador de actuadores.

Durante el proceso el sistema robótico recoge datos de avance y suavidad del paso basado en el ZMP y los envía al sistema computador externo para el cálculo de la calidad del individuo. Así sucesivamente hasta que todos los elementos de la población están evaluados. El AG generará entonces una nueva generación de individuos que volverán a evaluarse. Dado que es posible que el robot pueda perder el equilibrio durante el transcurso de la evaluación de un individuo, un operador humano puede reubicarlo antes de la siguiente evaluación.

La distancia recorrida por el sistema robótico durante el avance de un paso es calculada por el modulo asociado al sensor de ultrasonidos. Por otro lado el cálculo del ZMP es realizado por el módulo de sensores de presión, en base a las presiones que ejercen cada uno de los pies del sistema robótico contra el suelo en cada escena del paso. El sistema robótico es por tanto un sistema pasivo, que se encuentra en estado de inactividad hasta que el sistema computador envía las peticiones de movimiento. Entonces, el controlador principal posiciona los actuadores según el esquema recibido.

2.2.2 Sistema robótico. Para la creación del sistema robótico, se ha tomado como base un producto comercial denominado Robot Scout (figura 6) al que se le han realizado algunos cambios. Relativo a la morfología, se ha realizado la inversión de la dirección en las rodillas para conseguir una mayor similitud con las articulaciones humanas. Y en cuanto a la toma de medidas, se han añadido sensores de toma de presión en los pies y de ultrasonidos para el cálculo de distancia frontal.

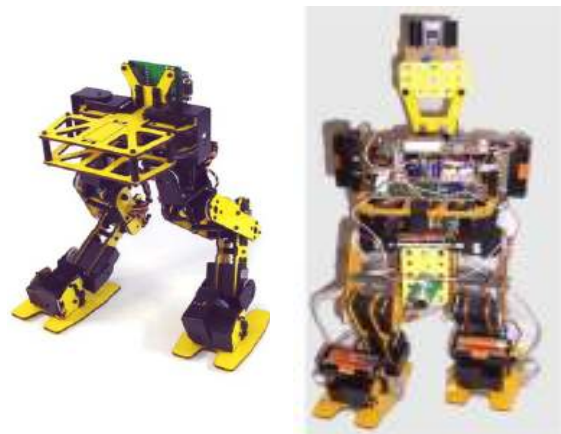


Figura 6. Robot Scout y robot modificado

La toma de presión en los pies del sistema robótico se realiza con sensores de presión Flexiforce A201 [26] Figura 7. Estos sensores, están formados por un sensor integrado dentro de una membrana de

circuito impreso flexible de escaso espesor. El sensor es plano, lo cual permite colocarlo dentro de la mecánica del sistema, sin perturbar la dinámica de las pruebas.



Figura 7. Sensor de presión FlexiForce

Las presiones en los pies del sistema robótico permiten calcular el centro de gravedad del mismo basado en desplazamiento vectorial que aporta cada uno de los cuatro sensores de presión de cada pie con respecto a la posición que ocupan los sensores en el plano [22-24] como se observa en la figura 6.

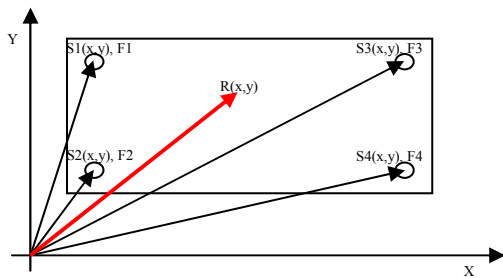


Figura 6. Representación vectorial de las fuerzas aplicadas sobre los sensores de presión del pie

4. Estudio Experimental

El sistema robótico dispone de servomotores con un rango de acción que oscila entre 750 y 2200 μ seg lo que genera un total de 1450 posibilidades de posiciones que el servomotor es capaz de tomar. El sistema posee 12 servomotores lo que eleva el número de posibilidades a:

$$posiciones = 1450^{12} = 8,64 * 10^{37}$$

Se han elegido 18 escenas de movimientos estáticos para componer el paso, por lo que las posiciones posibles resultan:

$$posiciones = (8,64 * 10^{37})^{18} = 7,17 * 10^{682}$$

Una segunda simplificación del problema permite reducir las posiciones a $2,84 * 10^{213}$ fraccionando el paso en dos partes. Esta segunda simplificación consisten en considerar un paso completo como la descomposición de dos medios pasos, uno simétrico al otro como se puede observar en el esquema representativo de la tabla 1 y figura 8.

Tabla 1. División del paso en partes

	Estado Inicial	Estado Final
Paso Completo	A-B	C-D
Primer Medio Paso	A-B	B-C
Segundo Medio Paso	B-C	C-D

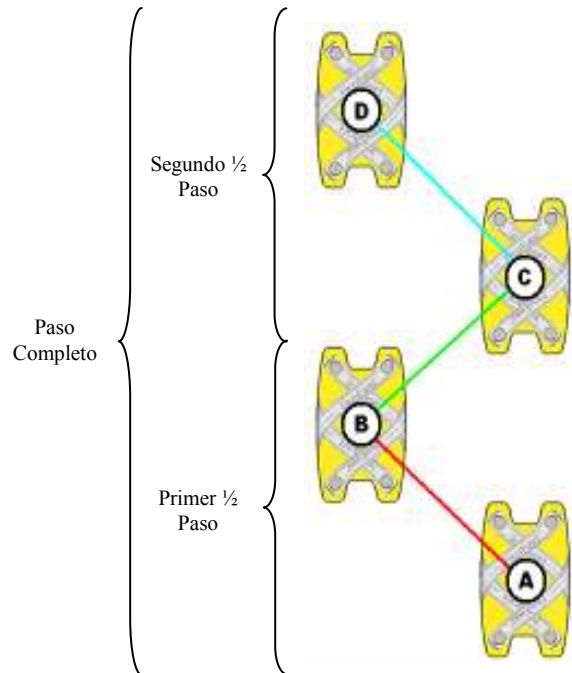


Figura 8. Composición del paso completo

3.3 Configuración del sistema

En la tabla 2 se describen los parámetros del algoritmo genético CHC.

Tabla 2 Parámetros de ejecución CHC

RESUMEN	
Parámetro	Valor
Población	20
Generaciones	30
Factor de Evaluación	1
Semilla de Aleatoriedad	87654321
Alpha	0,25
Porcentaje de Similitud	15
Porcentaje de Aleatoriedad	10

Población: este parámetro se refiere a la cantidad de individuos que entrarán a formar parte en cada generación dentro del algoritmo genético. Si el tamaño de la población es alto, el algoritmo genético

tiene más posibilidades de llegar a soluciones óptimas, pero consume muchos recursos del sistema. Sin embargo, si el tamaño de la población es muy bajo, el algoritmo genético convergerá rápidamente a soluciones sub-óptimas reduciendo la diversidad de la población.

Se ha probado de forma empírica el parámetro Población a los valores 10, 20 y 30.

Generaciones: este parámetro especifica el número de generaciones que el algoritmo genético efectuará. Se ha probado de forma empírica el parámetro Generaciones a los valores 10, 30 y 50.

Factor de Evaluación (σ): factor aplicado en la función de evaluación que permite establecer un índice de preferencia entre la estabilidad y la distancia recorrida. Los valores permitidos por este parámetro oscilan de 1 a 10, que gradúan la influencia del ZMP sobre el valor dado por la medición de la distancia. Valores bajos establecen una mayor prioridad de la estabilidad, mientras que el aumento de este valor establece una mayor prioridad del avance.

Semilla de Aleatoriedad: la semilla de aleatoriedad se utiliza para establecer el comienzo de una secuencia aleatoria. Siempre que se utilice una misma semilla, se obtendrá la misma secuencia aleatoria, permitiendo poder realizar dos ejecuciones iguales dentro de un entorno pseudo-aleatorio.

	Velocidad	Punto Caída	Evaluación
Individuo 1	5	0	3.3595914443
Individuo 2	6	2	0
Individuo 3	10	2	0
Individuo 4	9	0	2.0488747674
Individuo 5	9	0	1.9111006242
Individuo 6	6	0	2.1553284900
Individuo 7	6	2	0
Individuo 8	7	3	0
Individuo 9	9	3	0
Individuo 10	7	2	0
Individuo 11	10	2	0
Individuo 12	6	0	2.4182007474
Individuo 13	8	3	0
Individuo 14	10	7	0
Individuo 15	6	2	0
Individuo 16	7	8	0
Individuo 17	10	2	0
Individuo 18	7	2	0
Individuo 19	9	2	0
Individuo 20	9	0	0

Tabla 3 Ejemplo de población inicial

En la tabla 3, podemos observar un ejemplo de población inicial generada. Los individuos cuyos resultados corresponden a pasos que desembocan en caída obtienen un valor de evaluación cero. Aunque este es el valor mínimo posible, el AG los mantiene en la población, utilizando como criterio para ordenarlos el punto en el que se ha producido dicha

caída, de manera que perduren para la próxima generación las soluciones que se sostienen más tiempo de pie.

En el análisis de la ejecución hemos podido observar como las soluciones inválidas desaparecen por completo a partir de la 4ª o 5ª Iteración.

Una vez finalizada la ejecución del algoritmo genético todos los individuos de la población final superan los 6 de velocidad sin caídas. Como se puede apreciar en la figura 9, todos los individuos de la población final tienen una evaluación similar y superan en casi dos puntos al paso inicial.

Relativo al movimiento del robot se aprecia una mejora considerable de la estabilidad sobre el paso inicial que permite un desplazamiento autónomo del mismo consistente en la repetición del mejor individuo obtenido.

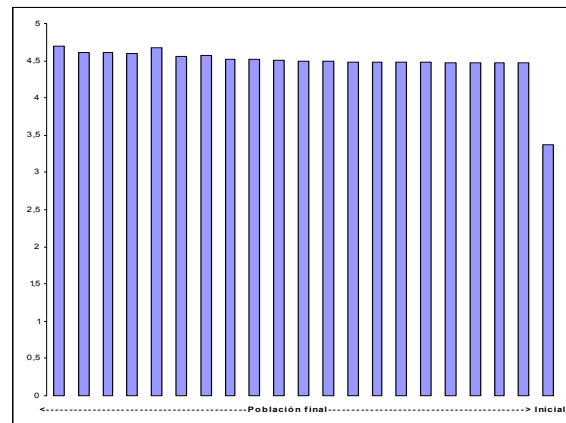


Figura 9. Población final vs paso inicial

5. Conclusiones

El sistema planteado como metodología de optimización en línea para la mejora del caminar de un robot bípedo es capaz de evolucionar y mejorar de forma significativa en avance y suavidad del paso, permitiendo obtener pasos finales más perfectos y sin caídas.

El método es robusto al mostrar una evolución favorable del paso inicial a pesar de la presencia de ruido introducido por el robot en articulaciones (desviaciones de la actuación ordenada) y por los sensores (desviaciones de la medida real). Asimismo el sistema es capaz de adaptarse a los cambios que se producen en el robot real durante el proceso de experimentación como es la pérdida de rigidez por envejecimiento y fatiga de los materiales, el cambio de rendimiento en los motores y la experimentación sobre distintos tipos de suelos con adherencias diferentes.

La mejora de la trayectoria del ZMP medio permite una buena estabilidad en el movimiento, consiguiendo suavizar aquellos movimientos que las

articulaciones realizan a lo largo de la marcha con respecto de los movimientos del individuo propuesto originalmente. Experimentalmente, el valor de la velocidad conseguida por la mejor solución encontrada proporciona un aumento de un 71% respecto de la solución original diseñada manualmente, manteniéndose en resultados aceptables para la estabilidad del robot.

6. Trabajos futuros

Una vez desarrollado un sistema que es capaz de aprender en línea sobre un modelo real, nos planteamos la posibilidad de que este sistema no sea completamente pasivo, es decir que el sistema tenga que mejorar el paso teniendo en cuenta las fuerzas aplicadas sobre el modelo real y aportar sólo la fuerza necesaria para mantener el equilibrio y el avance en límites aceptables.

En concreto pensamos que el sistema puede ser utilizado en configuración de exoesqueleto [1][2] para la ayuda en la rehabilitación de personas con discapacidad en la función motora de las extremidades inferiores.

Este sistema propuesto actuaría como soporte a una movilidad o fuerza reducida de la persona, aportando ayuda en los momentos necesarios. Un caso base de aplicación de la metodología de aprendizaje mostrada puede ser el siguiente: un paciente realiza una rehabilitación que consiste en caminar apoyándose cuando es necesario para conservar el equilibrio en unas barras laterales supervisado por personal sanitario que evalúa el movimiento del paciente.

La modificación de la metodología en este caso requerirá algunos cambios:

- Una estructura bípeda adaptable al paciente con capacidad para detectar el estado del movimiento y aportar la fuerza necesaria para mantener el mismo dentro de parámetros de avance y equilibrio establecidos.
- Para generar la población inicial de individuos se parte de una sesión donde el sistema toma las medidas de una persona de similar peso y medidas con capacidades completas para la locomoción.
- A través de sucesivas sesiones el sistema aprende las peculiaridades en el andar del individuo y se adapta en cada sesión a los avances en la rehabilitación actuando sólo en los casos necesarios para mantener el nivel de avance o el equilibrio.
- El sistema almacena las medidas de distintas sesiones que permiten que el experto evalúe el progreso del paciente y determine cambios en

el aporte de fuerza realizado por la estructura bípeda en futuras sesiones.

8. Referencias

- [1] Pratt, J., Krupp, B., Morse, C., Collins, S., "The RoboKnee: An Exoskeleton for Enhancing Strength During Walking", IEEE Conf. on Robotics and Aut., New Orleans, April 2004.
- [2] Chu, A., Kazerooni, H., Zoss, A., "On the Biomimetic Design of the Berkeley Lower Extremity Exoskeleton (BLEEX)", IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, April 2005, Barcelona
- [3] Jezernik S, Colombo G, Kelly T, Frueh H, Morari M. Robotic orthosis Lokomat: a rehabilitation and research tool. *Neuromodulation*. 2003; 6: 108-115.
- [4] Hirai, K., M. Hirose, Y. Haikawa, T. Takenaka, "The Development of Honda Humanoid Robot", Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp: 1321 -1326 vol.2, May 1998
- [5] M. Vukobratovic, "On the Stability of Biped Locomotion", IEEE Trans. on Biomedical Engineering, Volume BME-17, issue 1, January, 1970, pp. 25-36.
- [6] Huang, Q., K. Yokoi, S. Kajita, K. Kaneko, H. Arai, N. Koyachi and K. Tanie, "Planning Walking Patterns for a Biped Robot", IEEE Transactions On Robotics and Automation, Jun 2001
- [7] Park J. H.; H. Chung, "ZMP Compensation by Online Trajectory Generation for Biped Robots", IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics Conference Proceedings, pp: 960 -965 vol.4, Oct 1999
- [8] Park, J. H., H. C. Cho, "An On-line Trajectory Modifier for the Base Link of Biped Robots To Enhance Locomotion Stability", IEEE International Conference on Robotics and Automation, San Francisco, USA, Apr 2000
- [9] 43. M. Vucobratovic, B. Borovac, D. Surla and D. Stokic, "Biped Locomotion: Dynamics, Stability, Control and Applications". Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1990.
- [10] Huang Q., K. Kaneko, K. Yokoi, S. Kajita, T. Kotoku, N. Koyachi, H. Arai, N. Imamura, K. Komoriya, K. Tanie, "Balance Control of a Piped Robot Combining Off-line Pattern With Real-time Modification", IEEE International Conference on Robotics and Automation Proceedings, pp: 3346 -3352 vol.4, Apr 2000
- [11] Nishiwaki, K., T. Sugihara, S. Kagami, M. Inaba and H. Inoue, "Online Mixture and Connection of Basic Motions for Humanoid Walking Control by Footprint Specification", IEEE International Conference on Robotics and Automation Proceedings, pp: 4110-4115 vol.4, May 2001

- [12] Lim, H; Y. Kaneshima and A. Takanishi, "Online Walking Pattern Generation for Biped Humanoid Robot with Trunk", IEEE International Conference on Robotics and Automation Proceedings, pp: 3111-3116, May 2002
- [13] Huang, Q., S. Kajita, N. Koyachi, K. Kaneko, K. Yokoi, T. Kotoku, H. Arai, K. Komoriya and K. Tanie, "Walking Patterns and Actuator Specifications for a Biped Robot", IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems Proceedings, pp: 1462 -1468 vol.3, Oct 1999
- [14] Kun, A., W.T. Miller, III, "Adaptive Dynamic Balance of a Biped Robot Using Neural Networks", IEEE International Conference on Robotics and Automation Proceedings, pp: 240 -245 vol.1, Apr 1996
- [15] Chew, C.M., "Biped Locomotion: Augmenting an Intuitive Control Algorithm with Learning", Doctoral Thesis Proposal, Mechanical Engineering Department, MIT, Nov 1999
- [16] Magdalena, L., F. Monasterio, "A Fuzzy Logic Controller with Learning Through the Evolution of its Knowledge Base", International Journal of Approximate Reasoning, 1999
- [17] B.P. Buckles and F.E. Petry, "Genetic Algorithms", IEEE Computer Society Press, 1992, 109 p.
- [18] L. Araujo and C. Cervigón, "Algoritmos Evolutivos. Un Enfoque Práctico", RA-MA Editorial, 2009.
- [19] 29 V.T. Inman, H.J. Ralston and F. Todd, "Human locomotion, in Human Walking", 2nd edition, J. Rose and J.G. Gamble, Editions Baltimore, MD: Williams & Wilkins, chapter 1, 1994, pp. 1-22.
- [20] N. Ohnishi, "On the human tracking motion in a standing posture", Automat. Contr. Lab., Nagoya Univ., Res. Repts., Volume 27, June, 1980, pp. 31-34.
- [21] L.J. Eshelman, "The CHC adaptive search algorithm: how to have safe search when engaging in non traditional genetic recombination", Foundations of Genetic Algorithms (FOGA I, 1991), Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, 1991, pp. 265-283.
- [22] M. Vucobratovic, B. Borovac, D. Surla and D. Stokic, "Biped Locomotion: Dynamics, Stability, Control and Applications". Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1990.
- [23] M. Vukobratovic, B. Borovac, and D. Surdilovic, "Zero moment point. Proper interpretation and new applications", Proc. IEEE-RAS International Conference Humanoid Robots, Tokyo, Japan, 2001, pp. 237-244.
- [24] Q. Li, A. Takanishi and I. Kato, "A biped walking robot having a ZMP measurement system using universal force-moment sensors", IEEE/RSJ International Workshop Intelligent Robots Systems IROS '91, Osaka, Japan, 1991, pp. 1568-1573.
- [25] R.B. McGhee and M.B. Kuhner. "On the dynamic stability of legged locomotion systems", Proc. 3rd International Symposium on External Control of Human Extremities, Dubmvník, Yugoslavia, 1969, pp. 431-442
- [26] Tekscan Inc., "Flexiforce Load/Force Sensors and Systems", Available: www.tekscan.com/flexiforce.html.