

1

2

PROYECTO FINAL

3

INGENIERÍA INFORMÁTICA - ITBA

4

5

SIMULACIÓN Y ANIMACIÓN BIOMECÁNICA DE UN HUMANOIDE

6

7

Alumnos:

8

Enzo Altamiranda Graterol

9

ealtamir@itba.edu.ar

10

Teresa Fontanella De Santis

11

tfontane@itba.edu.ar

12

Tomás Mehdi

13

tmehd@itba.edu.ar

14

Tutor:

15

Dr. Daniel Ricardo Parisi

16

Instituto Tecnológico de Buenos Aires - ITBA

17

Departamento de Ingeniería Informática

18

Marzo 2016

Índice

19

20	Resumen	4
21	1 Introducción	4
22	2 Herramientas	5
23	2.1 Motor físico	5
24	2.1.1 Funcionamiento	5
25	2.1.2 Modelo de fricción y su verificación	5
26	2.1.2.1 Verificación del coeficiente de fricción	6
27	2.1.2.2 Verificación del coeficiente de restitución	10
28	2.1.3 Ventajas	11
29	2.1.4 Desventajas	11
30	2.2 Librería de algoritmos genéticos	12
31	2.3 Código fuente	12
32	3 Modelo utilizado	12
33	3.1 Composición física del humanoide	12
34	3.2 Articulaciones	13
35	4 Actuadores	14
36	4.1 Genérico	14
37	4.2 Fourier de orden 2	15
38	4.3 Fourier de orden 9	15
39	4.4 Coseno doble frecuencia	16
40	5 Condiciones iniciales y de contorno	17
41	5.1 Función partida	17
42	5.2 Fase sincronizada	17
43	6 Algoritmo genético	17
44	6.1 Individuo	17
45	6.1.1 Parámetros	18
46	6.1.2 Valores	18
47	6.1.3 Implementación de individuos	19
48	6.1.4 Constitución del cromosoma	19
49	6.2 Fitness	19
50	6.2.1 Altura	20
51	6.2.2 Velocidad	20
52	6.2.3 Dirección	20
53	6.2.4 Simetría	21
54	6.2.5 Pies abajo	21
55	6.3 Parámetros del algoritmo	21
56	6.3.1 Métodos de selección	22
57	6.3.2 Métodos de cruce	22
58	6.3.3 Mutación	22

59	6.3.4	Otros parámetros	22
60	7	Resultados obtenidos	22
61	7.1	Evolución del <i>fitness</i> según tipo de individuos	22
62	7.2	Velocidad según tipo de individuos	23
63	7.3	Altura según tipo de individuos	23
64	7.4	Comparación de tipo de individuos	24
65	7.5	Video	24
66	8	Conclusiones	25
67	Referencias		25

68

Resumen

69

70 Este proyecto tiene como objetivo crear una simulación y animación de un humano
71 virtual, con las siguientes propiedades:

- 72 – Biomecánica: que tanto su estructura (peso, altura y posición de cada una de sus
73 partes) como su interacción con el entorno, respondan a comportamientos físicos
74 reales y exactos.
- 75 – Inteligencia artificial: que aprenda a caminar por sí mismo, utilizando para ello
76 métodos de *soft computing* como algoritmos genéticos.

77 1. Introducción

78 Siempre ha sido de interés la simulación biomecánica de seres vivos, especialmente en las
79 ciencias naturales (zoología, medicina, etc.).

80 Ahora bien, últimamente se ha incrementado el interés en otras áreas de aplicación, como los vi-
81 deojuegos (creación de personajes con reacciones más reales), y la ingeniería (verbigracia: diseño
82 de espacios cerrados, con mayores medidas de seguridad).

83 Una característica muy importante de este trabajo es que el humanoide no es fruto de una anima-
84 ción, sino un objeto compuesto de segmentos físicos, que interactúan entre sí y con el entorno,
85 por medio de las leyes físicas; agregando así realismo a la situación simulada. La otra propiedad
86 es que el bípedo aprenda por sí solo a caminar en línea recta, sin tener en su trayectoria ningún
87 obstáculo.

88 Este problema se puede abordar de diversas maneras, involucrando: redes neuronales¹, sistemas
89 de control² (*passive walkers*³)[1], algoritmos genéticos⁴[2], entre otras. Pero varios de ellos impli-
90 can modelos teóricos complejos de humanoide (considerando músculos con distintos materiales,
91 etc.).

92 En este proyecto se buscó aplicar algoritmos genéticos, y lograr la caminata usando un modelo
93 de humanoide basado en un conjunto de segmentos (cuerpos rígidos), unidos entre sí por articu-
94 laciones, cuyo desplazamiento depende de torques aplicados a dichos cuerpos, y sus parámetros
95 se ajustan a partir de la evolución del algoritmo.

96 El presente informe, describe y analiza pormenorizadamente: en la sección 2, las herramientas
97 aplicadas; en la 3, el modelo del humanoide utilizado; en la 4 y 5, los diferentes tipos de actuado-
98 res y funciones de partida y contorno; en la 6, el algoritmo genético; y en la 7 y 8, los resultados
99 obtenidos con sus respectivas conclusiones.

¹Una red neuronal es un paradigma de aprendizaje automático. Se trata de un sistema de interconexión de neuronas que colaboran entre sí, para producir un estímulo de salida. Dada una entrada del sistema, se produce una salida, originada por varias transformaciones intermedias.

²Un sistema de control es un dispositivo (o conjunto de) que maneja, dirige o regula el comportamiento de otros dispositivos o sistemas, para minimizar los fallos y obtener los resultados deseados.

³Un *passive walker* utiliza el movimiento natural (*swinging*) de las piernas para ahorrar energía usada por motores. Para caminar, calcula la posición de ciertos puntos (las articulaciones, mayormente).

⁴Los algoritmos genéticos son métodos adaptativos, que pueden ser utilizados para resolver problemas de búsqueda y optimización. Están basados en la teoría de la selección natural, planteada por Charles Robert Darwin en 1859.

¹⁰⁰ 2. Herramientas

¹⁰¹ 2.1. Motor físico

¹⁰² Se llama motor físico o *physics engine* a un “*software* capaz de realizar simulaciones de
¹⁰³ ciertos sistemas físicos, como la dinámica del cuerpo rígido, el movimiento de un fluido y la
¹⁰⁴ elasticidad”[3].

¹⁰⁵ Actualmente, existen muchos motores físicos: ya sea de código propietario (*PhysX*, *Havok*), como
¹⁰⁶ *open-source* (*Bullet Physics*, *Box2D*, *Newton*, *OGRE*). Considerando análisis relacionados [4][5],
¹⁰⁷ y el hecho de que el espacio simulado fuese en 3D, se decidió que *Bullet Physics*[6] es el más
¹⁰⁸ idóneo. Está implementado en C++ y ha sido utilizado en varios juegos (*Grand Theft Auto IV*
¹⁰⁹ y *V*, etc); en los efectos especiales de películas (*Hancock*, *Bolt*, etc.); y proyectos científicos, como
¹¹⁰ la herramienta *open-source Tensegrity Robotics Toolkit* de la NASA⁵; entre otros.

¹¹¹ Si bien (como se verá más adelante) *Bullet* tiene problemas asociados con el coeficiente de restitu-
¹¹² ción, posee una muy buena *performance* en la detección de colisiones, la dinámica y la resolución
¹¹³ de *constraints*. Esto se debe, en parte, a diferentes algoritmos iterativos de orden lineal (donde
¹¹⁴ el más importante es *Sequential Impulse*), de *caching* y también a la utilización de un modelo
¹¹⁵ de fricción de Coulomb aproximado [7]. Además, el motor físico brinda la posibilidad de regular
¹¹⁶ la precisión requerida en estos cálculos (sin olvidar que, con iguales recursos, a mayor precisión,
¹¹⁷ mayor capacidad de cómputo requerida y, ergo, mayor tiempo). Dado que la construcción del hu-
¹¹⁸ manoide implica definir características y restricciones de movimiento de cada una de sus partes,
¹¹⁹ lo antes mencionado fue crucial para la elección de *Bullet Physics* en este proyecto.

¹²⁰ 2.1.1. Funcionamiento

¹²¹ El motor físico se encarga de la simulación de cuerpos rígidos y la interacción entre los mismos.
¹²² En particular debe calcular el resultado de colisiones, arreglar el solapamiento de los cuerpos en
¹²³ el espacio de simulación, estimar las fuerzas producidas debido a la fricción, y mantener el
¹²⁴ cumplimiento de restricciones que puedan existir entre los cuerpos (por ejemplo, un vínculo para
¹²⁵ formar una articulación). Para lograrlo, *Bullet* modela, a partir de un conjunto de ecuaciones,
¹²⁶ las distintas restricciones que deben ser respetadas.

¹²⁷ Estos modelos reciben como dato la velocidad lineal y angular de cada objeto, y las fuerzas
¹²⁸ que actúan sobre los mismos. Dada esta información, se resuelve el sistema de ecuaciones, cuya
¹²⁹ solución representa las magnitudes de las fuerzas a accionar sobre el mismo, a fin de satisfacer
¹³⁰ todas las restricciones. Para encontrar esta solución, entran en juego los distintos métodos de
¹³¹ complejidad lineal mencionados en la subsección anterior.

¹³² Este procedimiento, se lleva a cabo en cada *timestep* de la simulación; donde un *timestep* es el
¹³³ intervalo de tiempo que transcurre entre un cálculo de magnitudes y otro. Mientras menor sea
¹³⁴ el *timestep*, el simulador será más preciso pero también consumirá más tiempo de cómputo.

¹³⁵ 2.1.2. Modelo de fricción y su verificación

¹³⁶ Hay reglas físicas relacionadas con el entorno y que son muy importantes para la caminata:
¹³⁷ el modelo de fricción, con sus respectivos coeficientes de fricción y restitución.
¹³⁸ En base a los modelos físico-matemáticos que representan a cada uno de los dos fenómenos en
¹³⁹ cuestión (y que se explicarán a continuación), y pensando en posibles futuras simulaciones de

⁵<http://bulletphysics.org/Bullet/phpBB3/viewtopic.php?f=17&t=9978>

140 varios humanoides chocando e interactuando entre sí; se llevaron a cabo dos ensayos para verificar
 141 el funcionamiento del simulador físico *Bullet*.

142 2.1.2.1. Verificación del coeficiente de fricción

143 Para determinar el modelo utilizado por *Bullet* para simular las fuerzas resultantes sobre un
 144 cuerpo por acción de la fricción, se simuló un cubo, de $m_{cube} = 1kg$ y $l_{cube} = 1m$, que tiene una
 145 velocidad inicial constante (v_i) en el eje horizontal, que gradualmente se detiene por acción de
 146 la fricción, hasta llegar al reposo (Fig. 1).

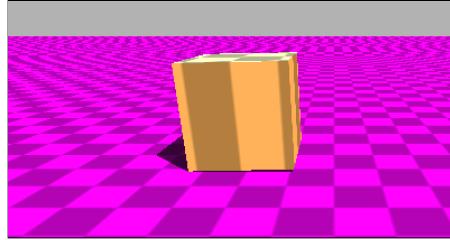


Figura 1: Visualización del sistema del cubo

147 Para esta prueba se utilizó el modelo matemático que representa la posición del cuerpo en el eje
 148 horizontal en función del tiempo t , representado por la siguiente ecuación:

$$x(t) = x_i + v_i t + \frac{1}{2} a t^2 \quad (1)$$

149 En este caso, el cuerpo empieza su movimiento en el origen, por lo tanto la posición inicial (x_i)
 150 es cero. v_i es la velocidad inicial, y a , la aceleración. Debido a la fricción entre el cuerpo y el
 151 suelo, se genera una fuerza de rozamiento \mathbf{F}_{μ_d} ⁶ (ec. (2)) en la misma dirección que la velocidad
 152 del sólido y en sentido contrario.

$$-\mathbf{F}_{\mu_d} = \mu_d \mathbf{F}_N \quad (2)$$

153 donde $\mathbf{F}_N = mg$ es la fuerza normal que actúa sobre la caja de masa m por acción de la gravedad
 154 $g = 10 \frac{m}{s^2}$, y μ_d es el coeficiente de fricción dinámico.

155

156 Finalmente, se obtiene la aceleración:

$$a = \frac{\mathbf{F}_{\mu_d}}{m} = \frac{-\mu_d \mathbf{F}_N}{m} = \frac{-\mu_d mg}{m} = -\mu_d g \quad (3)$$

157 Considerando las ec. (1) y (3), se puede obtener el modelo matemático que predice el movimiento
 158 de la caja:

$$x(t) = x_i + v_i t - \frac{1}{2} \mu_d g t^2 \quad (4)$$

159 El intervalo de tiempo físico (o *timestep*) utilizado es $\Delta t = \frac{1}{60}s$. El *timestep* de animación (es
 160 decir, cada cuánto tiempo se guardan en un archivo los datos logrados) es $\Delta t' = 0.1$ y el tiempo
 161 de simulación es de $s = 100\Delta t$.

162 Seguidamente, se muestran los gráficos obtenidos al correr los experimentos numéricos con los
 163 siguientes valores: $v_i = \{1, 3 \text{ y } 10\} \frac{m}{s}$ y $\mu_d = \{0.25, 0.50 \text{ y } 0.75\}$. Se compara la distancia en el
 164 eje Z de la caja en Bullet, con su distancia en el mismo eje según la ec. (4).

⁶En las ecuaciones, los vectores se escriben en negrita.



Figura 2: Resultados logrados de simular el sistema descripto en Fig. 1, usando $v_i = 10 \frac{m}{s}$ y:
 (a) $\mu_d = 0.25$, (b) $\mu_d = 0.50$, y (c) $\mu_d = 0.75$



Figura 3: Resultados logrados de simular el sistema descripto en Fig. 1, usando $v_i = 3 \frac{m}{s}$ y:
 (a) $\mu_d = 0.25$, (b) $\mu_d = 0.50$, y (c) $\mu_d = 0.75$

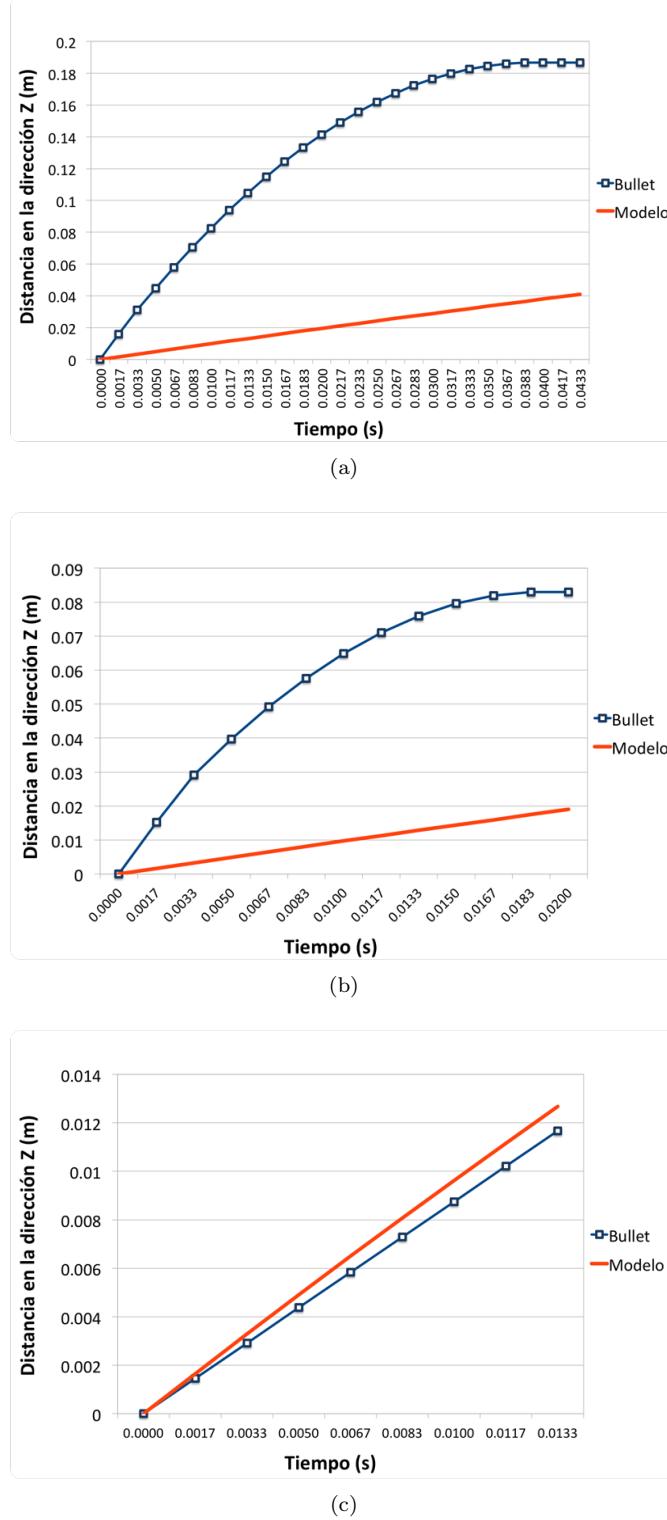


Figura 4: Resultados logrados de simular el sistema descripto en Fig. 1, usando $v_i = 1 \frac{m}{s}$ y:

(a) $\mu_d = 0.25$, (b) $\mu_d = 0.50$, y (c) $\mu_d = 0.75$

165 Las Fig. 2 y 3 demuestran que los resultados de las pruebas fueron favorables. Los valores
 166 obtenidos a partir de la simulación se corresponden (en mayor o menor medida) con los alcanzados
 167 a partir del modelo matemático. Esto es un indicador de que Bullet debe estar usando dichos

modelos para ejecutar las simulaciones. Vale observar que, cuanto mayor es la velocidad inicial (v_i), mayor es la similitud entre los dos casos.

No obstante, los gráficos que corresponden a la Fig. 4, presentan una discrepancia mayor entre la simulación y el modelo. Este hecho puede deberse al mecanismo utilizado por *Bullet* para resolver la fricción de un cuerpo a velocidades muy bajas.

2.1.2.2. Verificación del coeficiente de restitución

El segundo ensayo simula una esfera a una altura determinada sobre el suelo, que tiene una velocidad inicial (v_i) en el eje perpendicular al piso, y que eventualmente colisiona contra el mismo. Se desea comprobar que, la colisión entre el cuerpo y el suelo respete que la velocidad final (v_f) de la esfera después del choque, sea proporcional a su coeficiente de restitución (e) dado por la ecuación:

$$e = \frac{v_f}{v_i} \quad (5)$$

Para efectuar la colisión con el suelo, se empleó una esfera sólida ubicada a 4 metros del suelo, cuya masa y radio son $m_{sphere} = 1 \text{ kg}$ y $r_{sphere} = 1 \text{ m}$, respectivamente (Fig. 5). A la esfera se le asigna, además, un coeficiente de restitución determinado.

Se eligió un ambiente sin gravedad ($g = 0 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$). De esta forma, se podrá tener en cuenta sólo la velocidad inicial (v_i) y la velocidad final (v_f) para el cálculo del coeficiente de restitución (e) (ver ec. (5)).

El intervalo de tiempo físico (o *timestep*) utilizado es $\Delta t = 0.001 \text{ s}$. El *timestep* de animación (es decir, cada cuánto tiempo se guardan en un archivo los datos logrados) es $\Delta t' = 0.1$ y el tiempo de simulación es de $s = 100\Delta t$. El coeficiente de fricción es $\mu = 0.75$.

189

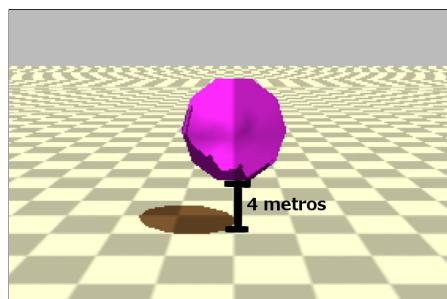


Figura 5: Visualización del sistema de la esfera

El ensayo tiene como parámetros de entrada: v_i (velocidad inicial) y e_{sim} (coeficiente de restitución esperado). Por otro lado, se obtiene v_f (velocidad de la esfera al finalizar la simulación); y luego se calculan e_{medida} (coeficiente de restitución obtenido a partir de la ec. (5)) y ϵ_{rel} , que es el error relativo entre los coeficientes e_{sim} y e_{medida} , calculado de la siguiente manera:

194

$$\epsilon_{rel} = \frac{e_{sim} - e_{medida}}{e_{sim}} \quad (6)$$

En la Tabla 1 se puede observar lo arrojado por los experimentos numéricos que se efectuaron; usando: $v_i = \{-0.5, -3.5, -4, -5 \text{ y } -10\} \frac{\text{m}}{\text{s}}$ y $e_{sim} = \{0.2, 0.5 \text{ y } 0.8\}$.

v_i	e_{sim}	v_f	e_{medida}	ϵ_{rel}
$-0.5 \frac{m}{s}$	0.2	$0.000249 \frac{m}{s}$	0.000498	0.997
	0.5	$0.000219 \frac{m}{s}$	0.000438	0.999
	0.8	$0.001037 \frac{m}{s}$	0.002074	0.997
$-3.5 \frac{m}{s}$	0.2	$0.000057 \frac{m}{s}$	0	1
	0.5	$0.000018 \frac{m}{s}$	0	1
	0.8	$0.3 \frac{m}{s}$	0.0857	0.893
$-4 \frac{m}{s}$	0.2	$0.000473 \frac{m}{s}$	0.00012	1
	0.5	$0.000424 \frac{m}{s}$	0.00011	1
	0.8	$1.23 \frac{m}{s}$	0.3	0.625
$-5 \frac{m}{s}$	0.2	$1 \frac{m}{s}$	0.2	0
	0.5	$2.5 \frac{m}{s}$	0.5	0
	0.8	$4 \frac{m}{s}$	0.8	0
$-10 \frac{m}{s}$	0.2	$2 \frac{m}{s}$	0.2	0
	0.5	$5 \frac{m}{s}$	0.5	0
	0.8	$8 \frac{m}{s}$	0.8	0

Tabla 1: Coeficientes de restitución obtenidos (e_{medida}) de simular el sistema descripto en Fig. 5

197 Los resultados exponen una limitación del motor físico: no representa correctamente las colisiones
 198 elásticas entre esferas y cuerpos rígidos, que ocurren a velocidades bajas. Esto queda en evidencia
 199 en la Tabla 1. En cada una de ellas el error fue de casi 1. La razón por la que ocurre este hecho
 200 se debe a que *Bullet* utiliza un algoritmo de colisión que frena la velocidad de un objeto que está
 201 a punto de colisionar. Haciendo esto puede evitar que los sólidos se traspasen y de esta forma se
 202 pueden realizar cálculos de fuerza más precisos.

203 En el caso de los ensayos, las esferas poseen una velocidad muy baja, cuando están a punto de
 204 colisionar *Bullet* reduce aún más esta velocidad y eventualmente quedan con una velocidad tan
 205 baja que al chocar contra el suelo se aplica el efecto restitutivo a esta velocidad casi nula y se
 206 resuelve que la esfera debe quedar en reposo, cuando en realidad debería poseer una velocidad
 207 baja, pero no despreciable.

208 2.1.3. Ventajas

209 Las ventajas del motor físico son:

- 210 – Código abierto: mayor conocimiento sobre las fórmulas y métodos implementados en el motor.
 211 – Soporte de la comunidad científica.
 212 – Licencia libre.

213 2.1.4. Desventajas

214 Como toda herramienta, *Bullet* tiene aspectos negativos, entre los que se encuentran:

- 215 – Documentación poco clara y desordenada.
 216 – Debido a que la física se aproxima usando métodos numéricos que contienen error, las simu-
 217 laciones son no determinísticas.

- 218 – Utilizar una librería gráfica (como *OpenGL*) acoplada a una simulación de *Bullet* puede
219 producir resultados distintos, que si se usa un programa de visualización externo (como
220 OVITO).

221 **2.2. Librería de algoritmos genéticos**

222 Se utilizó la conocida librería de algoritmos genéticos para C++ GaLib, desarrollada por
223 Matthew Wall del MIT [8].

224 Ofrece funcionalidades como: programación paralela, diversos métodos de selección (*elite*, *rou-*
225 *lette*), estrategias de reemplazo (de padres, aleatorio, del peor), entre otras.

226 **2.3. Código fuente**

227 Al estar *Bullet* implementado en C++, el código fuente también está desarrollado en ese
228 lenguaje. En *Bullet*, se define un *World* (o mundo físico) en donde se puede insertar, entre otras
229 cosas, cuerpos rígidos. En este caso en particular, el mundo consta de un plano (el suelo) y el
230 humanoide encima (compuesto por cuerpos rígidos y otros elementos físicos).

231 El *software* creado incluye: creación del humanoide, siendo éste capaz de desplazarse por medio
232 de actuadores (que se verán en la Sección 4); el desarrollo del algoritmo genético (definición
233 de los individuos, función de *fitness*, métodos de selección, etc.); visualización gráfica del mejor
234 humanoide logrado por el algoritmo genético; y la posibilidad de realizar gráficos referidos a la
235 evolución del algoritmo genético (*fitness* por cada generación, etc.).

236 Se acompañan a esta presentación: el código fuente y el manual de instalación y uso.

237 **3. Modelo utilizado**

238 Dentro de los diversos modelos existentes ([1][2]), en este trabajo se procuró utilizar uno que
239 fuera sencillo pero representativo a la vez.

240 Se modela al cuerpo humano, con el motor *Bullet Physics*, como un conjunto de segmentos unidos
241 entre sí por articulaciones. A cada uno de ellos se les aplica un torque en el centro de masa de
242 cada segmento (denominado actuador). Que la caminata se produzca o no, depende del tipo
243 de actuador empleado (la función utilizada para el torque), y de sus parámetros. El objetivo es
244 encontrar dichos parámetros. Para eso se usan los algoritmos genéticos, un método de inteligencia
245 artificial. De este modo se obtiene, de forma análoga a la selección natural, los individuos que
246 mejor se adapten a la caminata. Tanto los actuadores como el algoritmo genético se explicarán
247 más adelante.

248 **3.1. Composición física del humanoide**

249 Como ya se expresó, el humanoide fue modelado en *Bullet* como un conjunto de segmentos
250 (cuerpos rígidos), unidos entre sí por articulaciones.

251 Sobre la base de la anatomía humana, se dividió el cuerpo del humano virtual en: cabeza, tronco,
252 miembro superior (brazo, antebrazo y mano), pelvis y miembro inferior (muslo, pierna y pie).

253 A los fines de este proyecto (lograr la caminata), sólo se consideraron pelvis y miembro inferior
254 (Fig. 6).

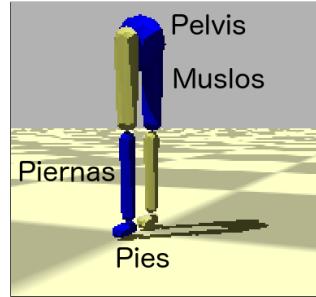


Figura 6: Segmentos del humanoide

255 La Tabla 2 presenta la composición de cada uno de los segmentos del humano virtual, de acuerdo
256 a la biomecánica [9].

Segmento	Cantidad	Forma	Largo (en m)	Peso (en kg)	Uniones
Pelvis	1	esférico	0.08655	9.9718	Cadera
Miembro inferior	Muslo	esfero-cilindro	0.4015	10.3368	Cadera y Rodilla
	Pierna	esfero-cilindro	0.4015	3.1609	Rodilla y Tobillo
	Pie	esfero-cilindro	-	1.0001	Tobillo

Tabla 2: Composición de cada segmento del humanoide

3.2. Articulaciones

257 Para unir los distintos segmentos entre sí, se utilizaron articulaciones bisagra con 1 grado de
258 libertad, en el eje X, para que los segmentos puedan moverse en dos ejes: el Z, donde ocurre la
259 caminata, y el Y, perpendicular al piso (Fig. 7(a) y (b)).

260 A su vez, para cada caso en particular, se definieron cotas para los ángulos que pueden existir
261 entre los segmentos (ver Tabla 3). Esto es muy importante, no sólo porque se adecúa a datos
262 biológicos, sino porque, de otro modo la caminata no podría lograrse: si los ángulos son demasiado
263 altos, la caminata se produce girando las piernas por encima de la pelvis; si por el contrario, son
264 demasiado bajos, las piernas van a estar muy rígidas, originando pocos pasos y muy cortos.

265 Asimismo, se le impide rotar a la pelvis, y se restringe la amplitud con la que puede moverse la
266 cadera (de $-\frac{\pi}{4}$ a $\frac{\pi}{4}$). Esto se realiza porque, en caso contrario, el bípedo necesitaría un sistema
267 de control para mantener el equilibrio, y eso excede el alcance de este trabajo.

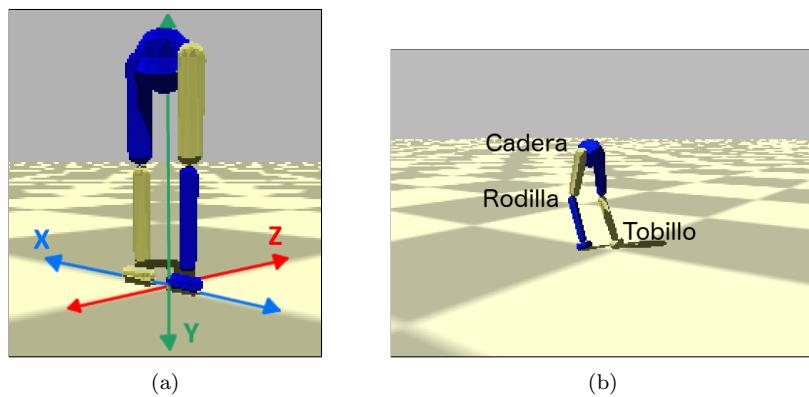


Figura 7: Humanoide diseñado: (a) ejes, y (b) articulaciones

Articulación	Ángulo mínimo	Ángulo máximo
Cadera	$-\frac{\pi}{4}$	$\frac{\pi}{4}$
Rodilla	$-\pi$	π
Tobillo	0	0

Tabla 3: Rango de valores de ángulo de cada articulación del humanoide

4. Actuadores

A cada uno de los segmentos correspondientes al muslo y la pierna del bípedo, se le aplica un torque (o actuador) en el eje X (perpendicular a la trayectoria), como se ve en Fig 8. Así, pueden moverse para arriba o para abajo (con respecto a la articulación a la que pertenecen). A fin de simplificar el modelo, el humanoide tiene el mismo tipo de actuador utilizado en todos los segmentos.

Es necesario aclarar que la caminata producida por el humanoide es plana (en 2D). Esto se debe a que la trayectoria pensada para el bípedo es una línea recta, y logrando que los segmentos se muevan en un solo eje es suficiente para cumplir con dicha trayectoria. También contribuye el hecho de que el torque se aplique en una sola dimensión. Por otra parte, los actuadores definidos a continuación son periódicos, y por eso no se pueden aplicar en el eje Z de los segmentos (se necesitarían actuadores reactivos, para poder detectar cuando el humanoide se está cayendo, etc.). Para indicar el módulo de dicho torque, se diseñaron diferentes funciones (todas ellas periódicas), mencionadas en las subsecciones que siguen.

283

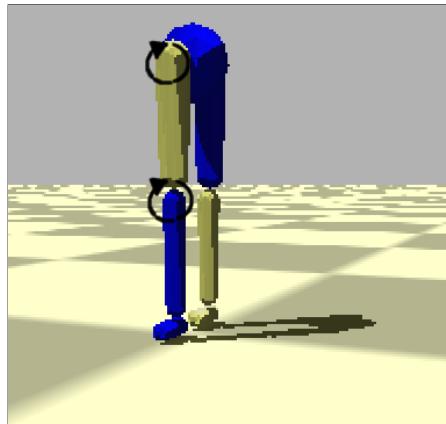


Figura 8: Aplicación de los actuadores en los segmentos del bípedo

4.1. Genérico

Es el actuador más sencillo, tanto matemática como computacionalmente.

$$f(t) = A_1 \sin(\omega_1 t + \phi) + A_2 \cos(\omega_2 t + \phi) + C \quad (7)$$

donde $f(t)$ es la función del actuador evaluada en el instante de tiempo t , A_1 y A_2 son amplitudes, ω_1 y ω_2 son frecuencias (en $\frac{1}{s}$), ϕ es la fase en radianes, y C es un término independiente (ver Fig. 9 (a) y (b)).

289 La fase ϕ es la misma en el seno y en el coseno, para evitar que se formen otro tipo de funciones
290 no cíclicas.

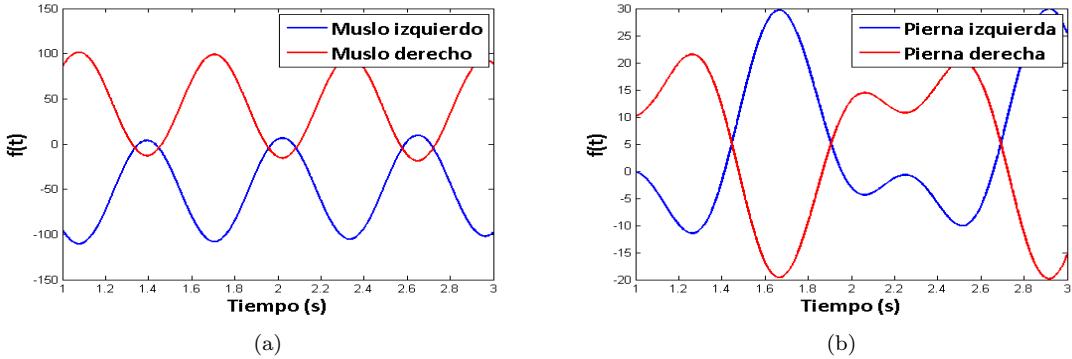


Figura 9: Ejemplo de actuador genérico aplicado en: (a) muslo, y (b) pierna

4.2. Fourier de orden 2

291 Este actuador utiliza una serie de Fourier de dos términos.

$$f(t) = A_1 \sin(\omega t + \phi) + B_1 \cos(\omega t + \phi) + A_2 \sin(2\omega t + \phi) + B_2 \cos(2\omega t + \phi) + C \quad (8)$$

293 donde A_1, A_2, B_1 y B_2 son amplitudes y ω es frecuencia (en $\frac{1}{s}$) (ver Fig. 10 (a) y (b)).

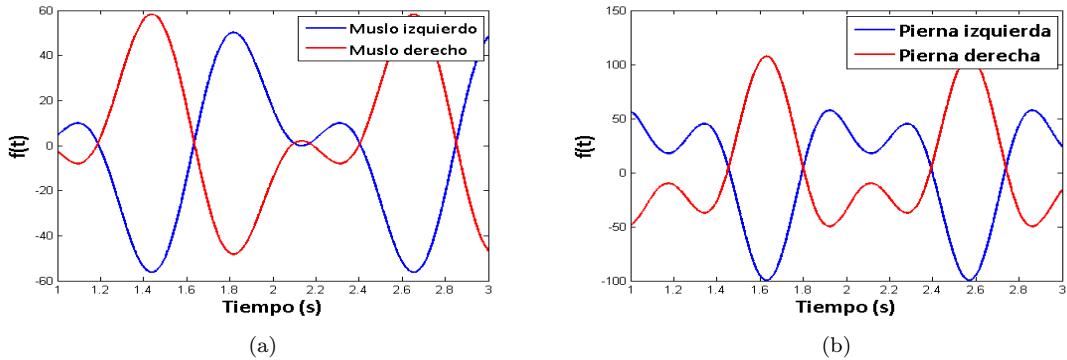


Figura 10: Ejemplo de actuador fourier de orden 2 aplicado en: (a) muslo, y (b) pierna

4.3. Fourier de orden 9

294 Es una extensión del actuador anterior, pero con 9 términos. Por ser de mayor grado, brinda
295 una mayor precisión. Sin embargo, es más difícil de manejar computacionalmente; y, además, que
296 sea más preciso no garantiza que con él se pueda lograr una buena caminata (ver Fig. 11 (a) y (b)).

$$\begin{aligned} f(t) = & A_1 \sin(\omega t + \phi) + B_1 \cos(\omega t + \phi) + A_2 \sin(2\omega t + \phi) + B_2 \cos(2\omega t + \phi) \\ & + A_3 \sin(3\omega t + \phi) + B_3 \cos(3\omega t + \phi) + A_4 \sin(4\omega t + \phi) + B_4 \cos(4\omega t + \phi) \\ & + A_5 \sin(5\omega t + \phi) + B_5 \cos(5\omega t + \phi) + A_6 \sin(6\omega t + \phi) + B_6 \cos(6\omega t + \phi) \\ & + A_7 \sin(7\omega t + \phi) + B_7 \cos(7\omega t + \phi) + A_8 \sin(8\omega t + \phi) + B_8 \cos(8\omega t + \phi) \\ & + A_9 \sin(9\omega t + \phi) + B_9 \cos(9\omega t + \phi) + C \end{aligned} \quad (9)$$

donde A_i y B_i con $1 \leq i \leq 9$ son amplitudes.

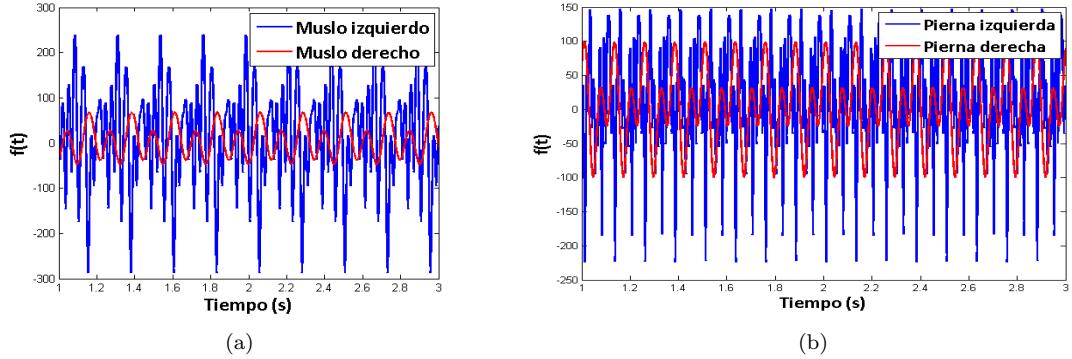


Figura 11: Ejemplo de actuador fourier de orden 9 aplicado en: (a) muslo, y (b) pierna

4.4. Coseno doble frecuencia

Basada en [10], esta función periódica utiliza medio ciclo de una función sinusoidal, y medio ciclo de otra (ambas pueden tener frecuencias distintas). Esto podría tener sentido porque en una caminata, un miembro inferior primero avanza hacia adelante y luego se extiende hacia atrás, y es razonable que esos dos movimientos se produzcan a frecuencias distintas (Fig. 12 (a) y (b)). La idea es lograr una función periódica a partir de una que no lo es (ya que t es lineal). Para eso, se utiliza $\psi(t)$ (ec. (10)) que aplica una transformación a los números reales, para que se encuentren dentro del rango del ciclo completo (con las dos frecuencias). ω es la frecuencia de $f(t)$ (ec. (12)), que utiliza medio ciclo con frecuencia ω_1 y medio ciclo con frecuencia ω_2 .

$$\psi(t) = t + \phi - \left\lfloor \frac{t + \phi}{\pi/\omega_1 + \pi/\omega_2} \right\rfloor (\pi/\omega_1 + \pi/\omega_2) \quad \psi : \mathbb{R} \rightarrow \left[0, \frac{2\pi}{\omega}\right] \quad (10)$$

$$\omega = \frac{2\omega_1\omega_2}{\omega_1 + \omega_2} \quad (11)$$

$$f(t) = \begin{cases} A \cos(\omega_1 \psi(t)) + C & \text{si } \omega_1 \psi(t) < \pi \\ A \cos(\omega_2(\psi(t) - (\pi/\omega_1) + (\pi/\omega_2))) + C & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (12)$$

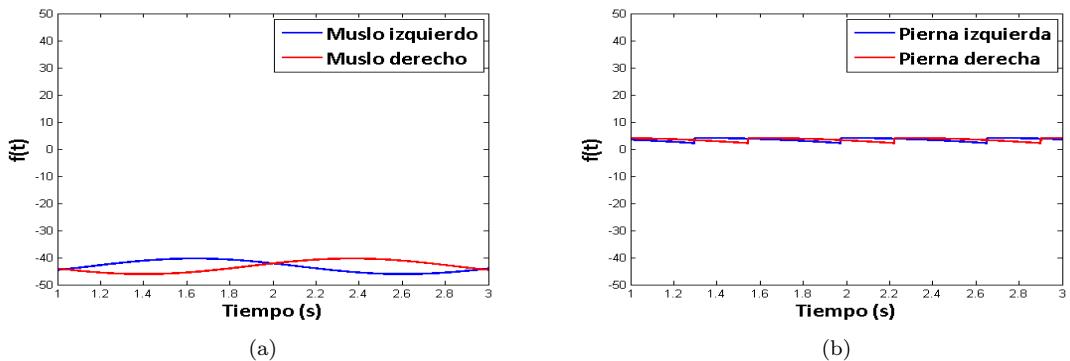


Figura 12: Ejemplo de actuador coseno de doble frecuencia aplicado en: (a) muslo, y (b) pierna

³¹³ 5. Condiciones iniciales y de contorno

³¹⁴ Como las funciones periódicas señaladas en los actuadores, no fueron suficientes para lograr
³¹⁵ la caminata, se le adosaron las funciones que se detallan seguidamente.

³¹⁶ 5.1. Función partida

³¹⁷ El andar del humanoide es cíclico. Sin embargo, por la posición inicial del individuo, se requiere
³¹⁸ para el tiempo del primer paso, una función distinta a la del resto de la caminata. El tipo de
³¹⁹ función puede ser cualquiera de los actuadores vistos anteriormente (pero no necesariamente con
³²⁰ los mismos valores de amplitud, frecuencia y fase asignados a las piernas). Empero, se utilizó la
³²¹ función vista en el actuador genérico.
³²² Por otra parte, para simplificar el modelo, se decidió que el tiempo considerado para el primer
³²³ paso sea fijo, y de 0.7 segundos. Dicho valor fue extraído de forma experimental.

³²⁴ 5.2. Fase sincronizada

³²⁵ En una caminata, las piernas deben guardar simetría: mientras una va hacia adelante, la otra
³²⁶ va hacia atrás (y viceversa). Esto, de acuerdo con los actuadores definidos en la sección anterior,
³²⁷ implica que las funciones de movimiento de cada pierna estén desfasadas en medio ciclo ($\frac{\pi}{2}$):

$$f_i(t) = f(t) \quad (13)$$

$$f_d(t) = f(t + \frac{\pi}{2}) \quad (14)$$

³²⁸ siendo $f(t)$ la función de movimiento (o actuador) en el momento t , y f_i y f_d las funciones de la
³²⁹ pierna izquierda y derecha, respectivamente.

³³¹ 6. Algoritmo genético

³³² Los algoritmos genéticos son un conjunto de técnicas de optimización, inspiradas en la teoría
³³³ darwiniana de la selección natural. La entidad a optimizar constituye un individuo dentro de
³³⁴ una población; que puede ser cruzado con otros individuos para obtener un “hijo”, que presenta
³³⁵ características de sus “padres”. A través de una función de *fitness* se decide cuáles de ellos son
³³⁶ los más “aptos”, que luego pasarán a una nueva generación de individuos. Este proceso se repite
³³⁷ hasta obtener un individuo lo suficientemente apto, que representa a la entidad optimizada.
³³⁸ El objetivo de este proyecto es optimizar la caminata del humanoide. Ergo, en el algoritmo
³³⁹ genético aplicado, el individuo está definido por rasgos del bípedo, y la función de *fitness* se
³⁴⁰ focaliza en mejorar diversos aspectos de dicha caminata.

³⁴¹ 6.1. Individuo

³⁴² La información genética de cada individuo, está definida como un vector y se compone de
³⁴³ dos partes, ubicadas en forma contigua: función partida (optativa) y los parámetros asociados a
³⁴⁴ los actuadores (obligatorios).

345 **6.1.1. Parámetros**

346 Tanto la función partida como los actuadores tienen como parámetros: amplitud (A o B);
347 fase (ϕ), que indica dónde comienza el paso y se mide en radianes; frecuencia (ω); y término
348 independiente (C).

349 **6.1.2. Valores**

350 Cada uno de los segmentos tiene propiedades físicas distintas (masa, largo, etc.), razón por
351 la cual no necesariamente sus genes deban tener los mismos rangos de valores, tal como puede
352 apreciarse en las Tablas 4 y 5.

353

Actuador	Segmento	Tipo de gen	Mínimo	Máximo
Genérico	Muslo	Amplitud	-30	30
	Pierna	Amplitud	-60	60
	Muslo y Pierna	Frecuencia	0.01	10
	Muslo y Pierna	Fase	$-\pi$	π
	Muslo y Pierna	Término independiente	-10	10
Fourier de orden 2	Muslo	Amplitud	-60	60
	Pierna	Amplitud	-30	30
	Muslo y Pierna	Frecuencia	0.01	10
	Muslo y Pierna	Fase	$-\pi$	π
	Muslo y Pierna	Término independiente	-10	10
Fourier de orden 9	Muslo y Pierna	Amplitud	-60	60
	Muslo y Pierna	Frecuencia	0.1	2
	Muslo y Pierna	Fase	$-\pi$	π
	Muslo y Pierna	Término independiente	-10	10
Coseno doble frecuencia	Muslo	Amplitud	-50	50
	Pierna	Amplitud	-30	30
	Muslo y Pierna	Frecuencia	0.01	5
	Muslo y Pierna	Fase	$-\pi$	π
	Muslo y Pierna	Término independiente	-30	30

Tabla 4: Rango de valores que puede tomar cada gen, según el tipo de actuador

Segmento	Tipo de gen	Mínimo	Máximo
Muslo	Amplitud	-30	30
Pierna	Amplitud	-60	60
Muslo y Pierna	Frecuencia	0.01	10
Muslo y Pierna	Fase	$-\pi$	π
Muslo y Pierna	Término independiente	-10	10

Tabla 5: Rango de valores que puede tomar cada gen, para la función partida

354 **6.1.3. Implementación de individuos**

355 Para favorecer el análisis de las distintas características arriba indicadas, se implementaron
356 varios individuos, cada uno de ellos con propiedades distintas (Tabla 6).

Individuo	Actuador	Función Partida	Fase Sincronizada
Tipo 1	Genérico	No	Sí
Tipo 2	Genérico	Sí	Sí
Tipo 3	Fourier de orden 2	Sí	Sí
Tipo 4	Fourier de orden 9	Sí	Sí
Tipo 5	Coseno doble frecuencia	Sí	Sí

Tabla 6: Tipo de individuos

357 **6.1.4. Constitución del cromosoma**

358 Los distintos actuadores y la función partida tienen los parámetros presentados en la sección
359 6.1.1. Sus respectivas cantidades pueden verse en la Tabla 7.
360 En la Tabla 8 se muestra la composición del cromosoma de cada individuo, que depende de
361 los actuadores y la función partida usados. En ella se puede observar cómo según el tipo de
362 individuo, varía la cantidad de genes, es decir, la longitud del cromosoma. Vale aclarar que la
363 función partida se especifica para cada segmento (las dos piernas y los dos muslos); en cambio,
364 para los actuadores, sólo se definen dos (uno para las piernas y otro para los muslos).

Actuador	Parámetro			
	Amplitud	Frecuencia	Fase	Término independiente
Genérico	2	2	1	1
Fourier de orden 2	4	1	1	1
Fourier de orden 9	18	1	1	1
Coseno doble frecuencia	1	2	1	1
Función partida	2	2	1	1

Tabla 7: Cantidad de parámetros según tipo de actuador y función partida

Parámetro	Individuo				
	Tipo 1	Tipo 2	Tipo 3	Tipo 4	Tipo 5
Amplitud	12	12	16	44	8
Frecuencia	2	6	6	6	8
Fase	2	6	6	6	6
Término independiente	2	6	6	6	6
Totales	18	30	34	62	28

Tabla 8: Cantidad de parámetros según tipo de individuos

365 **6.2. Fitness**

366 El papel de la función de *fitness* F en un algoritmo genético es evaluar qué tan bueno es un
367 individuo. En este caso, está definida como un producto de cinco módulos o propiedades: altura

368 (H), velocidad (V), dirección (D), simetría (S) y pies abajo (PA):

$$F = H * V * D * S * PA \quad (15)$$

369 Los cinco tienen la misma importancia y por eso, como se verá a continuación, están definidos de
370 forma similar (con una función exponencial y pueden valer entre 0 y 1). Con todo esto, dado que
371 el *fitness* está pensado como un producto, basta con que uno de los módulos sea muy chico para
372 “anular” al individuo (es decir, otorgarle un valor que tiende a cero). Sin embargo, los diferentes
373 módulos no son completamente independientes entre sí: por ejemplo, si la altura es demasiado
374 baja, posiblemente la velocidad y la dirección no sean adecuadas.

375

376 6.2.1. Altura

377 Es un factor relacionado con la altura del individuo en toda la simulación, y se expresa:

$$\small{378} \quad H = \frac{\sum_{n=0}^T e^{-C(h_{t_n} - h_{t_0})^2}}{N} \quad (16)$$

379

380 donde t_0 es el tiempo inicial, t_T el tiempo final, h_{t_n} es la altura de la pelvis en el instante de
381 tiempo t_n , N la cantidad pasos de simulación y C una constante $C = 5$.

382 Se calcula a partir de la diferencia entre la altura en cada instante de la simulación, con su altura
383 inicial (la altura está definida como la posición de la pelvis en el eje Z). Cuanto mayor sea esa
384 diferencia, más rápido el individuo cae, y por eso este módulo tiende a cero. Por el contrario,
385 valdrá uno si la diferencia es ínfima (lo que significa que el humanoide mantiene su misma altura
386 durante la caminata).

387

388 6.2.2. Velocidad

389 Indica qué tan cercana es la velocidad del individuo con respecto a una velocidad objetivo
390 (en este caso, es de 1.2 m/h), y se expresa de la siguiente forma:

$$\small{391} \quad V = \frac{\sum_{n=0}^T e^{-C(v_{t_n} - V_O)^2}}{N} \quad (17)$$

392

393 donde t_0 es el tiempo inicial, t_T el tiempo final, v_{t_n} es la velocidad de la pelvis en el instante de
394 tiempo t_n , y V_O la velocidad objetivo en el eje Z (el eje de la caminata).

395 Sigue una lógica y cálculo similares al factor de altura: a mayor discrepancia de la velocidad
396 real del humanoide con V_O , menor (y más cercano a cero) es el valor arrojado por el módulo de
397 velocidad.

398 6.2.3. Dirección

399 Señala qué tan similares son la dirección objetivo (un vector unitario, que en este caso se
400 encuentra en el eje Z) y la dirección con la que camine el humanoide. Se calcula como sigue:

$$\small{401} \quad D = \frac{\sum_{n=0}^T e^{-C(\mathbf{v}_{t_n} \cdot \mathbf{v}_O - 1)^2}}{N} \quad (18)$$

402 donde t_0 es el tiempo inicial, t_T el tiempo final, \mathbf{v}_{t_n} el versor de la dirección del humanoide en
403 el momento t_n y \mathbf{V}_O el versor de la dirección objetivo.

404 El producto escalar entre los versores responde a la Similitud Coseno: $\cos \theta = \frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}}{AB}$, donde \mathbf{A} y
405 \mathbf{B} son vectores que no se encuentran normalizados, y θ es el ángulo formado entre ellos. Así, si
406 $\cos \theta = 1$, significa que los vectores están paralelos entre sí (que es el efecto buscado en el caso
407 de la dirección).

408 Al producto escalar se le resta 1, para que el módulo sea consistente con la función exponencial
409 utilizada y que valga 1 cuando $\theta = 0$, y 0 cuando $\theta = \pi$. Cabe aclarar que se trata al ángulo en
410 forma simétrica, ya que, por ejemplo $\cos(-\pi/6) = \cos(\pi/6)$.

411

412 6.2.4. Simetría

413 Este indicador marca qué tan equidistantes se encuentran los pies de la cadera, a lo largo de la
414 caminata. Aplicando solamente los módulos antes mencionados, provocaba resultados en donde
415 una pierna quedaba más distante de la pelvis que la otra, lo que producía que el humanoide se
416 terminara arrastrando, posiblemente afectando a la velocidad.

417 Para mayor simplicidad, la simetría S se calculó a partir de los pies (y no de las piernas). Se
418 tomaron en cuenta sólo los ejes X y Z, porque son los relacionados a la velocidad y a la dirección,
419 respectivamente.

$$420 S = \frac{\sum_{n=0}^T \frac{1}{2}[e^{-C(lf_z + rf_z)^2} + e^{-C(lf_x + rf_x)^2}]}{N} \quad (19)$$

421 donde lf_x y lf_z es la distancia desde el pie izquierdo hasta la pelvis en los ejes X y Z, respecti-
422 vamente; y en donde rf_x y rf_z es lo mismo, pero para el pie derecho.

423

424 6.2.5. Pies abajo

425 Con los módulos señalados anteriormente, se busca que el humanoide camine con una velo-
426 cidad y dirección determinadas, que no se caiga y que mantenga simetría mientras ejecuta sus
427 movimientos. Pero, todo esto daría, en el mejor de los casos, una caminata estilo “estrella”.

428 Sin embargo, una característica fundamental en una caminata normal es que las piernas (ergo,
429 los pies también) no sobrepasen la cadera. Si bien ésta es una propiedad negativa (expresa lo que
430 no debe tener una caminata), y se puede correr el riesgo de restringir demasiado, su ausencia da
431 resultados peores.

$$432 PA = \frac{\sum_{n=0}^T \frac{1}{2}[\alpha[e^{-C(ldf^2)} + e^{-C(rdf^2)}]]}{N} \quad (20)$$

433 donde ldf y rdf son las diferencias entre la posición inicial de los pies y la altura en el momento
434 t_n de los pies izquierdo y derecho, respectivamente, y $\alpha = \max(\min(lf, rf) - hip, 0), 1$, siendo
435 lf , rf y hip las alturas del pie izquierdo, pie derecho, y la cadera (es decir, vale 0 si la altura del
436 pie izquierdo o derecho supera a la de la cadera, y 1 en otro caso).

437

438 6.3. Parámetros del algoritmo

439 **6.3.1. Métodos de selección**

440 De la vasta cantidad de métodos de selección que existen, se utilizaron: *Elite* (en donde
441 se elige el individuo con mayor aptitud de la población); y *Roulette* (método estocástico, que
442 selecciona un individuo de la población total al azar, con una probabilidad proporcional a su
443 *fitness*).

444 **6.3.2. Métodos de crusa**

445 El método de crusa (o *crossover*) utilizado es el siguiente: De dos individuos (los padres), se
446 originan dos nuevos individuos (los hijos). Se toma cada uno de los genes de los padres y se elige,
447 con una probabilidad uniforme, uno de ellos para un hijo y el otro para el otro hijo.

448 La probabilidad de que este proceso ocurra es de 0.9.

449 **6.3.3. Mutación**

450 En el caso de la mutación, para cada gen del individuo, se decide con cierta probabilidad si
451 se lo muta o no. En caso afirmativo, se cambia ese gen por un valor aleatorio (que esté dentro
452 de su rango definido).

453 Dicha probabilidad de mutación es de 0.3.

454 **6.3.4. Otros parámetros**

455 En el algoritmo genético se utilizan 1000 generaciones, de 50 individuos cada una. Además,
456 la simulación de cada individuo (necesaria para calcular el *fitness*) es de 4 segundos.

457 **7. Resultados obtenidos**

458 Considerando los individuos definidos en el punto 6.1.3, se realizaron pruebas, corriendo
459 el algoritmo genético, y evaluando el resultado alcanzado posteriormente (ya sea numérica o
460 gráficamente). A continuación se analizan distintos aspectos relevantes.

461 **7.1. Evolución del *fitness* según tipo de individuos**

462 Los individuos que usan actuadores de Fourier son los que producen *fitness* más bajos; el de
463 orden 2 (individuo de tipo 3) se estanca a las pocas generaciones (al igual que el de tipo 1); el
464 *fitness* del individuo con actuadores Fourier de orden 9 se “ameseta” progresivamente (después
465 de 500 generaciones).

466 El individuo de tipo 1 es el individuo con *fitness* más alto, pero que se obtuvo a las pocas
467 generaciones (es decir que es un máximo local). El individuo de tipo 2 (con actuadores genéricos
468 y función partida) va aumentando su *fitness* progresivamente, aunque sin superar al de tipo 1.

469 Por otra parte, el individuo de tipo 5 (con actuadores coseno doble frecuencia), va mejorando su
470 *fitness* paulatinamente, lo que impide estancarse en un máximo local. Además, tiene el segundo
471 mejor *fitness*.

472 Puede notarse que los rangos manejados en la Fig. 13 casi alcanzan el 0.7 (y no a 1, su cota
473 superior). Esto se debe a que la función de *fitness* está definida como un producto de ciertos
474 módulos: suponiendo que cada uno de ellos estuviera al 92 %, se tendría $0.92^5 = 0.659$.

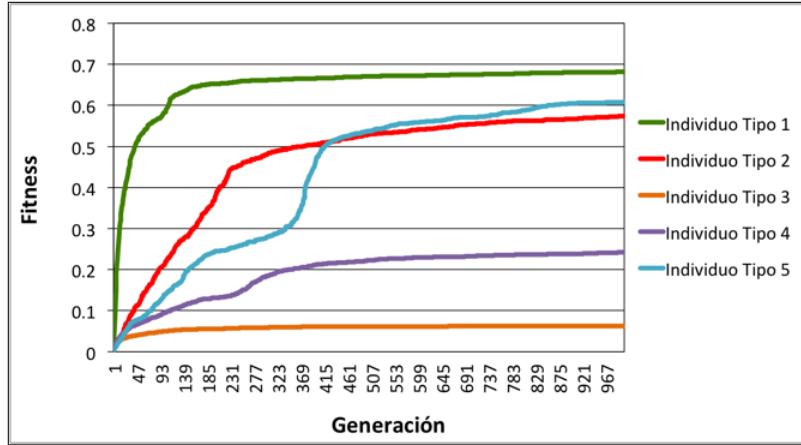


Figura 13: Evolución del *fitness* según tipo de individuos

475 7.2. Velocidad según tipo de individuos

476 Seguidamente, se muestra para cada individuo, su velocidad instantánea a lo largo del tiempo.

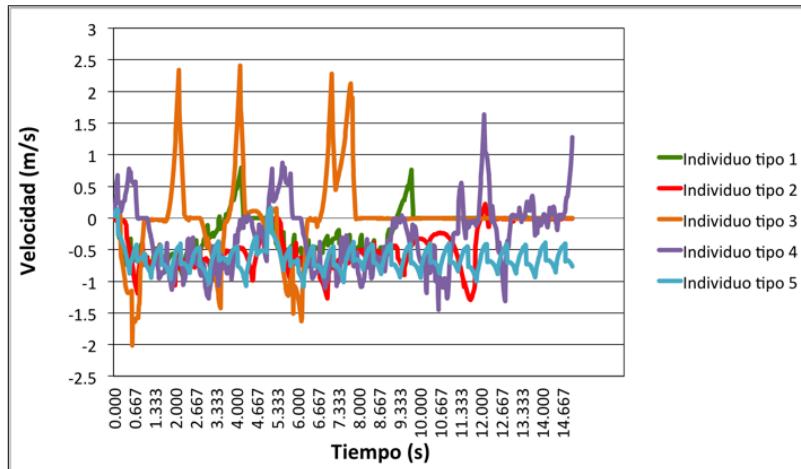


Figura 14: Velocidad según tipo de individuos

477 Como puede observarse en el caso de los individuos 3 y 4 (Fourier de orden 2 y 9, respectivamente),
478 se producen picos altos y pronunciados en la velocidad. Eso repercute en que la velocidad media no
479 sea $1.3 \frac{m}{s}$ (que es la velocidad objetivo), y ergo, en el módulo de velocidad del *fitness* (provocando
480 que éste sea más bajo).

481 En el individuo de tipo 1, también se producen picos un poco menos pronunciados, pero luego
482 de los 10 segundos, no se registra ninguna velocidad. Eso sucede porque el humanoide queda
483 suspendido cuando intenta caer hacia atrás.

484 La velocidad del individuo de tipo 2 oscila de forma irregular, pero no tiene picos muy elevados.

485 Por último, en el individuo de tipo 5, la velocidad oscila de forma cíclica, continuada y armoniosa
486 (no hay picos altos).

487 7.3. Altura según tipo de individuos

488 Como puede identificarse en la Figura 15, la altura de los individuos es otra característica
489 para diferenciarlos en su rendimiento.

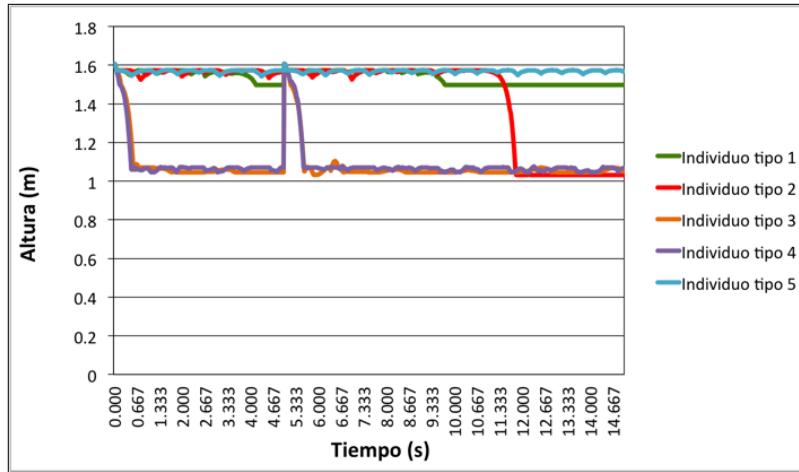


Figura 15: Altura (posición de la pelvis) según tipo de individuos

490 En efecto, los individuos de tipo 3 y 4 (que utilizan actuadores de Fourier de orden 2 y 9,
 491 respectivamente), son los que caen de forma más abrupta, y aunque intentan levantarse, vuelven
 492 a caer con la misma intensidad.

493 A su vez, el individuo de tipo 1 (actuador Genérico sin función partida) mantiene su altura,
 494 hasta que a los 10 segundos queda suspendido a una altura levemente menor. Esto ocurre porque
 495 se cae para atrás, y las limitaciones de la cadera impiden que caiga. El individuo de tipo 2, con
 496 actuadores genéricos y función partida, logra mantener la altura, hasta que cae hacia adelante, en
 497 cuclillas. Considerando que cuando cae no vuelve a levantarse (ya que en ese movimiento suelen
 498 emplearse los brazos y manos), tiene un comportamiento similar a una caminata real.

499 En lo que respecta al individuo de tipo 5, que utiliza como actuadores la función coseno doble
 500 frecuencia, mantiene su altura de forma constante, pero con oscilaciones leves y continuadas en
 501 el tiempo. De los cinco, es el que da mayor cantidad de pasos.

502 7.4. Comparación de tipo de individuos

503 En base a lo visto anteriormente, queda claro que los actuadores de Fourier no dieron buenos
 504 resultados tanto en fitness, como en altura y velocidad.

505 Por otra parte, es necesario incluir la función partida (es decir, separar a la caminata en un
 506 “primer paso”, y el ciclo), ya que si bien su ausencia puede originar *fitness* más altos, genera
 507 inestabilidad a los pocos segundos (como en el individuo de tipo 1).

508 El individuo de tipo 5 logra un movimiento cíclico y repetitivo, que deriva en una caminata *ad*
 509 *infinitum*, pero con el costo de que sea “robótica”(muy parecida a lo visto con un *passive walker*).

510 7.5. Video

511 Para una mejor visualización de los distintos individuos obtenidos, y de su evolución a lo
 512 largo de las generaciones del algoritmo genético, se acompaña video.

513 **Acá va el link del video**

514 8. Conclusiones

515 El objetivo principal de este proyecto fue lograr producir la simulación biomecánica de una
516 caminata de un humano virtual. Para eso, se eligió el motor físico *Bullet Physics*, lo que requirió
517 no solo aprender sobre su funcionamiento y los métodos físicos implementados, sino también
518 realizar pruebas para verificar qué tan próximos eran el modelo fisico-matemático ideado y el
519 utilizado por Bullet.

520 Una vez modelado el humanoide, se implementaron individuos con diferentes características (en
521 especial, actuadores), para facilitar la comparación. En la sección 7 se verifica que las funciones
522 utilizadas en los actuadores son decisivas para lograr una caminata.

523 Los actuadores que mejores resultados dieron, fueron aquellos en donde se empleaba dos frecuen-
524 cias ω en vez de una.

525 Lo ocurrido con el individuo de tipo 1 (genérico y sin función partida), que es el que tiene un
526 *fitness* más alto, aunque no produce una caminata acorde, posiblemente se deba a que el tiempo
527 de simulación empleado en el algoritmo genético, fuera corto.

528 Se comprobó que los individuos con actuadores genérico y coseno doble frecuencia son los que
529 mejor caminan, manteniendo su altura por más tiempo y con *fitness* más alto. Sin embargo, son
530 caminatas muy distintas: la del primero resulta ser más natural, pero se cae más rápido; mientras
531 que la del segundo es más “robótica” (ya que parece un *passive walker*), pero más estable (no se
532 cae nunca ni se queda quieto).

533 La función de fitness que se plantea (con sus módulos) indica propiedades ideales para una cami-
534 nata, pero que no implican realismo en la misma. Y entonces dos individuos con *fitness* parecidos
535 dieron como fruto caminatas muy distintas.

536 Si hay que elegir como mejor a uno de los dos, habría que decidir entre realismo (el humanoide
537 se cae, pero es más natural), y estabilidad (no se cae nunca, pero parece un *passive walker*).
538 Entre los trabajos a futuro para integrar a este proyecto, se encuentran lograr que la caminata
539 se produzca en 3 dimensiones; y analizar el comportamiento de varios humanoides chocando e
540 interactuando entre sí.
541 Se puede concluir que, la caminata de una persona, algo que parece simple y sencillo, muestra
542 su verdadera complejidad cuando debe ser simulada por medio de actuadores aplicados a un
543 conjunto de segmentos interconectados.

544 Referencias

- 545 [1] Marek Wojtyra, *Multibody Simulation Model of Human Walking - Warsaw University of*
546 *Technology, 2003*
- 547 [2] Thomas Geijtenbeek, Michiel van de Panne y A. Frank van der Stappen, *Flexible Muscle-
548 Based Locomotion for Bipedal Creatures, 2013*
- 549 [3] Wikipedia: https://es.wikipedia.org/wiki/Physics_engine
- 550 [4] Andreas Gerndt y otros, *An Evaluation of Open Source Physics Engines for Use in Virtual*
551 *Reality Assembly Simulations. Fecha de publicación: 2012*
- 552 [5] Tom Erez y otros, *Simulation Tools for Model-Based Robotics: Comparison of Bullet, Havok,
553 MuJoCo, ODE and PhysX*

- 554 [6] Sitio web de Bullet Physics: <http://www.bulletphysics.org/>
- 555 [7] Erin Catto, *Iterative Dynamic with Temporal Coherence*. Fecha de publicación: 2005
- 556 [8] Sitio web de GaLib: <http://lancet.mit.edu/ga/>
- 557 [9] <http://www.exrx.net/Kinesiology/Segments.html>
- 558 [10] Kevin Kenny, Máximo Videla y Axel Wassington, *Proyecto Final para la obtención del título:*
559 *Ingeniero en Informática - ITBA, 2014*