

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

Abril 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	15
37	4.2 Fourier de orden 2	15
38	4.3 Fourier de orden 9	16
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	18
44	6.1 Individuo	18
45	6.1.1 Parámetros	18
46	6.1.2 Valores	19
47	6.1.3 Implementación de individuos	20
48	6.1.4 Constitución del cromosoma	20
49	6.2 Fitness	21
50	6.2.1 Altura	21
51	6.2.2 Velocidad	21
52	6.2.3 Dirección	22
53	6.2.4 Simetría	22
54	6.2.5 Pies abajo	22
55	6.3 Operadores del algoritmo	23
56	6.3.1 Métodos de selección	23
57	6.3.2 Métodos de cruce	23
58	6.3.3 Mutación	23

59	6.3.4 Otras características	23
60	7 Resultados obtenidos	23
61	7.1 Evolución del <i>fitness</i> según tipo de individuos	24
62	7.2 Velocidad según tipo de individuos	25
63	7.3 Altura según tipo de individuos	26
64	7.4 Comparación de tipo de individuos	26
65	7.5 Video	26
66	8 Conclusiones	27
67	Referencias	27

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 (zoológia, medicina, etc.).

80 Ahora bien, últimamente se ha incrementado el interés en otras áreas de aplicación, como los
81 videojuegos (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
84 animación realizada por un artesano, que mueve cada uno de los segmentos a mano; sino un
85 objeto compuesto de segmentos físicos, que interactúan entre sí y con el entorno, por medio
86 de las leyes físicas; agregando así realismo a la situación simulada. La otra propiedad es que el
87 bípedo aprenda por sí solo a caminar en línea recta, sin tener en su trayectoria ningún 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. Varios de ellos implican
90 modelos teóricos complejos de humanoide (considerando músculos con distintos materiales, etc.).

91 Asimismo, existe un trabajo previo cuyo propósito era lograr la caminata de un cuadrúpedo,
92 utilizando algoritmos genéticos[3]. Continuando con esta línea de investigación y extendiéndola
93 a bípedos, en este proyecto también se buscó aplicar algoritmos genéticos, y lograr la caminata
94 usando un modelo de humanoide basado en un conjunto de segmentos (cuerpos rígidos), unidos
95 entre sí por articulaciones, cuyo desplazamiento depende de torques aplicados a dichos cuerpos,
96 y sus parámetros se ajustan a partir de la evolución del algoritmo.

97 El presente informe, describe y analiza pormenorizadamente: en la sección 2, las herramientas
98 aplicadas; en la 3, el modelo del humanoide utilizado; en la 4 y 5, los diferentes tipos de actuadores
99 y funciones de partida y contorno; en la 6, el algoritmo genético; y en la 7 y 8, los resultados
100 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.

¹⁰¹ 2. Herramientas

¹⁰² 2.1. Motor físico

¹⁰³ Se llama motor físico o *physics engine* a un “*software* capaz de realizar simulaciones de
¹⁰⁴ ciertos sistemas físicos, como la dinámica del cuerpo rígido, el movimiento de un fluido y la
¹⁰⁵ elasticidad”[4].

¹⁰⁶ Actualmente, existen muchos motores físicos: ya sea de código propietario (*PhysX*, *Havok*), como
¹⁰⁷ *open-source* (*Bullet Physics*, *Box2D*, *Newton*, *OGRE*). Considerando análisis relacionados [5][6],
¹⁰⁸ y el hecho de que el espacio simulado fuese en 3D, se decidió que *Bullet Physics*[7] es el más
¹⁰⁹ idóneo. Está implementado en C++ y ha sido utilizado en varios juegos (*Grand Theft Auto IV*
¹¹⁰ y *V*, etc); en los efectos especiales de películas (*Hancock*, *Bolt*, etc.); y proyectos científicos, como
¹¹¹ la herramienta *open-source Tensegrity Robotics Toolkit* de la NASA⁵; entre otros.

¹¹² Si bien (como se verá más adelante) *Bullet* tiene problemas asociados con el coeficiente de restitu-
¹¹³ ción, posee una muy buena *performance* en la detección de colisiones, la dinámica y la resolución
¹¹⁴ de *constraints*. Esto se debe, en parte, a diferentes algoritmos iterativos de orden lineal (donde
¹¹⁵ el más importante es *Sequential Impulse*), de *caching* y también a la utilización de un modelo
¹¹⁶ de fricción de Coulomb aproximado [8]. Además, el motor físico brinda la posibilidad de regular
¹¹⁷ la precisión requerida en estos cálculos (sin olvidar que, con iguales recursos, a mayor preci-
¹¹⁸ sión, mayor capacidad de cómputo requerida y, ergo, mayor tiempo). Dado que la construcción
¹¹⁹ del humanoide implica definir características y restricciones de movimiento de cada uno de sus
¹²⁰ segmentos, lo antes mencionado fue crucial para la elección de *Bullet Physics* en este proyecto.

¹²¹ 2.1.1. Funcionamiento

¹²² El motor físico se encarga de la simulación de cuerpos rígidos y la interacción entre los mismos.
¹²³ En particular debe calcular el resultado de colisiones, arreglar el solapamiento de los cuerpos en
¹²⁴ el espacio de simulación, estimar las fuerzas producidas debido a la fricción, y mantener el
¹²⁵ cumplimiento de restricciones que puedan existir entre los cuerpos (por ejemplo, un vínculo para
¹²⁶ formar una articulación). Para lograrlo, *Bullet* modela, a partir de un conjunto de ecuaciones,
¹²⁷ las distintas restricciones que deben ser respetadas.

¹²⁸ Estos modelos reciben como dato la velocidad lineal y angular de cada objeto, y las fuerzas
¹²⁹ que actúan sobre los mismos. Dada esta información, se resuelve el sistema de ecuaciones, cuya
¹³⁰ solución representa las magnitudes de las fuerzas a accionar sobre el mismo, a fin de satisfacer
¹³¹ todas las restricciones. Para encontrar esta solución, entran en juego los distintos métodos de
¹³² complejidad lineal mencionados en la subsección anterior.

¹³³ Este procedimiento, se lleva a cabo en cada *timestep* de la simulación; donde un *timestep* es el
¹³⁴ intervalo de tiempo que transcurre entre un cálculo de magnitudes y otro. Mientras menor sea
¹³⁵ el *timestep*, el simulador será más preciso pero también consumirá más tiempo de cómputo.

¹³⁶ 2.1.2. Modelo de fricción y su verificación

¹³⁷ Hay reglas físicas relacionadas con el entorno y que son muy importantes para la caminata:
¹³⁸ el modelo de fricción, con sus respectivos coeficientes de fricción y restitución.
¹³⁹ En base a los modelos físico-matemáticos que representan a cada uno de los dos fenómenos en
¹⁴⁰ 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>

¹⁴¹ varios humanoides chocando e interactuando entre sí; se llevaron a cabo dos ensayos para verificar
¹⁴² el funcionamiento del simulador físico *Bullet*.

¹⁴³ 2.1.2.1. Verificación del coeficiente de fricción

¹⁴⁴ Para determinar el modelo utilizado por *Bullet* para simular las fuerzas resultantes sobre un
¹⁴⁵ cuerpo por acción de la fricción, se simuló un cubo, de $m_{cube} = 1kg$ y $l_{cube} = 1m$, que tiene una
¹⁴⁶ velocidad inicial constante (v_i) en el eje horizontal, que gradualmente se detiene por acción de
¹⁴⁷ la fricción, hasta llegar al reposo (Fig. 1).

¹⁴⁸

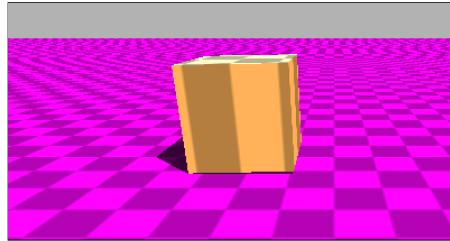


Figura 1: Visualización del sistema del cubo

¹⁴⁹ Para esta prueba se utilizó el modelo matemático que representa la posición del cuerpo en el eje
¹⁵⁰ horizontal en función del tiempo t , representado por la siguiente ecuación:

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

¹⁵¹ En este caso, el cuerpo empieza su movimiento en el origen, por lo tanto la posición inicial (x_i)
¹⁵² es cero. v_i es la velocidad inicial, y a , la aceleración. Debido a la fricción entre el cuerpo y el
¹⁵³ suelo, se genera una fuerza de rozamiento \mathbf{F}_{μ_d} ⁶ (ec. (2)) en la misma dirección que la velocidad
¹⁵⁴ del sólido y en sentido contrario.

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

¹⁵⁵ donde $\mathbf{F}_N = mg$ es la fuerza normal que actúa sobre la caja de masa m por acción de la gravedad
¹⁵⁶ $g = 10 \frac{m}{s^2}$, y μ_d es el coeficiente de fricción dinámico.

¹⁵⁷

¹⁵⁸ Finalmente, se obtiene la aceleración:

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

¹⁵⁹ Considerando las ec. (1) y (3), se puede obtener el modelo matemático que predice el movimiento
¹⁶⁰ de la caja:

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

¹⁶¹ El intervalo de tiempo físico (o *timestep*) utilizado es $\Delta t = \frac{1}{60}s$. El *timestep* de animación (es
¹⁶² decir, cada cuánto tiempo se guardan en un archivo los datos logrados) es $\Delta t' = 0.1$ y el tiempo
¹⁶³ de simulación es de $s = 100\Delta t$.

¹⁶⁴ Seguidamente, se muestran los gráficos obtenidos al correr los experimentos numéricos con los
¹⁶⁵ 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
¹⁶⁶ 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) $\mu_d = 0.75$

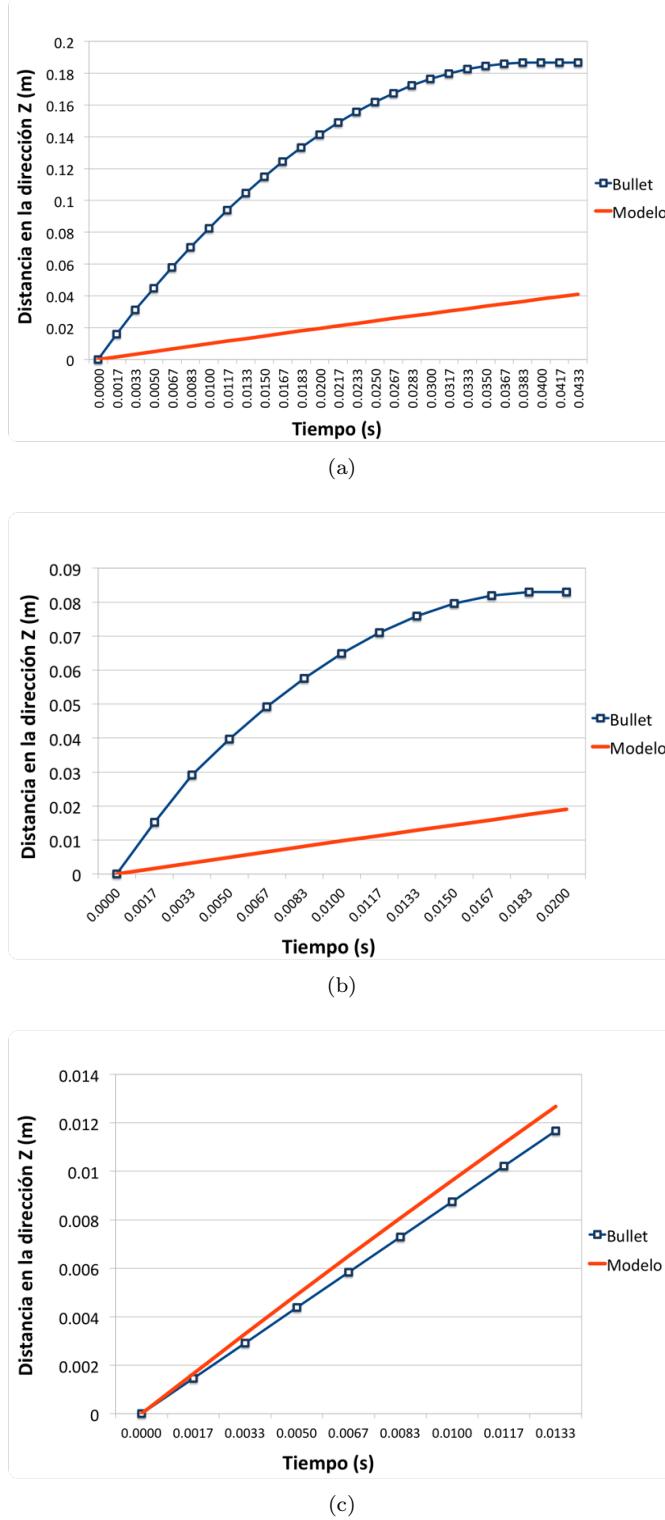


Figura 4: Resultados logrados de simular el sistema descripto en Fig. 1, usando $v_i = 1 \frac{m}{s}$ y:

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

167 Las Fig. 2 y 3 demuestran que los resultados de las pruebas fueron favorables. Los valores
 168 obtenidos a partir de la simulación se corresponden (en mayor o menor medida) con los alcanzados
 169 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 $\mu = 0.75$.

191

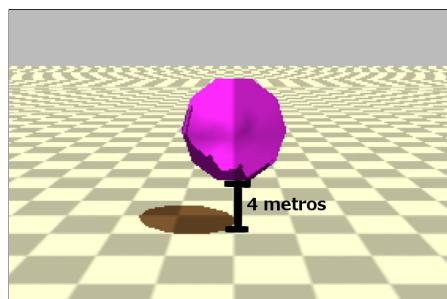


Figura 5: Visualización del sistema de la esfera

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:

196

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

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

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

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

210 2.1.3. Ventajas

211 Las ventajas del motor físico son:

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

215 2.1.4. Desventajas

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

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

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

223 **2.2. Librería de algoritmos genéticos**

224 Se utilizó la conocida librería de algoritmos genéticos para C++ GaLib, desarrollada por
225 Matthew Wall del MIT [9].
226 Ofrece funcionalidades como: programación paralela, diversos métodos de selección (*elite*, *rou-
lette*), estrategias de reemplazo (de padres, aleatorio, del peor), entre otras.
228 Cabe aclarar que, antes de optar por GaLib, se había adoptado la librería Kataklinger, pero
229 finalmente fue descartada, debido a errores o *bugs* en la misma (y que, cada vez, resultaban ser
230 más inmanejables).

231 **2.3. Código fuente**

232 Al estar *Bullet* implementado en C++, el código fuente también está desarrollado en ese
233 lenguaje. En *Bullet*, se define un *World* (o mundo físico) en donde se puede insertar, entre otras
234 cosas, cuerpos rígidos. En este caso en particular, el mundo consta de un plano (el suelo), y el
235 bípedo (compuesto por cuerpos rígidos y otros elementos físicos) ubicado sobre él.
236 El *software* creado incluye: construcción del humanoide, siendo éste capaz de desplazarse por
237 medio de actuadores (que se verán en la Sección 4); el desarrollo del algoritmo genético (definición
238 de los individuos, función de *fitness*, métodos de selección, etc.); visualización gráfica del mejor
239 humanoide logrado por el algoritmo genético; y la posibilidad de realizar gráficos referidos a la
240 evolución del algoritmo genético (*fitness* por cada generación, etc.).
241 Se acompañan a esta presentación: el código fuente y el manual de instalación y uso.

242 **3. Modelo utilizado**

243 Dentro de los diversos modelos existentes ([1][2]), en este trabajo se procuró utilizar uno que
244 fuera sencillo pero representativo a la vez.
245 Se modela al cuerpo del bípedo, con el motor *Bullet Physics*, como un conjunto de segmentos
246 unidos entre sí por articulaciones. A cada uno de ellos se les aplica un torque en el centro de
247 masa de cada segmento (denominado actuador). Que la caminata se produzca o no, depende
248 del tipo de actuador empleado (la función utilizada para el torque), y de sus parámetros. El
249 objetivo es encontrar dichos parámetros. Para eso se usan los algoritmos genéticos, un método
250 de inteligencia artificial. De este modo se obtiene, de forma análoga a la selección natural, los
251 individuos que mejor se adapten a la caminata. Tanto los actuadores como el algoritmo genético
252 se explicarán más adelante.

253 **3.1. Composición física del humanoide**

254 Como ya se expresó, el humanoide fue modelado en *Bullet* como un conjunto de segmentos
255 (cuerpos rígidos), unidos entre sí por articulaciones.
256 Sobre la base de la anatomía humana, se dividió el cuerpo del humano virtual en: cabeza, tronco,
257 miembro superior (brazo, antebrazo y mano), pelvis y miembro inferior (muslo, pierna y pie).

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

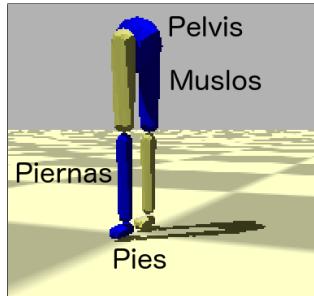


Figura 6: Segmentos del humanoide

260 En la Tabla 2 se presenta la composición física de cada uno de los segmentos del humano virtual,
 261 de acuerdo a la biomecánica [10].

Segmento		Cantidad	Forma	Largo (en m)	Masa (en kg)	Uniones
Miembro inferior	Pelvis	1	Esférica	0.08655	9.9718	Cadera
	Muslo	2	Esfero-cilíndrica	0.4015	10.3368	Cadera y Rodilla
	Pierna	2	Esfero-cilíndrica	0.4015	3.1609	Rodilla y Tobillo
	Pie	2	Esfero-cilíndrica	-	1.0001	Tobillo

Tabla 2: Composición física de cada segmento del humanoide

3.2. Articulaciones

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

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

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

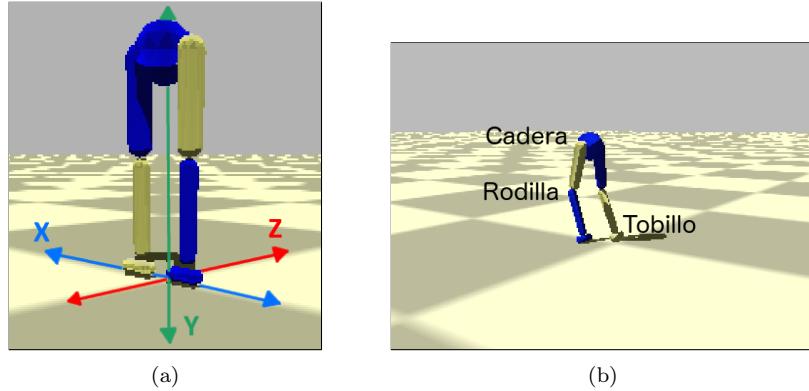


Figura 7: Humanoide diseñado: (a) ejes, y (b) articulaciones

		Ángulo mínimo	Ángulo máximo
Articulación	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.

288

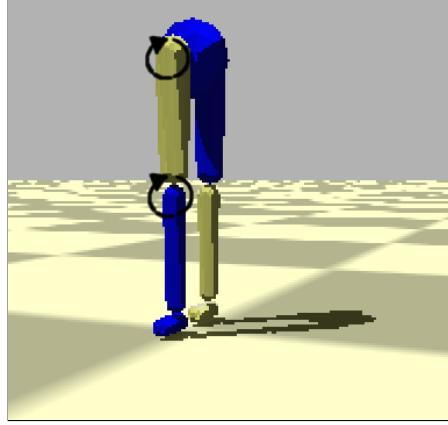


Figura 8: Aplicación de los actuadores en los segmentos del bípedo

289 4.1. Genérico

290 Es el actuador más sencillo, tanto matemática como computacionalmente.

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

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

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

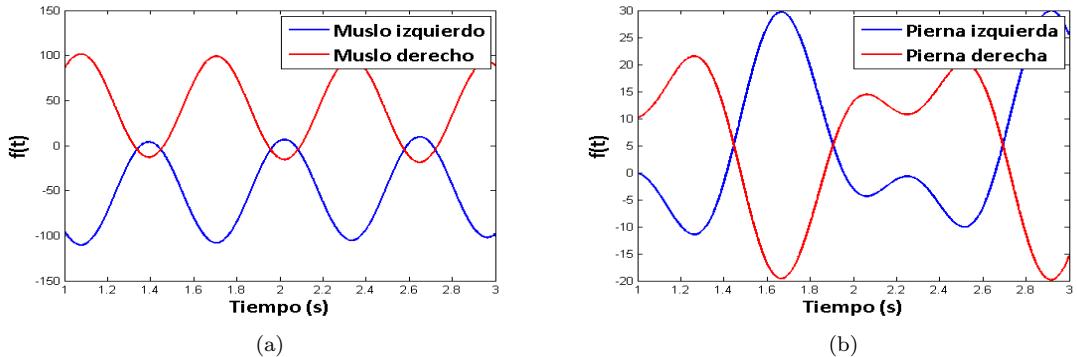


Figura 9: Ejemplo de actuador genérico aplicado en: (a) muslo, y (b) pierna

296 4.2. Fourier de orden 2

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

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

298 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)).

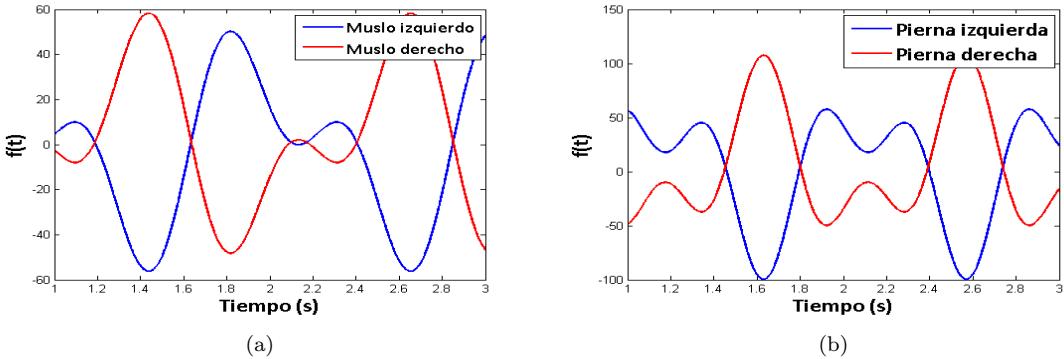


Figura 10: Ejemplo de actuador fourier de orden 2 aplicado en: (a) muslo, y (b) pierna

4.3. Fourier de orden 9

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

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

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

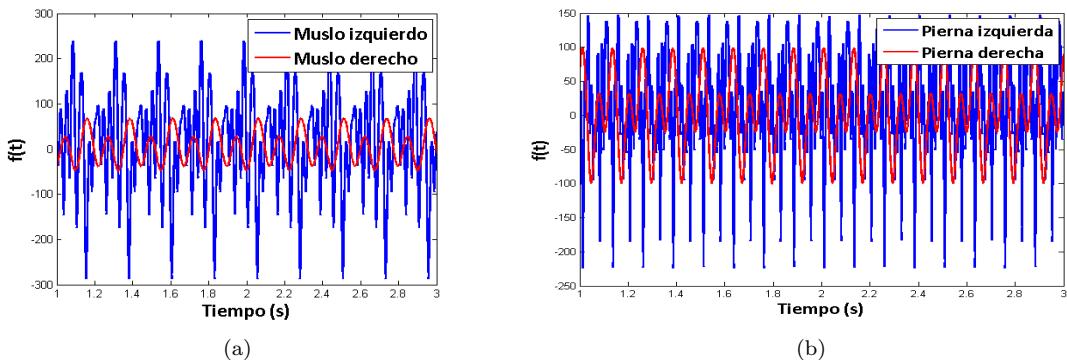


Figura 11: Ejemplo de actuador fourier de orden 9 aplicado en: (a) muslo, y (b) pierna

4.4. Coseno doble frecuencia

Basada en [3], 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

311 eso, se utiliza $\psi(t)$ (ec. (10)) que aplica una transformación a los números reales, para que se
 312 encuentren dentro del rango del ciclo completo (con las dos frecuencias). ω es la frecuencia de
 313 $f(t)$ (ec. (12)), que utiliza medio ciclo con frecuencia ω_1 y medio ciclo con frecuencia ω_2 .

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

314

315

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

316

317

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

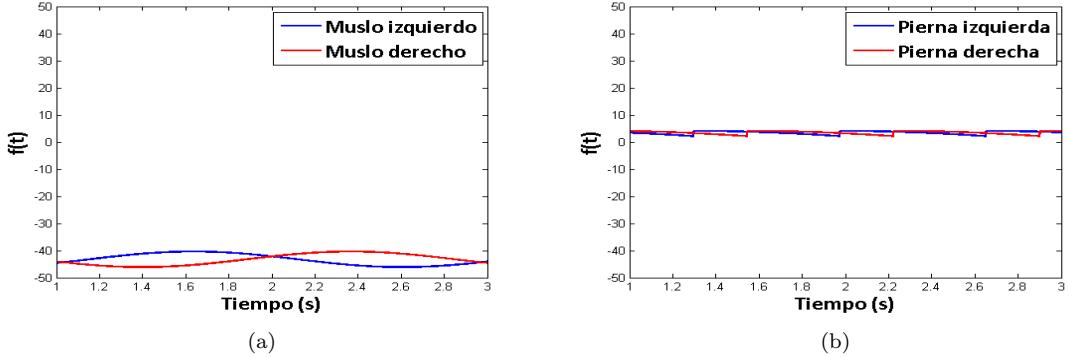


Figura 12: Ejemplo de actuador coseno de doble frecuencia aplicado en: (a) muslo, y (b) pierna

318 5. Condiciones iniciales y de contorno

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

321 5.1. Función partida

322 El andar del humanoide es cíclico. Sin embargo, por la posición inicial del individuo, se requiere
 323 para el tiempo del primer paso, una función distinta a la del resto de la caminata. El tipo de
 324 función puede ser cualquiera de los actuadores vistos anteriormente (pero no necesariamente con
 325 los mismos valores de amplitud, frecuencia y fase asignados a las piernas). Empero, se utilizó la
 326 función vista en el actuador genérico.

327 Por otra parte, para simplificar el modelo, se decidió que el tiempo considerado para el primer
 328 paso sea fijo, y de 0.7 segundos. Dicho valor fue extraído de forma experimental.

329 5.2. Fase sincronizada

330 En una caminata, las piernas deben guardar simetría: mientras una va hacia adelante, la otra
 331 va hacia atrás (y viceversa). Esto, de acuerdo con los actuadores definidos en la sección anterior,

³³² implica que las funciones de movimiento de cada pierna estén desfasadas en medio ciclo ($\frac{\pi}{2}$):

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

³³³

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

³³⁴
³³⁵ siendo $f(t)$ la función de movimiento (o actuador) en el momento t , y f_i y f_d las funciones de la
³³⁶ pierna izquierda y derecha, respectivamente.

³³⁷ 6. Algoritmo genético

³³⁸ Los algoritmos genéticos son métodos adaptativos, que pueden ser utilizados para resolver
³³⁹ problemas de búsqueda y optimización. Están inspirados en la teoría darwiniana de la selección
³⁴⁰ natural. La entidad a optimizar constituye un individuo dentro de una población; que puede
³⁴¹ ser cruzado con otros individuos para obtener un “hijo”, que presenta características de sus
³⁴² “padres”. A través de una función de *fitness* se decide cuáles de ellos son los más “aptos”, que
³⁴³ luego pasarán a una nueva generación de individuos. Este proceso se repite hasta obtener un
³⁴⁴ individuo lo suficientemente apto, que representa a la entidad optimizada.
³⁴⁵ El objetivo de este proyecto es optimizar la caminata del humanoide. Ergo, en el algoritmo
³⁴⁶ genético aplicado, el individuo está definido por rasgos del bípedo, y la función de *fitness* se
³⁴⁷ focaliza en mejorar diversos aspectos de dicha caminata.

³⁴⁸ 6.1. Individuo

³⁴⁹ La información genética de cada individuo, está definida a partir de un vector que contiene de
³⁵⁰ forma contigua, los parámetros de la función partida (optativa) y los asociados a los actuadores
³⁵¹ (obligatorios), que actúan sobre cada uno de los segmentos del humano virtual (muslos y piernas).

³⁵² 6.1.1. Parámetros

³⁵³ Tanto la función partida como los actuadores tienen como parámetros: amplitud (A o B);
³⁵⁴ frecuencia (ω); fase (ϕ), que indica dónde comienza el paso y se mide en radianes; y término
³⁵⁵ independiente (C).

³⁵⁶ La Fig. 13 muestra la estructura del individuo y su composición para un humanoide con función
³⁵⁷ partida y actuador genérico.

³⁵⁸

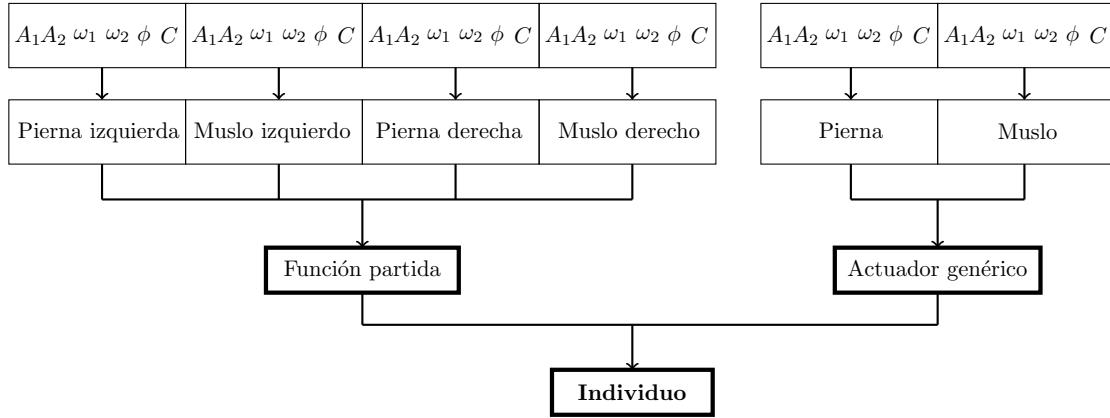


Figura 13: Esquema de un individuo - Ejemplo

359 6.1.2. Valores

360 Cada uno de los segmentos tiene una composición física distinta (largo, masa, etc.), razón por
361 la cual no necesariamente sus genes deban tener los mismos rangos de valores, tal como puede
362 apreciarse en las Tablas 4 y 5.

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

364 6.1.3. Implementación de individuos

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

367

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

Tabla 6: Tipo de individuos

368 6.1.4. Constitución del cromosoma

369 Los distintos actuadores y la función partida tienen los parámetros presentados en la sección
 370 6.1.1. Sus respectivas cantidades pueden verse en la Tabla 7.

371 En la Tabla 8 se muestra la composición del cromosoma de cada individuo, que depende de los
 372 actuadores y la función partida usados. En ella se puede observar cómo según el tipo de individuo,
 373 varía la cantidad de genes, es decir, la longitud del cromosoma. Vale aclarar que la función
 374 partida se especifica para cada segmento (los dos muslos y las dos piernas); en cambio, para los
 375 actuadores, sólo se definen dos (uno para los muslos y otro para las piernas).

376

	Parámetro			
	Amplitud	Frecuencia	Fase	Término independiente
Actuador	Genérico	2	2	1
	Fourier de orden 2	4	1	1
	Fourier de orden 9	18	1	1
	Coseno doble frecuencia	1	2	1
Función partida		2	2	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	4	12	16	44	8
	Frecuencia	2	6	6	6	8
	Fase	2	6	6	6	6
	Término independiente	2	6	6	6	6
	Totales	10	30	34	62	28

Tabla 8: Cantidad de parámetros según tipo de individuos

377 6.2. Fitness

378 El papel de la función de *fitness* (F) en un algoritmo genético es evaluar qué tan bueno es un
 379 individuo. En este caso, está definida como un producto de cinco módulos o propiedades: altura
 380 (H), velocidad (V), dirección (D), simetría (S) y pies abajo (PA):

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

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

387 6.2.1. Altura

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

$$389 H = \frac{\sum_{n=0}^T e^{-C(h_{t_n} - h_{t_0})^2}}{N} \quad (16)$$

390 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
 391 tiempo t_n , N la cantidad pasos de simulación y C una constante $C = 5$.
 392 Se calcula a partir de la diferencia entre la altura en cada instante de la simulación, con su altura
 393 inicial (la altura está definida como la posición de la pelvis en el eje Z). Cuanto mayor sea esa
 394 diferencia, más rápido el individuo cae, y por eso este módulo tiende a cero. Por el contrario,
 395 valdrá uno si la diferencia es ínfima (lo que significa que el humanoide mantiene su misma altura
 396 durante la caminata).

398 6.2.2. Velocidad

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

$$401 V = \frac{\sum_{n=0}^T e^{-C(v_{t_n} - V_O)^2}}{N} \quad (17)$$

402 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

404 tiempo t_n , y V_O la velocidad objetivo en el eje Z (el eje de la caminata).
 405 Sigue una lógica y cálculo similares al factor de altura: a mayor discrepancia de la velocidad
 406 real del humanoide con V_O , menor (y más cercano a cero) es el valor arrojado por el módulo de
 407 velocidad.

408 6.2.3. Dirección

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

$$411 D = \frac{\sum_{n=0}^T e^{-C(\mathbf{v}_{t_n} \cdot \mathbf{V}_O - 1)^2}}{N} \quad (18)$$

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

414 El producto escalar entre los versores responde a la Similitud Coseno: $\cos \theta = \frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}}{AB}$, donde \mathbf{A} y
 415 \mathbf{B} son vectores que no se encuentran normalizados, y θ es el ángulo formado entre ellos. Así, si
 416 $\cos \theta = 1$, significa que los vectores están paralelos entre sí (que es el efecto buscado en el caso
 417 de la dirección).

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

420 6.2.4. Simetría

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

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

$$428 S = \frac{\sum_{n=0}^T \frac{1}{2}[e^{-C(lf_z + rf_z)^2} + e^{-C(lf_x + rf_x)^2}]}{N} \quad (19)$$

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

431 6.2.5. Pies abajo

432 Con los módulos señalados anteriormente, se busca que el humanoide camine con una ve-
 433 locidad y dirección determinadas, que no se caiga y que mantenga simetría mientras ejecuta sus
 434 movimientos. Pero, todo esto daría, en el mejor de los casos, una caminata estilo “estrella”.
 435 Sin embargo, una característica fundamental en una caminata normal es que las piernas (ergo,
 436 los pies también) no sobrepasen la cadera. Si bien ésta es una propiedad negativa (expresa lo que
 437 no debe tener una caminata), y se puede correr el riesgo de restringir demasiado, su ausencia da
 438 resultados peores.

$$439 PA = \frac{\sum_{n=0}^T \frac{1}{2}(\alpha[e^{-C(lf^2)} + e^{-C(rf^2)}])}{N} \quad (20)$$

439

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

444

445 **6.3. Operadores del algoritmo**

446 Permiten controlar en detalle el proceso de optimización. En particular, se busca un balance
447 entre la diversidad de los individuos, el aumento del *fitness* a lo largo del algoritmo, y evitar la
448 convergencia hacia una población sobre la cual no se puede seguir mejorando.

449 **6.3.1. Métodos de selección**

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

454 **6.3.2. Métodos de crusa**

455 El método de crusa (o *crossover*) utilizado es el siguiente: De dos individuos (los padres), se
456 originan dos nuevos individuos (los hijos). Se toma cada uno de los genes de los padres y se elige,
457 con una probabilidad uniforme, uno de ellos para un hijo y el otro para el otro hijo.
458 La probabilidad de que este proceso ocurra es de 0.9.

459 **6.3.3. Mutación**

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

463 Dicha probabilidad de mutación es de 0.3.

464 **6.3.4. Otras características**

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

467 **7. Resultados obtenidos**

468 En la Fig. 14 se representan los individuos definidos en el algoritmo genético con sus carac-
469 terísticas.

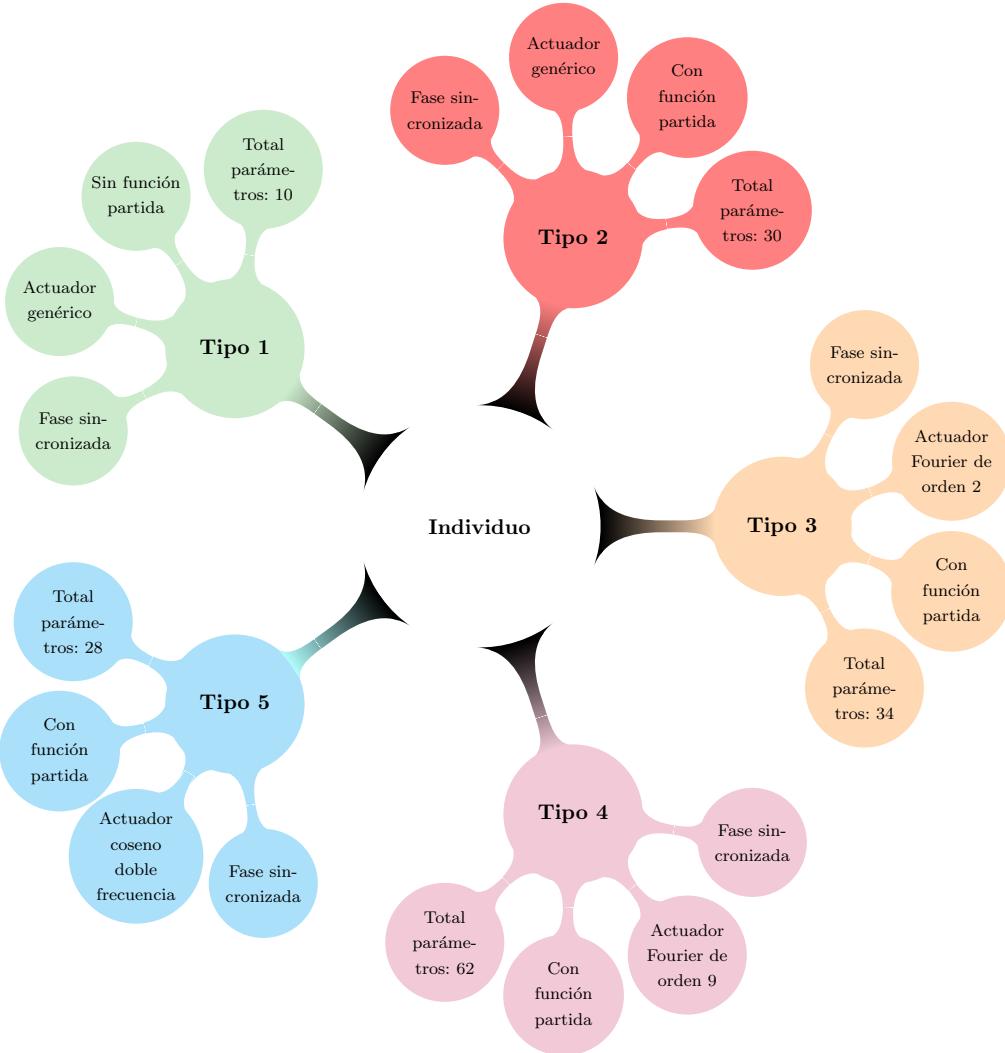


Figura 14: Individuos definidos en el algoritmo genético

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

473 7.1. Evolución del *fitness* según tipo de individuos

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

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

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

484 Puede notarse que los rangos manejados en la Fig. 15 casi alcanzan el 0.7 (y no a 1, su cota

485 superior). Esto se debe a que la función de *fitness* está definida como un producto de ciertos
 486 módulos: suponiendo que cada uno de ellos estuviera al 92 %, se tendría $0.92^5 = 0.659$.

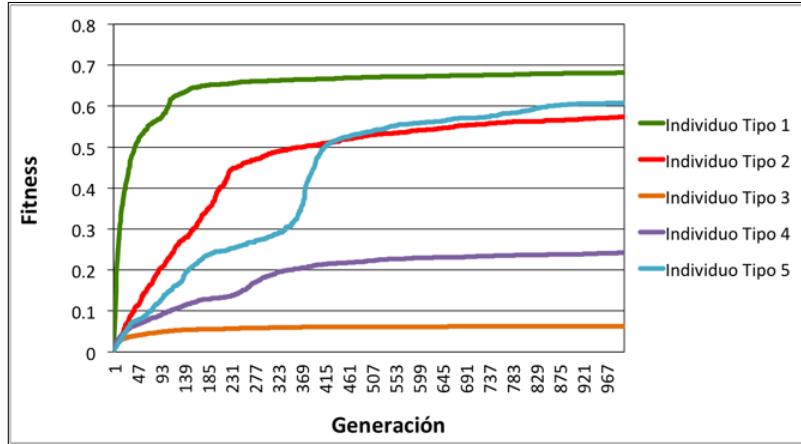


Figura 15: Evolución del *fitness* según tipo de individuos

487 7.2. Velocidad según tipo de individuos

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

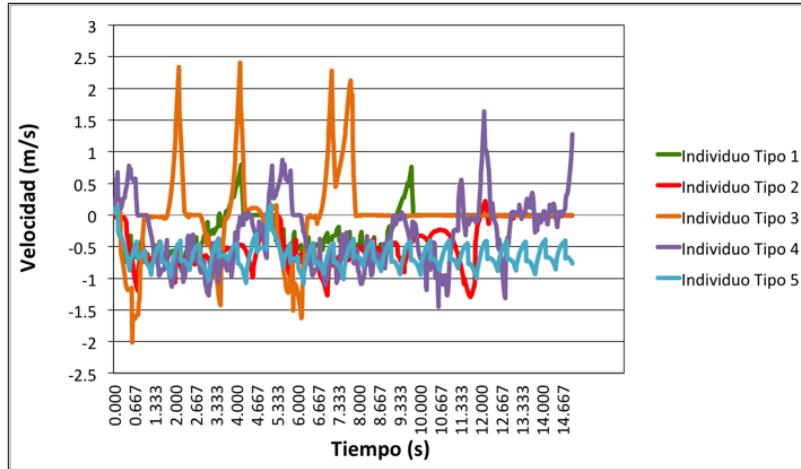


Figura 16: Velocidad según tipo de individuos

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

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

496 La velocidad del individuo de tipo 2 oscila de forma irregular, pero no tiene picos muy elevados.
 497 Por último, en el individuo de tipo 5, la velocidad oscila de forma cíclica, continuada y armoniosa
 498 (no hay picos altos).

⁴⁹⁹ **7.3. Altura según tipo de individuos**

⁵⁰⁰ Como puede identificarse en la Figura 17, la altura de los individuos es otra característica
⁵⁰¹ para diferenciarlos en su rendimiento.

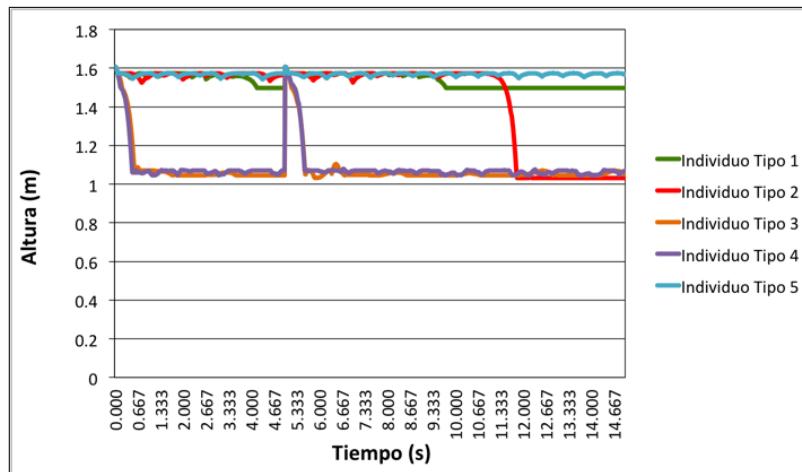


Figura 17: Altura (posición de la pelvis) según tipo de individuos

⁵⁰² En efecto, los individuos de tipo 3 y 4 (que utilizan actuadores de Fourier de orden 2 y 9,
⁵⁰³ respectivamente), son los que caen de forma más abrupta, y aunque intentan levantarse, vuelven
⁵⁰⁴ a caer con la misma intensidad.

⁵⁰⁵ A su vez, el individuo de tipo 1 (actuador Genérico sin función partida) mantiene su altura,
⁵⁰⁶ hasta que a los 10 segundos queda suspendido a una altura levemente menor. Esto ocurre porque
⁵⁰⁷ se cae para atrás, y las limitaciones de la cadera impiden que caiga. El individuo de tipo 2, con
⁵⁰⁸ actuadores genéricos y función partida, logra mantener la altura, hasta que cae hacia adelante, en
⁵⁰⁹ cuclillas. Considerando que cuando cae no vuelve a levantarse (ya que en ese movimiento suelen
⁵¹⁰ emplearse los brazos y manos), tiene un comportamiento similar a una caminata real.

⁵¹¹ En lo que respecta al individuo de tipo 5, que utiliza como actuadores la función coseno doble
⁵¹² frecuencia, mantiene su altura de forma constante, pero con oscilaciones leves y continuadas en
⁵¹³ el tiempo. De los cinco, es el que da mayor cantidad de pasos.

⁵¹⁴ **7.4. Comparación de tipo de individuos**

⁵¹⁵ En base a lo visto anteriormente, queda claro que los actuadores de Fourier no dieron buenos
⁵¹⁶ resultados tanto en fitness, como en altura y velocidad.

⁵¹⁷ Por otra parte, es necesario incluir la función partida (es decir, separar a la caminata en un
⁵¹⁸ “primer paso”, y el ciclo), ya que si bien su ausencia puede originar fitness más altos, genera
⁵¹⁹ inestabilidad a los pocos segundos (como en el individuo de tipo 1).

⁵²⁰ El individuo de tipo 5 logra un movimiento cíclico y repetitivo, que deriva en una caminata *ad infinitum*, pero con el costo de que sea “robótica”(muy parecida a lo visto con un *passive walker*).

⁵²² **7.5. Video**

⁵²³ Para una mejor visualización de los distintos individuos obtenidos, y de su evolución a lo
⁵²⁴ largo de las generaciones del algoritmo genético, se acompaña video.

⁵²⁵ **Acá va el link del video**

526 8. Conclusiones

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

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

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

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

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

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

548 Si hay que elegir como mejor a uno de los dos, habría que decidir entre realismo (el humanoide
549 se cae, pero es más natural), y estabilidad (no se cae nunca, pero parece un *passive walker*).

550 Entre los trabajos a futuro para integrar a este proyecto, se encuentran lograr que la caminata
551 se produzca en 3 dimensiones; y analizar el comportamiento de varios humanoides chocando e
552 interactuando entre sí.

553 Se puede concluir que, la caminata de una persona, algo que parece simple y sencillo, muestra
554 su verdadera complejidad cuando debe ser simulada por medio de actuadores aplicados a un
555 conjunto de segmentos interconectados.

556 Referencias

- 557 [1] Marek Wojtyra, *Multibody Simulation Model of Human Walking - Warsaw University of*
558 *Technology, 2003*
- 559 [2] Thomas Geijtenbeek, Michiel van de Panne y A. Frank van der Stappen, *Flexible Muscle-*
560 *Based Locomotion for Bipedal Creatures, 2013*
- 561 [3] Kevin Kenny, Máximo Videla y Axel Wassington, *Proyecto Final para la obtención del título:*
562 *Ingeniero en Informática - ITBA, 2014*
- 563 [4] Wikipedia: https://es.wikipedia.org/wiki/Physics_engine
- 564 [5] Andreas Gerndt y otros, *An Evaluation of Open Source Physics Engines for Use in Virtual*
565 *Reality Assembly Simulations. Fecha de publicación: 2012*

- 566 [6] Tom Erez y otros, *Simulation Tools for Model-Based Robotics: Comparison of Bullet, Havok,*
567 *MuJoCo, ODE and PhysX*
- 568 [7] Sitio web de Bullet Physics: <http://www.bulletphysics.org/>
- 569 [8] Erin Catto, *Iterative Dynamic with Temporal Coherence.* Fecha de publicación: 2005
- 570 [9] Sitio web de GaLib: <http://lancet.mit.edu/ga/>
- 571 [10] <http://www.exrx.net/Kinesiology/Segments.html>