

UNIVERSIDAD CENTROCCIDENTAL
“LISANDRO ALVARADO”

**EVOLUCIÓN DE MORFOLOGÍA Y COMPORTAMIENTO DE
CRIATURAS VIRTUALES: UN MODELO CON INTELIGENCIA
COLECTIVA Y REDES NEURONALES FIJAS**

JUAN RADA VILELA

Barquisimeto, 2009.

UNIVERSIDAD CENTROCCIDENTAL “LISANDRO ALVARADO”

DECANATO DE CIENCIAS Y TECNOLOGÍA

POSTGRADO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

**EVOLUCIÓN DE MORFOLOGÍA Y COMPORTAMIENTO DE
CRIATURAS VIRTUALES: UN MODELO CON INTELIGENCIA
COLECTIVA Y REDES NEURONALES FIJAS**

Trabajo presentado para optar al grado de
Magister Scientiarum

Por: JUAN RADA VILELA

Barquisimeto, 2009.

**EVOLUCIÓN DE MORFOLOGÍA Y COMPORTAMIENTO DE
CRIATURAS VIRTUALES: UN MODELO CON INTELIGENCIA
COLECTIVA Y REDES NEURONALES FIJAS**

Por: JUAN RADA VILELA

Trabajo de grado aprobado

José Aguilar
Tutor

Maritza Bracho

José Gregorio Sánchez

Barquisimeto, 27 de Julio de 2009.

DEDICATORIA

A mis abuelos: Yolanda Rincón y Remy Rada (Abuelos Rada), Lucía Silva y Enrique Vilela (Abuelos Vilela).

A mi familia Rada y Vilela.

A mis princesitas: Alejandra Encinoza, Nathalia Encinoza, Rebeca Matamoros, Evilus Rada, y Paula Rivas.

Especialmente a Jacknolyc Mata Galdona, y a Nicole Tovar Mata.

A todas las personas que han sido una fuente de inspiración en mi vida (alfabéticamente): Uber Calderón Alfaro, Raúl Encinoza Hoffmann, Rubén Parma Iadecola, Remy Rada Fanger, Fermín Rada Rincón, Gonzalo Rada Rincón, Juan Rada Rincón, Pedro Rada Rincón, Pedro Rincón Gutiérrez, Yolanda Rincón de Rada, Jorge Rodríguez, Lucía Silva de Vilela, Enrique Vilela Roberti, y Evilus Vilela de Encinoza.

A la memoria de mi tío *Perucho* Pedro Rincón Gutiérrez, y del profesor Jorge Rodríguez.

AGRADECIMIENTOS

A Yolanda Rincón y Remy Rada (Abuelos Rada), Lucía Silva y Enrique Vilela (Abuelos Vilela), presentes en cada página de este trabajo de grado y en cada día de mi vida por el resto de la eternidad.

Al siempre genial Rubén Parma, gran amigo e indispensable durante TODA la maestría y desarrollo de este trabajo de grado.

A mi mentor: Uber Calderón, reflejado en la mayoría de mis líneas de código de programación.

A mi tutor: José Aguilar, por su invaluable colaboración y participación durante todo el trabajo de grado.

A Evilus Vilela y Raúl Encinoza por la inmensa ayuda con el equilibrio estático de cuerpos rígidos y mucho más.

A Per Christiansen e Hitoshi Iba, por compartir sus artículos conmigo, agregándole muchísimo valor a este trabajo de grado.

A los estadísticos Juan Márquez y Carmen Mora, por orientarme en la estadística inferencial incluida en este trabajo de grado.

A la Iniciativa de Aprendizaje Abierto (Open Learning Initiative) de la Universidad Carnegie Mellon, por enseñarme gratuitamente todo lo que ahora sé de estadística.

A los proyectos *open-source* (alfabéticamente): Bullet Physics Engine, GNU Scientific Library, L^AT_EX, OpenGL, The R Project For Statistical Computing, Sun NetBeans, Sun VirtualBox, y Trolltech Qt; por ofrecer software libre, gratuito, y de MUY alta calidad, indispensables en este trabajo de grado.

A <http://www.xp-dev.com>, por mantener privado y sin costo alguno el repositorio `svn` de todo este trabajo de grado.

A todos los profesores con quienes tuve el privilegio de recibir clases, especialmente y en orden alfabético a: Maritza Bracho, Wilmer Pereira, y José Sánchez.

A la Universidad Centroccidental Lisandro Alvarado, por hacer realidad una maestría de sueños!

A la Universidad Fermín Toro, *Alma mater* que estará por siempre reflejada en cada

uno de mis logros.

A Bethsay Reyes, por su incondicional e inmensa ayuda desde el inicio de la maestría hasta hoy en día.

A Jacknolyc Mata, por cinco hermosos años compartiendo bajo el mismo techo pero en distintos cuartos, y por extrañarla tanto durante todo el desarrollo de este trabajo de grado.

A todas las personas que me acompañaron durante esta nueva aventura, en especial a Laura Centeno (tu), quien estuvo presente todos los días durante más de la mitad del desarrollo de este trabajo de grado.

Y a todas las personas que colaboraron de una u otra forma en mi culminación de maestría y de este trabajo de grado, personas que por el tamaño de la página no puedo mencionar, PERO que saben que estuvieron conmigo todo el tiempo :).

Gracias eternas a todos,

Juan Rada Vilela

ÍNDICE GENERAL

	PÁG.
DEDICATORIA	iii
AGRADECIMIENTOS	iv
ÍNDICE GENERAL	vi
ÍNDICE DE CUADROS	xi
ÍNDICE DE GRÁFICOS	xii
ÍNDICE DE ILUSTRACIONES	xiii
RESUMEN	xiv
ABSTRACT	xv
INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO	
I EL PROBLEMA	4
Planteamiento del Problema	4
Objetivos	10
Objetivo General	10
Objetivos Específicos	10
Justificación e Importancia	11
Alcances y Limitaciones	14
Alcances	14
Limitaciones	14
II MARCO TEÓRICO	16
Antecedentes de la Investigación	16
Sims (1994): Evolución de Criaturas Virtuales	16
Observaciones	18
Ruebsamen(2002): Evolución de Agentes Inteligentes dentro de un Ambiente físicamente Realista	18
Observaciones	21

Miconi y Channon (2005): Un Modelo de Criaturas Virtuales	
para Estudios en Evolución Artificial	21
Observaciones	23
Lassabe et al. (2007): Evolución de Criaturas Virtuales y Ca-	
tapultas	23
Observaciones	25
Bases Teóricas	25
Optimización por Enjambre de Partículas (PSO)	26
PSO Mejor Global (<i>gbest</i>)	27
PSO Mejor Local (<i>lbest</i>)	28
Algunas Variaciones	31
Límites de Velocidad	32
Peso de Inercia	33
Algunos Parámetros	34
Redes Neuronales Artificiales	35
Neuroevolución	37
Equilibrio Estático de Cuerpos Rígidos	38
Motor de Física	40
Creación del Mundo	42
Inserción de Cuerpos	43
Inserción de Restricciones	44
Iteración del Mundo	44
Definición de Términos Básicos	45
Sistema de Hipótesis	48
Definición de Variables	48
Variable: Capas Ocultas	48
Variable: Estructura Morfológica	49
Variable: Forma de Cuerpos Rígidos	50
Variable: Modelo	50
Variable: Eficiencia	51

III	MARCO METODOLÓGICO	52
	Tipo de Investigación	52
	Población y Muestra	53
	Diseño de la Investigación o Procedimiento	54
	Herramientas y Librerías	55
	Mundo Virtual	56
	Criaturas Virtuales	57
	Morfología	57
	Comportamiento	63
	Evolución de Criaturas Virtuales	65
	Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos	67
	Técnicas de Procesamiento y Análisis de los Datos	68
	Evolución Promedio de las Criaturas Virtuales	70
	Eficiencia de las Criaturas Virtuales	70
	Estructura Morfológica de las Criaturas Virtuales	71
	Forma de los Cuerpos Rígidos	71
	Libertad de Rotación de los Cuerpos Rígidos	71
	Masa y Volumen de las Criaturas Virtuales	72
	Comparación de Modelos	72
IV	RESULTADOS	76
	Evolución Promedio de las Criaturas Virtuales	78
	Gráfico de Líneas	78
	Observaciones	80
	Diagramas de Cajas y Bigotes	81
	Observaciones	81
	Histogramas	82
	Observaciones	85
	Eficiencia de las Criaturas Virtuales	86
	Diagramas de Cajas y Bigotes	86
	Observaciones	86

	Histogramas	87
	Observaciones	90
	Prueba de Hipótesis	90
	Observaciones	91
	Estructura Morfológica de las Criaturas Virtuales	92
	Histogramas	92
	Observaciones	96
	Forma de los Cuerpos Rígidos	98
	Preferencias	98
	Observaciones	100
	Histogramas	100
	Observaciones	104
	Libertad de Rotación de los Cuerpos Rígidos	105
	Diagramas de Cajas y Bigotes	105
	Observaciones	107
	Histogramas	108
	Observaciones	112
	Masa y Volumen de las Criaturas Virtuales	113
	Diagramas de Cajas y Bigotes	113
	Observaciones	115
	Histogramas	116
	Observaciones	119
	Comparación de Modelos	121
	Diagrama de Cajas y Bigotes	121
	Observaciones	123
	Prueba de Hipótesis	123
	Observaciones	124
V	CONCLUSIONES	126
VI	RECOMENDACIONES	130
	Evolución	130

Morfología	131
Comportamiento	131
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	136
ANEXOS	137
A Curriculum Vitae	137
B Criaturas Virtuales	141

ÍNDICE DE CUADROS

	PÁG.
1. Articulaciones utilizadas por Ruebsamen (2002)	19
2. Sensores utilizados por Ruebsamen (2002)	20
3. Algoritmo <i>gbest</i>	29
4. Algoritmo <i>lbest</i>	31
5. Diferencias con el modelo de Miconi y Channon (2005b)	51
6. Parámetros del Motor de Física	56
7. Masa y Dimensiones de los Cuerpos Rígidos	58
8. Algoritmo para el Cálculo del Momento Máximo	61
9. Cantidad de Combinaciones de Árboles	62
10. Soluciones a la Ecuación de Aristas	62
11. Características sujetas a Evolución	66
12. Configuración de la Optimización por Enjambre de Partículas	67
13. Características Generales de los Modelos	74
14. Características Morfológicas de los Modelos	74
15. Características Conductuales de los Modelos	75
16. Evolución Promedio de las Criaturas Virtuales: Sumario	81
17. Eficiencia de las Criaturas Virtuales: Diagrama de Cajas y Bigotes	86
18. Eficiencia de las Criaturas Virtuales: Prueba T para Muestras Independientes	90
19. Estructura Morfológica: Preferencias	96
20. Forma de los Cuerpos Rígidos: Preferencias	98
21. Libertad de Rotación de los Cuerpos Rígidos: Diagrama de Cajas y Bigotes	105
22. Masa y Volumen de las Criaturas Virtuales: Diagrama de Cajas y Bigotes	113
23. Rango Volumétrico de las Criaturas Virtuales	120
24. Comparación de Modelos: Diagrama de Cajas y Bigotes	122
25. Comparación de Modelos: Resultados de la Prueba T para una Muestra	124

ÍNDICE DE GRÁFICOS

	PÁG.
1. Evolución Promedio de las Criaturas Virtuales	79
2. Evolución Promedio de las Criaturas Virtuales: Diagramas de Cajas y Bigotes .	83
3. Evolución Promedio de las Criaturas Virtuales: Histogramas de Frecuencia y Densidad	84
4. Eficiencia de las Criaturas Virtuales: Diagrama de Cajas y Bigotes	88
5. Eficiencia de las Criaturas Virtuales: Histogramas de Frecuencia y Densidad . .	89
6. Estructura Morfológica: Histogramas de Frecuencia y Densidad	94
7. Estructura Morfológica: Preferencias	95
8. Forma de los Cuerpos Rígidos: Preferencias	99
9. Forma de Cuerpos Rígidos: Histogramas de Frecuencia de las Mejores Formas en el Grupo 0	101
10. Forma de Cuerpos Rígidos: Histogramas de Frecuencia de las Mejores Formas en el Grupo 1	102
11. Forma de Cuerpos Rígidos: Histogramas de Frecuencia de las Peores Formas .	103
12. Libertad de Rotación de los Cuerpos Rígidos: Diagramas de Caja y Bigotes .	106
13. Libertad de Rotación de los Cuerpos Rígidos en x : Histogramas de Frecuencia y Densidad	109
14. Libertad de Rotación de los Cuerpos Rígidos en y : Histogramas de Frecuencia y Densidad	110
15. Libertad de Rotación de los Cuerpos Rígidos en z : Histogramas de Frecuencia y Densidad	111
16. Masa y Volumen de las Criaturas Virtuales: Diagrama de Cajas y Bigotes . .	114
17. Masa de las Criaturas Virtuales: Histogramas de Frecuencia y Densidad . . .	117
18. Volumen de las Criaturas Virtuales: Histogramas de Frecuencia y Densidad . .	118
19. Comparación de Modelos: Diagramas de Caja y Bigotes	122

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

	PÁG.
1. Topología Estrella	27
2. Topología Anillo para $k = 2$	30
3. Neurona Artificial	36
4. Red Neuronal Multicapa	37
5. Diagrama de Cuerpo Libre de un Brazo	40
6. Pasos para una Simulación	42
7. Definición de Variables	49
8. Puntos de Conexión de los Cuerpos Rígidos	59
9. Libertad de Rotación en Dos Cuerpos Rígidos	60
10. Posibles Árboles para $n = 4$	63
11. Red Neuronal Artificial de las Criaturas	65
12. Estructuras Morfológicas	93
13. Estructuras Morfológicas Preferidas	97

UNIVERSIDAD CENTROCCIDENTAL “LISANDRO ALVARADO”

DECANATO DE CIENCIAS Y TECNOLOGÍA

POSTGRADO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

EVOLUCIÓN DE MORFOLOGÍA Y COMPORTAMIENTO DE CRIATURAS
VIRTUALES: UN MODELO CON INTELIGENCIA COLECTIVA Y REDES
NEURONALES FIJAS

Autor: Juan Rada Vilela

Tutor: José Aguilar

RESUMEN

En este trabajo de grado se hace evolucionar simultáneamente la morfología y el comportamiento de criaturas virtuales en un mundo virtual regido por las leyes de la física newtoniana. El componente morfológico de las criaturas está definido por cuerpos rígidos que pueden adoptar forma de cápsula, cilindro, cono, esfera, o paralelepípedo, y tanto sus dimensiones como su masa corporal pueden variar. Los cuerpos rígidos están unidos por articulaciones esféricas que permiten modificar la restricción de movimiento en cada uno de los grados de libertad de rotación. Cada cuerpo rígido tiene un sensor propioceptivo que mide la orientación usando cuaterniones, y un actuador que ejerce momentos de fuerza sobre el centro de masa. El cálculo del momento máximo por actuador se basa en el equilibrio estático de cuerpos rígidos para evitar movimientos contranaturales. El componente conductual es modelado por una red neuronal artificial que recibe información de todos los sensores y emite la cantidad de momento que debe ejercer cada actuador para inducir movimiento a la criatura. La arquitectura de la red neuronal artificial emula al sistema nervioso central biológico, vinculando la orientación de cada miembro antes de ordenar la ejecución de movimientos. Finalmente, la evolución es llevada a cabo utilizando optimización por enjambre de partículas, donde cada partícula codifica la morfología y el comportamiento de una criatura. Los experimentos realizados revelan las características que mejor influyen en la eficiencia de las criaturas, tales como: (a) forma, dimensiones y masa de los cuerpos rígidos; (b) rangos de libertad en las articulaciones; (c) estructura morfológica; y (d) configuración de la red neuronal artificial. Además, revelan que las criaturas virtuales resultantes son hasta cuatro veces más eficientes que aquellas en Miconi y Channon (2005b).

Palabras Clave: Vida Artificial, Neuroevolución, Optimización por Enjambre de Partículas, Redes Neuronales Artificiales, Equilibrio Estático de Cuerpos Rígidos.

UNIVERSIDAD CENTROCCIDENTAL “LISANDRO ALVARADO”

DECANATO DE CIENCIAS Y TECNOLOGÍA

POSTGRADO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

EVOLUTION OF MORPHOLOGY AND BEHAVIOR OF VIRTUAL CREATURES:
A MODEL WITH COLLECTIVE INTELLIGENCE AND FIXED NEURAL
NETWORKS

Author: Juan Rada Vilela

Supervisor: José Aguilar

ABSTRACT

This research simultaneously evolves morphology and behavior of virtual creatures in a virtual world physically realistic governed by Newtonian physics. The creature's morphology is built by rigid bodies shaped as capsules, cylinders, cones, spheres, or parallelepipeds, which mass and size may vary. The rigid bodies are joined by spherical joints with customizable restrictions of rotation within a given range in each degree of freedom. Moreover, each rigid body has a proprioceptive sensor which measures orientation using quaternions, and an effector that exerts moments of force on its center of mass. The maximum torque that each effector may exert is calculated using the equations for static equilibrium of rigid bodies so to avoid abnormal motion caused by the excess of forces. As regards behavior, it is modeled by an Artificial Neural Network (ANN) which receives data from all sensors and transmits the amount of torque that must be exerted by each effector so to induce motion to the creature. The ANN's architecture emulates the biological central nervous system by linking each limb's orientation before orchestrating motion. Finally, evolution of morphology and behavior is carried out using Particle Swarm Optimization (PSO), where each particle encodes the morphology and behavior of one creature. Conducted experiments revealed some characteristics that improve efficiency of virtual creatures, such as: (a) shape, size, and mass of rigid bodies; (b) joint's angular limits; (c) morphological structure; and (d) ANN's architecture. Furthermore, experiments revealed that the virtual creatures produced by this model are up to four times more efficient than those of Miconi and Channon (2005b).

Keywords: Artificial Life, Neuroevolution, Particle Swarm Optimization, Artificial Neural Networks, Static Equilibrium of Rigid Bodies.

INTRODUCCIÓN

La evolución de morfología y comportamiento de criaturas virtuales consiste en hacer evolucionar la forma física de cada criatura (morfología) y el respectivo sistema de control que le induce movimiento (comportamiento), en un mundo virtual bajo determinadas condiciones que hacen que, tanto la morfología como el comportamiento, sean susceptibles a cambios que le permitan un mejor desenvolvimiento en el entorno.

Hasta la fecha se han planteado varios modelos que utilizan diferentes enfoques y técnicas para lograr la evolución de criaturas virtuales. Aun cuando cada uno ha realizado notables aportes en el área, siguen existiendo formas de mejorar aun más los resultados obtenidos hasta el momento. Precisamente, ése es el objetivo del presente trabajo de grado: presentar un nuevo modelo para hacer evolucionar criaturas virtuales fundamentándolo sobre nuevas ideas para modelar la morfología y el comportamiento de las criaturas, y sobre técnicas evolutivas que no han sido utilizadas previamente en este tipo de problema.

La morfología de las criaturas está formada por cuerpos rígidos que pueden adoptar forma de: (a) cápsula, (b) cilindro, (c) cono, (d) esfera, o (e) paralelepípedo, y pueden unirse entre sí a través de articulaciones esféricas con límites angulares variables para poder modelar cualquier tipo de articulación rotativa. Cada cuerpo rígido tiene un sensor propioceptivo que mide la orientación del mismo en términos de cuaterniones, y un actuador que ejerce momentos sobre el centro de masa. Además, la masa y el volumen de las criaturas varían dentro de los límites observados en algunas familias de mamíferos de la orden *Carnivora*, procurando que las criaturas virtuales resultantes posean características de criaturas reales.

El comportamiento de las criaturas es modelado por una red neuronal artificial que actúa como sistema nervioso central, vinculando la orientación de todos sus miembros para orquestar el movimiento de los mismos a través de los actuadores. La principal ventaja de esta arquitectura centralizada es que no limita la emergencia de coordinación o equilibrio en el comportamiento de la criatura.

En cuanto a la evolución de las criaturas virtuales, ésta es llevada a cabo utilizando

técnicas de inteligencia colectiva, particularmente optimización por enjambre de partículas (PSO), donde cada partícula contiene la representación de la morfología y el comportamiento de una criatura virtual, haciendo evolucionar las siguientes características: (a) forma, dimensiones y masa de los cuerpos rígidos; (b) puntos de conexión de las articulaciones y libertad de rotación que éstas permiten a los cuerpos rígidos que unen; (c) estructura morfológica que define la anatomía de las criaturas; y (d) pesos sinápticos y umbrales de la red neuronal artificial. El objetivo de este proceso evolutivo es maximizar la eficiencia de las criaturas virtuales, la cual es proporcional a la distancia que recorren en un intervalo de tiempo definido.

Los experimentos de este nuevo modelo son llevados a cabo para responder a las siguientes preguntas

1. ¿Cuáles son las formas de cuerpos rígidos que brindan mayor eficiencia a las criaturas virtuales?
2. ¿La evolución de una articulación esférica conllevará a la restricción de movimientos en algunos grados de libertad? O ¿aprovechará los tres grados de libertad para lograr movimientos más eficientes?
3. ¿Cuáles son las estructuras morfológicas que definen a la anatomía de las criaturas virtuales y que les permite una mayor eficiencia?
4. Utilizando redes neuronales artificiales para modelar el comportamiento, ¿existe alguna diferencia significativa en cuanto a la eficiencia de las criaturas al utilizar una capa oculta?
5. ¿El modelo propuesto es capaz de producir criaturas más eficientes que las obtenidas con el modelo de Miconi y Channon (2005b)?

Finalmente, los resultados de los experimentos son presentados y analizados en términos estadísticos, haciendo posible una comparación objetiva y cuantitativa con los resultados de otros modelos. Más aun, el análisis estadístico hace que las conclusiones tengan una base sólida de argumentación, la cual no tiene precedentes en el área.

El modelo planteado se desarrolla a lo largo de este trabajo de grado. El Capítulo I afina y estructura las ideas del nuevo modelo, formulando el problema en términos concretos y explícitos. El Capítulo II sustenta teóricamente la investigación, recopilando

y extrayendo información relevante y necesaria para el nuevo modelo. El Capítulo III describe la metodología para alcanzar los objetivos de la investigación, el diseño de los experimentos para responder a las preguntas e hipótesis de la investigación, y la implementación detallada del modelo. El Capítulo IV presenta los resultados de la investigación y su correspondiente análisis estadístico. Finalmente, los Capítulos V y VI presentan las conclusiones de la investigación y las recomendaciones para futuros trabajos en el área.

CAPÍTULO I

EL PROBLEMA

Planteamiento del Problema

La evolución de morfología y comportamiento de una criatura virtual consiste en hacer evolucionar tanto la forma física de sus miembros (morfología) como el sistema de control necesario para movilizarlos (comportamiento) en un mundo virtual bajo determinadas condiciones que hacen que, tanto la morfología como el comportamiento, sean susceptibles a cambios que le permitan un mejor desenvolvimiento en el entorno.

La investigación en esta área comenzó con el novedoso trabajo de Sims (1994b) donde hace evolucionar la morfología y el comportamiento de criaturas virtuales en un mundo regido por las leyes newtonianas de la física. En este trabajo, la morfología de las criaturas está determinada por paralelepípedos de distintos tamaños unidos por diferentes tipos de articulaciones. Cada miembro contiene sensores que pueden ser: (a) propioceptivos, para medir el ángulo de la articulación, (b) de contacto, para determinar si hay contacto físico o no, y (c) fotosensores, para indicar la posición relativa de una fuente de luz. Estos sensores sirven como entradas a grupos neuronales ubicados en cada miembro y, basándose en las entradas, son los encargados de definir el comportamiento de la criatura emitiendo suficiente información a los actuadores para que ejerzan una fuerza específica en la articulación.

En compendio, cada miembro de la criatura está compuesto por un grupo neuronal, varios sensores, y un actuador en la articulación, pudiendo existir conexiones únicamente entre los elementos del mismo miembro y aquellos de los miembros adyacentes. Finalmente, y bajo estas condiciones, se hacen evolucionar las conexiones entre los grupos neuronales, sensores, y actuadores, las características morfológicas de las criaturas, y otros parámetros, todo a través de algoritmos genéticos guiados por la eficiencia de las criaturas de acuerdo a la actividad: (a) natación (velocidad promedio), (b) marcha

(velocidad promedio), (c) salto (altura máxima alcanzada), (d) seguimiento (velocidad promedio en dirección al objetivo).

Éste fue el primer trabajo sobre evolución de morfología y comportamiento de criaturas virtuales, y después de éste se han intentado diferentes modelos. Arnold (1995) hizo evolucionar morfología y comportamiento utilizando algoritmos evolutivos y síntesis espectral. Ruebsamen (2002) buscó la forma de evolucionar el comportamiento de las criaturas utilizando algoritmos genéticos y redes neuronales recurrentes. Miconi y Channon (2005b) lograron evolución de morfología y comportamiento utilizando algoritmos genéticos y redes neuronales artificiales compuestas de neuronas McCulloch-Pitts. Lassabe et al. (2007) hicieron evolucionar morfologías y comportamientos utilizando algoritmos genéticos y un sistema clasificador de patrones. Chaumont et al. (2007) utilizó las mismas técnicas que Sims (1994b). Éstos por nombrar los trabajos más influyentes en este trabajo de grado.

Es decir, se han utilizado diferentes modelos desde el trabajo de Sims (1994b) con diversos resultados. No obstante, los resultados han sido presentados generalmente en forma de vídeos, figuras, descripción del comportamiento de criaturas particulares, entre otras, dificultando la comparación entre modelos en términos objetivos más allá de lo estético y curiosos comportamientos. Este es el caso de los trabajos de Sims (1994b), Arnold (1995), Lassabe et al. (2007), y Chaumont et al. (2007).

Sin embargo, destacan los trabajos de Ruebsamen (2002) y Miconi y Channon (2005b) porque agregan algunos resultados cuantitativos a las publicaciones. Por ejemplo, Ruebsamen (2002) presenta gráficos de líneas que muestran el progreso evolutivo de las criaturas, además de algunas tablas con sumarios sobre la eficiencia de las criaturas en términos de la función de aptitud. El único aspecto de este trabajo que imposibilita una comparación directa y cuantitativa en términos de eficiencia es que la función de aptitud contiene un componente heurístico de reforzamiento positivo y negativo, por lo tanto puede ser comparado exclusivamente con aquellos trabajos que utilicen la misma función de aptitud.

Entonces, de los trabajos más significativos realizados en el área, sólo el modelo de Miconi y Channon (2005b) puede ser utilizado para compararse objetivamente con

otros modelos respecto a la eficiencia de las criaturas que es capaz de producir, pues Miconi y Channon (2005b) utilizaron como función de aptitud la distancia recorrida por las criaturas, la cual puede ser utilizada como medida de eficiencia y es, de hecho, la medida utilizada en este trabajo de grado para determinar la eficiencia de las criaturas.

Pero más allá de los modelos y de los resultados de estos trabajos, es posible mejorarlos aun más.

Comenzando con la morfología, hasta ahora la mayoría de los trabajos han utilizado paralelepípedos como forma única de cuerpos rígidos en las criaturas, pero ¿es ésta la forma que brinda mayor eficiencia a las criaturas? ¿Qué beneficios se obtendrían al usar diversas formas de cuerpos rígidos?

La variedad de articulaciones utilizadas en Sims (1994b) conforman el mejor enfoque hasta el momento en cuanto a articulaciones se refiere. Sin embargo, utilizando una articulación esférica con rangos variables de restricción de movimiento en cada grado de libertad, se pueden modelar varios tipos de articulaciones a partir de una sola. Ahora, utilizando este enfoque ¿la evolución de los rangos de restricción de movimientos suprimiría algunos grados de libertad? O ¿los aprovecharía para lograr movimientos más eficientes?

Diferentes enfoques se han tomado para hacer evolucionar la estructura morfológica que define a la anatomía de las criaturas: Sims (1994b), Miconi y Channon (2005b), y Chaumont et al. (2007) hicieron evolucionar grafos dirigidos que desarrollan sistemáticamente la anatomía de las criaturas, Arnold (1995) utilizó una estructura variable entre dos y tres pares de extremidades unidas a un tronco (similar a un insecto), Lassabe et al. (2007), utilizó un mecanismo similar a Sims (1994b) a través de *graphials*, Ruebsamen (2002) diseñó la estructura morfológica pero no la hizo evolucionar. A pesar de que la mayoría ha hecho evolucionar la estructura morfológica de las criaturas, ninguno ha dado a conocer la anatomía que aparece con más frecuencia en sus criaturas, ni ninguno ha reflejado tendencias hacia alguna en particular; pero se espera que cada estructura morfológica posible ejerza distintos tipos de influencia sobre la eficiencia de las criaturas virtuales, de ser así ¿cuáles son las estructuras morfológicas que mejor influyen sobre la eficiencia de las criaturas?

Múltiples sensores han sido utilizados en las criaturas para que éstas conozcan sobre el ambiente, aprendan y reaccionen bajo determinadas condiciones. Entre los sensores usados se encuentran sensores que miden la posición de las articulaciones, sensores que determinan la ubicación de una fuente de luz, sensores de contacto, o sensores de altura; pero, ¿podría utilizarse un sensor que mida la orientación de cada cuerpo rígido para así aprender y reaccionar efectivamente en el mundo virtual?

En cuanto a los actuadores, generalmente se utilizan dos enfoques: (a) control de fuerzas, o (b) control de velocidad. En cualquiera de los dos enfoques es importante determinar la fuerza máxima que pueden ejercer los actuadores sobre un cuerpo rígido determinado, bien sea para ejercer proporciones de esta fuerza, o bien para que los actuadores dispongan de ésta para alcanzar una velocidad deseada. Algunos autores definen este valor arbitrariamente (Miconi y Channon (2005b)), otros lo calculan a partir de la sección transversal del área (Sims (1994b)), algunos no lo definen del todo (Lassabe et al. (2007)). No obstante, es importante calcular metódicamente este valor para evitar la denominada *explosión numérica* observada por Lassabe et al. (2007) donde las criaturas *explotan* debido a acumulaciones elevadas de fuerza en los cuerpos rígidos, produciendo así movimientos aberrantes y contranaturales. Entonces, ¿qué método se podría utilizar para calcular la fuerza máxima de cada actuador a fin de evitar movimientos contranaturales en las criaturas?

Sobre el comportamiento, diferentes técnicas han sido utilizadas para modelar el sistema de control de las criaturas: neuronas con funciones predefinidas (Sims (1994b), Chaumont et al. (2007)), síntesis espectral (Arnold (1995)), redes neuronales recurrentes (Ruebsamen (2002)), redes neuronales artificiales con neuronas McCulloch-Pitts (Miconi y Channon (2005b)), sistemas clasificadores de patrones (Lassabe et al. (2007)). Sin embargo, el enfoque con mayor semejanza biológica es la red neuronal artificial ya que hace las veces de sistema nervioso, pero ¿existe alguna diferencia significativa en la eficiencia de las criaturas virtuales al utilizar una capa oculta?

Profundizando aun más, el enfoque utilizado por Miconi y Channon (2005b) no corresponde con la naturaleza biológica, pues se distribuyen grupos neuronales en cada miembro creando así una arquitectura ramificada del sistema nervioso, en lugar de un

sistema nervioso central. Este enfoque ramificado sugiere un aprendizaje distribuido por todo el cuerpo debido a que cada miembro toma las decisiones en base a la información que obtiene de sí mismo y de los miembros adyacentes. La principal desventaja de este enfoque es que, utilizando como ejemplo la anatomía humana, al ejecutar los movimientos de la mano izquierda se desconocen los que pueda estar realizando la mano derecha y viceversa, pues no existe un vínculo entre ellas. Es por eso que este enfoque limita la emergencia de cualquier tipo de equilibrio o coordinación entre los miembros del cuerpo, ya que cada uno está subordinado a algún otro impidiendo así una vinculación entre aquellos que no sean adyacentes.

En el sistema nervioso humano, las neuronas sensoriales (localizadas en el sistema nervioso periférico) envían los mensajes directamente al sistema nervioso central para que éstos sean procesados, y así el sistema nervioso central crea nuevas señales que se distribuyen entre grupos neuronales especializados que generan las respuestas que finalmente son enviadas de vuelta a los músculos (Cotman y McGaugh (1980)). Las neuronas encargadas del procesamiento se encuentran distribuidas en el sistema nervioso central, compuesto por el cerebro y la médula espinal, y es a través de los nervios que éstas comunican las acciones de movimiento a los músculos de las distintas partes del cuerpo (Cotman y McGaugh (1980)). Es decir, la experiencia está centralizada y el cerebro está siempre consciente de todas las partes del cuerpo al momento de ordenar la ejecución de cualquier movimiento. Entonces, ¿es posible modelar el sistema nervioso de las criaturas virtuales con mayor semejanza al sistema nervioso humano? ¿Es posible la emergencia de coordinación, o incluso de equilibrio, utilizando una arquitectura centralizada?

La técnica generalmente utilizada para la evolución ha sido el algoritmo genético. Ciertamente su uso es un enfoque natural para modelar la evolución de las criaturas, pero existen un par de situaciones que deben ser tratadas con cautela. La primera es cuando las soluciones son codificadas utilizando el sistema binario, pues cuando se pretende hacer evolución de números reales (e.g. pesos de las conexiones de una red neuronal artificial) es necesario sacrificar precisión por memoria computacional. La segunda es que, según estudios realizados por Hassan et al. (2005), la optimización por enjambre de partículas es computacionalmente más eficiente que los algoritmos genéticos (de acuerdo

a los experimentos que el autor condujo). No obstante, él mismo aclara que la eficiencia computacional también depende del problema; pero aun así, éste sería el primer enfoque conocido que utiliza optimización por enjambre de partículas para alcanzar la evolución de morfología y comportamiento de criaturas virtuales.

Finalmente, el trabajo de Miconi y Channon (2005b) presenta los resultados correspondientes a la eficiencia de las mejores criaturas (en términos de distancia recorrida durante 100 segundos) en 14 evoluciones. Estos resultados permiten que el modelo sea comparable con otros modelos en términos objetivos y cuantitativos. Entonces, realizando una comparación con fundamentos estadísticos, ¿el modelo propuesto es capaz de producir criaturas más eficientes que las obtenidas con el modelo de Miconi y Channon (2005b)?

Las inquietudes antes expuestas surgen a partir de los modelos existentes, no porque estos modelos tengan deficiencias –al contrario, son novedosos y creativos trabajos que han llenado vacíos existentes en el área– sino que el área de investigación es relativamente nueva y aún hay muchas opciones por explorar.

Este trabajo de grado se plantea para responder algunas de estas inquietudes, dejando otras para futuras investigaciones debido al extenso trabajo que implicaría responderlas efectivamente. Las preguntas que pretende responder este trabajo de grado son las siguientes:

¿Existen otras formas de cuerpos rígidos que brinden mayor eficiencia a las criaturas virtuales que los paralelepípedos utilizados en trabajos anteriores? De existir, ¿cuáles son las formas de cuerpos rígidos que predominan en la evolución?

¿La evolución de una articulación esférica conllevará a la restricción de movimientos en algunos grados de libertad? O ¿aprovechará los tres grados de libertad para lograr movimientos más eficientes?

¿Cuáles son las estructuras morfológicas que definen a la anatomía de las criaturas virtuales y que les permiten una mayor eficiencia?

Utilizando redes neuronales artificiales para modelar el comportamiento, ¿existe alguna diferencia significativa en cuanto la eficiencia de las criaturas al utilizar una capa oculta?

¿El modelo propuesto es capaz de producir criaturas más eficientes que las obtenidas con el modelo de Miconi y Channon (2005b)?

Objetivos

Objetivo General

Hacer evolucionar simultáneamente la morfología y el comportamiento de criaturas virtuales en un mundo virtual físicamente realista y con propiedades terrestres, todo dentro de un modelo con inteligencia colectiva y redes neuronales artificiales fijas.

Objetivos Específicos

1. Modelar un mundo virtual utilizando el motor de física **Bullet Physics Engine** para que las criaturas estén sometidas a las leyes newtonianas de la física en condiciones terrestres.
2. Modelar a las criaturas virtuales en términos de cuerpos rígidos y articulaciones para que puedan ser incorporadas en el mundo virtual.
3. Representar a cada criatura virtual como una partícula para que sea sometida a evolución utilizando optimización por enjambre de partículas, tomando en cuenta las siguientes características morfológicas y conductuales de las criaturas: (a) forma, dimensiones y masa de los cuerpos rígidos; (b) puntos de conexión de las articulaciones y libertad de rotación que éstas permiten a los cuerpos rígidos que unen; (c) estructura morfológica; y (d) pesos sinápticos y umbrales de la red neuronal artificial que controla el comportamiento de la criatura.
4. Diseñar y conducir los experimentos necesarios para dar respuesta a las preguntas de la investigación.
5. Analizar estadísticamente a las criaturas virtuales resultantes de los experimentos para responder efectivamente a las preguntas de la investigación.

6. Comparar estadísticamente a las criaturas resultantes de este modelo con las criaturas correspondientes al modelo de Miconi y Channon (2005b) para determinar qué modelo es mejor en términos de eficiencia.

Justificación e Importancia

Este trabajo de grado pretende aportar un nuevo modelo para la evolución de morfología y comportamiento de criaturas virtuales basado en optimización por enjambre de partículas y redes neuronales artificiales, buscando mejorar ciertos aspectos de los modelos ya existentes a través de la implementación de nuevas ideas. Estas ideas se describen a continuación.

La morfología de las criaturas está compuesta por cuerpos rígidos de diferentes formas: cápsulas, cilindros, conos, esferas, y paralelepípedos; a diferencia de los trabajos anteriores que únicamente utilizaron paralelepípedos, excepto por Komosinski y Ulatowski (2006) que utilizaron *varitas*. La adición de nuevas formas permitirá al proceso evolutivo desarrollar una mayor diversidad de morfologías de criaturas, además de que se podrán determinar cuáles son las formas que mejor influyen en la eficiencia de las criaturas.

Los cuerpos rígidos están unidos por articulaciones esféricas que permiten tres grados de libertad de rotación, dejando a la evolución la tarea de determinar las restricciones de movimiento en cada grado de libertad. De esta forma, la evolución puede generar múltiples tipos de articulaciones a partir de una sola, por ejemplo, para generar una articulación bisagra basta con restringir la rotación a dos grados de libertad. Esta característica supera a la articulación bisagra utilizada por Miconi y Channon (2005b), a la única articulación utilizada por Lassabe et al. (2007), y a la articulación esférica limitada a un grado de libertad de Chaumont et al. (2007), iguala a las articulaciones usadas por Sims (1994b) excepto por las articulaciones *twist-bend* y *bend-twist* cuya naturaleza se desconoce, e iguala a las articulaciones utilizadas por Ruebsamen (2002) excepto por la articulación deslizante.

Los sensores propioceptivos están ubicados en cada cuerpo rígido que conforma a

la criatura. Estos sensores emiten el cuaternión que describe la orientación del cuerpo rígido. Es la primera vez que se utiliza este enfoque para sensores propioceptivos, pues trabajos anteriores han utilizado el ángulo formado en la articulación (Sims (1994b), Ruebsamen (2002), Miconi y Channon (2005b)).

Los actuadores están ubicados en cada uno de los cuerpos rígidos y ejercen momento sobre el centro de masa sobre cada uno de los grados de libertad de rotación del cuerpo donde se ubican. Este enfoque es similar al de Sims (1994b), la única diferencia estriba en el cálculo del momento máximo por cuerpo rígido, el cual es calculado utilizando las ecuaciones de momento para el equilibrio estático de cuerpos rígidos. Con este cálculo se obtiene el momento máximo necesario para mantener en equilibrio la estructura: un momento superior podría mostrar movimientos aberrantes como la *explosión numérica* de Lassabe et al. (2007), y un momento inferior limitaría la libertad de movimiento. Otros trabajos han determinado la fuerza y/o momento máximo de diferentes maneras: Sims (1994b) utilizó la sección transversal del área, Miconi y Channon (2005b) eligieron arbitrariamente 4 *Newtons* por cada motor, Ruebsamen (2002) los determinó arbitrariamente de acuerdo al tipo de articulación.

El comportamiento de la criatura es controlado por una red neuronal artificial que recibe como entrada la información proveniente de los sensores propioceptivos de cada miembro de la criatura, procesa toda la información en paralelo, y emite salidas que determinan la cantidad de momento que deben ejecutar los actuadores en cada uno de los grados de libertad de rotación.

Esta red neuronal artificial modela el sistema nervioso de la criatura en una forma centralizada; es decir, las acciones tomadas por el sistema nervioso son afectadas directamente por la orientación de cada una de las partes del cuerpo que conforman a la criatura, pues la información de cada uno de los sensores es distribuida secuencialmente entre todas las neuronas de las siguientes capas. Por lo tanto, la experiencia de la criatura está constituida por todas las partes del cuerpo como un todo, y está distribuida entre todas las conexiones de la red neuronal artificial.

La arquitectura centralizada de la red neuronal artificial difiere de los trabajos de Sims (1994b), y Miconi y Channon (2005b), porque en ambos trabajos se utilizó una

arquitectura nerviosa ramificada. Es decir, el grupo neuronal de cada miembro permite conexiones únicamente entre las neuronas del mismo grupo y aquellas de grupos correspondientes a miembros vecinos. Este enfoque está lejos de la naturaleza biológica, pues es el cerebro y la médula espinal quienes poseen las redes neuronales, y éstas transmiten los impulsos a través de los nervios hacia los distintos músculos del cuerpo. En palabras de Cotman y McGaugh (1980): no es posible que el dedo anular y el dedo pulgar del pie derecho mantengan una conversación privada, todos los mensajes deben ir al sistema nervioso central. En consecuencia, la idea de una arquitectura centralizada está basada en el sistema nervioso central, pues éste siempre está consciente de la posición y orientación de cada miembro al momento de ejecutar una acción de movimiento en un miembro determinado: el cerebro *siempre* está procesando todas las señales en paralelo. Citando nuevamente a Cotman y McGaugh (1980): cada parte del cuerpo, a través del sistema nervioso, puede afectar la actividad de todo el cuerpo.

En cuanto a las técnicas utilizadas, la morfología y el comportamiento de la criatura se codifican en una misma partícula, la cual se hace evolucionar utilizando optimización por enjambre de partículas. Las características sujetas a evolución son: (a) forma, dimensiones y masa de los cuerpos rígidos; (b) puntos de conexión de las articulaciones y libertad de rotación que éstas permiten a los cuerpos rígidos que unen; (c) estructura morfológica; y (d) pesos sinápticos y umbrales de la red neuronal artificial. Esta última característica aprovecha la inherente naturaleza de la optimización por enjambre de partículas por la codificación de las soluciones utilizando números reales, lo cual brinda mayor precisión que aquella utilizando el sistema binario, pues al representar un número real en una cadena binaria es necesario sacrificar resolución por memoria computacional; es decir, a mayor precisión numérica, mayor cantidad de bytes son requeridos para alcanzarla y, en consecuencia, mayor es la cantidad de memoria computacional necesaria.

Otro aspecto de importancia en este trabajo de grado es que presenta un análisis estadístico robusto sin precedentes sobre los resultados de los experimentos, dando la oportunidad de ser comparados directamente de forma objetiva y cuantitativa con futuros trabajos en el área. Además, es el primer trabajo conocido hasta el momento que se compara objetivamente y en términos estadísticos con el modelo de Miconi y Channon

(2005b).

Finalmente, todo el código fuente del software desarrollado está disponible gratuitamente bajo la licencia GNU General Public License, y el código fuente de las librerías utilizadas también está disponible bajo licencias compatibles. Se trata de un software diseñado para ser multiplataforma, pero probado principalmente en ambiente Mac OS X. Además, está diseñado para el motor de física `Bullet Physics Engine`. Para mayor información sobre dónde obtener el código fuente referente a este trabajo de grado, visitar la página web <http://sites.google.com/site/jcrada>.

Alcances y Limitaciones

Alcances

1. Modelar un mundo virtual determinista y físicamente realista donde las criaturas virtuales se puedan someter a evolución bajo condiciones terrestres.
2. Guiar al proceso evolutivo utilizando la distancia recorrida por las criaturas para así determinar las características que le permiten a las criaturas ser más eficientes.
3. Evitar explosiones numéricas en las criaturas a través de las ecuaciones de momento para el equilibrio estático de cuerpos rígidos.
4. Determinar la influencia de las capas ocultas de la red neuronal artificial de las criaturas sobre la eficiencia de éstas.
5. Utilizar una arquitectura centralizada para modelar el sistema nervioso de la criatura.

Limitaciones

1. Los experimentos se llevarán a cabo sobre dos grupos de criaturas: uno donde la red neuronal artificial de las criaturas no posee capas ocultas y otro donde sí. En ambos grupos, las criaturas poseen únicamente 5 cuerpos rígidos.

2. La diversidad de formas en los cuerpos rígidos está limitada a: cápsulas, cilindros, conos, esferas, y paralelepípedos.
3. La cantidad de puntos de conexión que una articulación puede utilizar para unir a dos cuerpos rígidos está limitada a 22 puntos predefinidos de acuerdo a la forma de éstos.
4. Las articulaciones permiten tres grados de libertad de rotación, mas no de traslación.
5. Los sensores miden únicamente la orientación del cuerpo en términos del cuaternión, mas no la posición del mismo.
6. Las capas ocultas de la red neuronal artificial cuentan con la misma cantidad de neuronas que la capa de entrada.
7. No se evaluará la influencia de diferentes parámetros en la configuración de la optimización por enjambre de partículas, únicamente se trabajará con topología anillo, límite de velocidad *tangente hiperbólica* (\tanh), y un decremento lineal de la inercia.
8. La función de activación de las neuronas en las redes neuronales artificiales es la tangente hiperbólica, no se ensayará con distintas funciones.
9. La función de aptitud que determina la eficiencia de las criaturas es definida por la distancia euclideana recorrida en un intervalo fijo de tiempo por el miembro raíz del cuerpo de la criatura.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

Antecedentes de la Investigación

A continuación se describen cronológicamente los trabajos que precedieron e influenciaron de una manera u otra al desarrollo de este trabajo de grado. Son descripciones obtenidas de los respectivos artículos y trabajos de grado, y al final de cada sección hay algunas observaciones personales sobre los resultados obtenidos.

Sims (1994): Evolución de Criaturas Virtuales

Sims (1994b) fue el primero que hizo evolucionar morfología y comportamiento de criaturas virtuales en mundos regidos por las leyes newtonianas de la física utilizando algoritmos genéticos con algunas variaciones en los operadores genéticos (mutación, selección, cruce). La representación fue codificada en forma de digrafo donde cada nodo contiene información para definir un cuerpo rígido en forma de paralelepípedo. Esta información determina las dimensiones, tipo de articulación y límites, límite de recursividad, conjunto de conexiones, y grupo de neuronas.

Las dimensiones especifican el tamaño del cuerpo rígido. El tipo de articulación determina cómo es la unión entre el cuerpo rígido definido por el nodo y aquél al cual se conecta. Las articulaciones pueden ser fijas, bisagras, pivotaes, universales, esféricas, *bend-twist*, ó *twist-bend*, y sus límites determinan el punto por cada grado de libertad hasta el cuál se puede ejercer fuerza.

El límite de recursividad se utiliza porque existe la posibilidad de que se cree el mismo nodo varias veces de manera recursiva debido a que el digrafo permite que un nodo se conecte con sí mismo. Por lo tanto, el límite de recursividad determina el máximo número de veces que se puede crear el nodo de manera recursiva.

El conjunto de conexiones contiene información sobre la posición, orientación, escala, y ubicación del cuerpo rígido con respecto a la del cuerpo superior. Además existe una opción de reflexión que recrea el subárbol del nodo en cuestión en una posición simétrica.

El comportamiento se representa en cada nodo por un grupo de neuronas que recibe señales a partir de sensores incluidos en el nodo. Estas señales son procesadas usando funciones predefinidas (suma, resta, entre otras) y el resultado es una nueva señal que se transmite al actuador descrito en el nodo.

Los sensores pueden ser: (a) sensores propioceptivos que miden el ángulo en cada grado de libertad entre el cuerpo rígido del nodo y aquel definido en el nodo al que se conecta; (b) sensores de contacto que emiten una señal de valor 1 si hace contacto físico con otro cuerpo o con el ambiente, o de valor -1.0 en caso de que no haga contacto; y (c) fotosensores que reaccionan a la luz y emiten las coordenadas de la dirección normalizada de la fuente de luz respecto a la orientación del cuerpo.

Los actuadores pueden recibir una entrada directa de un sensor o de una neurona, y es escalada por un peso constante para que el actuador ejerza una fuerza en la articulación, habiendo tantos actuadores como grados de libertad en la articulación. Cada actuador puede ejercer sobre la articulación hasta un esfuerzo máximo proporcional a la sección transversal del área.

La evolución se realizó orientada a diferentes comportamientos, cada uno con diferente función de aptitud. Estos comportamientos fueron: (a) caminar, con una función de aptitud basada en la rapidez; (b) nadar, con una función de aptitud basada en la distancia recorrida; (c) brincar, con función de aptitud basada en la altura del cuerpo rígido más bajo; (d) seguir foco de luz, donde se realizan varios experimentos con el foco de luz en diferentes ubicaciones y la función de aptitud se basa en el promedio de la velocidad en la que la criatura se mueve hacia el foco de luz.

En el caso de caminar, algunas criaturas desarrollaron estrategias similares a aquellas de los lagartos, otras se movilizaban como lombrices, y otras lograban arrastrarse o caminar haciendo uso de miembros parecidos a piernas. Algunas cria-

turas lograban desplazarse mediante saltos, extendiendo y contrayendo rápidamente estructuras similares a un brazo.

El experimento que consiste en nadar obtuvo criaturas con estructuras que les permitían chapotear o menear la cola para desplazarse en el ambiente acuático. También hubo criaturas con miembros que les permitían remar. Incluso se obtuvieron criaturas con dos o más aletas que les ayudaban a propulsarse. Asimismo surgieron criaturas con movimientos sinusoidales similares a las serpientes.

Para el caso de brincar, emergieron criaturas simples que lograban saltar, pero no en la misma cantidad que en los experimentos de caminar o nadar.

Seguir el foco de luz fue un experimento que se realizó en tierra y en agua. En ambos ambientes hubo diversidad de estrategias que les permitían seguir el foco de luz. Sin embargo, en el ambiente acuático las criaturas consiguieron una forma de girar usando aletas que las colocaba en dirección al foco de luz.

Observaciones

Los resultados obtenidos por el autor son descritos cualitativamente por lo que no se puede hacer una comparación cuantitativa con este trabajo. Sin embargo, los resultados pueden observarse en forma de vídeos en Sims (1994a). Es importante hacer notar que la falta de resultados cuantitativos no disminuye el mérito que tiene este trabajo; al contrario, fue pionero en evolución de morfología y comportamiento de criaturas virtuales.

Ruebsamen(2002): Evolución de Agentes Inteligentes dentro de un Ambiente físicamente Realista

Ruebsamen (2002) logró hacer evolucionar el sistema nervioso de criaturas virtuales en mundos regidos por las leyes newtonianas de la física utilizando el motor de física *Open Dynamics Engine* de Smith (2001). El autor utilizó una red neuronal recurrente para modelar el comportamiento de la criatura e hizo evolucionar sus

pesos utilizando algoritmos genéticos.

La red neuronal recurrente recibe información proveniente de los sensores y arroja como salida una función bipolar sigmoidal por actuador. Cada actuador escala el valor obtenido de la red neuronal por un rango de velocidad predefinido en la articulación y así se obtiene la velocidad deseada por cada actuador. Otro parámetro importante en este diseño es la fuerza máxima (ó momento máximo, dependiendo de la articulación) disponible en el actuador para alcanzar la velocidad deseada, en cuyo caso es también predefinido acorde a la articulación. El cuadro 1 muestra los detalles de las articulaciones utilizadas.

Cuadro 1.

Articulaciones utilizadas por Ruebsamen (2002)

Articulación	Máx. Fuerza/Momento	Rango Entrada	Representación
Deslizante	117,679 <i>mN</i>	$[-100; 100] \text{ cm} \cdot \text{seg}^{-1}$	$[-1; 1]$
Bisagra	78,453 <i>mN · m</i>	$[-10; 10] \text{ rad} \cdot \text{seg}^{-1}$	$[-1; 1]$
Esférica	58,839 <i>mN · m</i>	$[-10; 10] \text{ rad} \cdot \text{seg}^{-1}$	$[-1; 1]$

Fuente: Ruebsamen (2002), traducido por Rada-Vilela (2009).

Los experimentos se llevaron a cabo utilizando cuatro morfologías predefinidas basadas únicamente en paralelepípedos. Cada cuerpo rígido tiene diferentes sensores colocados en zonas definidas por el autor. Los sensores disponibles para utilizar en cada criatura se pueden observar en el cuadro 2.

La función de aptitud utilizada en los experimentos fue diseñada para premiar a aquellos medios de locomoción que sean eficientes, pero también para castigar a aquellos que malgasten esfuerzos. Está basada en la distancia recorrida a lo largo del eje x , y se considera desviación a la distancia recorrida a lo largo del eje y y se determina por la ecuación $f_{\text{aptitud}} = \alpha(-x - x_0) - (|y - y_0|)^\beta$, donde $\alpha = 9$ y $\beta = 4$ son valores predefinidos por el autor.

La primera criatura se denominó *gateador simple* (del inglés: *simple crawler*) y su morfología fue diseñada para que se arrastrara. Está constituida por tres cuerpos

Cuadro 2.

Sensores utilizados por Ruebsamen (2002)

Sensor	Rango de Salida	Representación RNN
A. Bisagra	$[-\pi; \pi]$	$[-3,1416; 3,1416]$
A. Deslizante	$[-1; 1]$	$[-1; 1]$
A. Esférico	$[-\pi; \pi]$	$[-3,1416; 3,1416]$
Velocidad Lineal	$[-300; 300] \text{ cm} \cdot \text{seg}^{-1}$	$[-1; 1]$
Velocidad Angular	$[-100; 100] \text{ rad} \cdot \text{seg}^{-1}$	$[-1; 1]$
Altura	$[0; 1000] \text{ cm}$	$[0; 1]$
Dirección	$[0; 2\pi] \text{ rad}$	$[-1; 1]$
Contacto	on off	$-1 1$

Fuente: Ruebsamen (2002), traducido por Rada-Vilela (2009).

rígidos unidos por bisagras, de los cuales dos hacen la vez de impulsores y el otro la vez de torso. Utiliza sensores de velocidad angular por cada articulación, sensores de contacto y sensores de dirección.

La segunda criatura se denominó *brazo largo* (del inglés: *long arm*) y se diseñó con una especie de aleta al final del brazo para lograr mayor contacto con el piso y así mayor impulso. Está constituida por siete cuerpos rígidos (de los cuales tres forman un brazo, tres el otro brazo, y uno el torso) unidos por articulaciones bisagra. Utiliza sensores que miden la velocidad angular en cada articulación, y un sensor de contacto en cada aleta.

La tercera criatura se denominó *saltador* (del inglés: *hopper*) y se diseñó para que la locomoción involucrara saltos. Está compuesto por cinco cuerpos rígidos, de los cuales dos forman una pierna, dos la otra pierna, y uno el torso. Las articulaciones de las piernas son deslizantes y las que las une al torso son bisagras. Utiliza 13 sensores: velocidad angular por cada bisagra (2), velocidad lineal por cada articulación deslizante (2), velocidad lineal del torso con respecto al ambiente (1), posición angular de cada bisagra (2), distancia lineal de cada pierna (2), posición angular del torso con respecto a al plano horizontal del suelo (1), contacto en cada pie (2),

altura del torso sobre el nivel del suelo (1).

La cuarta y última criatura se denominó *corredor* (del inglés: *runner*). Consta de tres cuerpos rígidos similares a un torso con dos brazos, las articulaciones utilizadas son esféricas y unen al torso con cada brazo. Asimismo, utiliza diez sensores: un sensor de velocidad angular por cada grado de libertad de las articulaciones esféricas (6), uno de contacto en los extremos de los brazos y uno bajo el torso (3), y un sensor de dirección (1).

Observaciones

Los resultados de este trabajo muestran a través de los gráficos que las criaturas evolucionaron ciertamente, alcanzando picos en la función de aptitud antes de llegar a 300 generaciones. Sin embargo, estos resultados pueden compararse únicamente con trabajos donde se utilice la misma función de aptitud debido a que el trabajo omite información precisa medible sobre las criaturas (e.g. distancia recorrida). Aun así aportó ideas que serían utilizadas en trabajos posteriores, como la de los actuadores definiendo velocidad deseada en lugar de fuerzas, o momento sobre las articulaciones.

Miconi y Channon (2005): Un Modelo de Criaturas Virtuales para Estudios en Evolución Artificial

Miconi y Channon (2005b) trabajaron en evolución de morfología y comportamiento de criaturas en un ambiente virtual basado en el motor de física *Open Dynamics Engine* de Smith (2001). Ellos consideran que se trata de la primera réplica del trabajo de Sims (1994b) en cuanto a eficiencia y complejidad; sin embargo, utilizaron algunos enfoques y técnicas diferentes. La evolución fue llevada a cabo utilizando un algoritmo genético de estado estable (del inglés: Steady-State Genetic Algorithm) con selección por torneo triple y con algunas variaciones en los operadores genéticos de mutación y cruce.

La codificación de cada criatura viene dada por un grafo donde cada nodo contiene información genética referente a la morfología y al comportamiento. A diferencia de Sims (1994b), no hay información en las conexiones ni se permiten conexiones que creen ciclos ni caminos cerrados.

La morfología de las criaturas está formada por bloques en forma de paralelepípedo y articulaciones de tipo bisagra. La información genética morfológica de cada nodo contiene: (a) las dimensiones del miembro (ancho, largo y alto), (b) la orientación con respecto al miembro superior en ángulos polares múltiplos de $\pi/8$ con los planos xz y xy , (c) la dirección axial de la bisagra (horizontal o vertical), y (d) la opción de crear una réplica simétrica del miembro.

El comportamiento de las criaturas está modelado por una red neuronal artificial en lugar de neuronas con funciones predefinidas como en Sims (1994b). La red neuronal artificial está constituida por neurona McCulloch-Pitts y se ubican en cada nodo del grafo. Los parámetros que se hacen evolucionar son la función de activación (sigmoideal o tangente hiperbólica), y el umbral en un rango $[-3/2; 3/2]$; y por cada conexión se hace evolucionar el peso sináptico de la misma en un rango $[-1; 1]$, y el origen (neurona a partir de la cual recibe la información a través de la conexión). Las neuronas pueden tener conexiones con otras neuronas de miembros adyacentes o del miembro raíz, y cada una tiene una cantidad variable de entradas.

Una diferencia importante con respecto al modelo de Sims (1994b) es que a los actuadores de éste se les indicaba la cantidad de fuerza a ejercer sobre las articulaciones, mientras que a los actuadores de Miconi y Channon (2005b) se les indica la velocidad que deben alcanzar. Estos actuadores se comportan como una neurona: reciben múltiples entradas, se calcula la salida neta (σ) tomando en cuenta el umbral (θ), y ésta se escala por una función de activación que determina la velocidad a ejercer. La función de activación se define como $f_{aptitud} = V_{max} \cdot \tanh(\sigma + \theta)$, donde V_{max} es la velocidad máxima y es una constante del sistema. Otra diferencia es que los sensores que se utilizan son únicamente sensores propioceptivos cuya salida es el ángulo formado por la bisagra y es escalado en el rango $[-1; 1]$. Tanto los sensores como los actuadores pueden ser inutilizados en la criatura si la evolución decide no

crear las conexiones respectivas.

Observaciones

Los resultados de Miconi y Channon (2005b) son evaluados cuantitativa y cualitativamente. Dan detalles importantes sobre los parámetros utilizados en los experimentos así como también las distancias recorridas por las mejores criaturas en 14 experimentos diferentes (aunque el artículo especifica que son 15, la cuenta correcta es 14). De esta manera se pueden realizar trabajos similares y comparar objetivamente los resultados obtenidos. Asimismo, se pueden observar los resultados en forma de vídeos en Miconi y Channon (2005a).

Lassabe et al. (2007): Evolución de Criaturas Virtuales y Catapultas

Lassabe et al. (2007) desarrollaron evolución de morfología y comportamiento de criaturas en un ambiente virtual llamado *breve Simulation Environment* diseñado por Klein (2002) y basado en el motor de física *Open Dynamics Engine* de Smith (2001). El enfoque de este trabajo es hacer evolucionar criaturas complejas en mundos complejos, para lo cual hacen evolucionar las criaturas bajo las siguientes condiciones: (a) caminar en terreno plano, (b) caminar en una dirección específica, (c) superar zanjas, (d) subir escaleras, (e) caminar en terreno irregular, (f) patinar, y (g) cooperar. Ellos utilizaron algoritmos genéticos para la evolución y un sistema clasificador de patrones para modelar el comportamiento de las criaturas.

La morfología de las criaturas y su representación es similar a la de Sims (1994b), cada nodo contiene información genética referente a la creación del respectivo cuerpo rígido de la criatura. Los cuerpos rígidos tienen forma de paralelepípedo y la información que los describe y que se hace evolucionar es el tamaño (ancho, largo y alto), el color, y el nodo superior al cual se conecta. En este trabajo sólo se utilizó un tipo de articulación que no se revela en el artículo.

En el caso del comportamiento, utilizan un sistema clasificador de patrones para

activar las articulaciones, el cual utiliza la información proveniente de los sensores de la criatura como entradas y basándose en éstas dispara un conjunto de reglas que eligen a un patrón para ser ejecutado de entre 1 000 patrones generados aleatoriamente al inicio. La señal definida por el patrón se usa en los actuadores para controlar la fuerza del músculo y, si esta acción es satisfactoria, entonces el conjunto de reglas que eligieron el patrón son premiadas, en caso contrario son penalizadas.

Caminar en terreno plano es el experimento clásico y más simple de evolución de comportamiento y morfología de criaturas virtuales. En este caso la función de aptitud viene dada por la velocidad promedio alcanzada por la criatura durante el tiempo de evaluación. El mejor resultado fue un trípede que constaba de tres cuerpos, de los cuales dos hacían las veces de piernas y uno la vez de torso.

Caminar en una dirección específica es similar al anterior pero la función de aptitud viene determinada por la velocidad promedio alcanzada por la criatura en dirección de un eje definido previamente. En este caso, los autores pudieron observar que las mejores criaturas desarrollaban una simetría perfecta que les permitía desplazarse en la dirección establecida.

Superar zanjas es un experimento en el que se coloca a la criatura en el primer cubo de una hilera de cubos separados por zanjas, buscando que la criatura se desplace hasta el último cubo y, en caso de caerse, la función de aptitud es dividida entre diez para motivar a la criatura a que vaya en dirección al siguiente cubo. La mejor criatura utilizó una especie de piernas para superar las zanjas.

Subir escaleras es un experimento donde la función de aptitud se define para orientar la evolución hacia la cima de las escaleras mientras que optimiza la velocidad con que llegan. La dificultad de este experimento radica en la altura de los escalones, la cual se establece en la mitad de la altura promedio de todas las criaturas; de igual manera, el ancho del escalón es determinado por el ancho promedio de todas las criaturas. Las criaturas lograban subir las escaleras rápidamente moviéndose como una lombriz o brincando escalón por escalón. También se observó que la morfología de las criaturas era simétrica.

Caminar en terreno irregular es un experimento donde el terreno tiene cimas y

valles. Las criaturas presentaron un buen desempeño y la función de aptitud estaba determinada por la velocidad promedio alcanzada por la criatura en un tiempo determinado, igual que en el experimento de caminar en terreno plano.

Patinar, en este experimento se agrega una especie de patineta compuesta de cuatro ruedas sobre una tabla alargada, la cual debe ser desplazada por la criatura en alguna dirección. La función de aptitud en este experimento fue diseñada para maximizar la distancia cubierta por la criatura con la patineta. Las mejores criaturas lograban saltar sobre la patineta y empujarla, otras la empujaban y corrían detrás de ésta.

Cooperación es el último experimento. En este caso el objetivo es que una criatura y su respectivo clon empujen un bloque en una dirección definida. La función de aptitud se define para maximizar la distancia recorrida por el centro de gravedad del bloque. En este experimento las mejores criaturas son las más grandes.

Observaciones

Los resultados obtenidos en este trabajo son descritos cualitativamente, lo cual dificulta la comparación directa con cualquier trabajo similar bajo términos objetivos de eficiencia. Sin embargo, es importante notar la creatividad de los autores en el diseño de cada experimento realizado.

Bases Teóricas

Los tópicos de interés en este trabajo de grado son: (a) optimización por enjambre de partículas porque es la técnica con la que se llevará a cabo la evolución de las criaturas virtuales, (b) redes neuronales artificiales porque es la técnica que se utilizará para modelar el comportamiento de las criaturas, (c) equilibrio estático de cuerpos rígidos porque es el método utilizado para determinar el momento máximo que pueden ejercer los actuadores sobre sus respectivos cuerpos rígidos, y (d) motor de física porque es el que modela al mundo virtual y a las criaturas que en él interactúan. En este

mismo orden son presentados a continuación.

Optimización por Enjambre de Partículas (PSO)

La optimización por enjambre de partículas (PSO, por su nombre en inglés) es un algoritmo dentro de la inteligencia de enjambres que busca optimizar soluciones de un problema a través de enjambres de partículas (población de soluciones) donde cada partícula se va optimizando de acuerdo con la experiencia personal y con la experiencia de las otras partículas en el vecindario. Estas experiencias son denominadas por Engelbrecht (2005) como *componente cognitivo* y *componente social*, respectivamente.

Cada partícula posee un vector de *posición* que es la solución codificada en un espacio de búsqueda en \mathbb{R}^n , y con un vector de *velocidad* también en \mathbb{R}^n que determina la magnitud del cambio por cada dimensión del vector de posición de la partícula. Por lo tanto, a mayor velocidad, mayor es el cambio en la posición.

La posición de la partícula i durante la iteración $t+1$ es denotada por la ecuación 1, donde $x_i(t)$ es la posición actual de la partícula, y $v_i(t+1)$ es la velocidad que lleva la partícula.

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \tag{1}$$

Además, cada partícula posee memoria que le permite recordar cuál ha sido la mejor posición en la que ha estado (componente cognitivo), y cuál es la mejor posición que se ha encontrado en el vecindario (componente social); denominadas *mejor posición personal* y *mejor posición del vecindario*.

En cuanto a la actualización de la velocidad, ésta es afectada por el componente cognitivo y social de cada partícula y depende del algoritmo a emplear. Los algoritmos principales son PSO Mejor Global (*gbest*) que emplea una topología estrella, y PSO Mejor Local (*lbest*) que emplea una topología anillo. Las diferencias principales según Engelbrecht (2005) respecto a la eficiencia son: (a) *gbest* converge más rápido por la

mayor cantidad de interconexiones que se hacen entre las partículas, sin embargo esto acarrea una menor diversidad que *lbest*; y (b) *lbest* tiene mayor diversidad porque se cubren más áreas dentro del espacio de búsqueda, por lo tanto es menos susceptible a quedarse atrapado en mínimos locales.

PSO Mejor Global (*gbest*)

PSO Mejor Global, o Global Best PSO en inglés y *gbest* en corto, es un algoritmo cuyo vecindario de cada partícula está formado por el enjambre completo, lo cual es equivalente a decir que se trata de una topología estrella (ver ilustración 1). En este caso, la mejor posición del vecindario es la mejor posición global, y de ahí viene el nombre del algoritmo. La actualización de la velocidad en este caso viene determinado por la ecuación 2.

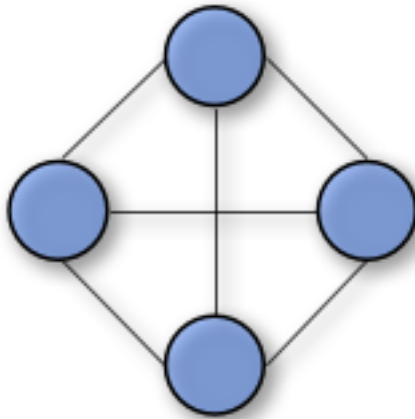


Ilustración 1. Topología Estrella

$$v_{ij}(t + 1) = v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)[y_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_{2j}(t)[\hat{y}_j(t) - x_{ij}(t)] \quad (2)$$

donde $v_{ij}(t)$ es la velocidad de la partícula i en la dimensión j durante la iteración t , c_1 y c_2 son constantes de aceleración que definen la importancia del componente cognitivo y social (respectivamente), r_1 y r_2 son números aleatorios en el rango $[0,0; 1,0)$ sacados de distribuciones uniformes independientes, y_{ij} es la dimensión j de la mejor posición alcanzada por la partícula i (componente cognitivo), \hat{y}_j es la dimensión j de la mejor posición global alcanzada por el enjambre hasta la iteración t (componente social).

La mejor posición personal alcanzada por la partícula i se calcula de acuerdo a la ecuación 3 (considerando que se trata de un problema de minimización de la función de aptitud de la partícula) y se define como $f : \mathbb{R}^{n_x} \rightarrow \mathbb{R}$ e indica la proximidad de la partícula con respecto al punto óptimo.

$$y_i(t+1) = \begin{cases} y_i(t) & \text{si } f(x_i(t+1)) \geq f(y_i(t)) \\ x_i(t+1) & \text{si } f(x_i(t+1)) < f(y_i(t)) \end{cases} \quad (3)$$

La mejor posición global alcanzada por el enjambre es la mejor entre las mejores posiciones personales alcanzadas por las partículas que conforman el enjambre. Matemáticamente se denota en la ecuación 4, donde n_s es la cantidad de partículas en el enjambre.

$$\hat{y}(t) \in \{y_0(t), \dots, y_{n_s}(t)\} | f(\hat{y}(t)) = \min\{f(y_0(t)), \dots, f(y_{n_s}(t))\} \quad (4)$$

Finalmente, el algoritmo de *gbest* puede escribirse como lo hace Engelbrecht (2005) y se muestra en el cuadro 3.

PSO Mejor Local (*lbest*)

PSO Mejor Local, o PSO Local Best en inglés y *lbest* en corto, es un algoritmo donde el vecindario de cada partícula en el enjambre está definido por sus k vecinos

Cuadro 3.

Algoritmo *gbest*

```
Crear e inicializar un enjambre  $n_x$ -dimensional,  $S$ ;  
repetir  
  por cada partícula  $i = 1, \dots, S.n_s$  hacer  
    // establecer la mejor posición personal  
    si  $f(S.x_i) < f(S.y_i)$  entonces  
       $S.y_i = S.x_i$ ;  
    fin  
    // establecer la mejor posición global  
    si  $f(S.y_i) < f(S.\hat{y})$  entonces  
       $S.\hat{y} = S.y_i$ ;  
    fin  
  fin  
  por cada partícula  $i = 1, \dots, S.n_s$  hacer  
    actualizar la velocidad utilizando la ecuación 2;  
    actualizar la posición utilizando la ecuación 1;  
  fin  
hasta alcanzar condición de parada;
```

Fuente: Engelbrecht (2005) traducido por Rada-Vilela (2009).

inmediatos. Por ejemplo, para $k = 2$ se trata de una topología anillo como lo muestra la ilustración 2. Según Engelbrecht (2005), este algoritmo trae dos ventajas: (a) es computacionalmente económico porque no se requiere un orden espacial de las partículas, y (b) ayuda a difundir las mejores soluciones entre todas las partículas sin importar donde estén ubicadas. La ecuación 5 determina la actualización de la velocidad bajo esta topología.

$$v_{ij}(t + 1) = v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)[y_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_{2j}(t)[\hat{y}_{ij}(t) - x_{ij}(t)] \quad (5)$$

donde $v_{ij}(t)$ es la velocidad de la partícula i en la dimensión j durante la iteración

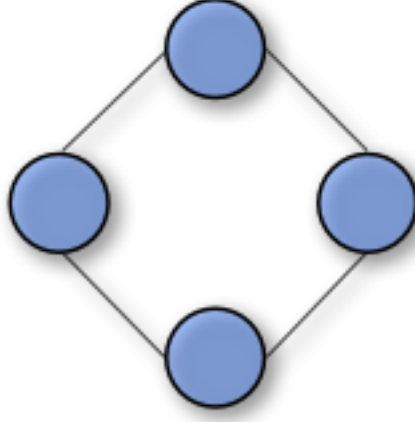


Ilustración 2. Topología Anillo para $k = 2$

t , c_1 y c_2 son constantes de aceleración que definen la importancia del componente cognitivo y social (respectivamente), r_1 y r_2 son números aleatorios en el rango $[0,0; 1,0]$ sacados de distribuciones uniformes independientes, y_{ij} es la dimensión j de la mejor posición alcanzada por la partícula i (componente cognitivo), \hat{y}_j es la dimensión j de la mejor posición conseguida por el vecindario \mathcal{N} de la partícula i hasta la iteración t (componente social).

La ecuación 6 describe matemáticamente la mejor posición del vecindario \mathcal{N}_i .

$$\hat{y}_i(t+1) \in \{\mathcal{N}_i | f(\hat{y}_i(t+1)) = \min\{f(x)\}, \forall x \in \mathcal{N}_i\} \quad (6)$$

y la formación de vecindario \mathcal{N}_i se determina matemáticamente en la ecuación 7, donde n es la cantidad de vecinos por partícula.

$$\mathcal{N}_i = \{y_{i-n/2}(t), \dots, y_{i-1}(t), y_{i+1}(t), \dots, y_{i+n/2}(t)\} \quad (7)$$

En este caso es importante destacar que los vecindarios se solapan, es decir, el vecindario de la partícula i está compuesto por las partículas $i-1$ e $i+1$, a su vez,

el vecindario de la partícula $i + 1$ está compuesto por las partículas i e $i + 2$, y así sucesivamente.

Finalmente, el algoritmo de *lbest* puede escribirse como lo hace Engelbrecht (2005) y se muestra en el cuadro 4.

Cuadro 4.

Algoritmo *lbest*

```

Crear e inicializar un enjambre  $n_x$ -dimensional,  $S$ ;
repetir
  por cada partícula  $i = 1, \dots, S.n_s$  hacer
    // establecer la mejor posición personal
    si  $f(S.x_i) < f(S.y_i)$  entonces
       $S.y_i = S.x_i$ ;
    fin
    // establecer la mejor posición del vecindario
    si  $f(S.y_i) < f(S.\hat{y}_i)$  entonces
       $S.\hat{y}_i = S.y_i$ ;
    fin
  fin
  por cada partícula  $i = 1, \dots, S.n_s$  hacer
    actualizar la velocidad utilizando la ecuación 5;
    actualizar la posición utilizando la ecuación 1;
  fin
hasta alcanzar condición de parada;

```

Fuente: Engelbrecht (2005) traducido por Rada-Vilela (2009).

Algunas Variaciones

Hasta ahora se han explicado los algoritmos principales dentro de la optimización por enjambre de partículas; no obstante, se han propuesto modificaciones que incluyen tópicos como la introducción de un peso de inercia, límites de velocidad, restricciones en el componente cognitivo y social, maneras de determinar la mejor posición personal o global, y diferentes modelos de velocidad, todo en aras de mejorar la velocidad de convergencia y la calidad de las soluciones (Engelbrecht

(2005)).

El interés de esta investigación con respecto a las variaciones antes mencionadas yace en los límites de velocidad y en la introducción del peso de inercia. Ambos serán tratados en las siguientes secciones.

Límites de Velocidad

Los límites de velocidad se diseñaron para controlar la exploración y refinación de la búsqueda, evitando que la velocidad de las partículas alcance valores tan altos que los cambios en la posición sean tan grandes que puedan obviar áreas de interés en el espacio de búsqueda.

El primer paso es establecer el límite de velocidad por cada dimensión del vector de velocidad. Engelbrecht (2005) sugiere el uso de la ecuación 8 para conseguir un buen valor que logre balancear entre: (a) moverse muy rápido o muy lento, y (b) entre exploración y refinación. Sin embargo, existen otros métodos que están fuera del alcance de este trabajo de grado.

$$V_{\text{máx},j} = \delta(x_{\text{máx},j} - x_{\text{mín},j}) \quad (8)$$

donde $x_{\text{máx},j}$ y $x_{\text{mín},j}$ son los valores máximos y mínimos de x en la dimensión j , δ es un valor en el rango $(0,0; 1,0]$ que depende del problema y debe conseguirse utilizando técnicas empíricas (Engelbrecht (2005)).

Una vez establecido el límite de velocidad por cada dimensión, la ecuación 9 determina cómo hacer cumplir el límite de velocidad.

$$v_{ij}(t+1) = \begin{cases} v'_{ij}(t+1) & \text{si } v'_{ij}(t+1) < V_{\text{máx},j} \\ V_{\text{máx},j} & \text{si } v'_{ij}(t+1) \geq V_{\text{máx},j} \end{cases} \quad (9)$$

donde $v'_{ij}(t+1)$ se calcula utilizando las ecuaciones 2 o 5, según sea el caso.

La importancia de $V_{\text{máx},j}$ radica en la compensación entre exploración y refinación de la búsqueda cuando las velocidades van creciendo: para un valor pequeño de $V_{\text{máx},j}$ se favorece la refinación porque los cambios en la posición son pequeños, mientras que para un valor grande se favorece la exploración porque los cambios en la posición son más grandes.

Finalmente, teniendo en cuenta la importancia de $V_{\text{máx},j}$, Engelbrecht (2005) propone la ecuación 10 utilizando la función de la tangente hiperbólica para ayudar a reducir la sensibilidad del valor δ de la ecuación 8.

$$v_{ij}(t+1) = V_{\text{max},j} \tanh\left(\frac{v'_{ij}(t+1)}{V_{\text{max},j}}\right) \quad (10)$$

Peso de Inercia

El peso de inercia de una partícula determina la influencia de la velocidad anterior $v_{ij}(t)$ al momento de calcular la nueva velocidad $v_{ij}(t+1)$. Se trata de otro mecanismo para controlar la compensación entre exploración y refinación del enjambre. La ecuación 11 sustituye la ecuación de actualización de velocidad del algoritmo *gbest* (para *lbest* se realiza un cambio similar), donde w es el peso de inercia.

$$v_{ij}(t+1) = wv_{ij}(t) + c_1r_{1j}(t)[y_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2r_{2j}(t)[\hat{y}_j(t) - x_{ij}(t)] \quad (11)$$

Según Engelbrecht (2005), el valor de w es muy importante porque de él depende la convergencia del enjambre y la óptima compensación entre exploración y refinación. El valor debe estar en el rango $(0,0; 1,0]$, obteniendo una mayor exploración para valores altos de w y una mayor refinación para valores bajos de w . El valor óptimo depende del problema, por lo que Engelbrecht (2005) recopila diferentes enfoques propuestos para variar el peso de inercia: (a) ajustes alea-

torios, (b) disminución lineal, (c) disminución no-lineal, (d) inercia adaptativa difusa, y (e) aumento lineal

El interés de este trabajo de grado respecto a estrategias para variar el peso de inercia recae en la disminución lineal, en la cuál se va disminuyendo linealmente el peso de inercia desde un valor alto hasta un valor pequeño (generalmente se utilizan 0,9 y 0,4, respectivamente). Esta estrategia se puede observar en la ecuación 12.

$$w(t) = (w(0) - w(n_t)) \frac{(n_t - t)}{n_t} + w(n_t) \quad (12)$$

donde n_t es el número máximo de iteraciones en que el algoritmo será ejecutado, $w(0)$ es el peso inicial de inercia, $w(n_t)$ es el peso final de inercia, y $w(t)$ es el peso de inercia en la iteración t .

Algunos Parámetros

Hasta ahora se ha descrito todo lo referente a optimización por enjambre de partículas que es de interés en este trabajo de grado. Aun así, queda por resumir algunos parámetros que son necesarios para llevar a cabo la evolución, éstos son: (a) tamaño del enjambre, (b) tamaño del vecindario, (c) número de iteraciones, y (d) coeficientes de aceleración. Engelbrecht (2005) hace una recopilación sobre éstos y se presenta a continuación.

El tamaño del enjambre determina la cantidad de partículas que contiene el enjambre. Mientras mayor es esta cantidad, mejores son los resultados porque se explora más el espacio de búsqueda. Asimismo, se consiguen mejores resultados en menos iteraciones. Sin embargo, el aumento del tamaño incrementa el tiempo computacional requerido para la hacer la evolución. Según Engelbrecht (2005), se han realizado estudios empíricos que evidencian que enjambres con tamaños de entre 10 y 30 partículas son suficientes para conseguir soluciones óptimas; no obstante, el

autor remarca que la cantidad de partículas en un enjambre también depende del problema.

El tamaño del vecindario define la interacción social de las partículas en el enjambre. Mientras menor es el vecindario, menor es la interacción entre las partículas. Aunque los vecindarios pequeños sean más lentos en converger, es más probable que converjan en soluciones óptimas porque son menos susceptibles a mínimos locales.

La cantidad de iteraciones depende del problema. Engelbrecht (2005) considera que muy pocas iteraciones pueden terminar la búsqueda muy pronto, mientras que muchas iteraciones pueden alargar el procesamiento computacional innecesariamente.

Los coeficientes de aceleración generalmente utilizan valores constantes equivalentes a $c_1 = 2,0$ y $c_2 = 2,0$. Estos valores determinan la importancia del componente cognitivo y del componente social. Engelbrecht (2005) considera que estos valores dependen del problema, y que cuando $c_1 \gg c_2$, la partícula es atraída con más fuerza hacia su mejor posición personal. En cambio, cuando $c_2 \gg c_1$, la partícula es atraída con mayor fuerza hacia la mejor posición global. Y, cuando $c_1 = c_2$, la partícula es atraída al promedio entre la mejor posición personal y la mejor posición global.

Redes Neuronales Artificiales

La neurona artificial es el componente básico de una red neuronal artificial y es modelada partiendo de la estructura básica de una neurona biológica: dendritas, núcleo y axón. El funcionamiento básico de ésta es como sigue: recibe información numérica a través de las dendritas, luego ésta es procesada en el núcleo, se le aplica una función de activación, y finalmente el resultado es transmitido a través del axón hacia la salida o bien hacia otras neuronas. La ecuación 13 define la salida de una neurona con n entradas, donde φ es la función de activación, y θ es el umbral de la neurona. La ilustración 3

muestra el esquema de una neurona artificial.

$$y = \varphi \left(\sum x_i w_i - \theta \right) \quad (13)$$

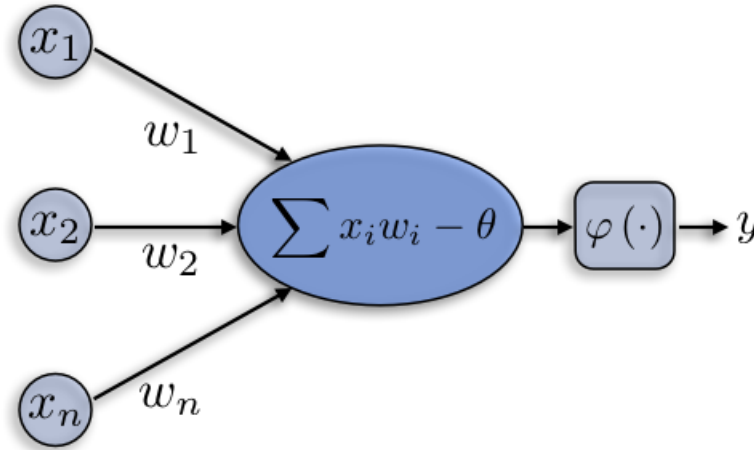


Ilustración 3. Neurona Artificial

Una red neuronal artificial está compuesta por neuronas artificiales agrupadas en varios niveles o capas, siguiendo un patrón de conexión entre ellas, y un determinado flujo de información (Hilera y Martínez (2000)). El interés de este trabajo de grado se ubica en las redes neuronales artificiales con múltiples capas de neuronas artificiales conectadas entre sí a través de conexiones hacia adelante (ver ilustración 4).

Hasta ahora se ha descrito el funcionamiento de una neurona artificial, pero en una red neuronal artificial el funcionamiento de propagación ocurre como sigue: la información se presenta en la capa de entrada y de ahí es transmitida hacia la primera capa oculta por conexiones ponderadas, esta capa calcula la salida de cada neurona y es transmitida hacia las siguientes capas hasta llegar a la capa de salida.

El mecanismo de aprendizaje de las redes neuronales artificiales depende de la modificación de los pesos de las conexiones. Éste puede llevarse a cabo de dos maneras: *supervisado* o *no supervisado*. La diferencia radica en que el primero requiere que un ente externo especifique las respuestas deseadas ante los diferentes patrones de infor-

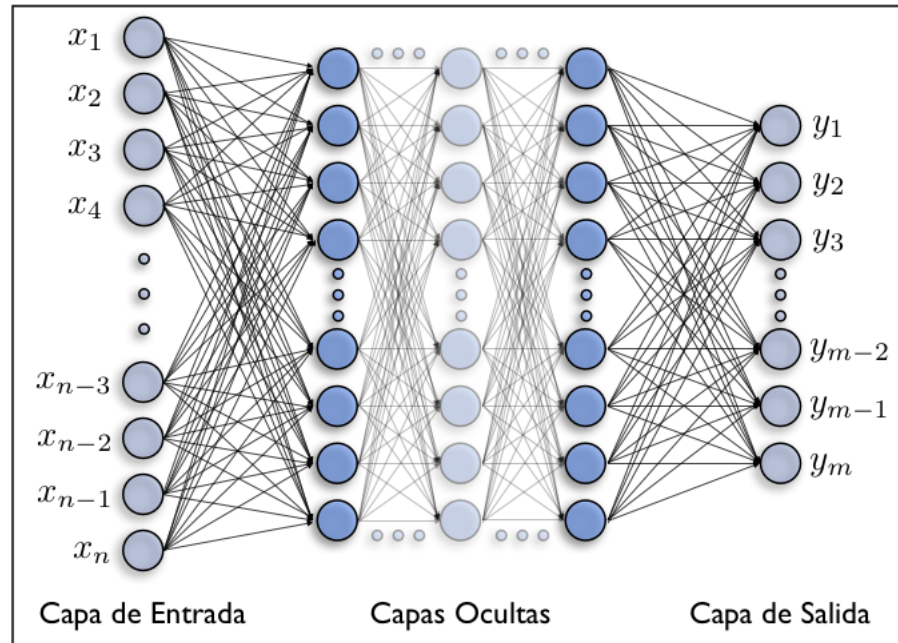


Ilustración 4. Red Neuronal Multicapa

mación, mientras que el segundo no lo requiere porque son capaces de autoorganizarse (Hilera y Martínez (2000)).

Según Hilera y Martínez (2000), existen tres formas de aprendizaje supervisado: (a) aprendizaje por corrección de error, (b) aprendizaje por refuerzo, y (c) aprendizaje estocástico. En cuanto al aprendizaje no supervisado, menciona dos formas: (a) aprendizaje hebbiano, y (b) aprendizaje competitivo y cooperativo.

En este trabajo de grado se pretende hacer uso del aprendizaje supervisado utilizando lo que se denomina *neuroevolución* que será tratado en la siguiente sección.

Neuroevolución

La neuroevolución es un mecanismo de aprendizaje que permite entrenar redes neuronales utilizando algoritmos evolutivos. Según Yao (1999), esto se puede lograr haciendo evolucionar: (a) los pesos de cada una de las conexiones de la red, (b) la arquitectura de la red neuronal artificial, o (c) las reglas de aprendizaje.

La evolución de los pesos de una red neuronal artificial requiere la elección del algoritmo evolutivo a utilizar y posteriormente la representación de los pesos dentro del mismo. Asimismo, es necesario que la topología de la red neuronal artificial permanezca fija durante toda la evolución de los pesos. En cada iteración, la red neuronal artificial debe ser evaluada y se le debe asignar una función de aptitud que determinará la calidad de la misma, guiando así al proceso evolutivo.

La evolución de la arquitectura de una red neuronal artificial, de acuerdo con Yao (1999), permite que las redes neuronales adapten sus topologías a las diferentes tareas sin intervención humana, y así dan un enfoque de diseño automático ya que se hacen evolucionar los pesos de las conexiones y la arquitectura. Este enfoque puede llevarse a cabo a través de dos esquemas: (a) codificación directa, donde se codifica en el genotipo todos los detalles referentes a la red neuronal artificial (cada conexión y cada nodo), o (b) codificación indirecta, donde se codifica únicamente la cantidad de capas ocultas y la cantidad de neuronas en cada capa oculta.

Finalmente, la evolución de las reglas de aprendizaje, a diferencia de la evolución de pesos o arquitecturas, está enfocado en el comportamiento dinámico de la red neuronal artificial (Yao (1999)). Aunque la evolución de parámetros como la tasa de aprendizaje o el momento del algoritmo de retropropagación entran en esta categoría, el enfoque principal es conseguir vectores con valores reales que afecten la ecuación que determina el cambio en los pesos de las conexiones de la red neuronal artificial y de esta forma llevar a cabo la evolución.

Equilibrio Estático de Cuerpos Rígidos

Se dice que un cuerpo rígido está en equilibrio cuando las fuerzas externas forman un sistema equivalente nulo (Beer y Johnston (1990)), es decir, cuando la sumatoria de fuerzas y la de momentos son iguales a cero con respecto a cualquier eje.

Para que una estructura o parte de ella esté en equilibrio bajo la acción de un sistema de cargas, debe satisfacer las seis ecuaciones de equilibrio de la Estática. Utilizando los ejes cartesianos x , y y z , las ecuaciones pueden escribirse como sigue

$$\Sigma F_x = 0 \quad \Sigma F_y = 0 \quad \Sigma F_z = 0 \quad (14)$$

$$\Sigma M_x = 0 \quad \Sigma M_y = 0 \quad \Sigma M_z = 0 \quad (15)$$

De acuerdo con Beer y Johnston (1990), “[...] las ecuaciones [en 14] expresan el hecho de que las componentes de las fuerzas externas en las direcciones x , y y z están equilibradas; las ecuaciones [en 15] indican que los momentos de las fuerzas externas con respecto a ese sistema están equilibradas”. Por lo tanto, ambas describen que el sistema de fuerzas externas no imparte movimientos de traslación ni rotación al cuerpo rígido en consideración.

La ecuación 16 determina la fuerza de una partícula, donde m es la masa y a es la aceleración de la partícula. La ecuación 17 determina el momento o torque respecto a un punto, donde r es la longitud del brazo, F es la fuerza aplicada, y θ es el ángulo formado entre el vector de fuerza y el vector del brazo.

$$F = m a \quad (16)$$

$$M = r F \sin \theta \quad (17)$$

Por ejemplo, para que la estructura de la ilustración 5 esté en equilibrio deben cumplirse las ecuaciones 18 y 19, pues las otras ecuaciones ya se cumplen porque no hay fuerzas aplicadas en x ni en z , y tampoco hay momentos en x ni en y . También se puede observar que el ángulo entre el brazo y el vector de fuerza es 90° (se asume la convención de que es positivo porque la rotación descrita sigue a las agujas del reloj), alcanzando así el valor máximo para la configuración establecida ($\sin(90^\circ) = 1$).

$$\Sigma F_y : p_a + p_b - A_{ra} - A_{ab} = 0 \quad (18)$$

$$\Sigma M_{A_{ra}} : l_1 \cdot p_a + l_2 \cdot p_b = 0 \quad (19)$$

donde p_a y p_b son el peso de los miembros a y b en sus respectivos centros de masa, A_{ra} y A_{ab} son articulaciones con suficiente fuerza para mantener unidos a los miembros, l_1 es la longitud desde el punto de referencia (en la articulación A_{ra}) hasta el centro de masa de a , y l_2 es la longitud desde el punto de referencia (en la articulación A_{ra}) hasta el centro de masa de b .

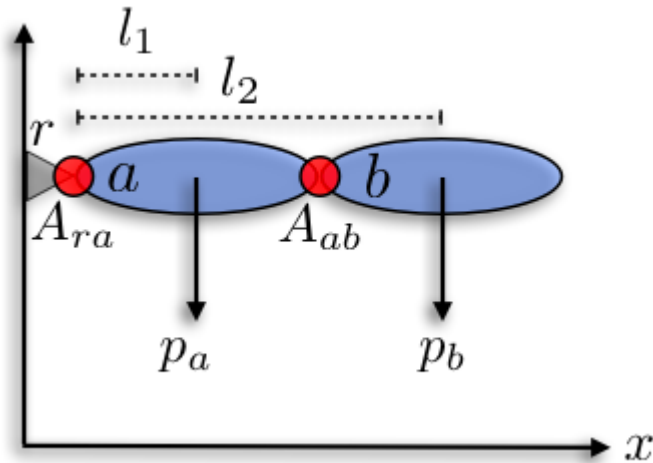


Ilustración 5. Diagrama de Cuerpo Libre de un Brazo

Motor de Física

Los motores de física son programas de computación que se encargan de simular el comportamiento de cuerpos bajo los efectos de las leyes newtonianas de la física, tomando en cuenta parámetros como la masa, forma, fuerza, momento, velocidad, fricción, restricciones, entre muchos otros, ubicando así su uso principal en simulaciones

científicas y juegos de vídeo (Wikipedia (2009g)).

Existen varios motores de física, pero el que se describe a continuación es el **Bullet Physics Engine** porque es el motor de física que se utiliza en este trabajo de grado para modelar el mundo virtual.

Bullet Physics Engine es un motor de física desarrollado por varias personas siguiendo el liderazgo de Erwin Coumans, quien es el autor principal. La última versión de este motor de física es la versión 2.74 liberada en Marzo de 2009, la cual está disponible gratuitamente y con código fuente bajo la licencia zlib en <http://www.bulletphysics.com/>. Además, cuenta con el soporte de un foro con más de 2400 usuarios y más de 3000 tópicos de discusión (Bullet Physics Forum (2009)). Todo esto hace de **Bullet Physics Engine** la opción más atractiva entre motores de física como *Open Dynamics Engine* (<http://www.ode.org/>), *Tokamak Physics Engine* (<http://www.tokamakphysics.com/>), *Newton Game Dynamics* (<http://www.newtondynamics.com/>), *PhysX* (<http://developer.nvidia.com/object/physx.html>), o *Havok* (<http://www.havok.com/>).

Algunas características importantes de **Bullet Physics Engine** son (Coumans (2008a)):

1. Detección de Colisiones, Dinámica de Cuerpos Rígidos y de Cuerpos Deformables.
2. Las formas de colisión incluyen mallas cóncavas y convexas, así como también formas básicas primitivas: paralelepípedos, esferas, cápsulas, cilindros, conos, y multiesferas.
3. Varios tipos de articulaciones: deslizantes, bisagras, genéricas de seis grados de libertad, esféricas, entre otras.
4. El código fuente es *open-source* desarrollado en C++ bajo la licencia Zlib y gratuito para fines comerciales.
5. Es multiplataforma, el código fuente puede ser compilado en MacOSX, Linux, Win32, y iPhone. Asimismo, puede ser utilizado en Playstation 3, Xbox 360, Wii, entre otras plataformas.

Los pasos necesarios para realizar una simulación pueden observarse en la ilustración 6. Cada uno de estos se explica en las siguientes secciones.



Ilustración 6. Pasos para una Simulación

Creación del Mundo

La creación del mundo implica determinar las dimensiones del mismo en x , y y z , la gravedad en x , y y z , y el suelo. Además, es necesario determinar el algoritmo *broadphase*, el despachador de colisiones, el solucionador de restricciones, para crear el mundo.

El algoritmo *broadphase* se encarga de revisar colisiones entre los cuerpos que existen en el mundo. `Bullet Physics Engine` provee las siguientes opciones: *Sweep and Prune* (SAP), *Dynamic AABB Tree*, y *Multi SAP*. Sin embargo, la documentación sugiere el uso de SAP mientras se obtenga buen rendimiento, pero en caso contrario, recomienda probar las otras opciones (Coumans (2008b)).

El despachador de colisiones se encarga de determinar el momento de impacto,

los puntos cercanos, y la profundidad de la penetración, en los cuerpos que han tenido colisiones (Coumans (2008b)).

El solucionador de restricciones resuelve las ecuaciones de restricciones que hacen estimaciones de las leyes físicas (Wikipedia (2009g)).

Finalmente, el mundo contiene el algoritmo *broadphase*, el despachador de colisiones, y el solucionador de restricciones, para realizar la simulación de los cuerpos y restricciones que se agregan en el mundo.

El mundo virtual que crea **Bullet Physics Engine** utiliza las unidades de acuerdo al sistema métrico, donde el *metro* es la unidad base para medir distancias y longitudes, el *segundo* como la unidad base para medir el tiempo, el *kilogramo* es la unidad base para medir la masa, y el *Newton* la unidad para medir las fuerzas.

Inserción de Cuerpos

Una vez creado el mundo virtual, se deben agregar los cuerpos. **Bullet Physics Engine** puede modelar cuerpos rígidos y cuerpos deformables; sin embargo, los cuerpos rígidos son los cuerpos de interés en esta investigación y son los que se describen a continuación.

Cada cuerpo rígido está definido por la forma, masa, y dimensiones. Las formas básicas que provee **Bullet Physics Engine** son: (a) cápsulas (orientadas en x , y , o z), (b) cilindros (orientados en x , y , o z), (c) conos (orientados en x , y , o z), (d) esferas, y (e) paralelepípedos. Además, permite crear nuevas formas a partir de formas compuestas, cascos convexos (del inglés, *convex hull*), entre otros métodos. Las dimensiones de cada cuerpo que se incorpora en el mundo deben estar en el rango de 0.05 y 10 metros (Coumans (2008b)).

Cada cuerpo rígido está representado en el software por la clase `btRigidBody`, la cual puede informar sobre la posición del centro de masa en coordenadas cartesianas del mundo, y orientación en forma de cuaterniones.

Inserción de Restricciones

Las restricciones se refieren a restricciones sobre el movimiento de los cuerpos rígidos, las cuales corresponden a la función de las articulaciones. **Bullet Physics Engine** provee diversos tipos de articulaciones, entre los cuales se encuentran (Coumans (2008b)):

1. **Articulación esférica** conecta a dos cuerpos rígidos y les restringe los grados de libertad de traslación pero no los de rotación. Se representa en el software por la clase `btPoint2PointConstraint`.
2. **Articulación bisagra** restringe el movimiento de rotación de dos cuerpos rígidos exclusivamente a un sólo eje, permitiendo establecer límites angulares de rotación. Se representa en el software como `btHingeConstraint`.
3. **Articulación esférica con restricciones** es una articulación esférica a la cual se le pueden limitar los movimientos de rotación en rangos definidos. Se representa como `btConeTwistConstraint`, y su nombre es porque la libertad de rotación alrededor de los ejes x y z describen un cono (**Cone**), mientras que la rotación alrededor del eje y describe un movimiento de giro (**Twist**).
4. **Articulación genérica de 6 grados de libertad** la cual permite movimientos de traslación y rotación en x , y , y z , de ahí su nombre. Además, pueden agregarse restricciones de movimiento en cada grado de libertad de los cuerpos rígidos que une.

Una vez definidas la restricciones de movimiento de los cuerpos rígidos, éstas son agregadas al mundo virtual.

Iteración del Mundo

La simulación del mundo virtual se lleva a cabo a través de iteraciones que actualizan la posición y orientación de todos los cuerpos rígidos en el mundo. La ejecución de una iteración individual debe especificar la cantidad de tiempo que transcurre entre el inicio y el fin de la iteración. A este parámetro se le llama

timestep y generalmente son fracciones de un segundo, por lo que se utiliza el término *timesteps per second* (tps) para indicar la frecuencia de actualización del mundo. Una vez ejecutada la iteración, todas las posiciones y orientaciones de los cuerpos rígidos son actualizadas.

Definición de Términos Básicos

Algoritmos Evolutivos son algoritmos dentro de la Computación Evolutiva que se inspiran en los mecanismos biológicos de selección, cruce, reproducción, y mutación para conseguir soluciones óptimas o sub-óptimas a problemas de optimización. Están basados en la evolución de poblaciones donde cada individuo representa una solución y existe una función de aptitud que determina la calidad de la solución y guía el proceso evolutivo. 5, 37, 38, 45, 46, 51, 74

Algoritmos Genéticos es un algoritmo evolutivo cuyas soluciones se denominan cromosomas y son representados generalmente en cadenas binarias. Por ser un algoritmo evolutivo, se inspira en los mecanismos biológicos de selección, cruce, reproducción, y mutación. 4, 5, 8, 16, 19, 21, 23, 47, 51, 74

Bullet Physics Engine es un motor de física desarrollado por Erwin Coumanns. Su código fuente es gratuito y se encuentra disponible bajo la licencia zlib en <http://www.bulletphysics.com/>. 10, 14, 41–44, 55, 56, 67, 74

Cuaternión es un sistema numérico no conmutativo que extiende a los números complejos. Sirve para representar orientaciones y rotaciones de objetos en tres dimensiones. Se define como $q = w + xi + yj + zk$ (Wikipedia (2009h)). xiv, 1, 12, 15, 43, 51, 63, 74, 128

Equilibrio Estático de Cuerpos Rígidos un cuerpo rígido está en equilibrio estático cuando se cumple que la suma de fuerzas en todas las partículas del sistema es cero, y también lo es la suma de momentos en todas las partículas del sistema (Wikipedia (2009e)). xiv, 12, 14, 25, 58, 74, 129

Función de Aptitud es una función que mide de manera objetiva y determinista la calidad de una solución. 5, 6, 15, 17, 19, 21, 24, 25, 28, 38, 45, 47, 51, 65, 74

GNU General Public License el software bajo esta licencia otorga las siguientes libertades a los usuarios: (a) libertad para usar el software con cualquier propósito, (b) libertad para cambiar el software a fin de satisfacer sus necesidades, (c) libertad para compartirlo con amigos y vecinos, (d) libertad para compartir los cambios hechos por los usuarios (Smith (2007)). 14, 55

Grados de Libertad son el conjunto de desplazamientos y rotaciones independientes que alteran la posición y orientación de un cuerpo o sistema. Un cuerpo rígido de n dimensiones tiene un total de $(n + 1)/2$ grados de libertad: n de traslación y $n * (n - 1)/2$ de rotación (Wikipedia (2009c)). xiv, 2, 6, 9, 11, 12, 15–17, 21, 41, 44, 46, 58, 71, 131

Inteligencia de Enjambres según Wikipedia (2009i), es una clase de inteligencia artificial basada en el comportamiento cooperativo de sistemas descentralizados y autoorganizados. 26, 47

Momento es la tendencia de una fuerza a rotar un objeto sobre algún eje y la unidad de acuerdo al sistema métrico internacional es el *torque*. xiv, 1, 12, 14, 19, 21, 25, 38–40, 57–59, 63, 64, 129, 130

Motor de Física es un programa de computación que realiza simulaciones utilizando las leyes newtonianas de la física, tomando en cuenta variables como masa, velocidad, fricción, y resistencia al viento (Wikipedia (2009g)). 10, 14, 18, 21, 23, 25, 40, 41, 45, 55, 56, 67, 74

Neuroevolución consiste en entrenar una red neuronal artificial utilizando algoritmos evolutivos. Se pueden hacer evolucionar los pesos de las conexiones, la arquitectura, o bien la regla de aprendizaje (Yao (1999)). 37

Neuronas McCulloch-Pitts fue el primer modelo de neurona artificial. Esta neurona artificial utiliza entradas y salidas binarias, algunas restricciones sobre los posibles valores de los pesos, y un umbral flexible. La función de activación es la función escalón Heaviside (Wikipedia (2009b)). 5, 7, 22, 75

Optimización por Enjambre de Partículas es un algoritmo de la inteligencia de enjambres fundamentado en la inteligencia colectiva para conseguir soluciones a un problema de optimización en un espacio de búsqueda. Asimismo, sirve para modelar y predecir comportamiento colectivo cuando se está en presencia de objetivos (Wikipedia (2009f)). xiv, 2, 8–11, 13, 15, 25, 26, 31, 34, 51, 53, 54, 65, 66, 68, 74, 76, 130

Propioceptivo según Apple Computer (2005), relativo a los estímulos que son producidos y percibidos en un organismo, especialmente aquellos relacionados con la posición y movimiento del cuerpo. xiv, 1, 4, 11, 12, 17, 22

Red Neuronal Artificial según Wikipedia (2009a), es un modelo matemático o computacional basado en las redes neuronales biológicas. Consiste en un grupo de neuronas artificiales interconectadas que procesan información utilizando un enfoque conexionista. En la mayoría de casos es un sistema adaptativo que cambia su estructura basándose en la información interna o externa que se propaga a través de la red durante la fase de aprendizaje. xiv, 1, 2, 5, 7–15, 22, 25, 35–38, 46–49, 52–55, 57, 63–66, 68–70, 75, 76, 80, 91, 126, 128, 132

Redes Neuronales Recurrentes es una clase de red neuronal artificial que utiliza una capa adicional denominada *capa de contexto* o *capa de estado*, la cual permite que la red tenga memoria de corto plazo haciendo que la propagación anterior afecten al comportamiento en curso (Bodén (2001)). 5, 7, 18, 19, 132

Sistema Clasificador de Patrones es un sistema de aprendizaje de máquina que consiste en una población de reglas binarias que se hacen evolucionar utilizando algoritmos genéticos, donde la función de aptitud de cada regla es determinada

utilizando técnicas de aprendizaje por reforzamiento (Wikipedia (2009d)). 5, 7, 23

Síntesis Espectral es una implementación de la transformada discreta inversa de Fourier, la cual toma una función a partir de un dominio de frecuencias en el dominio espacial (Ebert et al. (2002)). 5, 7

Sistema de Hipótesis

H₁: Una capa oculta en la red neuronal artificial hace que las criaturas sean más eficientes.

H₂: Existe un ranking entre las estructuras morfológicas que definen a la anatomía de las criaturas de acuerdo a la influencia que ejercen sobre su eficiencia.

H₃: Existe un ranking entre las formas de los cuerpos rígidos de acuerdo a la influencia que ejercen sobre la eficiencia de las criaturas.

H₄: Las criaturas resultantes de este modelo son más eficientes que aquellas obtenidas con el modelo de Miconi y Channon (2005b).

Definición de Variables

La ilustración 7 muestra las variables dependientes e independientes del sistema de hipótesis presentado anteriormente.

Variable: Capas Ocultas

Definición Conceptual: La red neuronal artificial que modela el comportamiento de las criaturas virtuales puede configurarse con cualquier número de capas ocultas y neuronas por capa, pero los números ideales de estas variables se consiguen a través de ensayo y error. Este trabajo ensaya con dos configuraciones: sin capas ocultas y con una capa oculta con la misma cantidad de neuronas que la capa

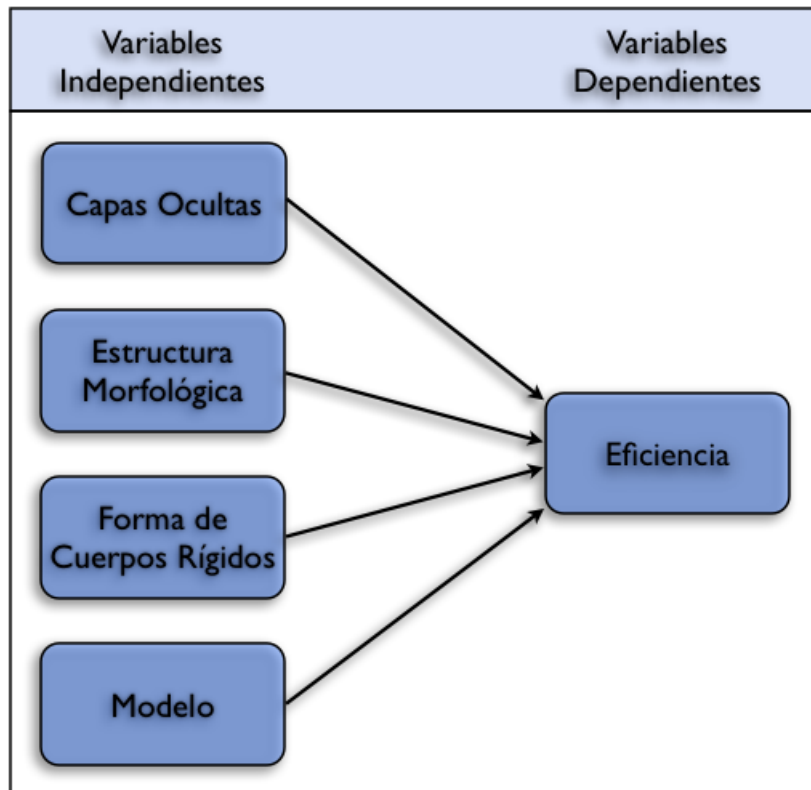


Ilustración 7. Definición de Variables

de entrada. De esta manera, se pretende determinar si existe una diferencia estadísticamente significativa en la eficiencia de las criaturas cuando se utilizan capas ocultas o no.

Definición Operacional: Análisis de varianza de la distancia recorrida por las criaturas utilizando redes neuronales artificiales sin capas ocultas y con capas ocultas.

Variable: Estructura Morfológica

Definición Conceptual: La estructura morfológica define a la anatomía de las criaturas virtuales determinando las conexiones entre los cuerpos rígidos. La evolución dispone de todas las posibles combinaciones que se pueden hacer con cinco cuerpos rígidos y, de esta manera, puede determinar las preferencias sobre las

estructuras morfológicas de acuerdo a la influencia que ejercen sobre la eficiencia de las criaturas.

Definición Operacional: Distribución de frecuencia de las estructuras morfológicas que definen a la anatomía de las criaturas resultantes de la evolución.

Variable: Forma de Cuerpos Rígidos

Definición Conceptual: La morfología de las criaturas virtuales está compuestas por cuerpos rígidos, cada uno de los cuales puede adoptar forma de: (a) cápsula, (b) cilindro, (c) cono, (d) esfera, o (e) paralelepípedo; siendo la evolución la encargada de determinar el nivel de preferencia de éstas, pues cada una influye de manera distinta pero directamente sobre la eficiencia de las criaturas.

Definición Operacional: Distribución de frecuencias de las formas de los cuerpos rígidos que componen a las criaturas resultantes de la evolución.

Variable: Modelo

Definición Conceptual: El modelo desarrollado en esta investigación difiere significativamente en técnicas, enfoques, y algunas otras características, con el modelo desarrollado por Miconi y Channon (2005b). Sin embargo, ambos modelos pueden ser comparados basándose en la velocidad promedio de las criaturas resultantes de la evolución como la medida de eficiencia porque, además de las diferencias presentadas en el cuadro 5, la diferencia que evita una comparación directa es el tiempo que tienen las criaturas para demostrar la eficiencia: en Miconi y Channon (2005b) las criaturas tienen 100 segundos, mientras que en este modelo tienen 10 segundos. Por esta razón se asume la velocidad promedio como medida de eficiencia, pues maximizar la distancia recorrida en un intervalo de tiempo implica maximizar la velocidad promedio en ese mismo intervalo de tiempo.

Definición Operacional: Prueba t-Student sobre una muestra, contrastando la velocidad promedio de las criaturas resultantes de este modelo y una constante k

igual a la velocidad promedio alcanzada por la mejor criatura del modelo de Miconi y Channon (2005b).

Cuadro 5.

Diferencias con el modelo de Miconi y Channon (2005b)

Característica	Rada-Vilela (2009)	Miconi y Channon (2005b)
Algoritmo evolutivo	Optimización por enjambre de partículas	Algoritmo genético
Período de evaluación	10 segundos	100 segundos
Estructura morfológica	Todas las combinaciones posibles	Sistema de desarrollo morfológico
Número de cuerpos	5	Variable (máx. 11)
Formas posibles	Cápsulas, Cilindros, Conos, Esferas, Paralelepípedos	Paralelepípedos
Articulaciones	Esféricas	Bisagras
Información Sensorial	Cuaternión	Ángulo de la bisagra
Control de actuadores	Momento	Velocidad
Sistema Nervioso	Centralizado	Ramificado

Fuente: Rada-Vilela (2009) y Miconi y Channon (2005b).

Variable: Eficiencia

Definición Conceptual: La eficiencia de las criaturas es determinada cuantitativamente por la función de aptitud de éstas, la cual es directamente proporcional a la distancia que recorre la criatura en un intervalo de tiempo (o período de evaluación) de 10 segundos.

Definición Operacional: Medición de la distancia recorrida por el centro de masa del miembro raíz de la criatura desde el momento en que algún miembro hace contacto con el suelo por primera vez hasta el momento en que termina el período de evaluación.

CAPÍTULO III

MARCO METODOLÓGICO

Tipo de Investigación

La investigación llevada a cabo en este trabajo de grado corresponde a un estudio de tipo *experimental*, el cual es definido según Sampieri et al. (2003) como

[...] un estudio en el que se manipulan intencionalmente una o más variables independientes (supuestas causas-antecedentes), para analizar las consecuencias que la manipulación tiene sobre una o más variables dependientes (supuestos efectos-consecuentes), dentro de una situación de control para el investigador.

Según Camacho et al. (2002), la investigación corresponde a una *investigación de campo*, la cual es definida como

[...] la aplicación del método científico en el tratamiento de un sistema de variables y sus relaciones, las cuales conducen a conclusiones y al enriquecimiento de un campo del conocimiento o disciplina inherente a la especialidad, con la sustentación de los experimentos y observaciones realizadas.

Esta investigación cumple con las definiciones expuestas porque se pretenden realizar experimentos manipulando variables independientes para observar, analizar, inferir, y concluir, sobre sus efectos en las variables dependientes.

La variable que se manipula directamente es la existencia o no de *Capas Ocultas* en la red neuronal artificial, para así observar y analizar las consecuencias que de ello deriven y, finalmente, inferir y concluir sobre los resultados obtenidos. Las otras variables son manipuladas automáticamente por la evolución, siendo éstas: (a) forma, dimensiones y masa de los cuerpos rígidos; (b) puntos de conexión de las articulaciones y libertad de rotación que éstas permiten a los cuerpos rígidos que unen; (c) estructura morfológica; y (d) pesos sinápticos y umbrales de la red neuronal artificial.

Población y Muestra

La población en este trabajo de investigación está definida por todas las posibles combinaciones de características que puede tener una criatura virtual compuesta por cinco cuerpos rígidos. Estas características son: (a) forma, dimensiones y masa de los cuerpos rígidos; (b) puntos de conexión de las articulaciones y libertad de rotación que éstas permiten a los cuerpos rígidos que unen; (c) estructura morfológica; y (d) red neuronal artificial, compuesta por capas ocultas, pesos sinápticos, y umbrales.

Algunas características de las criaturas virtuales pueden variar en intervalos finitos, como la forma, puntos de conexión, estructura morfológica, y capas ocultas; pero las otras características varían en intervalos teóricamente infinitos debido a que son números reales y, aunque en este caso estén dentro de un intervalo definido, la parte decimal es teóricamente infinita. Esta condición hace que la población de criaturas virtuales con las características antes expuestas sea infinita.

La muestra está conformada por 600 criaturas seleccionadas aleatoriamente a partir de una distribución uniforme, buscando así que todas tengan las mismas probabilidades de ser elegidas. Esta muestra es dividida en grupos donde sus características son sometidas a evolución para hacerlas más eficientes.

El proceso de selección consiste en crear dos grupos de criaturas: uno compuesto por criaturas cuya red neuronal artificial carece de capas ocultas, y el otro por criaturas cuya red neuronal artificial contiene una capa oculta con la misma cantidad de neuronas que la capa de entrada. Cada grupo se forma a partir de 10 muestras con 30 criaturas cada una, y son estas muestras los enjambres que se someten a evolución utilizando optimización por enjambre de partículas.

La cantidad de criaturas por muestra fue establecida en 30 porque, según Engelbrecht (2005), un enjambre de entre 10 y 30 partículas es generalmente suficiente para conseguir soluciones óptimas o casi óptimas a cualquier problema. La cantidad de muestras fue elegida arbitrariamente, pero tomando en consideración que se deben tener más de 100 criaturas por grupo para que la muestra de las características se aproxime a una distribución normal (Teorema de Límite Central) y así poder hacer estadística inferen-

cial (Sampieri et al. (2003)).

Diseño de la Investigación o Procedimiento

El diseño de la investigación es de tipo experimental usando *series cronológicas múltiples* y un *diseño factorial*. Según Sampieri et al. (2003), "...[el diseño de *series cronológicas múltiples*] se aplica a cualquier diseño que efectúe a través del tiempo varias observaciones o mediciones sobre una variable.". Esta definición encaja con las mediciones que son realizadas *durante* la evolución de las criaturas virtuales para luego ser analizadas.

También, según Sampieri et al. (2003): "Los *diseños factoriales* manipulan dos o más variables independientes e incluyen dos o más niveles de presencia en cada una de las variables independientes."; lo cual coincide precisamente con los experimentos que se llevan a cabo con la evolución de criaturas virtuales, y con los experimentos que realiza la evolución por sí misma.

Por estas razones, el diseño de la investigación se lleva a cabo como *series cronológicas múltiples* y como *diseño factorial*.

En cuanto a las variables de la investigación, las variables independientes que se manipulan son las características de las criaturas virtuales: (a) forma, dimensiones y masa de los cuerpos rígidos; (b) puntos de conexión de las articulaciones y la libertad de rotación sobre los ejes x , y y z de los cuerpos rígidos que unen; (c) estructura morfológica; y (d) capas ocultas, pesos sinápticos, y umbrales, de la red neuronal artificial. Estas características son manipuladas en función de mejorar la eficiencia de las criaturas (variable dependiente); sin embargo, es la evolución a través de la optimización por enjambre de partículas quien se encarga de experimentar manipulando directa y automáticamente todas estas variables (excepto las capas ocultas) en búsqueda de combinaciones que permitan a las criaturas una mayor eficiencia; dejando al experimentador la tarea de trabajar con las capas ocultas de las redes neuronales artificiales.

La investigación se basa en dos experimentos: uno sobre el grupo de criaturas con redes neuronales artificiales sin capas ocultas, y el otro sobre el grupo de criaturas con

redes neuronales artificiales con una capa oculta; buscando así determinar si una capa oculta influye en la eficiencia de las criaturas. Cada experimento implica la evolución individual de cada una de las 10 muestras de 30 criaturas que conforman al grupo, estando todas y cada una de las muestras bajo las mismas condiciones evolutivas.

En las secciones siguientes se explican los detalles de la implementación.

Herramientas y Librerías

El código fuente de todo el software desarrollado para este trabajo de investigación se encuentra disponible bajo la licencia GNU General Public License, la cual es compatible con las licencias de las librerías utilizadas. A continuación se mencionan las librerías y herramientas empleadas para llevar a cabo el desarrollo de este trabajo de grado.

1. `C++` como lenguaje de programación utilizando el compilador `gcc 4.0.1`.
2. `Trolltech Qt 4.4.5` como librería para el desarrollo de la Interfaz Gráfica del Usuario (GUI).
3. `Bullet Physics Engine 2.7.4` para simular el mundo y las criaturas bajo las leyes newtonianas de la física.
4. `OpenGL 1.5.9` para renderizar el mundo modelado por el motor de física `Bullet Physics Engine`.
5. `GNU Scientific Library 1.12` para realizar cálculos matemáticos y estadísticos.
6. `Apache Log4cxx 0.10.0` para registrar mensajes en archivos.
7. `Netbeans 6.5.1` como Entorno de Desarrollo Integrado (IDE).
8. `TextMate 1.5.8` como editor de texto para múltiples fines.
9. `The R Project for Statistical Computing` para realizar algunos análisis estadísticos sobre los resultados obtenidos y para graficarlos.
10. `SPSS 15.0 for Windows` para realizar el análisis de varianza (ANOVA) sobre los datos pertinentes.

Para mayor información sobre cómo obtener el código fuente, visitar la página web <http://sites.google.com/site/jcrada>.

Mundo Virtual

El mundo virtual es un ambiente con propiedades terrestres donde cada criatura puede interactuar con el entorno bajo las leyes newtonianas de la física. Este mundo es modelado por el motor de física `Bullet Physics Engine` utilizando los parámetros que se especifican en el cuadro 6.

Cuadro 6.

Parámetros del Motor de Física

Parámetro	Valor
Área del mundo	$1\,000\,m \times 1\,000\,m$
Gravedad (x, y, z)	$(0; -9,80665; 0)\,m/seg^2$
Algoritmo <i>broadphase</i>	<code>bt32BitAxisSweep3</code>
Despachador de colisiones	<code>btCollisionDispatcher</code>
Solucionador de restricciones	<code>btSequentialImpulseConstraintSolver</code>
Mundo	<code>btDiscreteDynamicsWorld</code>
Frecuencia de actualización	$24\,tps$

Fuente: Rada-Vilela (2009).

`Bullet Physics Engine` fue diseñado independientemente del renderizador gráfico, pues no es necesario dibujar el mundo para modelarlo. Sin embargo, el paquete de instalación contiene demostraciones de una implementación en `OpenGL` para mostrar el mundo gráficamente. Esta implementación sirvió de referencia para crear una implementación propia acorde a los requerimientos de este trabajo de grado; no obstante, ésta es omitida por razones de brevedad y relevancia con la investigación. Para mayor información sobre la implementación en `OpenGL` dirigirse a <http://sites.google.com/site/jcrada>.

Criaturas Virtuales

Las criaturas virtuales están formadas por dos componentes: (a) la morfología, que determina la forma física de la criatura; y (b) el comportamiento, que controla los movimientos de la criatura. La morfología está compuesta por cinco cuerpos rígidos que se unen a través de articulaciones esféricas, y el comportamiento es modelado por una red neuronal artificial que determina la cantidad de momento que debe ejercer cada uno de los actuadores sobre el centro de masa del respectivo cuerpo rígido basándose en la información proveniente de los sensores.

Morfología

Las criaturas virtuales se construyen utilizando cuerpos rígidos (`btRigidBody`) y articulaciones esféricas con restricciones (`btConeTwistConstraint`).

Los cuerpos rígidos pueden tener forma de: (a) cápsula, (b) cilindro, (c) cono, (d) esfera, o (e) paralelepípedo; de los cuales la cápsula, el cilindro, y el cono, pueden estar orientados a lo largo del eje x , y o z .

La masa y las dimensiones de cada cuerpo rígido varían de acuerdo con el cuadro 7, cuyos valores fueron obtenidos del artículo de Christiansen (2002) en donde realiza un análisis de la locomoción terrestre de mamíferos y la influencia de la masa corporal, longitud de los miembros, y proporciones del hueso, en la velocidad. En ese artículo se encuentra un cuadro que detalla características como la masa, tamaño de miembros anteriores y posteriores, velocidad, y otras características de varias órdenes de mamíferos. La orden *Carnivora* fue la elegida para determinar los rangos de masa y dimensiones de los cuerpos rígidos utilizando los valores mínimos y máximos observados en algunas familias que incluye la orden y que se muestran en el artículo (*Canidae*, *Felidae*, *Hyaenidae*, *Procyonidae*, y *Ursidae*). El valor de la masa en el cuadro 7 corresponde a la masa del cuerpo entero del mamífero dividido entre 5, que es la cantidad de cuerpos rígidos que poseen las criaturas virtuales.

Cuadro 7.

Masa y Dimensiones de los Cuerpos Rígidos

Parámetro	Valor	Mamífero	Familia
Masa mínima	0,6792505 Kg	<i>Nasua nasua</i>	<i>Procyonidae</i>
Masa máxima	34,99694 Kg	<i>Ursus maritimus</i>	<i>Ursidae</i>
Tamaño mínimo	0,19498446 m	<i>Nasua nasua</i>	<i>Procyonidae</i>
Tamaño máximo	0,8830799 m	<i>Panthera leo</i>	<i>Felidae</i>

Fuente: Christiansen (2002).

Cada cuerpo rígido tiene 22 puntos posibles de conexión que varían de acuerdo a la forma del mismo, y son predefinidos arbitraria pero simétricamente (ver ilustración 8). Estos puntos son usados para conectarse con otros cuerpos rígidos a través de una articulación esférica que permite la rotación de cada cuerpo alrededor de los ejes x , y y z .

Los ángulos de libertad de rotación que permiten las articulaciones a los cuerpos rígidos que unen pueden variar entre $[0,0; \pi/2]$ en el caso de los ejes x y z , y entre $[0,0; \pi]$ en el caso del eje y . Los rangos en cada eje indican la rotación en radianes que lleva a cabo el eje desde el ángulo 0,0 hasta el valor máximo en ambos sentidos, es decir, cada eje tiene una rotación entre $[-\beta; \beta]$, donde β es el ángulo en radianes, y cuando $\beta = 0,0$ el eje está bloqueado. La ilustración 9 muestra la libertad de rotación de dos cuerpos rígidos C_1 y C_2 unidos por la articulación O .

Con respecto a los actuadores, éstos son capaces de ejercer momento en los tres grados de libertad de rotación de los cuerpos rígidos, ubicando uno en cada cuerpo. El momento se aplica en el centro de masa y el momento máximo que se puede ejercer es determinado por la ecuación de momento para el equilibrio estático de cuerpos rígidos. El algoritmo del cuadro 8 determina el momento máximo para cada cuerpo rígido de una criatura cualquiera.

La estructura morfológica de las criaturas se representa por un árbol en-

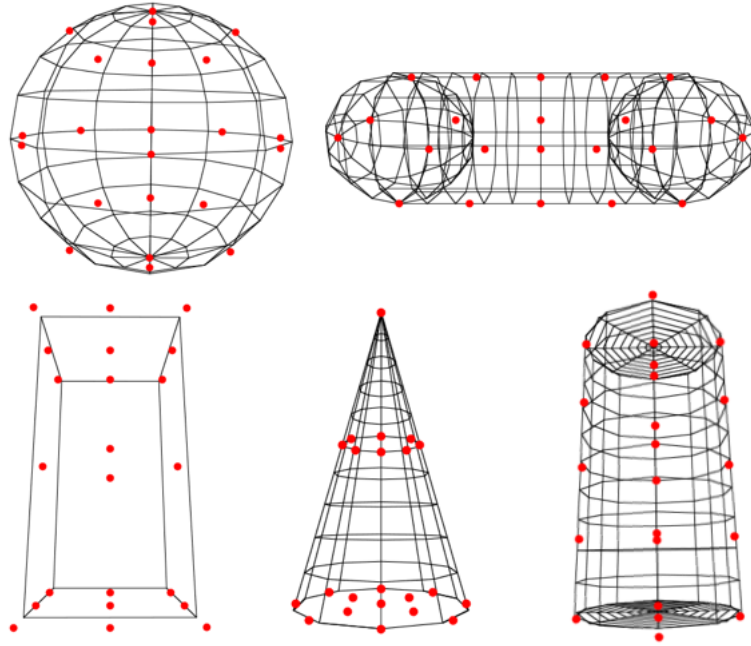


Ilustración 8. Puntos de Conexión de los Cuerpos Rígidos

raizado que tiene la misma cantidad de nodos como cuerpos rígidos tiene la criatura. Es por esto que el algoritmo del cuadro 8 calcula el momento máximo de cada cuerpo rígido con respecto al punto de unión con el cuerpo superior (articulación). Aclarado esto, el nodo raíz tiene un momento máximo de cero debido a la ausencia de un cuerpo superior.

Finalmente, las opciones disponibles para la estructura morfológica son todas las posibles combinaciones existentes de un árbol cuyos nodos y aristas representan los cuerpos rígidos y articulaciones de la criatura, respectivamente. El cuadro 9 muestra la cantidad de posibles combinaciones para árboles de 4, 5, y 6 nodos.

Los resultados del cuadro 9 se obtuvieron utilizando el método descrito en Iba (1996). Por ejemplo, para construir todas las posibles combinaciones de un árbol de 4 nodos, primero se debe definir cuántas aristas pueden tener los nodos. En este ejemplo se tienen 4 nodos, por lo que la cantidad de aristas puede variar entre 1 y 3: $\mathcal{A} = \{1, 2, 3\}$. A partir de la cantidad de aristas se construye lo que

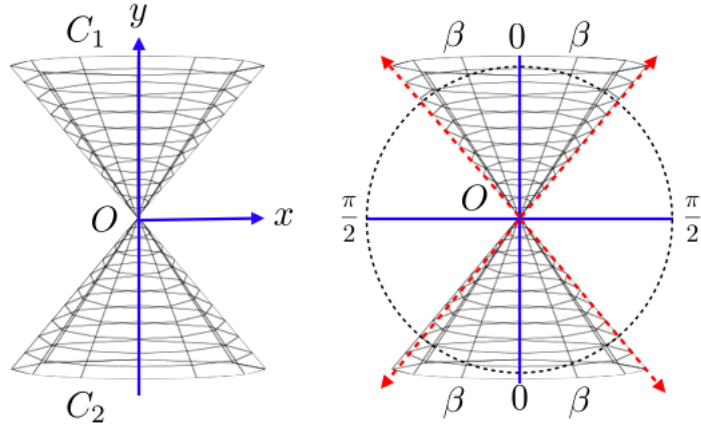


Ilustración 9. Libertad de Rotación en Dos Cuerpos Rígidos

Iba (1996) denomina como la Ecuación de Aristas definida en la ecuación 1, donde l_i es el número de nodos con i aristas, y n es el número total de nodos en el árbol. Esta ecuación debe cumplirse para cada estructura de los árboles generados.

$$AE(\mathcal{A}) = \sum_{i \in \mathcal{A}} i \times l_i = n - 1 \quad (1)$$

Luego se determinan las soluciones a la Ecuación de Aristas como se indica en el cuadro 10. Cada una se denota como $s = (l_{i1}, l_{i2}, \dots, l_{ik})$, y al conjunto de soluciones se le denota como $SL_n(AE(\mathcal{A})) = \{(l_{i1}, l_{i2}, \dots, l_{ik})\}$. Aplicando la ecuación al ejemplo, ésta queda así $SL_4(AE(\mathcal{A})) = \{(3, 0, 0), (1, 1, 0), (0, 0, 1)\}$.

Seguidamente se calcula el residuo de cada solución, el cual se define en la ecuación 2.

$$r(s) = n - l_{i1} - l_{i2} - \dots - l_{ik} \quad (2)$$

Obteniendo así los siguientes residuos para las soluciones descritas en el cuadro 10.

Cuadro 8.

Algoritmo para el Cálculo del Momento Máximo

```

por cada cuerpo rígido  $x$  hacer
|  $x.maxMomento \leftarrow 0$ ;
fin
Lista<Cuerpo>  $cueros$ ;
por cada cuerpo rígido terminal  $v$  hacer
| Cuerpo  $w \leftarrow v$ ;
| mientras  $w \neq raíz$  hacer
| | agregar  $w$  a  $cueros$ ;
| |  $w \leftarrow padre(w)$ 
| fin
agregar  $raíz$  a  $cueros$ ;
Entero  $i \leftarrow |cueros| - 2$ ;
mientras  $i \geq 0$  hacer
| Posición  $punto\_referencia \leftarrow articulacion(cueros[i], cueros[i - 1])$ ;
| Posición  $centro\_masa \leftarrow cueros[i].centro\_masa$ ;
| Longitud  $brazo \leftarrow dEuclidean(punto\_referencia, centro\_masa)$ ;
| sumar  $(brazo \cdot cueros[i].masa \cdot gravedad)$  a  $cueros[i].max\_momento$ ;
| Entero  $j \leftarrow i - 1$ ;
| mientras  $j \geq 0$  hacer
| |  $centro\_masa \leftarrow cueros[j]$ ;
| |  $brazo \leftarrow dEuclidean(punto\_referencia, centro\_masa)$ ;
| | sumar  $(brazo \cdot cueros[j].masa \cdot gravedad)$  a  $cueros[i]$ 
| |  $j \leftarrow j - 1$ ;
| fin;
|  $i \leftarrow i - 1$ ;
fin
fin

```

Fuente: Rada-Vilela (2009).

$$r(s_1) = 4 - 3 = 1$$

$$r(s_2) = 4 - 1 - 1 = 2$$

$$r(s_3) = 4 - 1 = 3$$

Finalmente, la cantidad de combinaciones de árboles por cada solución viene definida por la ecuación 3.

$$\overline{Cn(s)} = \frac{n!}{l_{i1}! \times l_{i2}! \times l_{ik}! \times r(s)!} \times \frac{1}{n} \quad (3)$$

Cuadro 9.

Cantidad de Combinaciones de Árboles

Nodos	Combinaciones
4	5
5	14
6	42

Fuente: Rada-Vilela (2009).

Cuadro 10.

Soluciones a la Ecuación de Aristas

	l_1	$2l_2$	$3l_3$	= 3
s_1	3	0	0	= 3
s_2	1	1	0	= 3
s_3	0	0	1	= 3

Fuente: Rada-Vilela (2009).

que al ser aplicada a las soluciones obtenidas en el cuadro 10, se obtienen los siguientes resultados.

$$\overline{Cn(s_1)} = \frac{4!}{3! \times 0! \times 0! \times 1!} \times \frac{1}{4} = 1$$

$$\overline{Cn(s_2)} = \frac{4!}{1! \times 1! \times 0! \times 2!} \times \frac{1}{4} = 3$$

$$\overline{Cn(s_3)} = \frac{4!}{0! \times 0! \times 1! \times 3!} \times \frac{1}{4} = 1$$

Esto significa que para s_1 existe 1 combinación donde cada nodo tiene 1 arista, para s_2 existen 3 combinaciones donde un nodo tiene 1 arista y otro

tiene 2 aristas, y para s_3 se tiene que existe 1 combinación donde un nodo tiene 3 aristas; en total suman $1 + 3 + 1 = 5$ posibles combinaciones para $n = 4$. La ilustración 10 muestra todas las posibles estructuras de un árbol de 4 nodos.

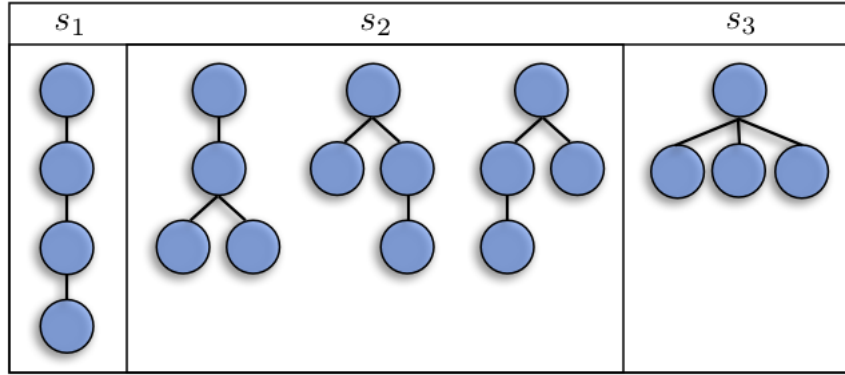


Ilustración 10. Posibles Árboles para $n = 4$

Comportamiento

El comportamiento de las criaturas virtuales es modelado por una red neuronal artificial con conexiones hacia adelante y neuronas que utilizan la tangente hiperbólica como función de activación, ubicando así el rango de salida de todas las neuronas en $[-1,0; 1,0]$. La red recibe el cuaternión de cada miembro de la criatura, procesa la información, y transmite la cantidad de momento a ejercer por los actuadores de cada miembro.

Los cuaterniones que recibe la capa de entrada representan la orientación de los miembros de la criatura utilizando cuatro parámetros: w , x , y y z ; los cuales definen al cuaternión como lo establece la ecuación 4. Más aun, los cuaterniones que representan pura orientación de por sí están normalizados, lo cual significa que $\sqrt{w^2 + x^2 + y^2 + z^2} = 1$ ubicando así los valores de w , x , y y z en el rango $[0,0; 1,0]$.

$$q = w + x\mathbf{i} + y\mathbf{j} + z\mathbf{k} \tag{4}$$

De esta manera queda configurada la capa de entrada: compuesta de $4n$ neuronas, donde 4 representa los valores del cuaternión y n la cantidad de miembros que conforman a la criatura. Además, el valor que recibe cada neurona en la capa de entrada puede variar en el rango $[0,0; 1,0]$.

Las capas ocultas contienen la misma cantidad de neuronas que la capa de entrada ($4n$ por capa) y están completamente conectadas: la capa de entrada distribuye la información entre todas las neuronas de la primera capa oculta, ésta la procesa y, similarmente, la distribuye entre todas las neuronas de la siguiente capa, y así hasta llegar a la capa de salida donde también se distribuye entre todas las neuronas.

La capa de salida consiste en tres neuronas por cada cuerpo rígido obviando aquél representado por la raíz del árbol morfológico, quedando así compuesta por $3n - 1$ neuronas. Las salidas de cada neurona en esta capa están dentro del rango $[0,0; 1,0]$ y determinan la proporción de momento que debe ejercer el actuador de cada cuerpo rígido $i \in n$ en los ejes x , y y z en base al momento máximo disponible. El momento aplicado se define utilizando las ecuaciones 5, 6 y 7.

$$\tau_x = x_i \cdot \tau_{\text{máx}_i} \quad (5)$$

$$\tau_y = \frac{1}{10} \cdot y_i \cdot \tau_{\text{máx}_i} \quad (6)$$

$$\tau_z = z_i \cdot \tau_{\text{máx}_i} \quad (7)$$

La ecuación 6 se define así porque en el eje y (eje vertical) no hay fuerzas que se opongan a la rotación del cuerpo y por lo tanto es necesario ejercer un momento suficientemente pequeño que evite movimientos contranaturales, pero lo suficientemente grande para que pueda hacer girar al cuerpo alrededor de este eje. El valor fue determinado arbitrariamente en $\frac{1}{10}$ del momento resultante.

La ilustración 11 muestra la topología de la red neuronal artificial que define el comportamiento de las criaturas. Bajo este modelo, la experiencia está distribuida entre todas las capas pero centralizada en el sentido de que la experiencia está en una sola y única red neuronal artificial que orchestra el comportamiento de toda la criatura. La red neuronal artificial hace las veces de sistema nervioso central: recibe mensajes provenientes del sistema nervioso periférico, los procesa, y envía órdenes a los músculos del cuerpo (Cotman y McGaugh (1980)).

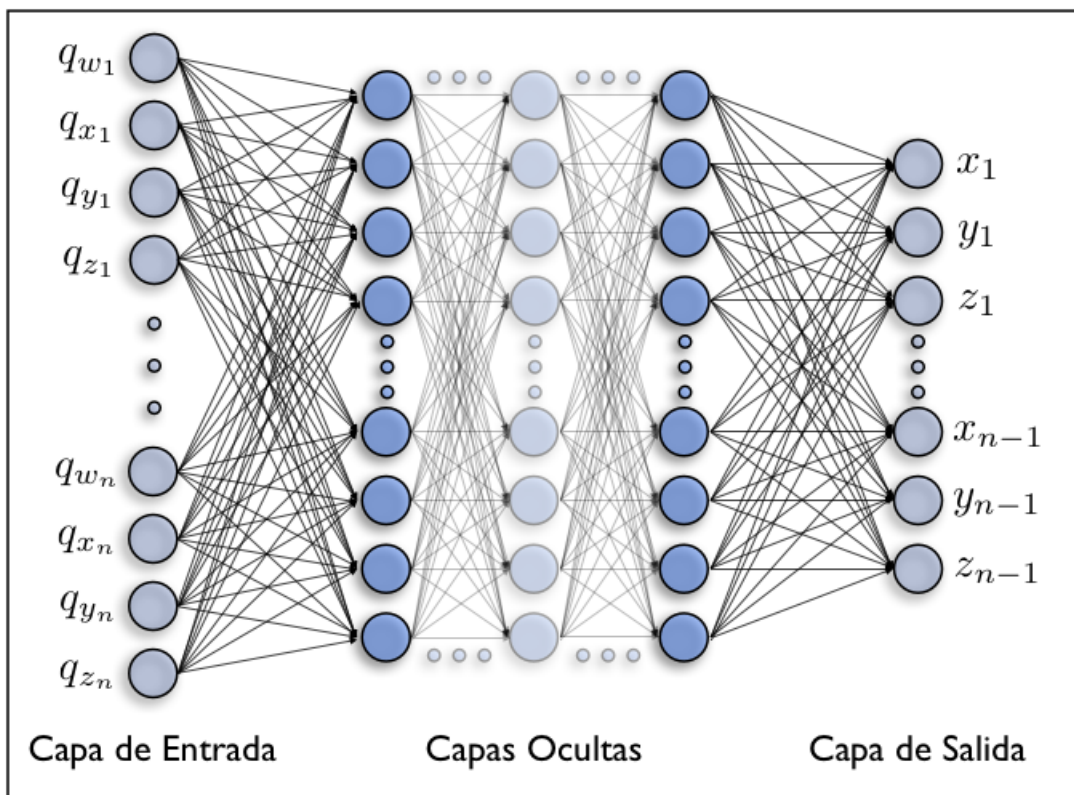


Ilustración 11. Red Neuronal Artificial de las Criaturas

Evolución de Criaturas Virtuales

La evolución de criaturas virtuales es llevada a cabo utilizando optimización por enjambre de partículas, donde cada partícula codifica la morfología y el comportamiento de una criatura. La función de aptitud de cada partícula es determinada por

la distancia euclidiana que recorre la criatura a la que representa en un intervalo de 10 segundos (equivalente a 240 iteraciones del mundo virtual a 24 tps) contados desde el momento en que algún miembro de la criatura hace contacto físico con el suelo.

Las características morfológicas que están sujetas a evolución son: (a) la forma, masa, y dimensiones de cada cuerpo rígido que tiene la criatura; (b) los puntos de conexión y límites angulares de las articulaciones que los unen; y (c) la estructura morfológica de la criatura. En cuanto al comportamiento, son los pesos sinápticos de la red neuronal artificial y los umbrales de cada neurona los que se hacen evolucionar. El cuadro 11 hace un compendio de las características sujetas a evolución y los rangos en los que puede variar cada una.

Cuadro 11.

Características sujetas a Evolución

Característica	Rango de Valores
Morfología	
Forma	{cápsula, cilindro, cono, esfera, paralelepípedo}
Masa	[0,6792505; 34,99694] Kg.
Dimensiones (x, y, z)	[0,19498446; 0,8830799] m.
Punto de conexión	[0; 21]
Libertad en x	[0,0; $\pi/2$] rad
Libertad en y	[0,0; π] rad
Libertad en z	[0,0; $\pi/2$] rad
Estructura morfológica	[0; 13]
Comportamiento	
Pesos sinápticos	[-1,0; 1,0]
Umbrales	[-1,0; 1,0]

Fuente: Rada-Vilela (2009).

Con respecto a la optimización por enjambre de partículas, se utiliza la topología anillo con $k = 2$ para evitar los mínimos locales y explorar más partes del espacio de búsqueda; una disminución lineal de la inercia donde la cantidad máxi-

ma de iteraciones n_t es igual al 75 % de la cantidad real de iteraciones, buscando así dedicar las últimas iteraciones a refinar las soluciones; el límite de velocidad es controlado por la tangente hiperbólica para suavizar el impacto de la elección de la velocidad máxima; y la cantidad de iteraciones durante las que se hace evolucionar al enjambre es de 400, la cual fue elegida tomando en cuenta principalmente el tiempo computacional requerido para completarlas. Estas características se resumen en el cuadro 12.

Cuadro 12.

Configuración de la Optimización por Enjambre de Partículas

Parámetro	Valor
Topología	Anillo con $k = 2$
Método de Inercia	Disminución lineal
Límite de velocidad	tanh
Rango de posición	[0,0; 100,0)
Velocidad máxima	25,0
Envidia	2,0
Nostalgia	2,0
Cantidad de iteraciones	400

Fuente: Rada-Vilela (2009).

Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos

El instrumento de recolección de datos está contenido en el motor de física **Bullet Physics Engine**, el cual provee métodos para calcular la distancia euclideana recorrida por una criatura en un intervalo de tiempo específico y así determinar la eficiencia de la misma. La distancia euclidiana se mide entre dos puntos: el primer punto se toma en la ubicación del centro de masa del cuerpo rígido raíz de la criatura al momento en que algún miembro hace contacto físico con el suelo, y el segundo punto se toma en la ubicación del centro de masa del mismo cuerpo rígido pero una vez transcurridos los 10

segundos del período de evaluación.

Sobre la confiabilidad y validez del instrumento: el instrumento es confiable y aceptable. Confiable porque se midió evaluando varias veces a varias criaturas corroborando así el determinismo del motor de física, y aceptable porque la distancia euclidiana es precisamente el criterio que se utiliza para medir la eficiencia de una criatura.

La recolección de datos se lleva a cabo durante la evolución de las criaturas virtuales y al final de la misma. Durante la evolución de criaturas virtuales (en cada iteración) se mide la eficiencia promedio de las criaturas, es decir, el promedio de la distancia recorrida por las criaturas a fin de conocer el progreso de la evolución. Además, cada 5 iteraciones se registra la criatura cuya eficiencia se acerca más a la eficiencia mediana del enjambre, para al final realizar un vídeo donde se pueda observar gráficamente la evolución.

Al final de la evolución se recolectan los datos sobre las variables de interés de todas las criaturas resultantes, lo cual consiste en registrar la distancia recorrida por cada criatura e información sobre las variables que hizo evolucionar la optimización por enjambre de partículas: (a) estructura morfológica; (b) frecuencia relativa (%) de la forma de los cuerpos rígidos; (c) libertad de rotación en radianes sobre los ejes x , y y z de los cuerpos rígidos que unen las articulaciones; (d) masa en kilogramos y volumen en metros cúbicos de toda la criatura.

Técnicas de Procesamiento y Análisis de los Datos

Los datos recolectados serán analizados respectivamente para responder a las preguntas y a las hipótesis de la investigación referentes a: (a) las capas ocultas de la red neuronal artificial, (b) la estructura morfológica de las criaturas, (c) la forma de los cuerpos rígidos, (d) la libertad que permiten las articulaciones, (e) la eficiencia de las criaturas resultantes, y (f) la naturalidad de los movimientos. Además, se llevarán a cabo análisis adicionales sobre el progreso de la evolución, eficiencia alcanzada, y características adicionales de las criaturas como la masa y el volumen.

La forma de análisis se basa principalmente en la estadística descriptiva de las varia-

bles de estudio. La estadística descriptiva se presenta inicialmente en forma de sumario mostrando medidas de tendencia central como el valor mínimo y máximo, la mediana, y el promedio. Una vez presentado el sumario, se realizan los gráficos pertinentes a la variable de estudio. Estos gráficos pueden ser diagramas de cajas y bigotes, gráficos de líneas o barras, e histogramas de frecuencia y densidad.

El análisis para determinar la influencia de una capa oculta en la eficiencia de las criaturas se basa en la estadística inferencial, al igual que la comparación de modelos. Se formula la hipótesis nula (no hay diferencia entre grupos) y la hipótesis alternativa (hay diferencia entre grupos) para luego ser probadas utilizando la prueba T, la cual “[evalúa si] dos grupos difieren entre sí de manera significativa respecto a sus medias” (Sampieri et al. (2003)). La prueba T asume que: (a) la muestra de la variable se aproxima a una distribución normal, y (b) que hay igualdad de varianzas.

La primera condición se determina observando un histograma de densidad buscando que el gráfico se aproxime a una distribución normal. La segunda se puede determinar utilizando la prueba de homogeneidad de varianzas de Levene, la cual determina que hay desigualdad de varianzas cuando $p < 0,05$.

La prueba T está disponible en el software SPSS 15.0 for Windows en varias modalidades. Para comparar la eficiencia de las criaturas de los grupos 0 y 1 se utiliza una prueba T para muestras independientes, mientras que para comparar los modelos se utiliza una prueba T para una muestra. En ambos casos, si existen diferencias estadísticamente significativas el valor de significancia (*Sig.*) es menor que 0,05; por el contrario, *Sig.* $\not<$ 0,05.

En las siguientes secciones se describe el proceso para realizar el análisis sobre los datos, siendo este mismo orden el utilizado para presentar los resultados en el siguiente capítulo. A manera de recordatorio, los experimentos se separan en dos grupos: uno con criaturas cuya red neuronal artificial carece de capas ocultas, y el otro con criaturas cuya red neuronal artificial contiene una capa oculta. Más aun, cada experimento consiste en llevar a cabo la evolución sobre 10 muestras de 30 criaturas cada una durante 400 iteraciones. Por lo tanto, el análisis de los datos se realiza sobre dos grupos de 300 criaturas cada uno.

Evolución Promedio de las Criaturas Virtuales

En esta parte se busca analizar el proceso evolutivo de las criaturas. El análisis comienza promediando los promedios de la distancia recorrida por las criaturas en cada iteración de cada evolución, para así realizar una gráfica de líneas de *distancia promedio vs. iteraciones* y observar la tendencia de la evolución utilizando regresión lineal. La regresión lineal, según Sampieri et al. (2003), “es un modelo matemático para estimar el efecto de una variable sobre otra”, y se grafica a través de una recta que predice el comportamiento de la variable *distancia promedio* en función de la variable *iteraciones*. La regresión lineal determina los coeficientes m y b de la ecuación de la recta $y = mx + b$, pudiendo así predecir el valor de y para un x dado. Utilizando esta técnica se pretende demostrar que las criaturas efectivamente evolucionaron .

Una vez realizados los gráficos de líneas para los dos grupos, se comparan aun más utilizando diagramas de cajas y bigotes y, finalmente, se grafican los histogramas de frecuencia y densidad de cada grupo para realizar un análisis descriptivo.

Eficiencia de las Criaturas Virtuales

Este análisis consiste en determinar si existen diferencias estadísticamente significativas entre la eficiencia de las criaturas cuya red neuronal artificial tiene una capa oculta y aquellas que no tienen, buscando así probar la hipótesis de investigación:

H₃: Una capa oculta en la red neuronal artificial hace que las criaturas sean más eficientes.

Primero se realizan los diagramas de cajas y bigotes de cada grupo para hacer una comparación descriptiva. Luego, se grafican los histogramas de frecuencia y densidad para observar si coinciden con una distribución normal, seguido del test de Levene, para finalmente realizar la prueba T de muestras independientes y demostrar si efectivamente el uso de una capa oculta influye significativamente sobre la eficiencia de las criaturas.

Estructura Morfológica de las Criaturas Virtuales

En este análisis se busca determinar las preferencias de la evolución por las diversas estructuras morfológicas que definen a la anatomía de las criaturas. Un histograma de frecuencia sobre la estructura morfológica de las criaturas es suficiente para observar las preferencias. Este análisis prueba la hipótesis de investigación:

H₁: Existe un ranking entre las estructuras morfológicas que definen a la anatomía de las criaturas de acuerdo a la influencia que ejercen sobre su eficiencia.

Forma de los Cuerpos Rígidos

En esta parte se busca determinar las preferencias de la evolución sobre la forma de los cuerpos rígidos de las criaturas. La forma que pueden adoptar los cuerpos rígidos son cinco: (a) cápsula, (b) cilindro, (c) cono, (d) esfera, o (e) paralelepípedo. Si cada forma influye de manera distinta sobre la eficiencia de las criaturas entonces la evolución se encargará de que la forma con mejor influencia sea elegida con mayor frecuencia para los cuerpos rígidos. Este análisis busca probar la hipótesis de investigación:

H₂: Existe un ranking entre las formas de los cuerpos rígidos de acuerdo a la influencia que ejercen sobre la eficiencia de las criaturas.

El análisis comienza con el promedio de frecuencia relativa de cada forma en ambos grupos de criaturas, seguido de un promedio de ambos grupos para determinar una tendencia general. Posteriormente, se utilizan los histogramas de frecuencia para observar la distribución de cada forma en los grupos.

Libertad de Rotación de los Cuerpos Rígidos

Este análisis pretende responder a la pregunta de investigación: ¿La evolución de una articulación esférica conllevará a la restricción de movimientos en algunos grados de libertad? O ¿aprovechará los tres grados de libertad para lograr movimientos más

eficientes?

El análisis se lleva a cabo sobre la libertad que permiten las articulaciones de las criaturas sobre los ejes x , y y z de los cuerpos rígidos que unen. No se hacen diferencias entre las articulaciones de las criaturas, por lo que los grupos de análisis x , y y z están compuestos cada uno por $10 \times 30 \times 4 = 1200$ datos, donde 10 representa la cantidad de evoluciones realizadas, 30 las criaturas por cada evolución, y 4 las articulaciones por cada criatura.

Diagramas de cajas y bigotes permiten observar la dispersión de los valores de libertad en cada eje. Un histograma de frecuencias y densidad por cada eje permite observar la distribución de los datos para determinar la tendencia de la evolución con respecto a las restricciones de rotación que las articulaciones imponen a los cuerpos rígidos que unen.

Se asume que un nivel alto de restricción de libertad de rotación está en el rango $[0; 0,25 \times \text{máx}_{eje})$, donde $\text{máx}_{eje} = \pi/2$ para los ejes x y z , y $\text{máx}_{eje} = \pi$ para el eje y . Contrariamente, un nivel extremo de libertad se ubica en el rango $(0,75 \times \text{máx}_{eje}; \text{máx}_{eje}]$.

Masa y Volumen de las Criaturas Virtuales

En este análisis se pretende determinar la preferencia de la evolución sobre la masa y las dimensiones de las criaturas. Un diagrama de cajas y bigotes para la masa y otro para el volumen permiten observar la dispersión de los valores de ambas variables. Un histograma de frecuencia y uno de densidad permiten observar cómo se distribuyen los datos, y así hacer un análisis descriptivo de los grupos.

Comparación de Modelos

El último análisis de este trabajo de investigación consiste en comparar la eficiencia de las criaturas resultantes con la eficiencia de aquellas obtenidas por Miconi y Channon (2005b). Sin embargo, esto no se puede realizar directamente debido a

que Miconi y Channon (2005b) hicieron evolucionar a las criaturas utilizando un período de evaluación de 100 segundos mientras que en este modelo se utilizan 10 segundos. Por esta razón, la comparación se realiza en base a la velocidad promedio alcanzada por las criaturas, pues al guiar al proceso evolutivo en busca de criaturas con mayor desplazamiento en un intervalo definido de tiempo, éste busca maximizar la velocidad promedio de las criaturas.

En el trabajo de Miconi y Channon (2005b), los datos que pueden ser usados para fines estadísticos están basados la distancia recorrida por la mejor criatura de 14 evoluciones diferentes (aunque el trabajo especifica que son 15, el gráfico muestra 14 datos). Al conocer que la distancia recorrida fue alcanzada en 100 segundos, la velocidad promedio se puede calcular con la ecuación $v = d/t$, transformando así los datos de Miconi y Channon (2005b). El mismo procedimiento se aplica a los datos resultantes del mejor grupo de criaturas de este trabajo.

El análisis comienza con un sumario de ambos grupos criaturas: el mejor de este trabajo y el de Miconi y Channon (2005b). Luego, se presenta un gráfico de barras de velocidad promedio de cada grupo para comparar las medias, un diagrama de cajas y bigotes para comparar la dispersión de los datos, e histogramas de frecuencia y densidad para observar la distribución de los datos.

Verificando y cumpliendo con las condiciones de una prueba T para una muestra, se compara el mejor grupo de este trabajo con un valor optimista sobre la media del grupo de criaturas de Miconi y Channon (2005b), probando así las hipótesis estadísticas y dando respuesta a la hipótesis de investigación:

H₄: Las criaturas resultantes de este modelo son más eficientes que aquellas obtenidas con el modelo de Miconi y Channon (2005b).

Las características de ambos modelos se presentan en los cuadros 13, 14 y 15

Cuadro 13.

Características Generales de los Modelos

Característica	Rada–Vilela (2009)	Miconi y Channon (2005b)
Algoritmo evolutivo	Optimización por enjambre de partículas	Algoritmo genético
Población	30	500
Iteraciones	400	1000
Función de aptitud	Distancia	Distancia
Período de evaluación	10 segundos	100 segundos
Motor de física	Bullet Physics Engine	Open Dynamics Engine
Frecuencia de actualización	24 <i>tps</i>	100 <i>tps</i>

Fuente: Rada–Vilela (2009) y Miconi y Channon (2005b).

Cuadro 14.

Características Morfológicas de los Modelos

Característica	Rada–Vilela (2009)	Miconi y Channon (2005b)
Estructura	Todas las combinaciones posibles	Sistema de desarrollo morfológico
Número de cuerpos	5	Variable (máx. 11)
Formas posibles	Cápsulas, Cilindros, Conos, Esferas, Paralelepípedos	Paralelepípedos
Articulaciones	Esféricas	Bisagras
Información sensorial	Cuaternión	Ángulo de la bisagra
Control de actuadores	Momento	Velocidad
Límites por actuador	Equilibrio estático de cuerpos rígidos	4 Newtons
Dimensiones (x, y, z)	[0,194984; 0,883079] metros por cuerpo rígido	No especificadas
Masa	[0,679250; 34,996930] kilogramos por cuerpo rígido	$0,8 \times \tanh(\text{volumen})$

Fuente: Rada–Vilela (2009) y Miconi y Channon (2005b).

Cuadro 15.

Características Conductuales de los Modelos

Característica	Rada-Vilela (2009)	Miconi y Channon (2005b)
Sistema nervioso	Centralizado	Ramificado
Técnica	Red neuronal artificial	Red neuronal artificial
Neuronas	Básicas	Neurona McCulloch-Pitts
Función de activación	tanh	tanh o sigmoide
Salidas	Momento	Velocidad

Fuente: Rada-Vilela (2009) y Miconi y Channon (2005b).

CAPÍTULO IV

RESULTADOS

De este punto en adelante, el grupo de criaturas virtuales cuya red neuronal artificial carece de capas ocultas se denomina **grupo 0**, y aquél cuyas criaturas poseen una capa oculta en su red neuronal artificial se denomina **grupo 1**. Asimismo, es necesario resaltar que las unidades de los resultados en las próximas secciones corresponden al sistema métrico a menos que se especifique explícitamente lo contrario. Aclarado esto, los resultados y su respectivo análisis se presentan en el siguiente orden:

1. *Evolución Promedio de las Criaturas Virtuales*: evalúa el progreso promedio de las 10 evoluciones llevadas a cabo por cada grupo en función de la distancia promedio recorrida por el enjambre de criaturas *vs.* las iteraciones de la optimización por enjambre de partículas.
2. *Eficiencia de las Criaturas Virtuales*: presenta un análisis riguroso sobre las diferencias en cuanto a la eficiencia de las criaturas resultantes de la evolución en ambos grupos, determinando si una capa oculta en la red neuronal artificial de las criaturas influye significativamente o no sobre la eficiencia de éstas.
3. *Estructura Morfológica de las Criaturas Virtuales*: presenta un análisis sobre la tendencia de la evolución en cuanto a la anatomía de las criaturas.
4. *Forma de los Cuerpos Rígidos*: efectúa el análisis referente a la forma de los cuerpos rígidos y a la frecuencia de éstos en las criaturas de ambos grupos.
5. *Libertad de Rotación de los Cuerpos Rígidos*: presenta los resultados y su respectivo análisis sobre la tendencia de la evolución en cuanto a la restricción de libertad de rotación en los ejes x , y y z de los cuerpos rígidos impuesta por las articulaciones que los unen.
6. *Masa y Volumen de las Criaturas Virtuales*: presenta el análisis sobre las tendencias evolutivas de la masa y volumen de las criaturas virtuales.
7. *Comparación de Modelos*: lleva a cabo una rigurosa comparación del mejor grupo

de criaturas obtenido con este modelo y aquél obtenido con el modelo de Miconi y Channon (2005b) en términos de eficiencia de las criaturas.

Los elementos gráficos que se usarán en las próximas secciones son gráficos de líneas, de barras, histogramas de frecuencia y densidad, y diagramas de cajas y bigotes.

Los diagramas de cajas y bigotes, del inglés: *boxplots*, muestran gráficamente los datos utilizando el sumario de cinco números: (a) valor mínimo, (b) primer cuartil, (c) mediana, (d) tercer cuartil, y (e) valor máximo. La mediana permite separar los datos en dos partes y determina así el punto donde el 50% de los datos es mayor que la mediana y el otro 50% es menor. El primer cuartil es la mediana de los datos comprendidos entre el valor mínimo y la mediana de los datos. Similarmente, el tercer cuartil es la mediana de los datos comprendidos entre la mediana de éstos y el valor máximo. Ambos cuartiles y la mediana conforman el rango intercuartil (*IQR*).

A partir del sumario de cinco números, el diagrama de cajas y bigotes presenta los datos en grupos donde se pueden realizar observaciones importantes como la dispersión de los datos, ubicar el rango en que se concentran diferentes porcentajes de los datos, entre otros. Asimismo, presenta los valores atípicos de los datos utilizando la regla que cualquier valor mayor o menor a $1,5 \times IQR$ es considerado como un valor atípico.

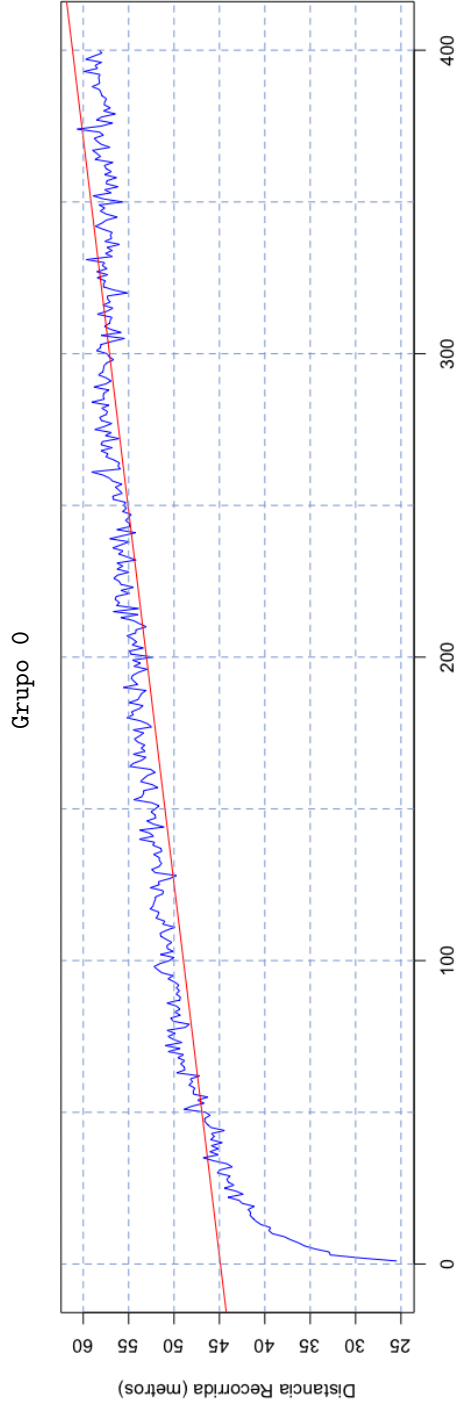
Otra ventaja igual de importante sobre los diagramas de cajas y bigotes es que al trabajar con la mediana se hacen insensibles a los valores atípicos; a diferencia de medidas como la media, la cual es altamente sensible porque al presentarse uno o varios valores excepcionalmente altos o bajos en los datos, la media puede ser seriamente afectada.

Sin más que introducir, se presentan a continuación los resultados de la investigación en las siguientes secciones.

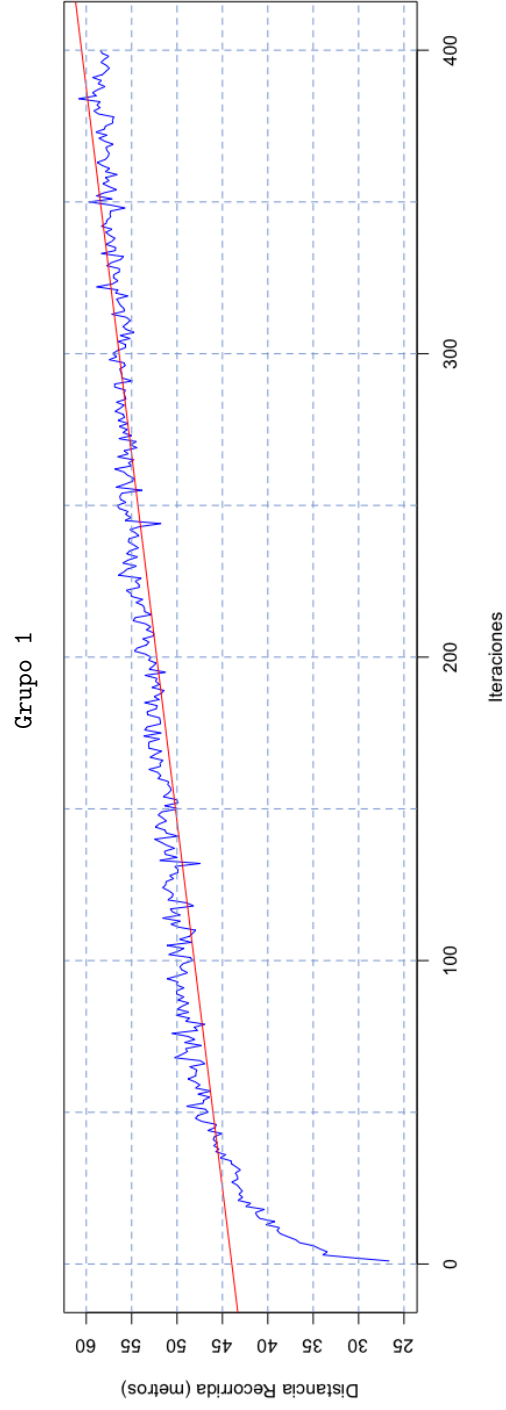
Evolución Promedio de las Criaturas Virtuales

Gráfico de Líneas

El gráfico 1 muestra el promedio de la distancia promedio (en metros) de los enjambres de cada evolución en función de las iteraciones llevadas a cabo, es decir, la evolución promedio de los enjambres durante las iteraciones.



//



//

Gráfico 1. Evolución Promedio de las Criaturas Virtuales

Observaciones

1. El gráfico 1 muestra una clara evolución en ambos grupos, pues a través de la regresión lineal se puede observar una relación positiva entre la distancia promedio de los enjambres y las iteraciones: a mayor cantidad de iteraciones, mayor es la distancia promedio recorrida por los enjambres de criaturas. Esta relación positiva ocurrirá mientras que todo el enjambre no alcance una solución óptima, pues al ser alcanzada, la distancia promedio habría llegado al valor tope y más iteraciones no resultarían en mayor distancia recorrida.
2. La regresión lineal en el grupo 0 predice los valores de la distancia promedio (y) en función de las iteraciones (x) de acuerdo a la ecuación $y_0 = 44,89410 + 0,04083x_0$; y en el grupo 1, la ecuación es $y_1 = 43,96595 + 0,04148x_1$.
3. Las tendencias de ambos grupos son lineales, por lo que se puede obtener una relación entre ellos basada en el valor promedio (cuadro 16). Esta relación es de 1,015394 del grupo 0 con respecto al grupo 1, y 0,9853873 del grupo 1 con respecto al grupo 0. Con estos valores, se puede estimar la distancia promedio recorrida por las criaturas del grupo 1 cuando se conoce la distancia promedio recorrida por las criaturas del grupo 0, y viceversa.
4. Hay una mínima diferencia en la relación entre los grupos 0 y 1 (1,015394 y 0,9853873). Sin embargo, a mayor cantidad de iteraciones, la diferencia entre el grupo 0 y el grupo 1 será mayor a favor del grupo 0.
5. La evolución promedio de ambos grupos sugiere que una capa oculta en la red neuronal artificial de las criaturas no influye en la eficiencia de éstas, sin embargo, este estudio se llevará a cabo rigurosamente en la sección correspondiente.

Diagramas de Cajas y Bigotes

El cuadro 16 muestra el sumario del gráfico 2, el cual muestra los diagramas de cajas y bigotes (con y sin valores atípicos) de la evolución promedio de ambos grupos.

Cuadro 16.

Evolución Promedio de las Criaturas Virtuales: Sumario

Grupo	Mínimo	1er Cuartil	Mediana	Media	3er Cuartil	Máximo
0	25,46	50,75	54,47	53,08	57,20	60,67
1	26,62	49,72	53,24	52,28	56,29	60,83

Fuente: The R Project for Statistical Computing.

Observaciones

1. Los valores del cuadro 16 reiteran la relación entre ambos grupos: tomando la media del grupo 0 se puede estimar que la media del grupo 1 es $y_1 = 53,08 \times 0,9853873 = 52,30436 \approx 52,28$, y viceversa $y_0 = 52,28 \times 0,9522988 = 53,0848 \approx 53,08$.
2. Los diagramas de cajas y bigotes muestran que la evolución promedio de ambos grupos son aproximadamente iguales. Las medianas de ambos grupos difieren en poco más de un metro a favor del grupo 0, y ambos grupos presentan una homogeneidad similar en el rango intercuartil ($IQR_0 = 6,45$ y $IQR_1 = 6,57$).
3. Asimismo, se puede observar que el primer y tercer cuartil del grupo 0 son mayores que los del grupo 1 ($Q1_0 = 50,75$ vs. $Q1_1 = 49,72$ y $Q3_0 = 57,20$ vs. $Q3_1 = 56,29$), indicando que (en promedio) la mayoría de las iteraciones evolutivas sobre el grupo 0 producen resultados ligeramente mejores que la mayoría de iteraciones evolutivas sobre el grupo 1.
4. Los valores atípicos están presentes en la evolución de ambos grupos.

Estos valores están por debajo de $1,5 \times IQR$ y se pueden identificar en el gráfico 1 durante las primeras iteraciones, lo cual es perfectamente normal en un proceso evolutivo.

Histogramas

El gráfico 3 muestra los histogramas de frecuencia y densidad para la evolución promedio de ambos grupos.

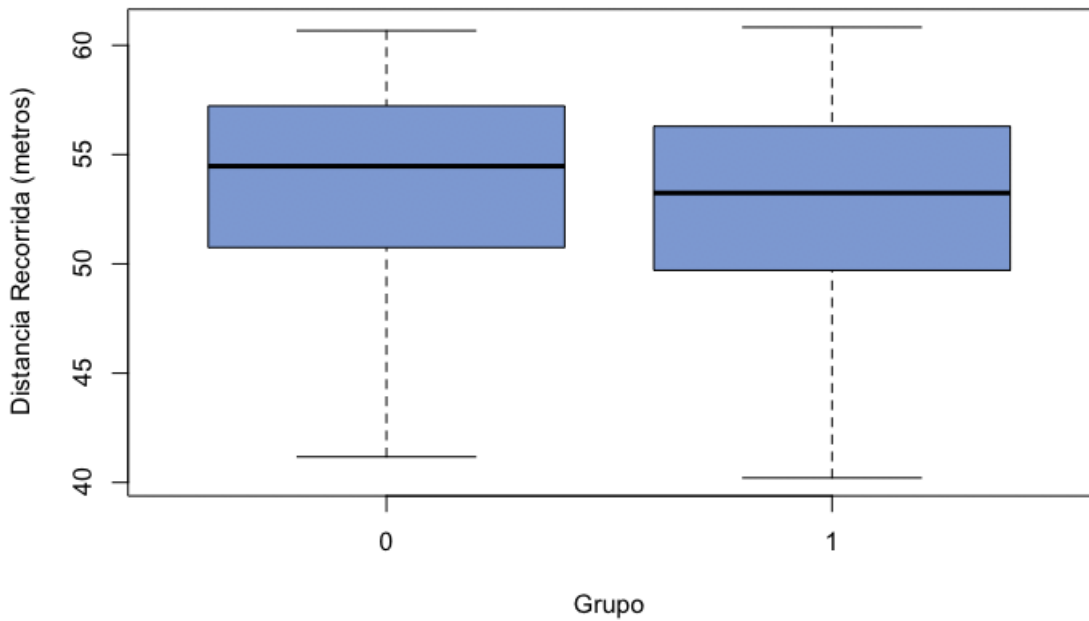
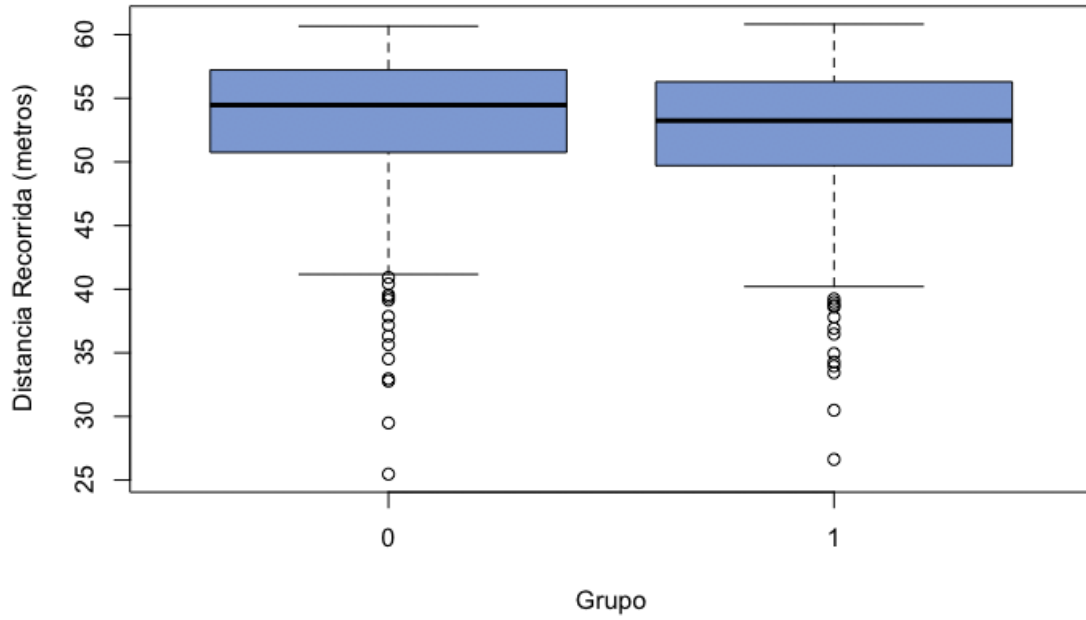


Gráfico 2. Evolución Promedio de las Criaturas Virtuales: Diagramas de Cajas y Bigotes

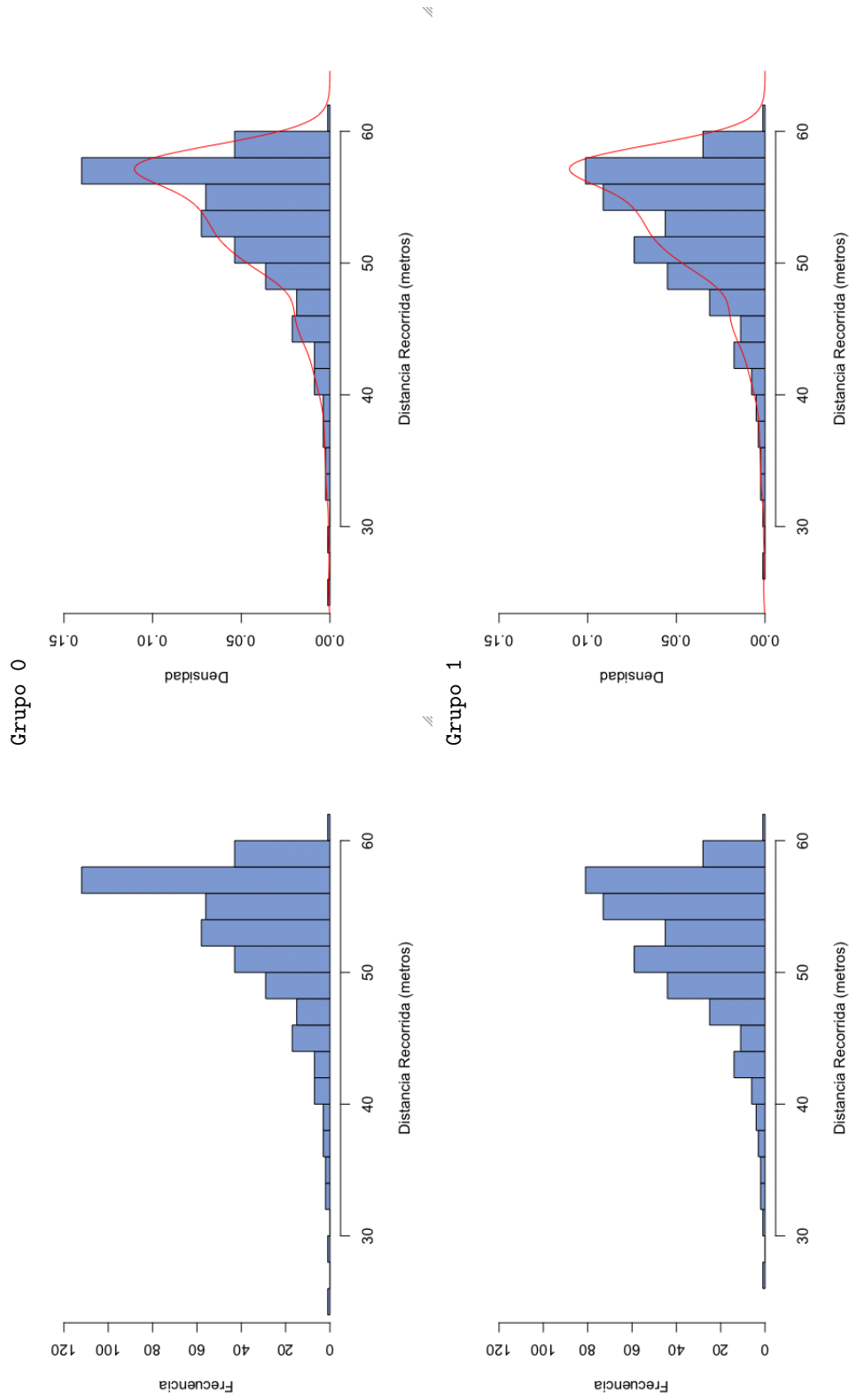


Gráfico 3. Evolución Promedio de las Criaturas Virtuales: Histogramas de Frecuencia y Densidad

Observaciones

1. Los histogramas revelan que las distribuciones de ambos grupos tienen asimetría hacia la izquierda, confirmando que la tendencia de la evolución es hacer que los grupos recorran mayores distancias.
2. La distribución del grupo 0 muestra una mayor frecuencia de enjambres capaces de recorrer (en promedio) entre 50 y 58 metros, mientras que grupo 1 muestra una distribución más uniforme entre 48 y 58 metros, pero con menor frecuencia.
3. Ambas distribuciones muestran algunos valores atípicos que ya fueron analizados en los gráficos anteriores.

Eficiencia de las Criaturas Virtuales

Diagramas de Cajas y Bigotes

El cuadro 17 presenta el sumario del gráfico 4, el cual muestra los diagramas de cajas y bigotes con y sin valores atípicos de las distancias recorridas por las criaturas de los grupos 0 y 1. Las distancias están expresadas en metros.

Cuadro 17.

Eficiencia de las Criaturas Virtuales: Diagrama de Cajas y Bigotes

Grupo	Mínimo	1er Cuartil	Mediana	Media	3er Cuartil	Máximo
0	0,975	42,30	57,00	58,20	73,30	119,00
1	4,565	41,64	57,43	58,43	74,27	128,30

Fuente: The R Project for Statistical Computing.

Observaciones

1. Los diagramas de cajas y bigotes revelan que no hay mucha diferencia entre la eficiencia de las criaturas del grupo 0 y las del grupo 1.
2. La mediana del grupo 1 se encuentra ligeramente por encima de la mediana del grupo 0, indicando que el 50 % de las criaturas del grupo 1 recorre más de 57,43 m, mientras que el 50 % del grupo 0 recorre más de 57,0 m.
3. Observando el rango intercuartil (IQR), el 50 % de las criaturas del grupo 0 recorre entre 42,3 y 73,3 m, mientras que el 50 % de las criaturas del grupo 1 recorre entre 41,64 y 74,27 m; revelando una mayor homogeneidad en el rango intercuartil del grupo 0 ($IQR_0 = 31,0$ y $IQR_1 = 32,63$).
4. El grupo 1 presenta tan solo un valor atípico menor a 130 m, lo cual influye ligeramente al incremento del promedio del grupo.

Histogramas

El gráfico 5 presenta los histogramas de frecuencia y densidad de la distancia recorrida por las criaturas de ambos grupos.

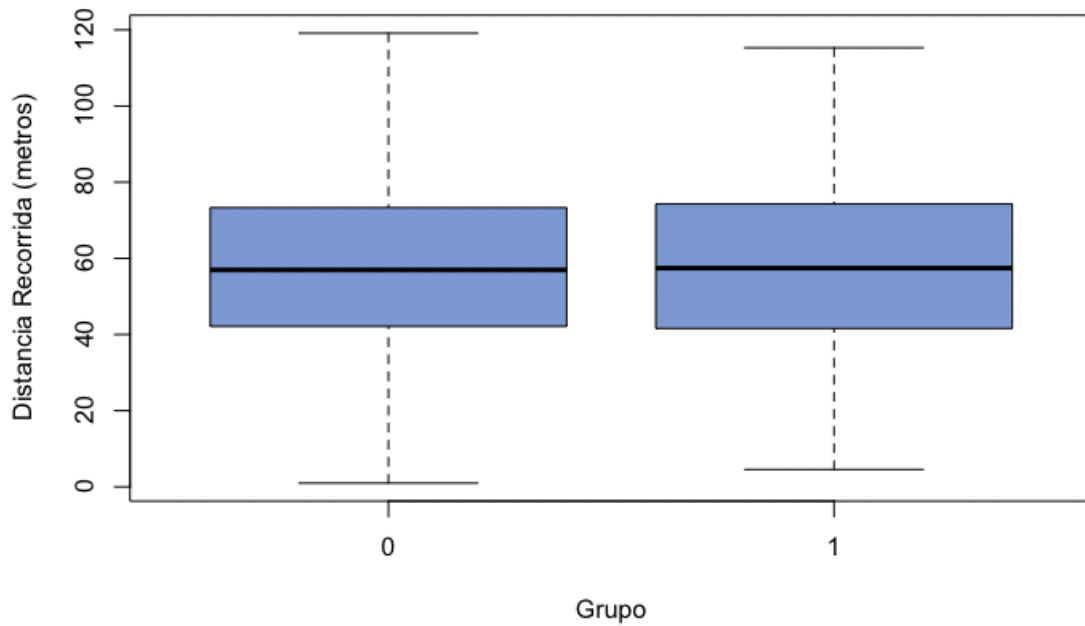
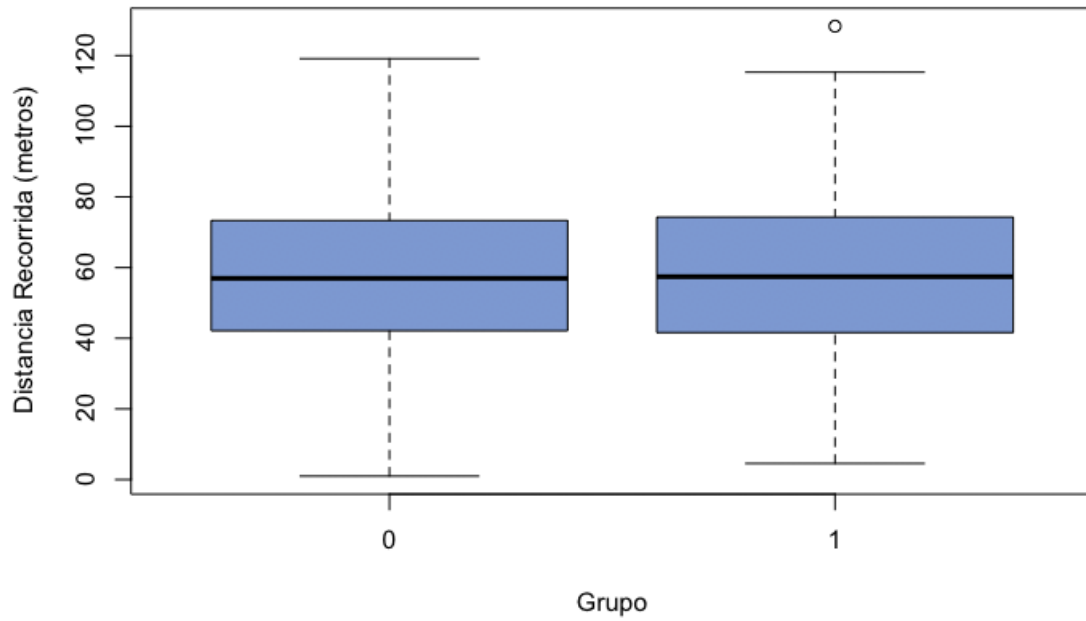


Gráfico 4. Eficiencia de las Criaturas Virtuales: Diagrama de Cajas y Bigotes

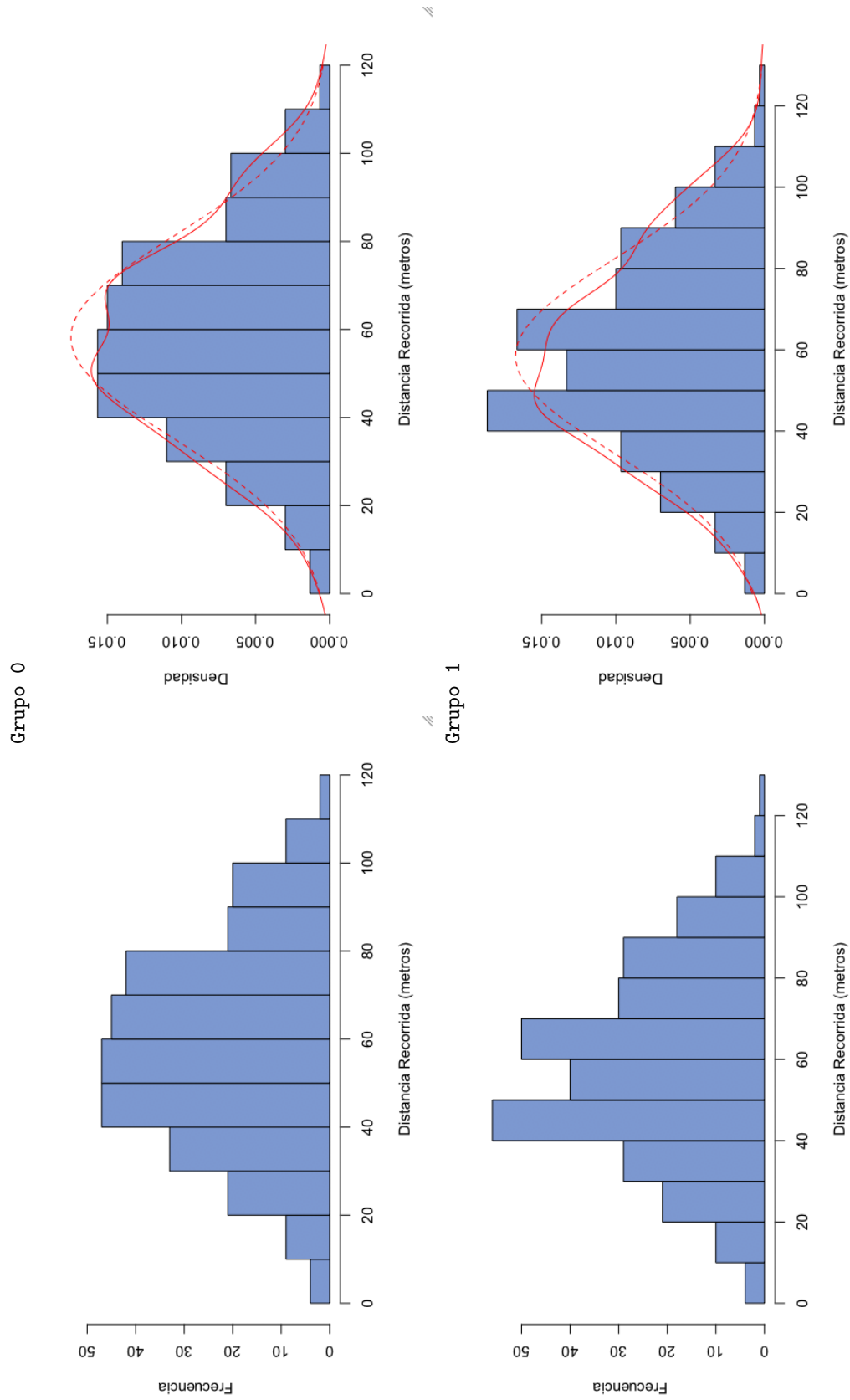


Gráfico 5. Eficiencia de las Criaturas Virtuales: Histogramas de Frecuencia y Densidad

Observaciones

1. Los histogramas revelan distribuciones similares con una leve asimetría hacia la derecha. La distribución de ambos grupos está centrada alrededor de 60 m.
2. En ambos grupos, la mayoría de las criaturas logran recorrer entre 40 y 80 m en 10 segundos.
3. Ninguno de los histogramas presenta valores atípicos.

Prueba de Hipótesis

De acuerdo con la estadística descriptiva antes presentada, se observan pequeñas diferencias en cuanto a la distancia que recorren las criaturas en cada uno de los grupos. Entonces, para determinar si existen diferencias significativas entre los grupos se conduce una prueba T para muestras independientes con el fin de probar las hipótesis estadísticas: $H_0 : \mu_0 = \mu_1$, y $H_a : \mu_0 \neq \mu_1$, correspondientes a la hipótesis nula y alternativa, respectivamente. Previo a la prueba, se comprobó que la distribución en ambos grupos se aproxima a una distribución normal y que hay homogeneidad de varianzas de acuerdo a la prueba Levene ($p = 0,475$). Los resultados de la prueba se revelan en el cuadro 18.

Cuadro 18.

Eficiencia de las Criaturas Virtuales: Prueba T para Muestras Independientes

Prueba T para la igualdad de medias							
	t	gl	Sig.	$\Delta\mu$	$SE_{\bar{x}}$	95 % IC para $\Delta\mu$	
						Inferior	Superior
Eficiencia	-,122	598	,903	-,23290081	1,90419526	-3,97262	3,506822

Fuente: Rada-Vilela (2009).

Observaciones

1. A partir de los histogramas en el gráfico 5, se puede observar que las distribuciones son aproximadamente normales, cumpliendo así con la primera condición para aplicar la prueba T para muestras independientes.
2. La prueba de Levene determinó que existe homogeneidad en cuanto a la varianza de los grupos ($p \not\leq 0,05$), cumpliendo con el segundo requisito para aplicar la prueba T para muestras independientes.
3. El resultado de la prueba T para muestras independientes (cuadro 18) *no* provee suficiente evidencia para rechazar la hipótesis nula $H_0 : \mu_0 = \mu_1$ porque $Sig. = 0,903$ no hace una diferencia estadísticamente significativa ($Sig. \not\leq 0,05$). Por lo tanto, se concluye que la eficiencia de las criaturas no es afectada significativamente por la presencia de una capa oculta en la red neuronal artificial.
4. De acuerdo con los resultados, se tiene un intervalo de confianza al 95 % para $\mu_0 - \mu_1$ de $-3,97262$ y $3,506822$, lo cual sugiere que la media del grupo 0 es igual a la media del grupo 1 con un margen de error no mayor a 4 m:
 $\mu_0 = \mu_1 \pm 4$.

Se RECHAZA la hipótesis de investigación

H₃: Una capa oculta en la red neuronal artificial hace que las criaturas sean más eficientes.

Estructura Morfológica de las Criaturas Virtuales

La anatomía de las criaturas está definida por todas las posibles combinaciones para 5 cuerpos rígidos. Estas combinaciones se presentan en la ilustración 12, donde los números en la parte superior de las estructuras morfológicas son los respectivos identificadores que se usarán de este punto en adelante para referirse a una estructura morfológica en particular.

Histogramas

El gráfico 6 muestra los histogramas de frecuencia y densidad de las estructuras morfológicas que definen a la anatomía de las criaturas en ambos grupos. El gráfico 7 presenta los histogramas ordenados de forma descendente por cada grupo, además de un histograma (también ordenado) que promedia la frecuencia de las estructuras morfológicas de los dos grupos. Finalmente, el cuadro 19 muestra los valores porcentuales de frecuencia de cada estructura morfológica.

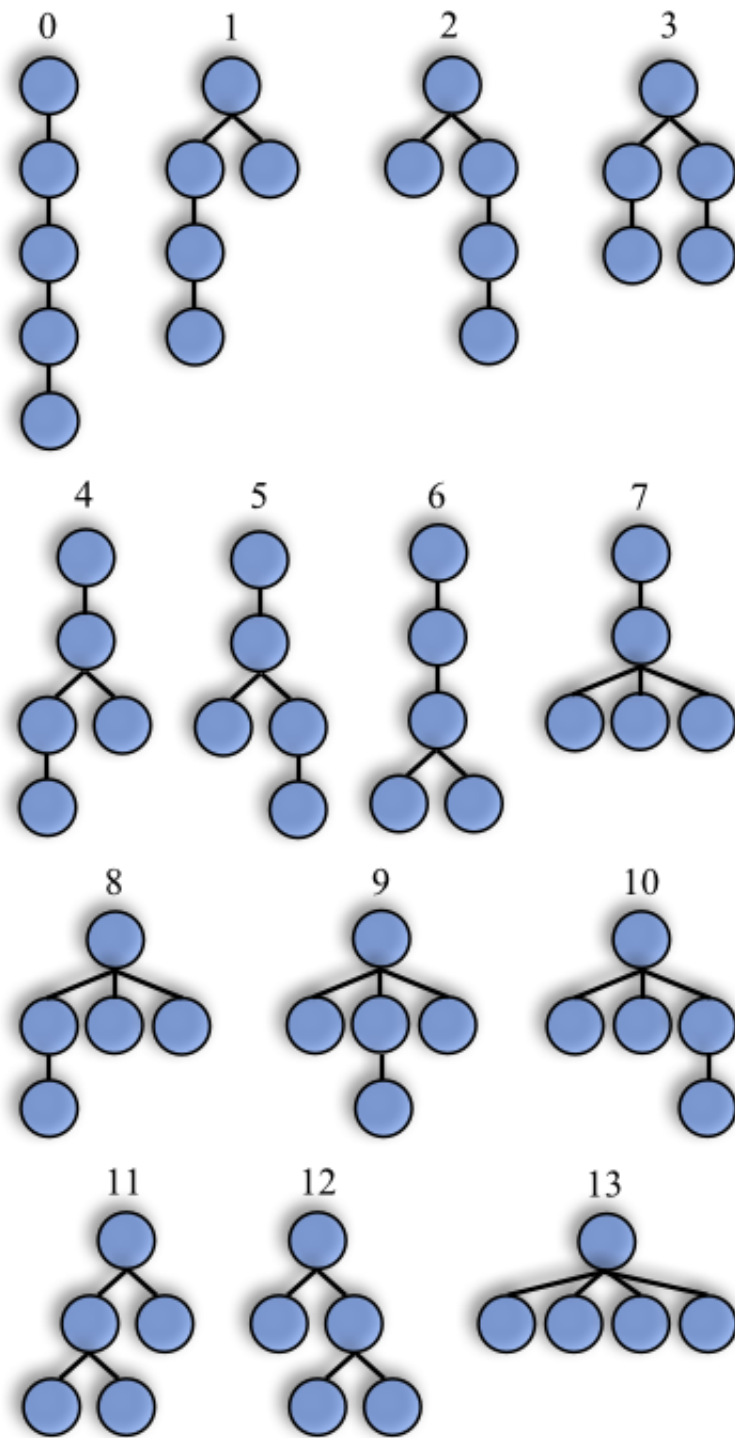


Ilustración 12. Estructuras Morfológicas

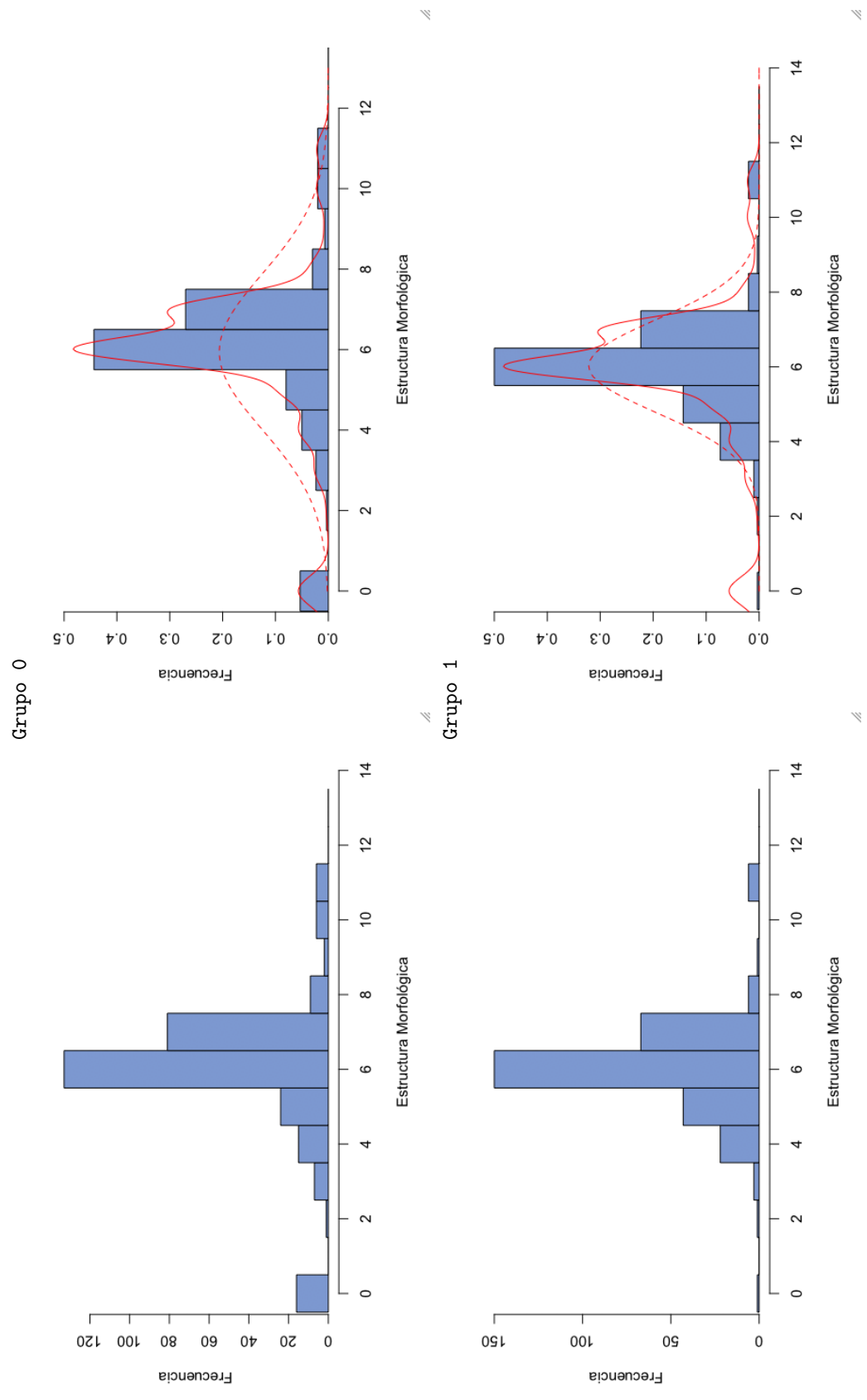


Gráfico 6. Estructura Morfológica: Histogramas de Frecuencia y Densidad

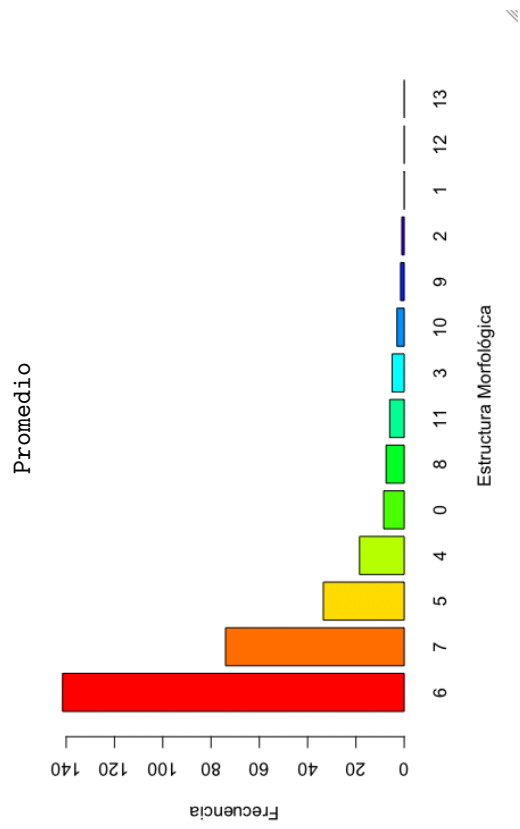
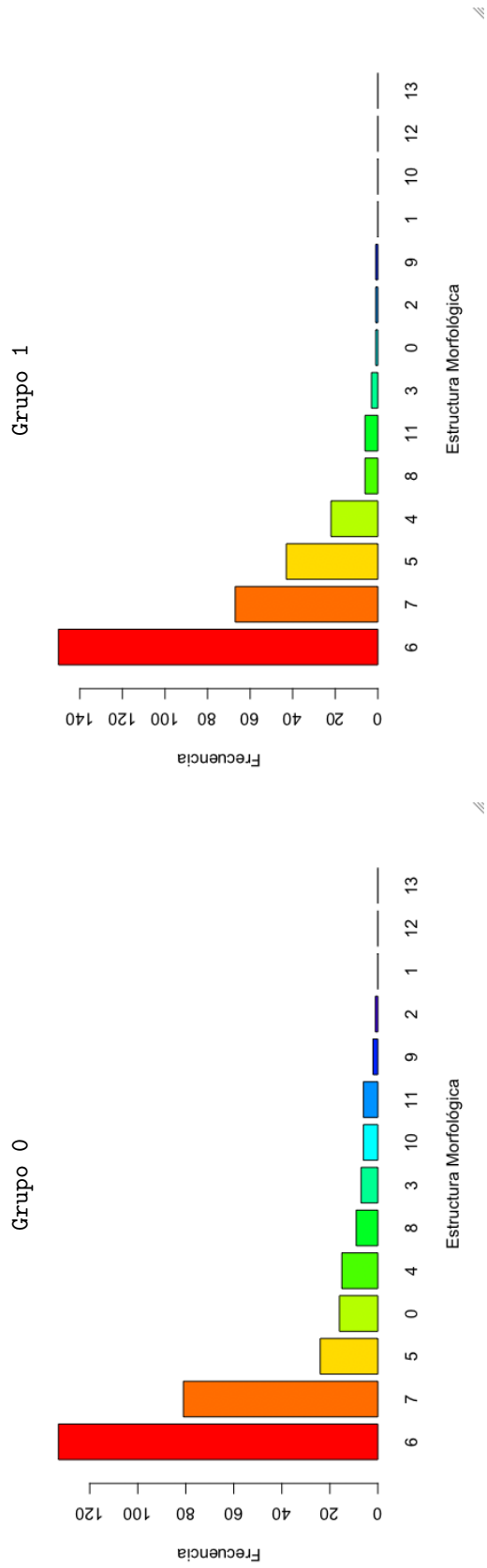


Gráfico 7. Estructura Morfológica: Preferencias

Cuadro 19.

Estructura Morfológica: Preferencias

Índice	Grupo 0 (%)	Grupo 1 (%)	Promedio (%)
0	5,33	0,33	2,83
1	0,00	0,00	0,00
2	0,33	0,33	0,33
3	2,33	1,00	1,66
4	5,00	7,33	6,16
5	8,00	14,33	11,16
6	44,33	50,00	47,16
7	27,00	22,33	24,66
8	3,00	2,00	2,50
9	0,66	0,33	0,50
10	2,00	0,00	1,00
11	2,00	2,00	2,00
12	0,00	0,00	0,00
13	0,00	0,00	0,00

Fuente: Rada-Vilela (2009).

Observaciones

1. Los histogramas revelan distribuciones normales centradas en la estructura morfológica 6, con frecuencias importantes en los índices 7, 5, 4, y 0.
2. La estructura morfológica 6 corresponde a una anatomía bípeda, la cual es claramente la que mejor influye sobre la eficiencia de las criaturas.
3. De acuerdo al promedio de las frecuencias de estructuras morfológicas en ambos grupos, el patrón que se observa en el ranking de estructuras morfológicas (6, 7, 5, 0, y 4) es que todas tienen al nodo raíz lo más aislado posible del resto de nodos (figura 13). Esto podría deberse a que el cuerpo rígido correspondiente al nodo raíz es inútil en términos de que no ejerce ningún tipo de fuerzas para contribuir al movimiento de la criatura, sino más bien podría

obstaculizar la eficiencia de los movimientos en los demás cuerpos rígidos; pero esto es sólo una conjetura.

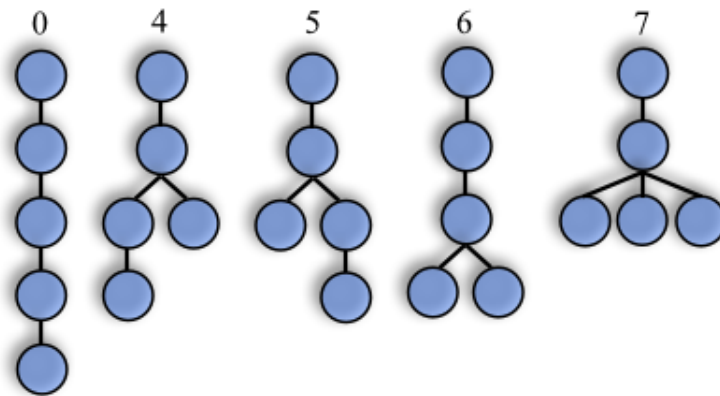


Ilustración 13. Estructuras Morfológicas Preferidas

Se **ACEPTA** la hipótesis de investigación

H₁: Existe un ranking entre las estructuras morfológicas que definen a la anatomía de las criaturas de acuerdo a la influencia que ejercen sobre su eficiencia.

Forma de los Cuerpos Rígidos

Preferencias

El cuadro 20 presenta el promedio de la frecuencia de cada forma presente en ambos grupos de criaturas, los cuales se utilizan para crear el gráfico 8. Asimismo, se presentan histogramas que muestran el promedio de frecuencia relativa de cada forma entre los dos grupos de criaturas.

Cuadro 20.

Forma de los Cuerpos Rígidos: Preferencias

Forma	Grupo 0 (%)	Grupo 1 (%)	Promedio (%)
Cápsulas	31,26	35,46	33,36
Esferas	21,00	21,06	21,03
Conos	18,53	18,86	18,70
Paralelepípedos	18,20	14,53	16,36
Cilindros	11,00	10,06	10,53

Fuente: Rada-Vilela (2009).

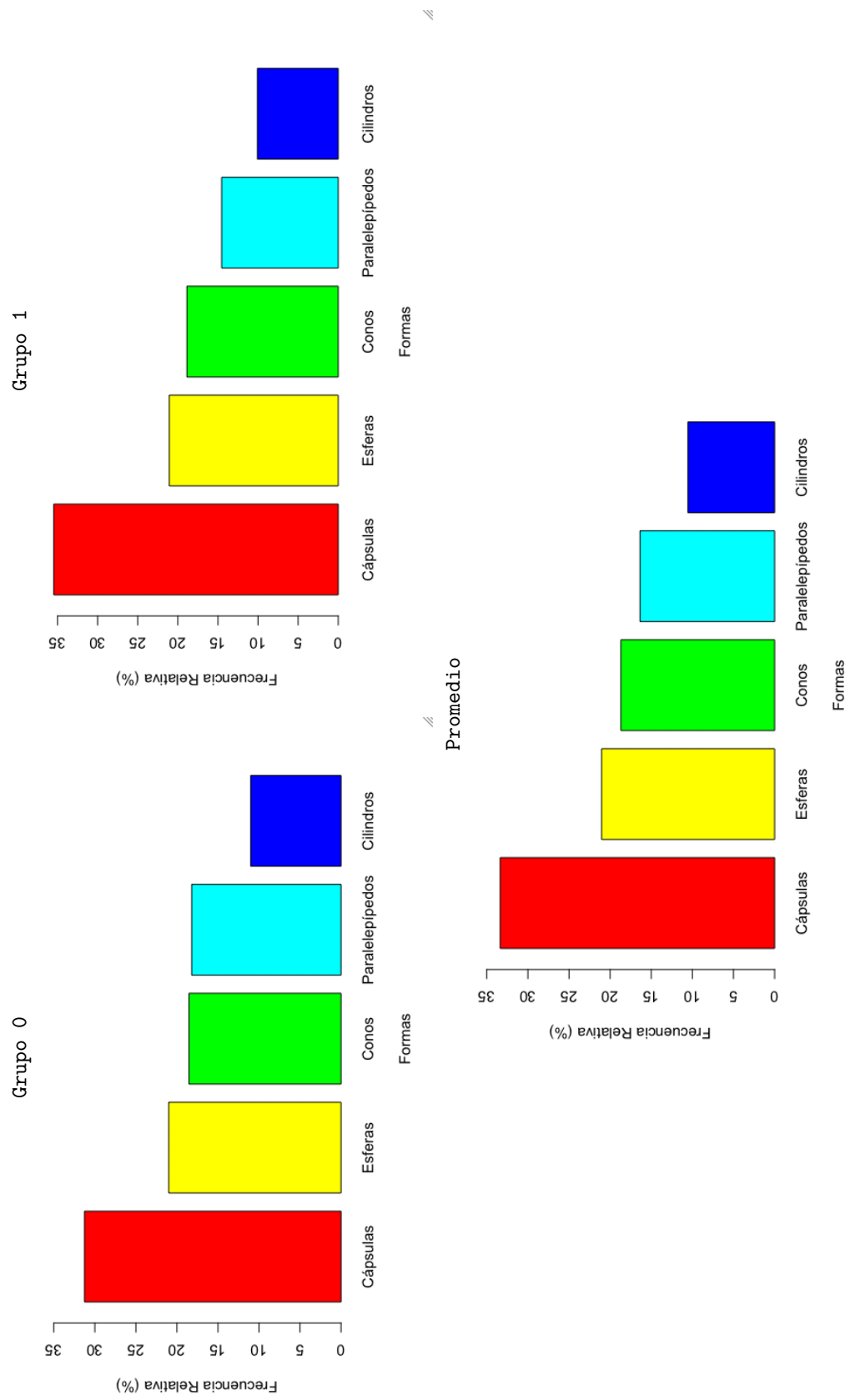


Gráfico 8. Forma de los Cuerpos Rígidos: Preferencias

Observaciones

1. A partir de los promedios observados en los grupos, la forma que mejor influye en la eficiencia de las criaturas virtuales es la cápsula. En segundo lugar están las esferas con una leve diferencia respecto a los conos, quienes están en tercer lugar.
2. Las formas de cuerpos rígidos que menos favorecen a la eficiencia de las criaturas son los paralelepípedos y los cilindros, quienes ocupan el cuarto y quinto lugar, respectivamente.

Histogramas

Los gráficos 9 y 10 muestran la distribución de frecuencia relativa de las mejores formas en los grupos 0 y 1, respectivamente. El gráfico 11 muestra la distribución de frecuencia relativa de las peores formas en ambos grupos.

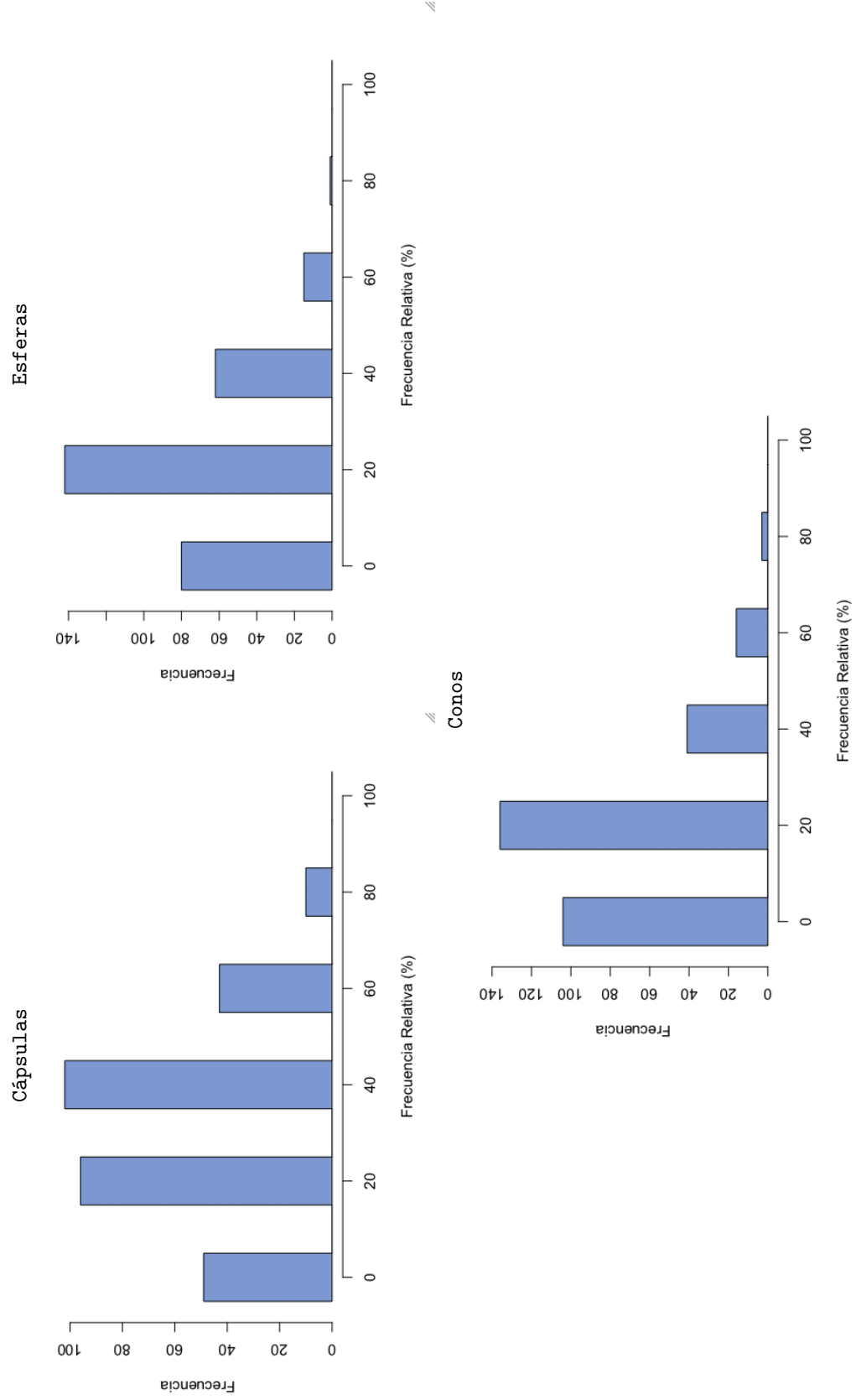


Gráfico 9. Forma de Cuerpos Rígidos: Histogramas de Frecuencia de las Mejores Formas en el Grupo 0

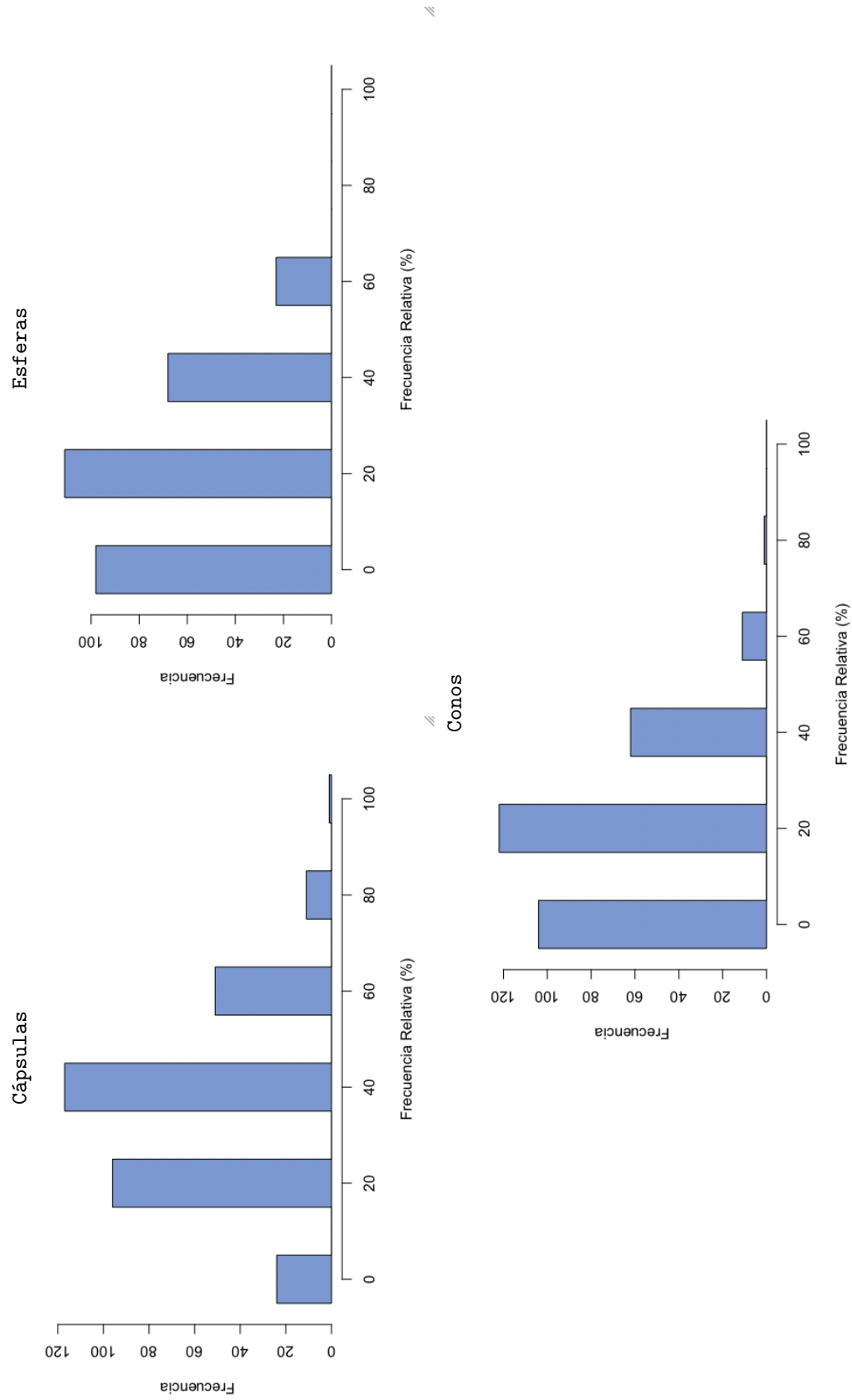


Gráfico 10. Forma de Cuerpos Rígidos: Histogramas de Frecuencia de las Mejores Formas en el Grupo 1

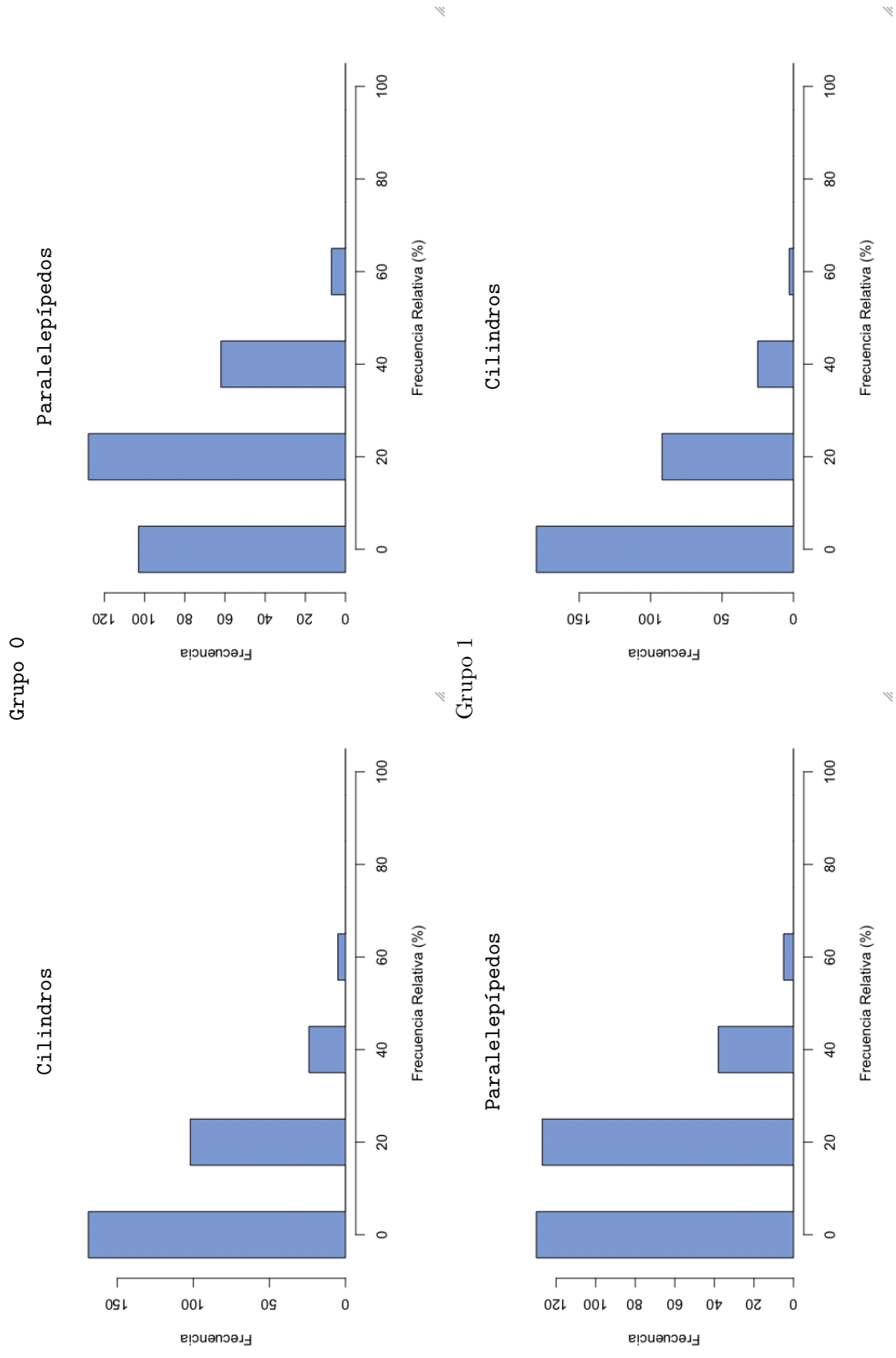


Gráfico 11. Forma de Cuerpos Rígidos: Histogramas de Frecuencia de las Peores Formas

Observaciones

1. Las criaturas están formadas por 5 cuerpos rígidos, significando esto que un 20 % de frecuencia relativa de alguna forma quiere decir la presencia de ésta en exactamente un cuerpo rígido, una frecuencia relativa de 40 % implica la presencia de la forma en 2 cuerpos rígidos de la criatura, y así sucesivamente.
2. El aspecto más interesante de los histogramas de frecuencia relativa por forma de cuerpo rígido es la diversidad de las criaturas en ambos grupos, pues es claro que aunque la forma que mejor favorezca a la eficiencia de las criaturas sea la cápsula, ésta no está presente en el 100 % de una criatura, sino más bien requiere de la presencia de otras formas para lograr la eficiencia descrita en las secciones anteriores.
3. En el mismo orden de ideas, es claro que la preferencia promedio de las formas de cuerpos rígidos (determinada antes) no sólo es afectada por el hecho de que las formas alcancen a definir alguna porción de la anatomía por mínima que sea, sino que también es afectada en gran parte por la preferencia de que no definan alguna porción del todo. Esto se observa en los cilindros y paralelepípedos, cuya frecuencia de *no* presencia (0 %) es definitivamente mayor que a que estén presentes en siquiera un cuerpo de las criaturas.

Se ACEPTA la hipótesis de investigación

H₂: Existe un ranking entre las formas de los cuerpos rígidos de acuerdo a la influencia que ejercen sobre la eficiencia de las criaturas.

Libertad de Rotación de los Cuerpos Rígidos

Diagramas de Cajas y Bigotes

El cuadro 21 presenta los valores utilizados en el diagrama de cajas y bigotes del gráfico 12.

Cuadro 21.

Libertad de Rotación de los Cuerpos Rígidos: Diagrama de Cajas y Bigotes

Eje	Grupo	Mínimo	1er Cuartil	Mediana	Media	3er Cuartil	Máximo
x	0	0,0000	0,5736	0,8471	0,8446	1,1310	1,5710
	1	0,0000	0,5231	0,8147	0,7979	1,0510	1,5710
y	0	0,0000	1,0582	1,5024	1,5344	1,9794	3,1416
	1	0,0000	0,9872	1,5120	1,4980	1,9880	3,1416
z	0	0,0000	0,5744	0,8023	0,8043	1,0860	1,5710
	1	0,0000	0,5520	0,7937	0,8006	1,0700	1,5710

Fuente: The R Project for Statistical Computing.

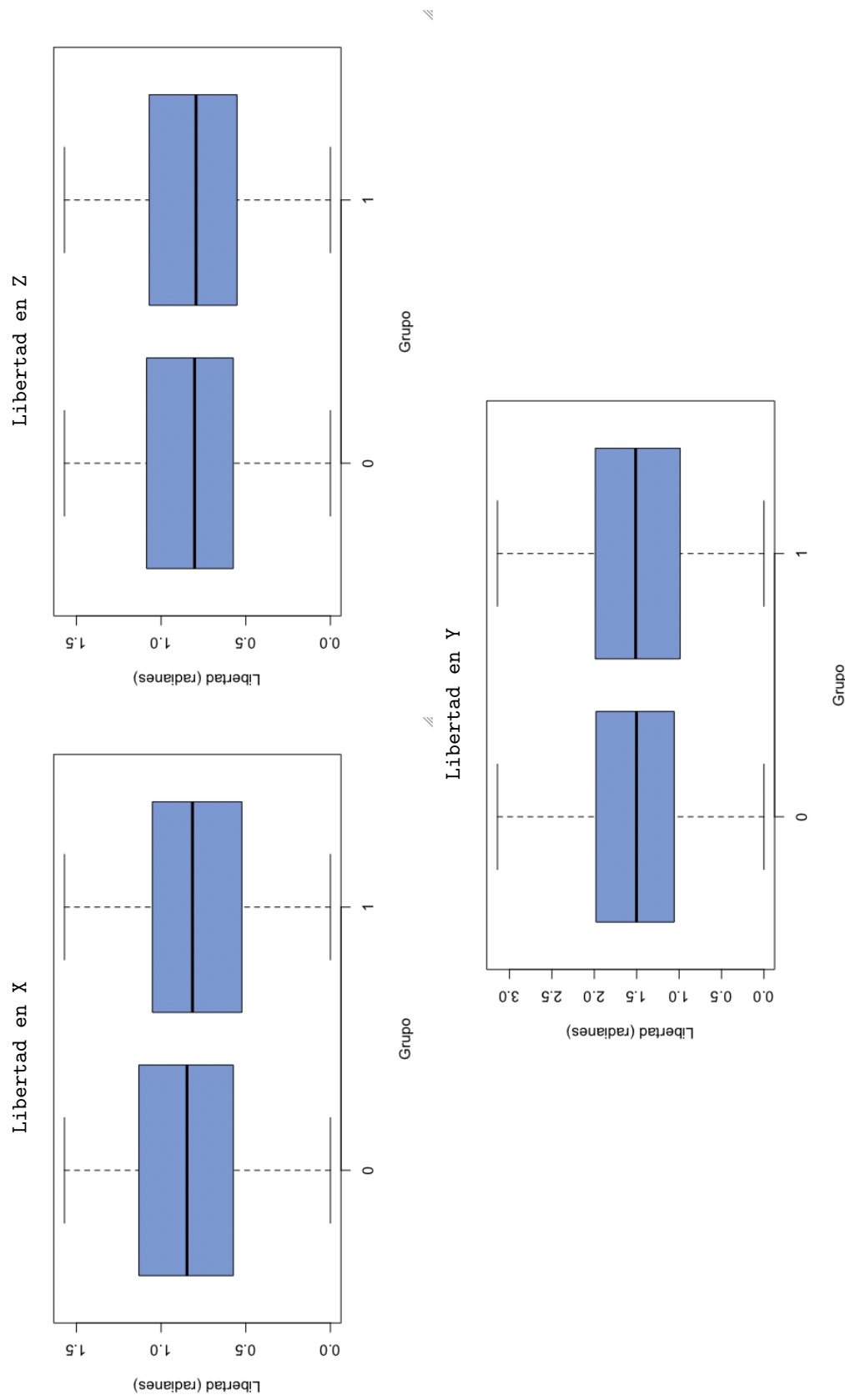


Gráfico 12. Libertad de Rotación de los Cuerpos Rígidos: Diagramas de Caja y Bigotes

Observaciones

X:

1. Los diagramas de cajas y bigotes revelan que la distribución de libertad de rotación en x entre los grupos es similar.
2. El rango de libertad permitido en x es $[0,0; \pi/2]$, observando que las articulaciones en promedio prefieren más libertad que restricción, pues ambos grupos concentran el ángulo de libertad ($\mu_0 = 0,8446$ y $\mu_1 = 0,7979$ radianes) ligeramente por encima de la mitad del rango permitido ($\pi/4 = 0,7853982$).
3. La mediana de ambos grupos son similares, aunque la del grupo 1 es ligeramente menor. El 50 % de las articulaciones en el grupo 0 prefiere un ángulo de libertad entre 0,5736 y 1,1310 radianes (36,51 % y 72,00 % del rango permitido), mientras que el grupo 1 lo prefiere entre 0,5231 y 1,0510 radianes (33,3 % y 69,9 % del rango permitido), siendo el grupo 1 ligeramente más homogéneo en el rango intercuartil ($IQR_1 = 0,5279$ vs. $IQR_0 = 0,5574$).
4. No se observan valores atípicos en ninguno de los grupos, más bien en el rango completo de ambos se observa la misma variabilidad ($R_0 = R_1 = 1,5710$).

Y:

1. Los diagramas de cajas y bigotes revelan que la distribución de libertad de rotación en y entre los grupos también es similar.
2. El rango de libertad permitido en y es $[0,0; \pi]$, observando que las articulaciones en promedio prefieren un poco más de restricción que de libertad, pues concentran el ángulo de libertad ($\mu_0 = 1,5344$ y $\mu_1 = 1,4980$ radianes) ligeramente por debajo de la mitad ($\pi/2 = 1,570796$) del rango permitido ($[0,0; \pi]$).
3. La mediana de ambos grupos son similares, aunque la del grupo 0 es ligeramente menor. El 50 % de las articulaciones en el grupo 0 prefiere un ángulo de libertad entre 1,0582 y 1,9794 radianes (33,68 % y 63,00 % del rango per-

mitido), mientras que el grupo 1 lo prefiere entre 0,9872 y 1,9880 radianes (31,42 % y 63,28 % del rango permitido), siendo el grupo 0 ligeramente más homogéneo en el rango intercuartil ($IQR_0 = 0,921$ vs. $IQR_1 = 1,0008$).

4. No se observan valores atípicos en ninguno de los grupos, más bien en el rango completo de ambos se observa la misma variabilidad ($R_0 = R_1 = 3,1416$).

Z:

1. Los diagramas de cajas y bigotes revelan que la distribución de libertad de rotación en z entre los grupos es similar.

2. El rango de libertad permitido en z es $[0,0; \pi/2]$, observando que las articulaciones en promedio prefieren un poco más de libertad que de restricción, pues concentran el ángulo de libertad ($\mu_0 = 0,8043$ y $\mu_1 = 0,8006$ radianes) ligeramente por encima de la mitad ($\pi/4 = 0,7853982$) del rango permitido ($[0,0; \pi/2]$).

3. La mediana de ambos grupos son similares, aunque la del grupo 1 es ligeramente menor. El 50 % de las articulaciones en el grupo 0 prefiere un ángulo de libertad entre 0,5744 y 1,0860 radianes (36,56 % y 69,13 % del rango permitido), mientras que el grupo 1 lo prefiere entre 0,5520 y 1,0700 radianes (35,14 % y 68,11 % del rango permitido), siendo el grupo 1 ligeramente más homogéneo en el rango intercuartil ($IQR_1 = 0,518$ vs. $IQR_0 = 0,5116$).

4. No se observan valores atípicos en ninguno de los grupos, más bien en el rango completo de ambos se observa la misma variabilidad ($R_0 = R_1 = 1,5710$).

Histogramas

Los gráficos 13, 14 y 15 muestran los histogramas de frecuencia y densidad de los grupos 0 y 1 con respecto a la libertad de rotación que permiten las articulaciones a los cuerpos rígidos que unen.

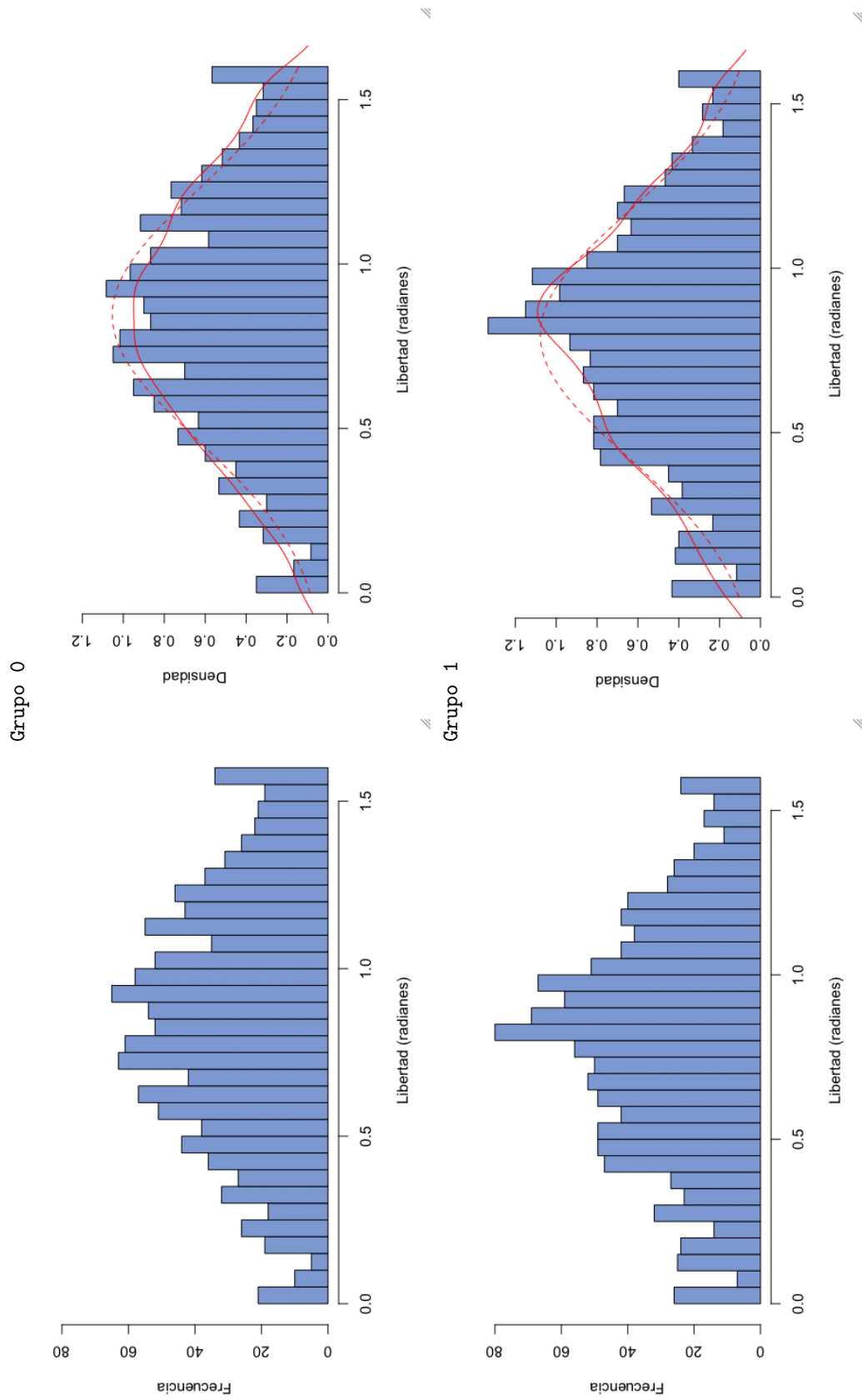


Gráfico 13. Libertad de Rotación de los Cuerpos Rígidos en x : Histogramas de Frecuencia y Densidad

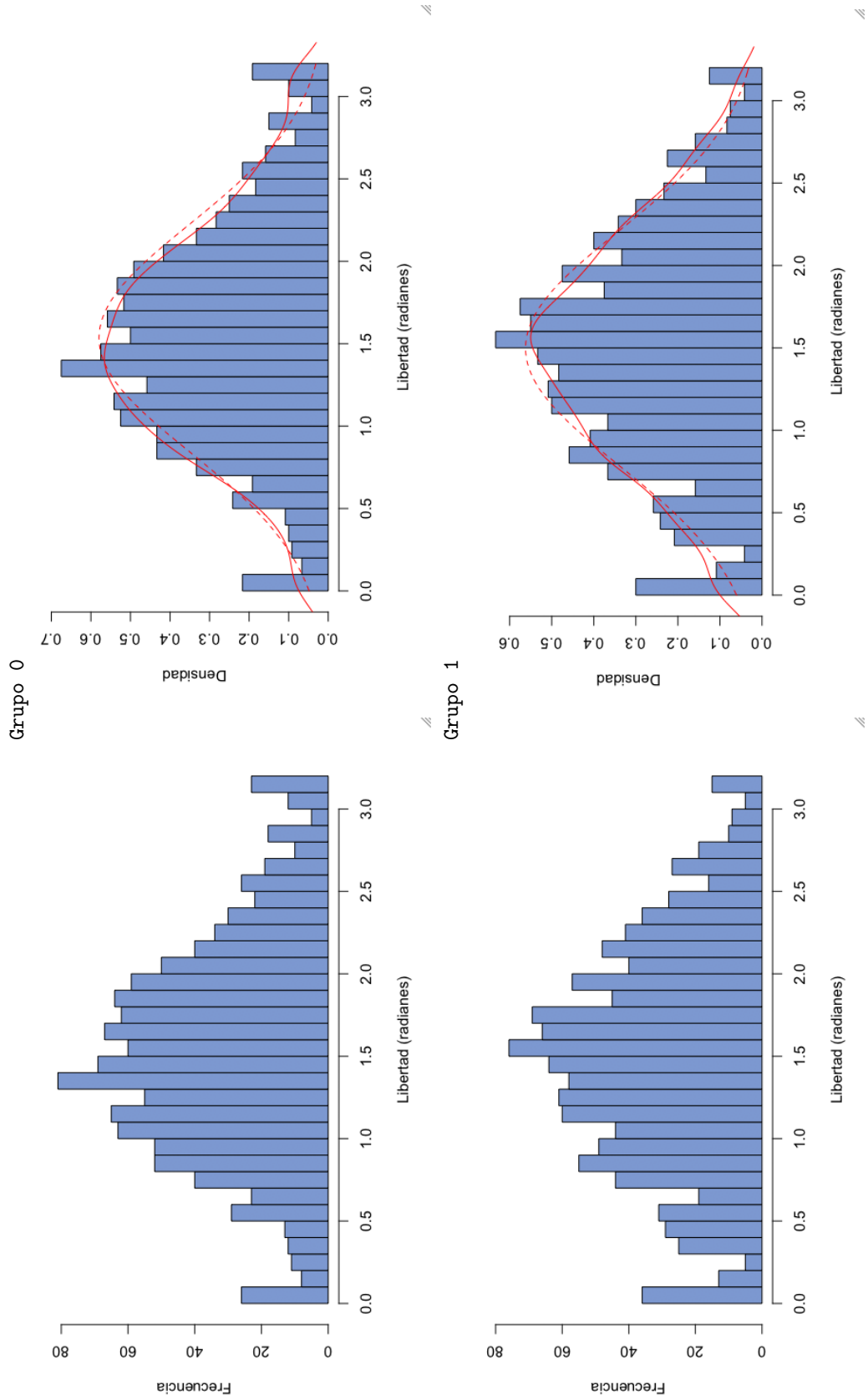


Gráfico 14. Libertad de Rotación de los Cuerpos Rígidos en y : Histogramas de Frecuencia y Densidad

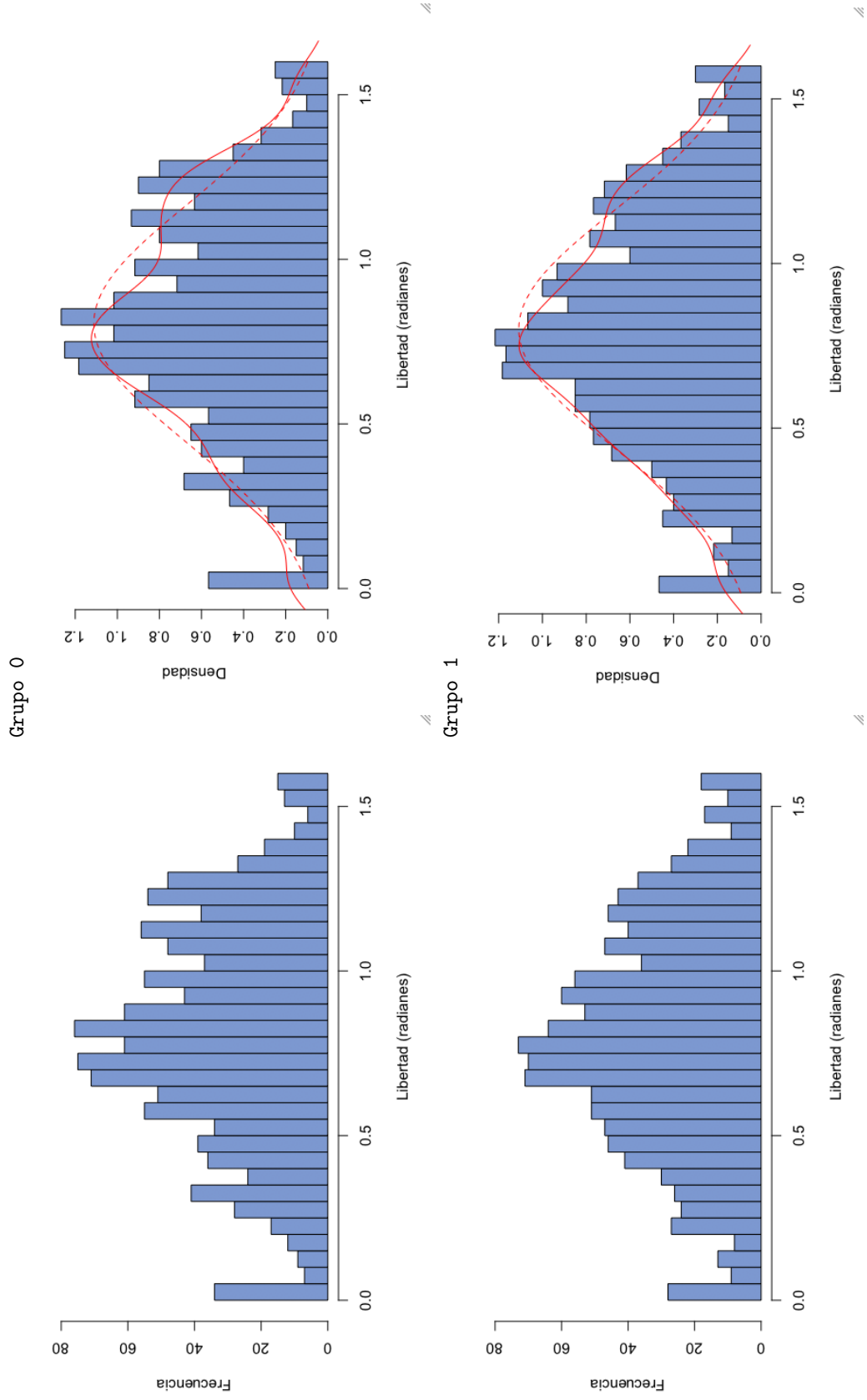


Gráfico 15. Libertad de Rotación de los Cuerpos Rígidos en z : Histogramas de Frecuencia y Densidad

Observaciones

1. Los histogramas revelan distribuciones normales simétricas con concentración en la mitad del rango permitido en cada eje: $\pi/4$ en los ejes x y z , y $\pi/2$ en el eje y . Esto indica claramente que la evolución no tiende a bloquear las articulaciones por completo ni a dejarlas completamente libres.
2. Todos los histogramas muestran frecuencias importantes en los valores extremos 0 y $\pi/2$ en x y z , y 0 y π en y . Aunque no son tan importantes como en el centro, la frecuencia es particularmente elevada tomando como referencia la distribución normal. Sin embargo, ninguno de los histogramas presentan valores atípicos.

Masa y Volumen de las Criaturas Virtuales

Diagramas de Cajas y Bigotes

El cuadro 22 presenta el sumario del gráfico 16, el cual muestra los diagramas de cajas y bigotes con y sin valores atípicos de la masa y volumen de las criaturas en los grupos 0 y 1. Estas características se expresan en kilogramos y en metros cúbicos, respectivamente

Cuadro 22.

Masa y Volumen de las Criaturas Virtuales: Diagrama de Cajas y Bigotes

Grupo	Mínimo	1er Cuartil	Mediana	Media	3er Cuartil	Máximo
Masa (Kg)						
0	50,58	75,44	85,30	85,34	94,45	138,40
1	37,70	73,28	84,63	85,19	96,71	131,10
Volumen (m ³)						
0	0,3467	0,6777	0,8880	0,9250	1,1440	1,9450
1	0,2255	0,6346	0,8030	0,8274	0,9944	1,7810

Fuente: The R Project for Statistical Computing.

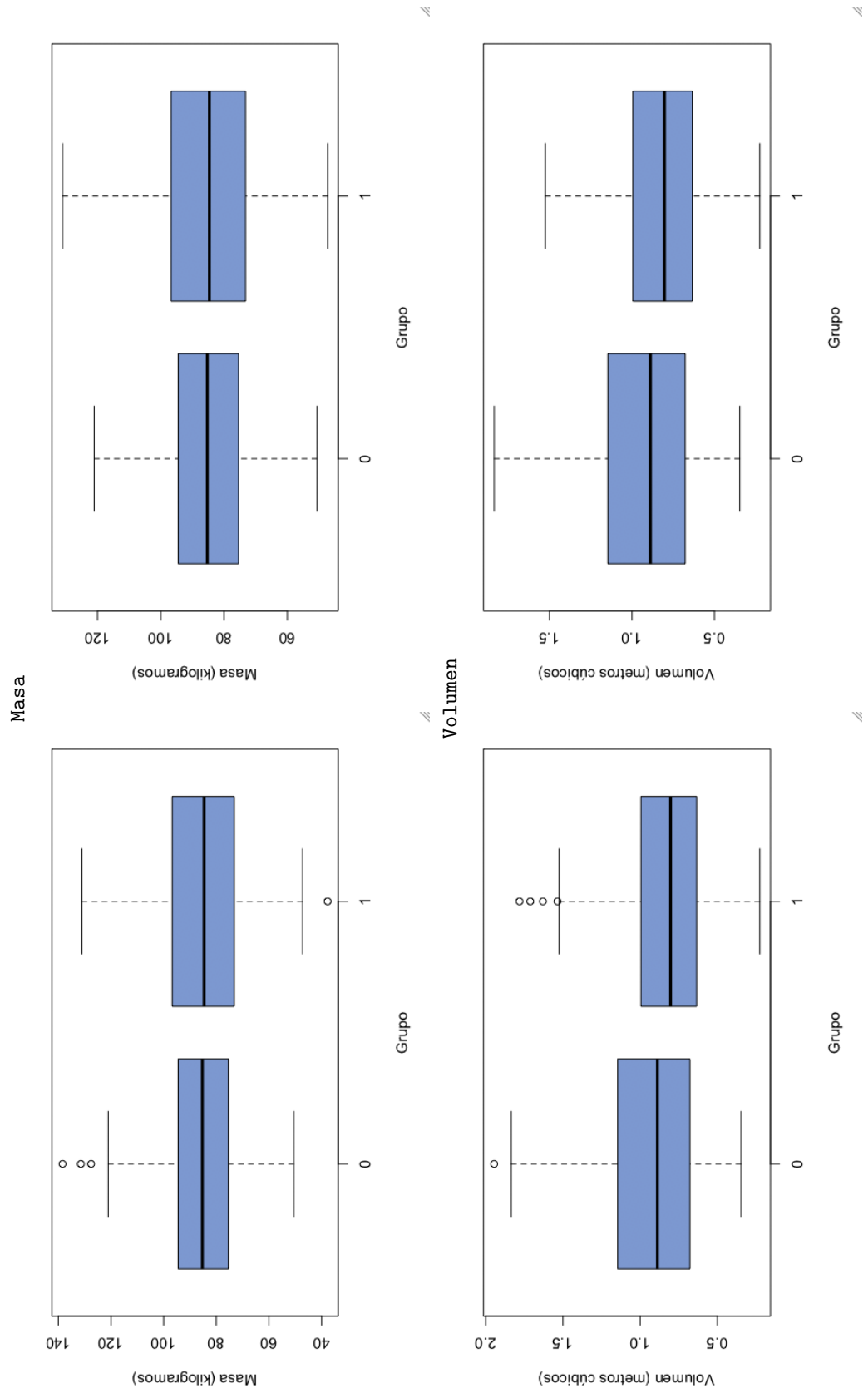


Gráfico 16. Masa y Volumen de las Criaturas Virtuales: Diagrama de Cajas y Bigotes

Observaciones

Masa:

1. Los diagramas de cajas y bigotes revelan pequeñas diferencias en cuanto a la preferencia de la evolución por la masa de los cuerpos rígidos que conforman a las criaturas.
2. Las medianas de ambos grupos son similares y demuestran que el 50 % de las criaturas en los grupos 0 y 1 pesan más de 85,30 y 84,63 kg, respectivamente.
3. Observando el rango intercuartil (IQR), el 50 % de las criaturas del grupo 0 pesa entre 75,44 y 94,45 Kg, mientras que el 50 % de las del grupo 1 pesan entre 73,28 y 96,71 Kg; exhibiendo una mayor homogeneidad el grupo 0 que el grupo 1, tanto en el rango intercuartil ($IQR_0 = 19,01$ y $IQR_1 = 23,43$) como en el rango completo ($R_0 = 62,96$ y $R_1 = 93,4$).
4. El grupo 0 presenta algunos valores atípicos por encima de $1,5 \times IQR$, los cuales contribuyen ligeramente a un incremento del promedio del grupo; en contraste, el grupo 1 presenta un sólo valor atípico pero por debajo de $1,5 \times IQR$.

Volumen:

1. En los diagramas de volumen de las criaturas de ambos grupos destacan algunas diferencias entre ellos.
2. La mediana del grupo 1 se encuentra ligeramente por debajo de la mediana del grupo 0. Ambas medianas indican que el volumen del 50 % de las criaturas es mayor a $0,8880 \text{ m}^3$ en el grupo 0, mientras que el 50 % del grupo 1 son mayores a $0,8030 \text{ m}^3$.
3. Observando el rango intercuartil (IQR), el volumen del 50 % de las criaturas se ubica entre $0,6777$ y $1,1440 \text{ m}^3$ en el caso del grupo 0. En el grupo 1, el volumen del 50 % de las criaturas oscila entre $0,6346$ y $0,9944 \text{ m}^3$, siendo éste más homogéneo tanto en el rango intercuartil ($IQR_1 = 0,3598$ contra $IQR_0 = 0,4663$) como en el rango completo ($R_1 = 1,5555$ contra

$R_0 = 1,5983$).

4. Se observan algunos valores atípicos en ambos grupos por encima de $1,5 \times IQR$; sin embargo, la frecuencia de éstos es mayor en el grupo 1.

Histogramas

El gráfico 17 muestra los histogramas de frecuencia y densidad de la masa de las criaturas en cada grupo, y el gráfico 18 muestra los correspondientes al volumen.

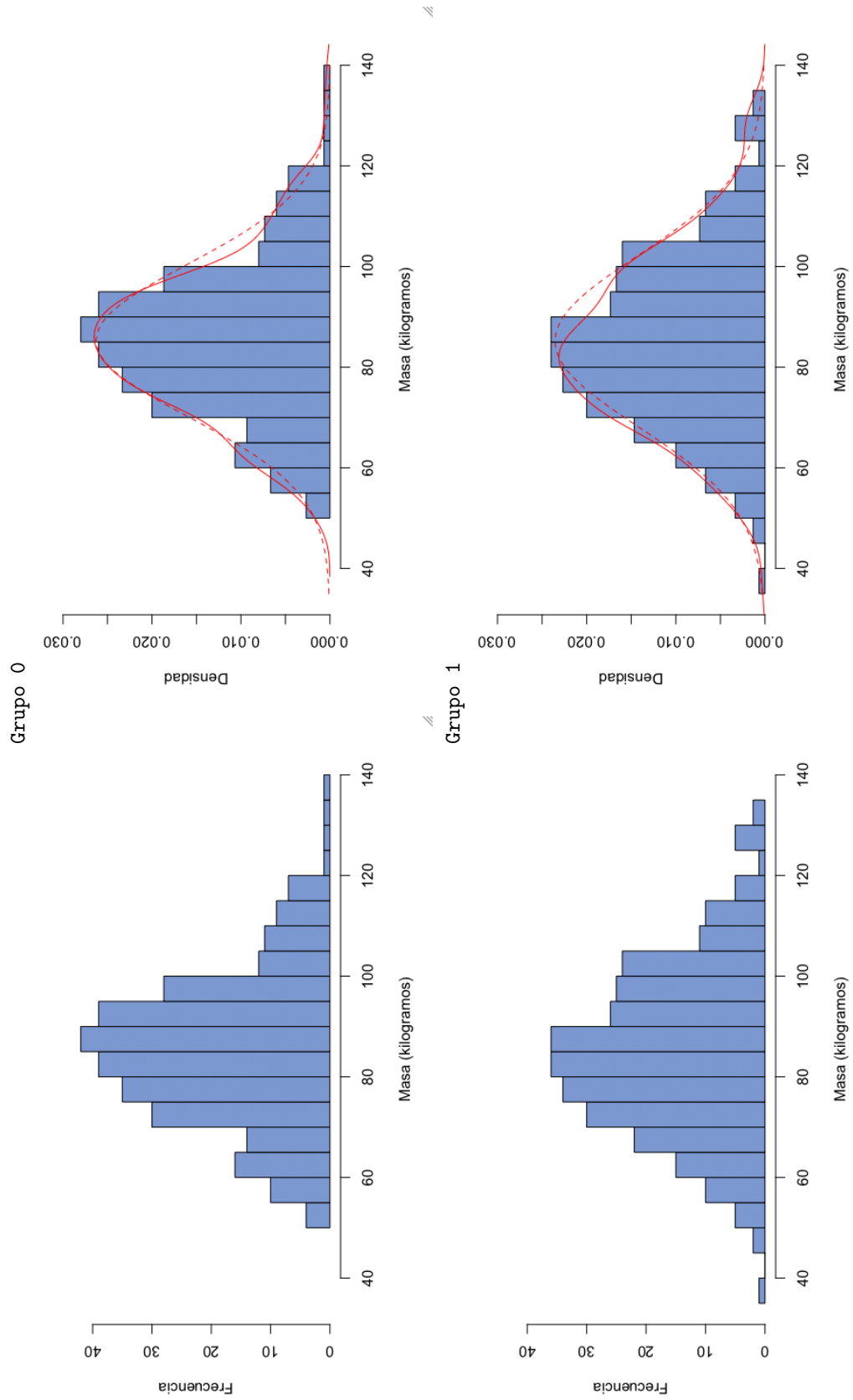


Gráfico 17. Masa de las Criaturas Virtuales: Histogramas de Frecuencia y Densidad

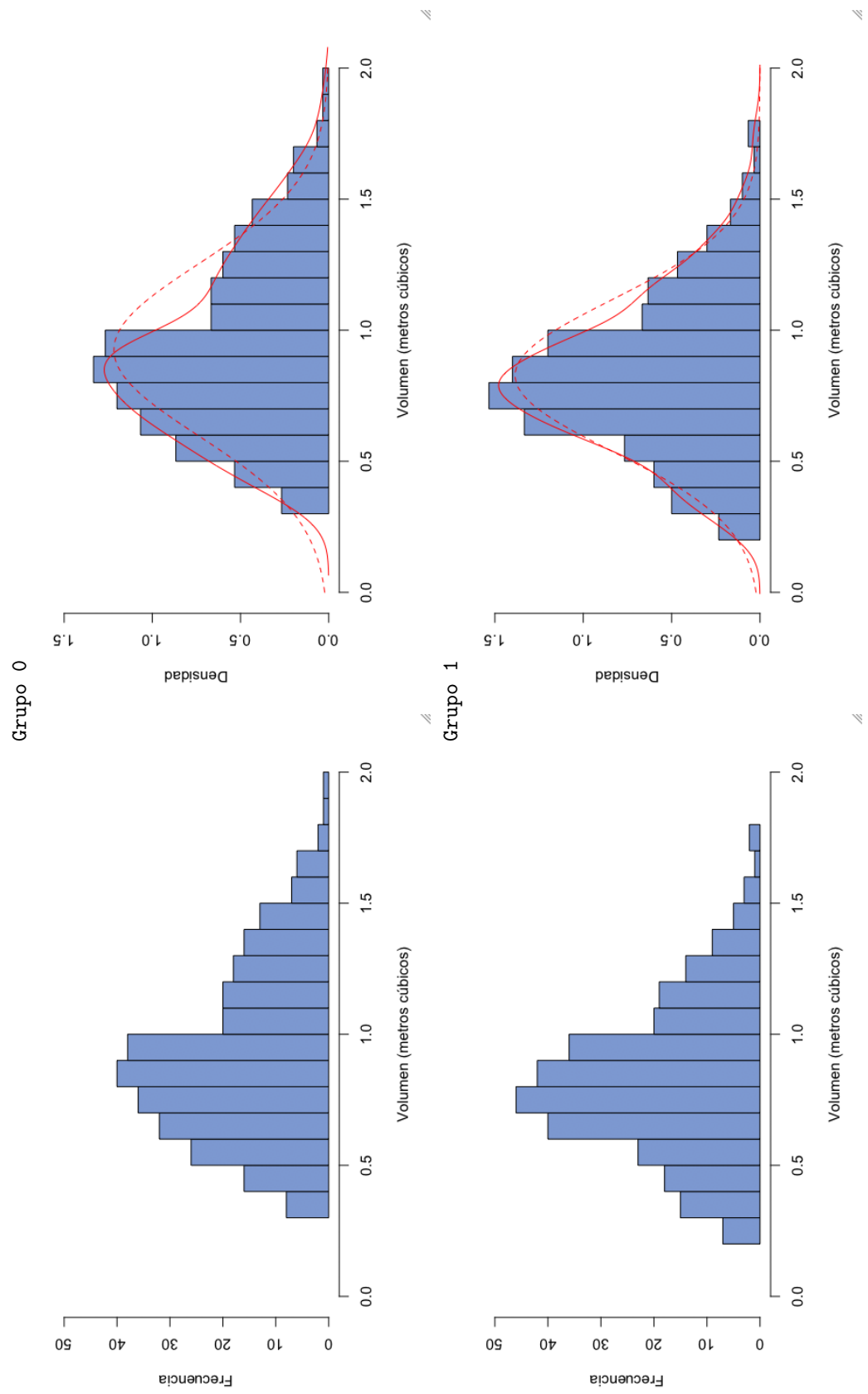


Gráfico 18. Volumen de las Criaturas Virtuales: Histogramas de Frecuencia y Densidad

Observaciones

Masa:

1. Los histogramas revelan distribuciones normales en ambos grupos con concentraciones alrededor de 85 Kg; sin embargo, la distribución del grupo 0 es menos dispersa que la del grupo 1.
2. Un valor atípico se puede observar en el grupo 1 en el extremo izquierdo, mientras que el grupo 0 no presenta alguno.
3. La evolución de la masa de las criaturas puede variar entre 3,39625 y 174,9846 Kg correspondientes a la masa de los mamíferos *Nasua nasua* y *Ursus maritimus*, respectivamente (Christiansen (2002)), siendo éste el rango permitido. De esta manera se observa entonces que ambas distribuciones están centradas alrededor del 50 % del rango.

Volumen:

1. Los histogramas de volumen revelan distribuciones con leve asimetría hacia la derecha, concentrando los datos alrededor de 0,8 m³.
2. Ninguno de los histogramas revela valores atípicos.
3. El rango de oscilación en el que puede variar el volumen de las criaturas se puede observar en el cuadro 23, recordando que el tamaño mínimo en cualquier dimensión del cuerpo rígido es de 0,19498446 m y el valor máximo es de 0,8830799. Estos valores se basan en el tamaño de los miembros anteriores del mamífero *Nasua nasua* y en el tamaño de los miembros posteriores del mamífero *Panthera leo*, respectivamente. En el cuadro 23, el valor r en las fórmulas de volumen en cápsulas, cilindros, esferas y conos, corresponde a la mitad de la longitud. Asimismo, los valores calculados corresponden al volumen de una criatura cuya morfología está compuesta completamente por alguna de las formas.
4. Conociendo el rango en el que puede variar el volumen, es interesante observar que la evolución prefiere a todas las criaturas con un volumen total inferior al 50 % del rango permitido, pues el valor máximo observado en

ambos grupos es $1,9450 \text{ m}^3$ y corresponde al $43,03\%$ del rango permitido. Asimismo, las medias $\mu_0 = 0,9250$ y $\mu_1 = 0,8274$ corresponden al $20,35\%$ y $18,18\%$ del rango permitido, respectivamente.

Cuadro 23.

Rango Volumétrico de las Criaturas Virtuales

Forma	Fórmula	Mínimo	Máximo
Cápsula	$\frac{4}{3}\pi r^3 + \pi r^2 y$	0,04851864	4,507219
Paralelepípedo	$l_1 \times l_2 \times l_3$	0,03706551	3,443261
Cilindro	$\pi r^2 y$	0,02911119	2,704331
Esfera	$\frac{4}{3}\pi r^3$	0,01940746	1,802887
Cono	$\frac{1}{3}\pi r^2 y$	0,009703728	0,9014437
	Rango	0,009703728	4,507219

Fuente: Rada-Vilela (2009).

Comparación de Modelos

Diagrama de Cajas y Bigotes

El cuadro 24 presenta el resumen de los resultados obtenidos por Miconi y Channon (2005b) y los resultados del grupo 0 de este trabajo. Ambos resultados están basados en la velocidad promedio calculada utilizando la ecuación $velocidad = distancia/tiempo$, sustituyendo el tiempo de acuerdo al modelo: 100 segundos para Miconi y Channon (2005b) y 10 segundos para Rada-Vilela (2009).

Cuadro 24.

Comparación de Modelos: Diagrama de Cajas y Bigotes

Modelo	Mínimo	1er Cuartil	Mediana	Media	3er Cuartil	Máximo
Miconi y Channon (2005b)	0,650	0,975	1,312	1,436	2,059	2,375
Rada-Vilela (2009)	0,0975	4,2280	5,6960	5,8200	7,3320	11,9100

Fuente: Rada-Vilela (2009).

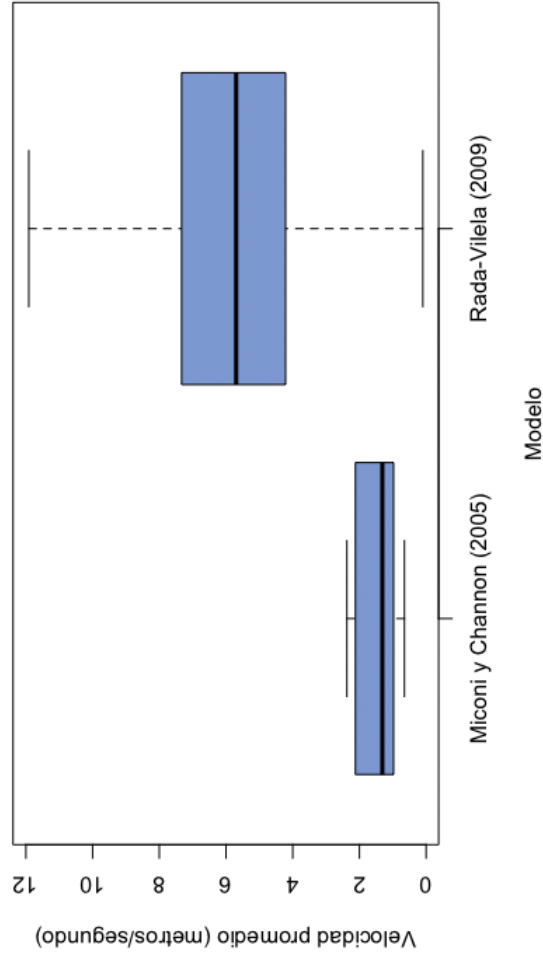


Gráfico 19. Comparación de Modelos: Diagramas de Caja y Bigotes

Observaciones

1. En los diagramas de cajas y bigotes sobre la velocidad promedio de los modelos se observa que los modelos difieren significativamente.
2. Entre la media del modelo de Miconi y Channon (2005b) ($\mu_{mc} = 1,436$) y la del modelo de Rada-Vilela (2009) ($\mu_{rv} = 5,8200$) existe una relación promedio de 1 : $\mu_{rv}/\mu_{mc} = 4,052925$, indicando que el modelo de Rada-Vilela (2009) produce en promedio criaturas hasta cuatro veces más eficientes que el modelo de Miconi y Channon (2005b).
3. La mediana del modelo Miconi y Channon (2005b) indica que el 50 % de las criaturas alcanzan una velocidad promedio superior a $1,312 \text{ m s}^{-1}$, mientras que la mediana del modelo Rada-Vilela (2009) indica que el 50 % de las criaturas alcanzan una velocidad promedio superior a $5,6960 \text{ m s}^{-1}$, lo cual es un poco más de cuatro veces el valor de la mediana del modelo de Miconi y Channon (2005b).
4. Observando el rango intercuartil (*IQR*), el 50 % de las criaturas de Miconi y Channon (2005b) alcanzan velocidades promedio de entre $0,975$ y $2,059 \text{ m s}^{-1}$, mientras que el 50 % de las criaturas de Rada-Vilela (2009) alcanzan entre $4,2280$ y $7,3320 \text{ m s}^{-1}$.
5. El primer cuartil del modelo Rada-Vilela (2009) está muy por encima del tercer cuartil del modelo de Miconi y Channon (2005b), e incluso por encima de la máxima, indicando que poco más del 75 % de las criaturas de Rada-Vilela (2009) alcanzan velocidades promedio superiores a todas las criaturas de Miconi y Channon (2005b).
6. No se observan valores atípicos en ninguno de los modelos.

Prueba de Hipótesis

De acuerdo con la estadística descriptiva antes presentada, se observan diferencias importantes en cuanto a la velocidad promedio que alcanzan las criaturas de

ambos modelos. A fin de asegurarse si estas diferencias son significativas, se lleva a cabo la estadística inferencial formulando las hipótesis nula y alternativa como: $H_0 : \mu_{rv} = 2,375$ y $H_a : \mu_{rv} \neq 2,375$. La idea es comparar la media de las criaturas resultantes del modelo de Rada–Vilela (2009) con el máximo valor observado en el modelo de Miconi y Channon (2005b), siendo éste un enfoque optimista sobre sus resultados.

La prueba de las hipótesis consiste en llevar a cabo una prueba T para contrastar la media de una muestra con una media hipotética μ_k . En este caso, la muestra corresponde a las criaturas obtenidas por este modelo, y la media hipotética $\mu_k = 2,375$ corresponde al valor máximo observado en los resultados obtenidos por Miconi y Channon (2005b), siendo éste un enfoque *optimista* sobre su media. De esta manera se determina qué tan probable es obtener un resultado como el de Miconi y Channon (2005b) con el modelo de Rada–Vilela (2009).

El cuadro 25 presenta los resultados obtenidos con la herramienta de software SPSS 15.0 for Windows a través de una prueba T para una muestra.

Cuadro 25.

Comparación de Modelos: Resultados de la Prueba T para una Muestra

Valor de prueba = 2,375						
	t	gl	Sig.	$\Delta\mu$	99 % IC para $\Delta\mu$	
					Inferior	Superior
Velocidad Promedio	26,124	299	,000	3,4449858	3,103123	3,786848

Fuente: Rada–Vilela (2009).

Observaciones

1. El resultado de la prueba T para una muestra provee suficiente evidencia para rechazar la hipótesis nula $H_0 : \mu_{rv} = 2,375$, y aunado a la diferencia entre los modelos se concluye que los resultados obtenidos con el modelo de

Rada-Vilela (2009) son más eficientes que los resultados obtenidos con el modelo de Miconi y Channon (2005b) en términos de velocidad promedio y, consecuentemente, en distancia recorrida.

2. De acuerdo con los resultados, se tiene un intervalo de confianza al 99 % para $\mu_{rv} - 2,375$ de 3,10 y 3,78. Es de notar que el intervalo es estrictamente positivo, lo cual sugiere que μ_{rv} es mayor que 2,375. Más aun, el intervalo de confianza indica con un 99 % de certeza que la media de Rada-Vilela (2009) (μ_{rv}) está entre 3,10 y 3,78 m s^{-1} por encima de la media *optimista* del modelo de Miconi y Channon (2005b).

Se ACEPTA la hipótesis de investigación

H₄: Las criaturas resultantes de este modelo son más eficientes que aquellas obtenidas con el modelo de Miconi y Channon (2005b).

CAPÍTULO V

CONCLUSIONES

La evolución de morfología y comportamiento de criaturas virtuales en un mundo virtual que simula las leyes newtonianas de la física, utilizando un modelo con inteligencia colectiva y redes neuronales artificiales, hace que la criatura promedio presente las siguientes características después de 400 iteraciones:

1. Capacidad para recorrer 58 metros en 10 segundos, lo cual es equivalente a una velocidad de 20,88 km h⁻¹.
2. Una anatomía bípeda de tres cuerpos rígidos en cadena donde el último posee dos cuerpos más unidos a él.
3. Una estructura morfológica compuesta de 31,26 % de cápsulas, 21,00 % de esferas, 18,53 % de conos, 18,20 % de paralelepípedos, y 11,00 % de cilindros.
4. Unas articulaciones que permiten la rotación de los cuerpos rígidos alrededor de los ejes x , y y z , hasta los límites angulares (en radianes) $\theta_x = 0,8446$, $\theta_y = 1,5344$, y $\theta_z = 0,8043$.
5. Una masa completa de 85,34 kilogramos y un volumen de 0,9250 metros cúbicos.

Las características antes mencionadas corresponden al grupo 0, pues al no haber diferencias significativas entre los grupos 0 y 1 en términos de eficiencia, el grupo 0 resulta mejor porque es computacionalmente menos costoso: requiere menos memoria y menos procesamiento porque la red neuronal artificial tiene menos neuronas. Con este resultado se rechazó la hipótesis que una capa oculta en la red neuronal artificial de las criaturas virtuales influye sobre la eficiencia de éstas.

Los 10 segundos durante los que se evaluaron a las criaturas resultaron ser suficiente tiempo para que éstas evolucionaran. Más aun, los 10 segundos resultaron en una mayor presión selectiva para las criaturas virtuales que los 100 segundos utilizados por Miconi y Channon (2005b), pues en la evolución promedio del modelo desarrollado se pueden observar dos fases: una donde el incremento en la eficiencia es sustancial y ocurre du-

rante las primeras 30 iteraciones, y la otra donde se refinan las soluciones resultando en incrementos moderados y mantenidos de la a lo largo de la evolución. A diferencia de Miconi y Channon (2005b), quienes observaron 3 fases en la evolución de las criaturas donde la primera fase muestra un bajo rendimiento durante las primeras 100 generaciones, la segunda un incremento sustancial hasta las 600 generaciones, y la tercera refina a las criaturas hasta las generación 1000.

La capacidad de las criaturas para alcanzar una velocidad promedio de $20,88 \text{ km h}^{-1}$ supera únicamente a la velocidad que alcanza el mamífero *Procyon lotor* ($10,91 \text{ km h}^{-1}$) de la orden *Carnivora*, mientras que está por debajo del resto de mamíferos de la misma orden, donde el más veloz es el *Acinonyx jubatus* con una velocidad de $104,95 \text{ km h}^{-1}$ (Christiansen (2002)).

La anatomía bípeda observada en las criaturas podría deberse a que el cuerpo rígido que representa a la raíz de la estructura morfológica es inútil en términos de que no ejerce ningún tipo fuerzas para contribuir al movimiento de la criatura, sino más bien podría obstaculizar la eficiencia de los demás cuerpos rígidos; pero es sólo una conjetura, sería necesario analizar los cuerpos rígidos por separado y observar el rol que tiene cada uno sobre el movimiento global de la criatura. La anatomía bípeda (6) es la más frecuente, seguida de los índices 7, 5, 0, y 4, por lo que el resultado permitió aceptar la hipótesis que existe un ranking entre las estructuras morfológicas que definen la anatomía de las criaturas, el cual se basa en la eficiencia que permite cada una.

Un aspecto interesante sobre la forma de los cuerpos rígidos de las criaturas es que la evolución prefiere la diversidad, pues aunque la forma que más favorezca a la eficiencia de las criaturas sea la cápsula, ésta no está presente en el 100% de una criatura, sino más bien requiere de la presencia de otras formas para lograr la eficiencia observada. Ahora, un punto crucial es que la forma que se ha venido utilizando para la evolución de criaturas virtuales, el paralelepípedo, se encuentra entre las formas que menos favorecen a la eficiencia de las criaturas.

La libertad de rotación que permite la articulación promedio a los cuerpos rígidos que une exhibió una tendencia central entre una restricción absoluta y una libertad plena, aclarando que la respuesta a si la evolución habría preferido restringir el movi-

miento o aprovechado la libertad plena de las articulaciones se encuentra en un punto intermedio sin mostrar tendencias hacia ningún extremo particular.

La masa de la criatura virtual promedio resultó ser mayor que la masa de los mamíferos de las familias *Canidae*, *Hyaenidae* y *Procyonidae*, presentados en Christiansen (2002). Sin embargo, resultó ser menor que la masa de los mamíferos en las familias *Felidae* y *Ursidae*, también presentados en Christiansen (2002). Con respecto al volumen de la criatura promedio, éste se ubica alrededor del 20 % del rango permitido, exhibiendo una clara tendencia a ser pequeñas dentro los mamíferos de la orden *Carnivora* presentados en Christiansen (2002).

La eficiencia de las criaturas del grupo 0 fue comparada con las del modelo de Miconi y Channon (2005b), observando que las criaturas de este último alcanzan en promedio $1,436 \text{ m s}^{-1}$, y las del grupo 0 $5,82 \text{ m s}^{-1}$, creando una relación entre ellas de $1 : 4,052925$, es decir, el modelo propuesto produce (en promedio) criaturas cuatro veces más eficientes que el modelo de Miconi y Channon (2005b). Además, utilizando una prueba T para una muestra, se contrastó la media del grupo 0 con el valor de la criatura más eficiente obtenida por Miconi y Channon (2005b), obteniendo diferencias estadísticamente significativas entre los grupos. Más aun, se puede tener un 99 % de confianza que la producción media de criaturas con el modelo propuesto está entre 3,10 y $3,78 \text{ m s}^{-1}$ por encima de la media *optimista* del modelo de Miconi y Channon (2005b).

En cuanto al uso de cuaterniones como medida obtenida por los sensores de orientación, la ventaja que ofrecen es que la información está normalizada y por ende en el rango $[0,0; 1,0]$, lo cual permite que sean presentados directamente en la capa de entrada de la red neuronal artificial. Sin embargo, con las conversiones apropiadas, una información sensorial basada en ángulos eulerianos haría el mismo trabajo.

Finalmente, con respecto a los movimientos de las criaturas resultantes, se observaron algunas criaturas con movimientos contranaturales que corresponden a la denominada *explosión numérica* definida por Chaumont et al. (2007), donde las criaturas *explotan* debido a acumulaciones elevadas de fuerza. No obstante, la cantidad de criaturas con estos movimientos fue suficientemente pequeña como para obviar la implementación de maneras de detectarlas y descartarlas automáticamente. Todo esto sugiere que el enfo-

que de asignación de momento máximo por actuador, determinado por las ecuaciones de momentos para el equilibrio estático de cuerpos rígidos, fue un enfoque acertado.

CAPÍTULO VI

RECOMENDACIONES

A continuación se presentan una serie de ideas que podrían mejorar aun más el modelo presentado. Estas ideas están basadas en la experiencia obtenida durante el desarrollo de este trabajo de grado, y en los modelos existentes de evolución de morfología y comportamiento de criaturas virtuales.

Evolución

1. Utilizar optimización por enjambre de partículas con técnicas de nichos para obtener una mayor diversidad en los enjambres.
2. Optimizar el uso de la fuerza ejercida por los actuadores mediante la incorporación de múltiples objetivos en la evolución, por ejemplo: minimizar el momento ejercido por los actuadores mientras se maximiza el desplazamiento.
3. La incorporación de nuevas formas en la anatomía de las criaturas virtuales justifica la repetición de trabajos anteriores para buscar las formas de cuerpos rígidos que hacen que las criaturas sean más eficientes en ambientes acuáticos y/o aéreos, así como también en tareas como saltar, caminar en línea recta, subir escaleras, entre otras.
4. Experimentar con distintos parámetros de la optimización por enjambre de partículas para determinar cuál es la configuración con la que se obtienen mejores resultados. Por ejemplo, definir el vecindario utilizando la topología Von Neumann ha demostrado ser superior a las demás topologías en varios problemas de optimización (Engelbrecht (2005)).
5. Utilizar alguna heurística para determinar el criterio de parada de la evolución a fin de evitar procesamiento adicional cuando el enjambre se queda en mínimos locales, y promover el procesamiento cuando el enjambre tenga expectativas de

mejorar. Por ejemplo, un criterio podría ser la tendencia del enjambre tomando en cuenta las últimas n iteraciones, si la tendencia es negativa o tiene una pendiente positiva pero no significativa entonces parar la evolución.

Morfología

1. Hacer que la cantidad de cuerpos rígidos que conforman a las criaturas sea variable para así aumentar la diversidad de las criaturas resultantes, y determinar si la cantidad de cuerpos rígidos influye sobre la eficiencia de las criaturas.
2. Correlacionar el volumen de los cuerpos rígidos con la masa para que la anatomía tenga mayor coherencia biológica, pues en la naturaleza se observa que los animales más grandes tienden también a ser más pesados.
3. Estudiar las características de los cuerpos rígidos por separado para conocer cómo favorece la evolución a cada uno en cuanto a la masa, volumen, y forma. Por ejemplo, en los experimentos realizados se observó (más no se documentó) que la masa y el volumen del cuerpo raíz eran significativamente menores que el promedio de los demás cuerpos. Asimismo, estudiar las articulaciones individualmente podría también revelar patrones interesantes.
4. Incorporar los tres grados de libertad de traslación a las articulaciones generaría una mayor diversidad entre las criaturas resultantes, además de que permitiría determinar la influencia que éstos ejercen sobre la eficiencia de las criaturas.
5. Utilizar sensores de ubicación en conjunto con los sensores de orientación para permitir que las criaturas estén conscientes sobre su ubicación en el mundo además de su orientación.

Comportamiento

1. Experimentar con la cantidad de neuronas en las capas ocultas para determinar la influencia que éstas ejercen sobre la eficiencia de las criaturas.
2. Someter a evolución las funciones de activación de las neuronas de la red neuronal

artificial para así incorporar diferentes funciones, agregando más diversidad en el comportamiento de la red neuronal artificial.

3. Las redes neuronales recurrentes podrían mejorar la secuencia de locomoción de las criaturas con la *memoria* interna que poseen.

4. Hacer evolucionar la arquitectura de las redes neuronales artificiales podría servir para determinar cuál es la arquitectura que hace que las criaturas sean más eficientes.

5. Implementar un sistema de control en paralelo que se encargue de mantener en equilibrio a las criaturas mientras éstas se desplazan.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Apple Computer. 2005. Dictionary v. 1.0.2. Apple Computer, Inc.
- Arnold, D. 1995. Evolution of Legged Locomotion. Trabajo de Grado, Simon Fraser University.
- Beer, F. P., Johnston, E. R. 1990. Mecánica Vectorial para Ingenieros. Estática. McGraw-Hill Interamericana.
- Bodén, M. 2001. A guide to recurrent neural networks and backpropagation. Informe técnico, School of Information Science, Computer and Electrical Engineering. Halmstad University, http://www.itee.uq.edu.au/~mikael/papers/rn_dallas.pdf.
- Bullet Physics Forum. 2009. Bullet Physics Forum. URL <http://www.bulletphysics.com/Bullet/phpBB3/>.
- Camacho, S., de Niño, T., Pire, R., Rodríguez, A. 2002. Manual para la Presentación del Trabajo Conducente al Grado Académico de Especialización, Maestría, y Doctorado. Universidad Centroccidental Lisandro Alvarado (UCLA).
- Chaumont, N., Egli, R., Adami, C. 2007. Evolving Virtual Creatures and Catapults. Artificial Life, tomo 13 139–157.
- Christiansen, P. 2002. Locomotion In Terrestrial Mammals: The Influence Of Body Mass, Limb Length And Bone Proportions On Speed. Zoological Journal of the Linnean Society, , nº 136 685–714.
- Cotman, C. W., McGaugh, J. L. 1980. Behavioral Neuroscience. An Introduction. Academic Press.
- Coumans, E. 2008a. Bullet 2.73 Physics SDK Manual. <http://bulletphysics.com/>.
- Coumans, E. 2008b. Bullet Physics Documentation.

- Ebert, D. S., Musgrave, K. F., Peachey, D., Perlin, K., Worley, S. 2002. Texturing & Modeling: A Procedural Approach, Third Edition (The Morgan Kaufmann Series in Computer Graphics). Morgan Kaufmann.
- Engelbrecht, A. P. 2005. Fundamentals of Computational Swarm Intelligence. Wiley.
- Hassan, R., Cohanin, B., de Weck, O. 2005. A Comparison of Particle Swarm Optimization and the Genetic Algorithm. Proceedings of the 46th AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference.
- Hilera, J., Martínez, V. 2000. Redes Neuronales Artificiales. Fundamentos, Modelos y Aplicaciones. RA-MA Editorial.
- Iba, H. 1996. Random Tree Generation For Genetic Programming. Lecture Notes In Computer Science - Proceedings Of The 4th International Conference On Parallel Problem Solving From Nature, tomo 1141. págs. 144–153.
- Klein, J. 2002. breve Simulation Environment. URL <http://www.spiderland.org/>.
- Komosinski, M., Ulatowski, S. 2006. Framsticks Manual. <http://www.framsticks.com/>.
- Lassabe, N., Luga, H., Duthen, Y. 2007. A New Step for Evolving Creatures. IEEE-ALife'07, Honolulu, Hawaii. IEEE, <http://www.ieee.org/>, págs. 243–251.
- Miconi, T., Channon, A. 2005a. Evolving Virtual Creatures. URL <http://www.cs.bham.ac.uk/~txm/creatures/indexold.html>.
- Miconi, T., Channon, A. 2005b. A Virtual Creatures Model for Studies in Artificial Evolution. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), editado por D. Corne. págs. 565–572.
- Ruebsamen, G. 2002. Evolving Intelligent Embodied Agents Within a Physically Accurate Environment. Trabajo de Grado, California State University.

- Sampieri, R. H., Collado, C. F., Lucio, P. B. 2003. Metodología de la Investigación. McGraw-Hill Interamericana.
- Sims, K. 1994a. Evolved Virtual Creatures. URL http://www.archive.org/details/sims_evolved_virtual_creatures_1994.
- Sims, K. 1994b. Evolving Virtual Creatures. Computer Graphics (SIGGRAPH Proceedings) 15–22.
- Smith, B. 2007. GPL Free Software v3. Free as in Freedom. Free Software Foundation, Inc.
- Smith, R. 2001. Open Dynamics Engine. URL <http://www.ode.org/>.
- Wikipedia. 2009a. Artificial neural network — Wikipedia, The Free Encyclopedia. URL http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Artificial_neural_network&oldid=279770667. [En línea; accedido Mayo-2009].
- Wikipedia. 2009b. Artificial neuron — Wikipedia, The Free Encyclopedia. URL http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Artificial_neuron&oldid=276720721. [En línea; accedido Mayo-2009].
- Wikipedia. 2009c. Degrees of freedom (mechanics) — Wikipedia, The Free Encyclopedia. URL [http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Degrees_of_freedom_\(mechanics\)&oldid=276694545](http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Degrees_of_freedom_(mechanics)&oldid=276694545). [En línea; accedido Mayo-2009].
- Wikipedia. 2009d. Learning classifier system — Wikipedia, The Free Encyclopedia. URL http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Learning_classifier_system&oldid=279977822. [En línea; accedido Mayo-2009].
- Wikipedia. 2009e. Mechanical equilibrium — Wikipedia, The Free Encyclopedia. URL http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Mechanical_equilibrium&oldid=277938743. [En línea; accedido Mayo-2009].

- Wikipedia. 2009f. Particle swarm optimization — Wikipedia, The Free Encyclopedia. URL http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Particle_swarm_optimization&oldid=279622066. [En línea; accedido Mayo-2009].
- Wikipedia. 2009g. Physics engine — Wikipedia, The Free Encyclopedia. URL http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Physics_engine&oldid=278731990. [En línea; accedido Mayo-2009].
- Wikipedia. 2009h. Quaternion — Wikipedia, The Free Encyclopedia. URL <http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Quaternion&oldid=286154224>. [En línea; accedido Mayo-2009].
- Wikipedia. 2009i. Swarm intelligence — Wikipedia, The Free Encyclopedia. URL http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Swarm_intelligence&oldid=280546264. [En línea; accedido Mayo-2009].
- Yao, X. 1999. Evolving Artificial Neural Networks. Proceedings of the IEEE, tomo 87. págs. 1423–1447.

ANEXOS

ANEXO A

(Curriculum Vitae)

Última actualización: **Julio, 2009**

DATOS PERSONALES

Nombre: Juan Rada Vilela.
Nacionalidad: Venezolana.
Estado Civil: Soltero.
Fecha de Nacimiento: 20/Marzo/1982.
Lugar de Nacimiento: Mérida, Venezuela.
Lugar de Residencia: Mérida, Venezuela.
Teléfono Móvil: +58 (414) 352 - 9901.
Correo electrónico: jcrada@gmail.com.
Página Web: <http://sites.google.com/site/jcrada>.

FORMACIÓN ACADÉMICA

- 01/2006 – 07/2009 [Universidad Centroccidental Lisandro Alvarado](#)
Maestría en Ciencias de la Computación.
Mención: **Inteligencia Artificial.**
Tesis: **Evolución de Morfología y Comportamiento de Criaturas Virtuales.**
- 08/2006 – 08/2007 [Universidad Fermín Toro](#)
Diplomado Componente Docente en Línea.
- 09/1999 – 05/2005 [Universidad Fermín Toro](#)
Ingeniería en Computación.
Tesis: [Robot Inteligente para Jugar Tres en Línea.](#)

EXPERIENCIA PROFESIONAL

- 06/2006 – 06/2008 [Representaciones Tecnológicas de Cartago](#)
Tres Ríos, Costa Rica.
Cargo: **Senior Developer.**
Carga Horaria: +40h por semana.
Proyectos realizados: **Sinapsis Captura y Sinapsis Central.**
- 05/2006 – 05/2007 [Universidad Fermín Toro](#)
Cabudare, Venezuela.
Cargo: **Profesor Instructor.**
Carga Horaria: 3h por semana.
Cátedra: **Laboratorio de Sistemas Digitales.**
- 08/2005 – 04/2006 [Centro de Computación G&T Sistemas](#)
Barquisimeto, Venezuela.
Cargo: **Programador.**
Carga Horaria: +40h por semana.
Módulos realizados: **Ejecución Presupuestaria.**
Ordenamiento de Compras.
- 10/2004 – 02/2005 [FUNDACITE LARA](#)
Barquisimeto, Venezuela.
Cargo: **Pasante.**
Carga Horaria: 40h por semana.

FORMACIÓN COMPLEMENTARIA

- 2008 - **Curso de Francés.** Nivel X. Tout va bien!
[Alianza Francesa](#). Mérida, Venezuela.
- 2008 - 2009 **Curso de Italiano.** Nivel II.
[FUNDAIDIOMAS](#). Mérida, Venezuela.
- 2008 - 2008 **Curso de Inglés.** Nivel Avanzado. Passages II.
[CEVAM](#). Mérida, Venezuela.
- 2005 - 2006 **Curso de Francés.** Nivel III. Reflets 1.
Alianza Francesa. Barquisimeto, Venezuela.
- 2005 - 2005 **Lenguajes de Alto Nivel.** Java utilizando NetBeans IDE 4.1.
[Universidad Centroccidental Lisandro Alvarado](#). Barquisimeto, Venezuela.
- 2005 - 2005 **Modelaje de Sistemas de Software.** Unified Modelling Language.
[Universidad Centroccidental Lisandro Alvarado](#). Barquisimeto, Venezuela.
- 2001 - 2001 **Extensión en Visual Basic.** Nivel I.
[Universidad Fermín Toro](#). Cabudare, Venezuela.
- 2001 - 2001 **Extensión en Reparación y Servicio de Computadoras.** Nivel I y II.
[Universidad Fermín Toro](#). Cabudare, Venezuela.

CONOCIMIENTOS DE SOFTWARE

Sistemas Operativos Apple Mac OS X, Linux Ubuntu, Microsoft Windows, Microsoft DOS.

Lenguajes de Programación C++, Java, R, Object Pascal, Assembler.

IDEs NetBeans, Eclipse, XCode, Borland Delphi, Borland Kylix.

DBMS PostgreSQL, MySQL, H2, Apache Derby, Firebird, Corel Paradox.

Documentos LaTeX, XML, HTML, XSL (XSLT, XPath, XSL-FO), DTD.

Librerías Trolltech Qt, OpenGL, Bullet Physics SDK, Java Swing, Java RegEx, Java Persistence (EJB 3.0), JavaServer Faces, Java Servlets, Java Server Pages.

Otros Subversion, GNU bash, Apache Tomcat, NetBeans Profiler, SPSS.

IDIOMAS

Español (nativo), Inglés (fluido), Francés (intermedio), Italiano (básico).

CERTIFICADOS

2008 **TOEFL:** Test of English as a Foreign Language. Score: 105 / 120.

2008 **Sun Certified Specialist:** NetBeans IDE.

INTERESES

Computación Natural y Evolutiva, Inteligencia Artificial, Programación, Sistemas Digitales y Microcontroladores, Teoría de Juegos, Robótica, Análisis y Diseño de Algoritmos.

PUBLICACIONES

- 2008 J. Rada, R. Parma and W. Pereira. [Path Optimization for Multiple Objectives in Directed Graphs using Genetic Algorithms](#). IEEE World Congress on Computational Intelligence - IEEE Congress on Evolutionary Computation. Hong Kong, China.
- 2007 R. Parma, W. Pereira and J. Rada. [Ant Colony Optimization Applied to an Autonomous Multiagent Game](#). CGames 2007 - 10th International Conference on Computer Games: AI, Animation, Mobile, Educational & Serious Games. Kentucky, Estados Unidos.

PRESENTACIONES EN EVENTOS

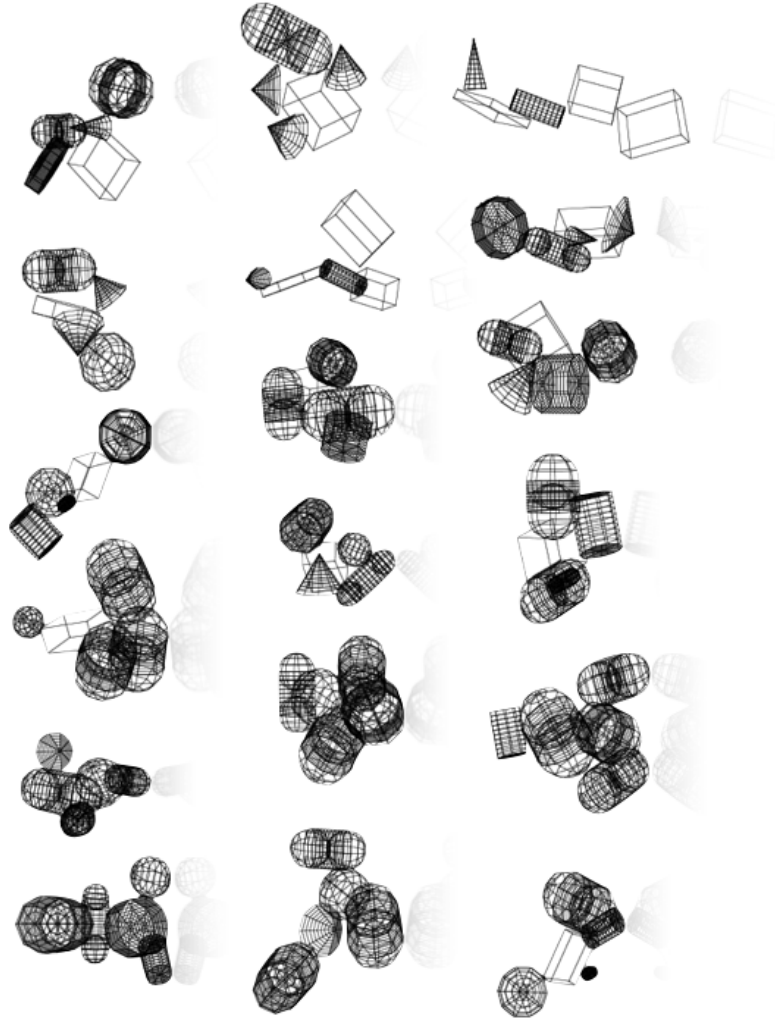
- 2007 J. Rada, R. Parma. **Jugando con la Inteligencia Artificial**. IV Jornadas de Actualización de Analistas de Sistemas. Barquisimeto, Venezuela.
- 2006 J. Rada. [Robot Inteligente para Jugar Tres en Línea](#). III Seminario de Inteligencia Artificial "Un Panorama de Aplicaciones". Barquisimeto, Venezuela.
- 1999 J. Rada, J. Manzano. **XVI Festival Juvenil Regional de la Ciencia**. [AsoVAC](#) – Capítulo Falcón. La Vela, Venezuela.

PREMIOS RECIBIDOS

- 2005 **Concurso Mejor Trabajo de Grado de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y de Computación – Edición 2005**
1er Lugar en la Mención Computación.
IEEE – INELECTRA.
Caracas, Venezuela.
- 2005 **Eureka 2005**
2do Lugar en la Mención Innovatividad Técnica.
[Universidad Metropolitana](#).
Caracas, Venezuela.
- 2004 **VI Jornadas de Ciencia y Tecnología**
Premio Único de las Jornadas.
1er Lugar en Inteligencia Artificial.
[Universidad Fermín Toro](#).
Cabudare, Venezuela.
- 2003 **V Jornadas de Ciencia y Tecnología**
1er Lugar en Sistemas Digitales.
1er Lugar en Autómatas de Lenguajes Formales.
[Universidad Fermín Toro](#).
Cabudare, Venezuela.
- 2002 **III Jornadas de Aplicaciones de la Matemática en la Ingeniería**
2do Lugar en Análisis Numérico.
[Universidad Fermín Toro](#).
Cabudare, Venezuela.
- 2001 **II Jornadas de Aplicaciones de la Matemática en la Ingeniería**
3er Lugar en Cálculo IV.
[Universidad Fermín Toro](#).
Cabudare, Venezuela.

ANEXO B

(Criaturas Virtuales)



Fuente: Rada-Vilela (2009).