



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL
ESTADO DE MORELOS



Centro de Investigación
Transdisciplinar en Psicología

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE
MORELOS

CENTRO DE INVESTIGACIÓN TRANSDISCIPLINAR EN
PSICOLOGÍA

Alcances de la Robótica Evolutiva y su
Impacto en las Ciencias Cognitivas

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:
Maestría en Ciencias Cognitivas

PRESENTA:
Francisco Javier Granados López

DIRECTOR DE TESIS:
Dr. Bruno Lara Guzmán

Cuernavaca, Morelos a 10 de Diciembre de 2015

Índice general

CAPÍTULO

1. Introducción	1
1.1. Antecedentes	1
1.2. Robótica cognitiva	1
1.3. Concepto del trabajo	4
2. Biología evolutiva y robótica evolutiva	5
2.1. Biología evolutiva	5
2.1.1. La selección natural	6
2.1.2. Neodarwinismo	7
2.2. De la biología a la robótica evolutiva	8
2.2.1. Algoritmo genético	10
2.2.2. Evolución y cognición	15
3. Evidencias experimentales en robótica evolutiva	17
3.1. Entornos de evolución artificial: simulación y ambiente real	18
3.1.1. Evolución en un entorno físico	18
3.1.2. Evolución en un entorno simulado	19
3.1.3. Evolución en un entorno híbrido	20
3.2. Evolución de sistema nervioso	22
3.2.1. Evolución de la dinámica presa-depredador	23
3.2.2. Evolución y la emergencia de comunicación	25
3.2.3. Evolución de comunicación explícita e implícita	27
3.3. Evolución de morfología corporal	30
3.3.1. Evolución básica de morfología	30
3.3.2. Evolución del esquema corporal	31
3.3.3. Desarrollo morfológico en el proceso evolutivo	32
3.3.4. Ambiente y complejidad morfológica	34
3.4. Exploración de capacidades cognitivas	35
3.4.1. Evolución de un modelo predictivo	36

3.4.2.	Evolución de gramática funcional de espacio .	37
3.4.3.	Modelado de emociones corporizadas	39
4.	Límites y alcances de la robótica evolutiva en la abstracción biológica	45
4.1.	Arquitectura neuronal y corporal	45
4.2.	Abstracción biológica y robótica Evolutiva	46
4.2.1.	Agentes corporizados y situados	46
5.	Conclusiones	49
5.1.	Aportaciones de esta investigación	49
5.1.1.	El cuerpo y su interacción con el mundo . . .	49
5.1.2.	Modelos artificiales y biológicos: correlaciones	50
5.1.3.	Construcción de árboles filogenéticos	51

Índice de figuras

2.1.	Algoritmo genético básico	11
2.2.	Cruza entre individuos/genomas; tomado de Pfeifer et al. (2001)	12
2.3.	Ej. de mutación de un gen; tomado de Pfeifer (1999)	13
2.4.	Genoma inicial/codificación de los pesos; tomado de Pfeifer (1999)	14
3.1.	Robot Khepera; tomado de Nolfi et al. (1994)	19
3.2.	300 Generaciones; tomado de Nolfi et al. (1994)	21
3.3.	330 Generaciones; tomado de Nolfi et al. (1994)	22
3.4.	Presa/depredador; tomado de Nolfi (2012)	24
3.5.	Robot ePuck/ambiente; tomado de Mitri et al. (2010)	26
3.6.	Red neuronal - ePuck; tomado de Mitri et al. (2010)	27
3.7.	Ambiente/ePuck; tomado de De Greeff y Nolfi (2010)	28
3.8.	Morfología básica; tomado de Bongard y Lipson (2014)	31
3.9.	Plan corporal; tomado de Bongard et al. (2006)	33
3.10.	Cambio morfológico; tomado de Bongard (2011)	34
3.11.	Complejidad morfológica; tomado de Auerbach y Bongard (2012)	35
3.12.	Modelo predictivo; tomado de Gigliotta et al. (2011)	37
3.13.	Gramática funcional; tomado de Spranger y Steels (2012)	38
3.14.	Entorno en modelado de emociones; tomado de Coutinho et al. (2005)	40
3.15.	Representación de los objetos en el entorno; tomado de Coutinho et al. (2005)	40
3.16.	Homeostasis/adaptación; tomado de Coutinho et al. (2005)	42

RESUMEN

Alcances de la Robótica Evolutiva y su Impacto en las Ciencias Cognitivas

Francisco Javier Granados López

¿En qué medida los modelos de la robótica evolutiva podrían impactar en el campo de las ciencias cognitivas? Es la pregunta central de esta investigación.

Tras analizar los trabajos experimentales que se han desarrollado en el campo de la robótica evolutiva, se pretende dar evidencia de la eficiencia de imitar el proceso evolutivo biológico –y otras características generales de los seres vivos– para el desarrollo/emergencia de procesos cognitivos de bajo nivel en agentes artificiales, tales como la evitación de obstáculos, discriminación de objetos, etc.

Este trabajo plantea posibles aportaciones de la robótica evolutiva en el marco de las ciencias cognitivas. Primeramente, la ampliación del entendimiento de las nociones de la cognición corporizada y la cognición situada. Por otro lado, subrayar las analogías existentes en los modelos artificiales y los sistemas biológicos. Y finalmente, cómo a través de estas analogías la robótica evolutiva podría brindar a futuro herramientas para entender mejor los principios generales de la evolución y desarrollo de las bases cognitivas.

CAPÍTULO 1

Introducción

1.1. Antecedentes

A mediados del siglo XX, la inteligencia artificial surgió como una disciplina que se ocupó en la solución de problemas de cognición de alto nivel, bajo la perspectiva cognitivista. De este modo, afirmando que el cerebro era equivalente a una computadora; noción que hoy día no está vigente. El desarrollo de máquinas capaces de realizar un amplio cúmulo de cálculos, así como de almacenar una gran cantidad de información, se consideraba en sí la clave para avanzar hacia la construcción de una máquina inteligente en el estricto sentido (Clark, 1991; Pylyshyn, 1986).

Para el cognitvismo, la cognición se reduce al procesamiento de información que puede ser realizado por una computadora digital, tomando ésta como un homólogo del cerebro biológico y los programas computacionales como el equivalente de la mente (Searle, 1984).

Hasta este punto, la investigación y desarrollo en inteligencia artificial para emular esquemas cognitivos, no vinculaba a los agentes artificiales¹ con el ambiente en que se situaban (Pfeifer y Bongard, 2006), ya que éstos dependían directamente de la información que les era predefinida y por ende, sus acciones.

1.2. Robótica cognitiva

Como se menciona anteriormente, el problema de la vinculación del agente con el mundo señaló la necesidad de diseñar agentes que desempeñaran un papel activo con el medio y –de este modo– hacer a un lado la limitante que representaba la predefinición de información y las capacidades del agente. En

¹Un agente artificial autónomo, es un robot provisto de un cuerpo móvil y sensores que le permiten «percibir» el entorno y posee la capacidad de «aprender» a través de la interacción con ambiente.

este sentido, la robótica cognitiva está inspirada en modelos establecidos por las ciencias cognitivas con la finalidad de implementarlos en agentes artificiales autónomos para validarlos y entender mejor cómo funcionan los procesos cognitivos en animales y humanos.

Harnad (1990) en *Symbol Grounding Problem*, amplió el espectro de comprensión de la inteligencia artificial. Propuso que los agentes exploren el mundo real haciendo intrínseca la información que el entorno les provee; es decir, no basta con proveer de datos al agente, sino más bien que éste los adquiera con base a su relevancia e interacción con el ambiente (Pfeifer y Bongard, 2006).

Asimismo, a esta postura se sumó la idea de dotar al agente de un cuerpo que le permita la interacción con el mundo, o lo que en otras palabras puede señalarse como un cuerpo que le permita movilidad, y de este modo tener distintas perspectivas del mundo según su disposición en el espacio (Brooks, 1991; Noë, 2004).

A partir de estas ideas, la acción comenzó a perfilar como factor inherente de la construcción de la experiencia/conocimiento del agente.

Un ejemplo que ilustra las limitantes de la inteligencia artificial y su evolución a la hoy conocida «robótica cognitiva», es una partida de ajedrez que tuvo lugar en 1997 entre una máquina desarrollada por IBM y el campeón mundial de ajedrez Gari Kaspárov. En la década de los 90s' la empresa IBM se dio a la tarea de desarrollar una súper-computadora llamada *Deep Blue*, un ordenador capaz de realizar operaciones/cálculos a una razón de 200 millones de movimientos de ajedrez por segundo, lo que permitió su competencia a nivel experto. Fue así que en 1997, *Deep Blue* derrotó al campeón mundial de ajedrez Gari Kaspárov tras un encuentro en la ciudad de Nueva York.

¿Qué hubo detrás del reto de IBM? *Deep Blue* fue un ordenador considerado una súper-computadora –para su época– dado el poder de cálculo que ofrecía sobre múltiples movimientos en el tablero de ajedrez. Sin embargo, no era *Deep Blue* un jugador activo. Este ordenador presentaba los posibles movimientos mediante una pantalla, mismos que finalmente eran realizados por un humano.

En este contexto, es visible la disociación de la máquina con el juego, pues la máquina se limitó en todo momento al calcular en el sentido más estricto.

Deep Blue es un claro ejemplo que, emular la capacidad de cálculo se ha logrado con buenos resultados, e incluso sobrepasando a los humanos. Pero ¿por qué no desarrollar una máquina que pudiera jugar activamente ajedrez? Esta pregunta llevó al campo de la inteligencia artificial a replantearse los factores que son relevantes a la cognición. Esto causó que la emulación de procesos cognitivos de alto nivel dejara de ser el centro de atención y se comenzaran a

abordar –más bien– aspectos de bajo nivel, por ejemplo: que un agente tomara un objeto real en el mundo (un peón, una torre, etc.). Esto representó un problema mucho más complejo que el hecho de idear estrategias de ajedrez a un nivel experto, llevando a considerar los procesos de bajo nivel como factores inherentes al desarrollo cognitivo.

Con base en este ejemplo, es posible señalar una serie de elementos que la inteligencia artificial no contempló, tales como la relevancia del cuerpo y la información multimodal para la emergencia de cognición cimentada. La cognición cimentada tiene lugar con la integración de la percepción, la acción y la introspección. De este modo, se alude a que los estados corporales producen estados cognitivos y estados cognitivos producen estados corporales (Barsalou, 2008).

En estos términos, se destaca la dificultad que representa el diseño de agentes artificiales en la medida que se van complejizando las tareas para las que se está desarrollando dicho agente.

Debido a que la inteligencia humana ha resultado sumamente compleja de estudiar y muy poco entendida, la robótica cognitiva optó por descomponerla en cada una de las capacidades que confluyen en ella y construir de agentes dotados de sistemas de percepción-acción para resolver problemas básicos de la cognición o cognición de bajo nivel (Brooks, 1991), como pueden ser la evasión de obstáculos o tomar una pieza de ajedrez.

La interacción con el ambiente y el aprendizaje a partir de la experiencia, proponen al mundo como el mejor modelo para el agente (Brooks, 1991). Es decir, diseñar agentes que sean puestos en el mundo para que desarrollen capacidades sensorimotrices a través de la interacción con el entorno, tal como lo hacen los humanos en edades tempranas de desarrollo (Bongard, 2011).

Esta es la clase de problemas que hoy día se abordan en el marco de la robótica cognitiva, tomando el «ciclo sensorimotriz» como unidad fundamental para el estudio de un sistema cognitivo artificial (Lungarella y Pfeifer, 2001). El ciclo sensorimotriz permite al agente sensar su entorno en función del movimiento, permitiendo así, la producción de comportamientos coherentes respecto a las necesidades que el entorno le demanda.

En este sentido, otro campo dedicado al estudio de la emergencia de esquemas cognitivos y sobre el cual versa el presente trabajo, es la robótica evolutiva (ver sección 2.2). Tomando en cuenta las diferencias exponenciales de tiempo entre el origen del universo, la aparición de vida en la tierra y los primeros rastros de humanos, es preciso considerar la aparición o evolución de múltiples habilidades (cognición de bajo nivel) que soportan la evolución de la cognición

humana y otros animales.

Con la finalidad de arrojar luz sobre estas habilidades y su curso evolutivo, la robótica evolutiva se inspira en aspectos generales de la evolución descritos por la biología (ver Capítulo 2), con la finalidad de:

- Obtener agentes artificiales que desarrollen sus propios comportamientos.
- Estudiar la emergencia de los comportamientos a lo largo del proceso evolutivo.

1.3. Concepto del trabajo

El eje medular de esta investigación toma sentido con el siguiente planteamiento: ¿qué del sustrato biológico se emula artificialmente en robótica evolutiva?

La hipótesis en este trabajo, considera posible la validez de los trabajos en robótica evolutiva, con base en el análisis crítico de las propiedades de los esquemas cognitivos emergentes de sus modelos. Y por otra parte, cómo a partir de estos modelos artificiales es posible formular cuestionamientos pertinentes para el campo de las ciencias cognitivas frente al tema de la evolución y desarrollo de la cognición de bajo nivel.

Asimismo, el objetivo de este estudio es ofrecer un panorama general acerca del estatus actual de la investigación en robótica evolutiva y señalar su contribución a las ciencias cognitivas.

Cada una de estas ideas se irá desarrollando a lo largo de los siguientes capítulos. Primeramente, a través de una revisión a las nociones de la evolución en biología y cómo la robótica evolutiva se inspira en ellas, retomando sus principales ideas (Capítulo 2). Se ilustrarán trabajos experimentales de investigación desarrollados por la robótica evolutiva (Capítulo 3) y considerando las implicaciones teórico-metodológicas que el estudio de la cognición en robótica evolutiva puede acarrear (Capítulo 4), este trabajo señala las posibles aportaciones al campo de conocimiento de las ciencias cognitivas (Capítulos 4 y 5).

Biología evolutiva y robótica evolutiva

Dada la naturaleza de la robótica evolutiva, abordar el tema de la evolución implica una serie de saltos epistemológicos importantes; es decir, significa realizar una serie de abstracciones a las nociones establecidas en el marco biológico.

A lo largo de este capítulo, se revisarán las nociones generales que incumben a la biología evolutiva y cómo la robótica evolutiva las interpreta para su implementación en trabajos experimentales.

2.1. Biología evolutiva

La biología evolutiva es la disciplina que describe la historia de la vida e investiga los procesos que dan cuenta de esta historia (Futuyma y Meagher, 2001).

Mediante tres propósitos generales, es posible entender la biología evolutiva:

- Determinar las relaciones ancestro-descendencia de las especies que han habitado la tierra (filogenia).
- Determinar los momentos en que se originaron las especies y se extinguieron.
- Determinar el origen, la tasa y el curso de cambio de sus características.

Teorías como la selección natural y el neodarwinismo han contribuido a lo largo del último siglo con la finalidad de avanzar dentro de este campo de conocimiento.

2.1.1. La selección natural

Desde la publicación de «El origen de las especies», Darwin logró consolidar la evolución como un proceso natural de la vida. Los cambios en las poblaciones generación tras generación se hicieron evidentes y, la selección natural propuesta por Darwin, se erigió como el mecanismo que podría explicar en sí dicho proceso evolutivo (Cartwright, 2008).

La evolución por selección natural, establece que las condiciones medio ambientales en las que se sumerge una población, pueden beneficiar o perjudicar el éxito reproductivo de los individuos que la integran (Futuyma y Meagher, 2001); esto es, que el medio selecciona aquellos organismos con base en su aptitud¹.

De este modo, Cartwright (2008) menciona que la selección natural nos permite entender la evolución de las poblaciones en función de tres aspectos fundamentales:

- **Reproducción:** Es el hecho que da origen a entidades del mismo nivel de organización que sus progenitores.
- **Variación:** Conjunto de características diferenciales presentes entre los miembros de una población y sobre los que actúa la selección natural.
- **Herencia:** Conjunto de características transmitidas de una generación a otra, ya sea en términos morfológicos, bioquímicos, fisiológicos, etc.

Sin embargo, la selección natural como teoría de la evolución, carecía de argumentos para explicar y llegar a un mejor entendimiento de los mecanismos hereditarios.

Algunas ideas que más adelante se desarrollarían y que hoy día son de vital importancia para entender la evolución en las poblaciones de seres vivos (Spotorno, 2014), son las siguientes:

- **Genotipo.** Es la suma de información genética que posee un organismo en forma de ADN. El genotipo determina los diversos alcances y/o rasgos de un organismo.
- **Fenotipo.** Es el conjunto de características observables de un organismo en cuanto estructura, fisiología, bioquímica y de comportamiento,

¹Capacidad de un organismo para reproducirse. Esto significa que los genes de los organismos con mayor aptitud, serán más predominantes con el tiempo.

productos de la acción genética, ambiental, del desarrollo y sus interacciones.

- **ADN.** (ácido desoxirribonucléico) Es la molécula contenedora de los genes de un organismo y es el elemento fundamental en la reproducción de una especie. A través de este material, los individuos dan lugar a nuevas generaciones con base en la cruce sexual.
- **Gen.** Es una secuencia de nucleótidos en la molécula de ADN que contienen la información indispensable para la síntesis de macromoléculas con funciones celulares específicas; un ejemplo de éstas son las proteínas. Un gen representa la unidad de información genética hereditaria que pueden conservar las poblaciones por varias generaciones.
- **Mutación.** Es una alteración producida en la cualidad, estructura o en el número de los genes o de los cromosomas de los organismos vivos. Esta alteración se produce de manera súbita causando cambios en la información genética. Las mutaciones pueden heredarse a la descendencia y ser mantenidas en la población generación tras generación. Un factor contribuyente en la consolidación o desecho de las mutaciones, es el carácter benéfico o perjudicial de éstas, en la adaptación de la especie/población.
- **Cromosoma.** Estructuras que contienen cadenas largas de ADN súper-enrollado y se encuentran dentro del núcleo de las células.

2.1.2. Neodarwinismo

Tiempo más tarde, ya en el siglo XIX y tras la comprensión y desarrollos en genética, paleontología, genética de poblaciones y la estadística, Fisher, Wright, Huxley, entre otros, impulsaron el hoy denominado neodarwinismo, también conocido como teoría sintética de la evolución (Ridley, 2004).

Esta nueva perspectiva de la evolución, precisó los argumentos faltantes en la teoría de la selección natural de Darwin con base en el conocimiento científico desarrollado, hasta entonces, en biología (Cartwright, 2008; Spotorno, 2014). En este sentido, el neodarwinismo establece los siguientes mecanismos para entender el proceso evolutivo de las poblaciones (Ridley, 2004):

- **Variabilidad por mutación.** Proceso que conlleva a cambios en la información genética, generando variabilidad en las poblaciones.

- **Reproducción sexual.** La variabilidad del contenido genético sucede a través de la meiosis en los organismos que se reproducen sexualmente.
- **Deriva génica.** La modificación aleatoria en la composición y diversidad genética de las poblaciones, producto de procesos estocásticos.
- **Flujo genético.** Transferencia genética de una población a otra. Esto significa que la reproducción entre distintas poblaciones podría dar lugar a cambios genéticos que, de otra manera, no se hubieran conseguido dentro de una población hermética. Por otra lado, las poblaciones que tienden a caer en este hermetismo, suelen diferenciarse al paso del tiempo.

Esta breve revisión a los conceptos del campo de la biología evolutiva, servirán de base para entender –más adelante– cómo la robótica evolutiva se inspira en ellos y los retoma en sus trabajos experimentales para la emulación del proceso evolutivo en agentes autónomos artificiales.

2.2. De la biología a la robótica evolutiva

A diferencia de la robótica cognitiva (Sección 1.2), la robótica evolutiva surge como una disciplina que, a través de algoritmos genéticos/evolutivos, posibilita el desarrollo de esquemas sensorimotrices en agentes artificiales de manera independiente al diseñador/investigador (Harvey et al., 2005). En otras palabras, si bien la composición física del agente ha sido elaborada por el investigador, las cualidades/propiedades del comportamiento del agente serán totalmente impredecibles e independientes de éste.

Dentro del campo biológico, se considera la reproducción como el mecanismo natural por el que los seres vivos contribuyen genéticamente para la producción de nuevos individuos o descendencia. La producción de descendencia es posible a partir de la unión de gametos –o cruza– de dos progenitores (en el caso de la reproducción sexual) o un progenitor (en el caso de la reproducción asexual), dando lugar a la transmisión de sus genes.

La evolución de la vida se entiende como el cambio histórico en la herencia genética de las especies generación tras generación; dando lugar a la diversificación de organismos biológicos.

En este sentido, Pfeifer et al. (2001) menciona algunos conceptos²fundamentales para entender la evolución en el marco de la robótica evolutiva:

²Definiciones operacionales sobre los conceptos revisados en la sección 2.1.1

- **Genotipo.** Es la información genética que determinan los alcances y limitaciones del individuo a lo largo de su vida.
- **Gen.** Representa la unidad básica de herencia; usualmente expresados por caracteres binarios.
- **Cromosoma.** Conjunto de genes del individuo que configura la herencia de una generación a otra.
- **Genoma.** Conjunta el total de genes que posee un individuo; frecuentemente representado mediante una cadena binaria.
- **Fenotipo.** Son las características físicas u observables que se desarrollan en el individuo a través de la expresión de los genes.

Inspirada en la biología evolutiva, la robótica evolutiva define estos conceptos para la obtención de agentes autónomos artificiales, tomando la teoría sintética de la evolución como su principal referente. La teoría sintética conjunta las teorías de «la selección natural» propuesta por Darwin y «la síntesis genética» que redescubre las ideas de Mendel acerca de las leyes de segregación de caracteres.

Por un lado, la teoría de «la selección natural» alude la persistencia del genotipo más apto tomando en cuenta las presiones que el ambiente ejerce sobre los miembros de una especie (Darwin, 1968); mientras que «la síntesis genética» postula que la causa del variacionismo está en función de mutaciones o cambios aleatorios en determinados genes durante la cruza (De Vries, 1904; Mendel, 1965; Coello, 2004), dando lugar al hoy denominado Neo-Darwinismo.

Desde la perspectiva del reino animal, se entiende la selección como la consecuencia natural ante el exceso de individuos que co-habitan en un determinado espacio y que compiten por los recursos disponibles (Coello, 2004), mientras que los productos naturales de la cruza/reproducción, son la mezcla de genes, la recombinación genética y la mutación (Fogel, 2006). Así, estos principios (selección, reproducción y mutación) representan atributos cruciales para la evolución de los seres vivos en el marco neodarwiniano.

En resumen, el neodarwinismo establece que la amplia cantidad de vida existente sobre el globo terráqueo, puede ser explicada a través de procesos estocásticos que actúan sobre y dentro de las poblaciones y las especies, tales como: selección, reproducción, mutación y competencia (Hoffman, 1989). Dicho de otro modo, la evolución puede definirse como el resultado de estos

procesos en interacción con las poblaciones generación tras generación (Coello, 2004).

Dada la complejidad que implica el diseño de agentes que interactúan dinámicamente con el entorno y en función de coordinar sus sistemas sensoriales y motrices, los algoritmos evolutivos representan un método que puede descubrir múltiples soluciones a estos problemas que –en otras circunstancias– el investigador no habría contemplado (Meyer et al., 1998).

2.2.1. Algoritmo genético

Motivado por la concepción del aprendizaje de máquina, durante la década de los 60's John Holland desarrolló los originalmente llamados “planes reproductivos” y que tiempo más tarde fueron renombrados como algoritmos genéticos, también conocidos hoy día como metaheurísticos.

Los algoritmos genéticos se han usado en una amplia gama de aplicaciones en campos tan diversos como son la física, ingeniería, computación y hasta en las distribución de poblaciones, entre otros.

El empleo de algoritmos genéticos a menudo está relacionado con problemas de optimización de procesos, donde se busca el mejor resultado o solución posible con base en la economía de recursos, tales como tiempo y energía (Ross y Corne, 1994).

El uso de este método toma pertinencia en problemas cuya solución no está definida o resulta imposible llegar a ella analíticamente y/o por métodos tradicionales (Coello, 2004).

En términos generales, el algoritmo genético posee tres operadores fundamentales: la Selección probabilística, la Cruza Sexual como operador principal y la Mutación como operador secundario (Holland, 1975).

A continuación se describe el proceso evolutivo artificial (ver Fig. 2.1):

- **Se genera una población inicial de manera aleatoria** (generación 1). La cantidad de agentes que integrará la población es predefinida arbitrariamente por el experimentador.
- **Se les deja interactuar con el ambiente.** Los agentes se desempeñan frente a una tarea determinada en el entorno.
- **Se produce una nueva población** (generación “n”). Por medio de la cruce, los agentes producen nuevos individuos.



Figura 2.1: Algoritmo genético básico

Como se mencionó anteriormente, tres operadores genéticos están involucrados en la producción de nuevos agentes generación tras generación:

- **Selección.** La selección tiene por objetivo elegir (con base en la aptitud³) a los agentes que se reproducirán para dar pie a la siguiente generación. Existen distintos métodos, tanto determinísticos como probabilísticos, por lo que el método a utilizar es predefinido por el experimentador. Algunos de estos son:

- Selección por ruleta: En este método todos los agentes que conforman una generación, tienen probabilidades de ser seleccionados para su cruce; sin embargo, esta probabilidad es directamente proporcional a la aptitud de cada agente respecto a la suma de la aptitud de toda la generación. En otras palabras, un agente con mayor aptitud poseerá mayores probabilidades de ser seleccionado que otros con aptitud menor, conservando así, al menos una probabilidad para todos los miembros de una generación determinada.

³La aptitud es el valor que se le asigna a cada agente para indicar qué tan bueno es éste respecto a los demás para la solución de un problema.

- Selección por torneo: Se pre-seleccionan dos agentes al azar y compiten bajo un criterio predefinido por el experimentador. Posteriormente, el agente «ganador» es seleccionado para su reproducción.
- Selección elitista: El método elitista tiene por objetivo conservar los agentes con mayor aptitud a lo largo del proceso evolutivo. Es decir, por medio de la selección exclusiva de agentes con mayor aptitud, se producen las siguientes generaciones. Una variante del elitismo, es el hecho de conservar una copia del agente más apto generación tras generación, con la finalidad de no perder la mejor solución a nivel del algoritmo.

- **Reproducción o cruce.** La reproducción está representada por la combinación genética entre dos agentes para generar nuevos individuos (descendencia). Las características en que se da la combinación o cruce de los genomas, es un aspecto predefinido por el experimentador. En la Fig. 2.2, se pueden apreciar tres distintos métodos para la producción de nuevos agentes.

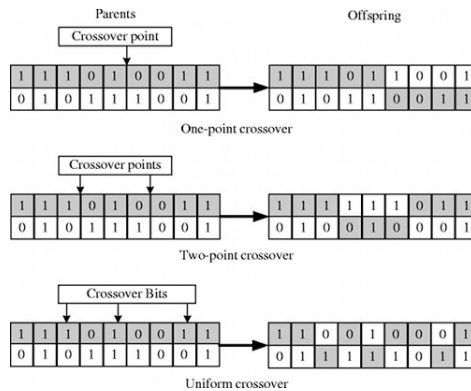


Figura 2.2: Cruza entre individuos/genomas; tomado de Pfeifer et al. (2001)

La Fig. 2.2 muestra tres distintas modalidades de cómo podría realizarse la cruce entre dos agentes progenitores «Parents» (columna izquierda) para producir su descendencia «Offspring» (columna derecha). El primer caso representa un punto de cruce en el genoma. Dos puntos de cruce en el segundo. Y la cruce de algunos genes/bits selectivos para el tercero.

- **Mutación.** Las mutaciones consisten en la modificación aleatoria de uno o más genes en el genoma de un individuo (ver Fig. 2.3). Su probabilidad de ocurrencia es predefinida arbitrariamente por el experimentador.

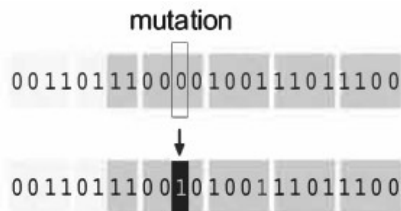


Figura 2.3: Ej. de mutación de un gen; tomado de Pfeifer (1999)

Con la finalidad de aterrizar estas nociones sobre el proceso evolutivo artificial en robótica evolutiva, se presenta el siguiente ejemplo tomado de (Pfeifer et al., 2001):

En este experimento, la población inicial de agentes consiste en generar de manera aleatoria cadenas binarias (genomas). Cada una de éstas representa el código genético que expresará un fenotipo y que posteriormente será implementado en un agente artificial (ver Fig. 2.4).

En este ejemplo, los agentes están provistos de sensores y motores conectados por medio de una red neuronal artificial (ver Fig. 2.4 (a.)). El genoma inicial (ver Fig. 2.4 (b.)) está dividido en seis cromosomas, cada uno compuesto por cuatro genes. Posteriormente los genes son convertidos a valores decimales/punto flotante (ver Fig. 2.4 (c.)) para codificar los pesos⁴ de las conexiones sinápticas de la red. Esta conversión de valores binarios a valores de punto flotante en robótica evolutiva es entendida como el desarrollo o expresión de los genes (fenotipo).

Una vez que se han asignado los pesos a la red, el agente es puesto a interactuar con el ambiente y posteriormente se calcula su aptitud en función del desempeño en una tarea determinada. En este sentido, la aptitud en el experimento se definió como «la capacidad del agente para navegar el mayor

⁴Factor de importancia que define la intensidad de interacción entre una neurona y sus capas presináptica y postsináptica.

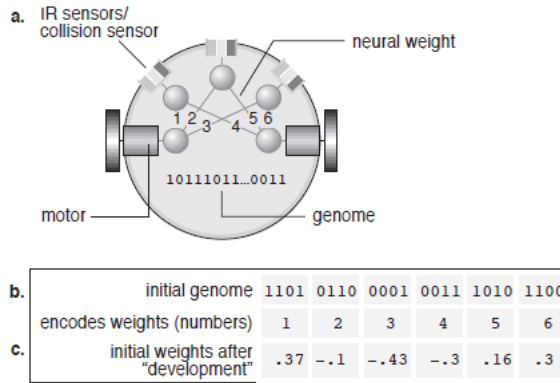


Figura 2.4: Genoma inicial/codificación de los pesos; tomado de Pfeifer (1999)

tiempo posible en el ambiente sin chocar»; es decir, la relevancia de dicho comportamiento en el experimento, influiría directamente en la aptitud del agente y en consecuencia, en sus probabilidades de reproducción.

Cabe destacar que el valor de aptitud reflejado del desempeño de los agentes en cada uno de los ensayos o periodos de interacción con el ambiente, representa una solución en el espacio de búsqueda del algoritmo genético, independientemente de si la aptitud es alta o baja; sin embargo, dicha búsqueda eventualmente y tras varias generaciones, conduce a resultados óptimos en términos de comportamiento.

La selección de los agentes que se usarán para producir la siguiente generación, se realiza con base en la aptitud. Existen diferentes formas de realizarla como se describió anteriormente; sin embargo, el método de selección es predefinido arbitrariamente por el investigador.

Tras haber seleccionado los agentes (genomas), éstos se cruzan con la finalidad de producir la siguiente generación. Dado que el genoma está representado por cadenas binarias, la combinación genética puede efectuarse bajo alguna de las modalidades que muestra la Fig. 2.2.

Finalmente, la mutación consiste en cambiar el valor de un bit/gen en el genoma resultante de manera aleatoria (ver Fig. 2.3). Posteriormente se expresa en un fenotipo y se implementa en el agente. El ciclo hasta aquí descrito, se

repite hasta cumplir con una condición de término predefinida por el diseñador.

La razón por la que en robótica evolutiva se emplean distintos métodos de selección, tasas de mutación y las distintas formas de cruza, es conducir al algoritmo genético a la exploración de la mayor cantidad de soluciones posibles en el espacio de búsqueda y dentro de sus parámetros.

2.2.2. Evolución y cognición

La descripción del curso evolutivo o la construcción de «árboles filogenéticos» de los seres vivos, ha sido posible a través de estudios de morfología, comportamiento animal, registros fósiles, etc. Dichos estudios se han desarrollado exhaustivamente desde los cánones de disciplinas como la paleontología y la antropología sin que se haya logrado ir más allá de las descripciones morfológicas, dieta e incluso de las capacidades de movimiento en el caso de algunas especies.

La cognición es un rasgo característico de los seres vivos animados; sin embargo el estudio en retrospectiva sobre cómo evolucionó, es un factor que se torna con nulas esperanzas de ser develado a través de procedimientos convencionales en los seres vivos/biológicos Lewontin (1998).

Estudiar la evolución de la cognición requiere de un abordaje distinto, ya que su curso evolutivo no deja rastro en los registros fósiles. Incluso inferiendo el curso evolutivo de la cognición a partir de la evidencia indirecta de los fósiles, estos análisis podrían sugerir tantas teorías como estudios se realicen al respecto, llevando la investigación –quizá– a ningún lugar Lewontin (1998).

Aunque este trabajo se limita al análisis de la perspectiva de la evolución artificial y cómo contribuir desde ésta al estudio de la cognición, una posibilidad viable y pertinente para estudiar la evolución de la cognición, es a través de estudios de cognición comparada.

La robótica evolutiva podría abrir de manera paralela una ventana para la exploración de este campo desde modelos/agentes artificiales (ver sección 5.1.3), donde éstos desarrollan libremente estrategias con base en la interacción con el ambiente y con relación a otros individuos por medio de algoritmos genéticos; esto es, sin que exista un diseñador dictando el procedimiento a seguir para la ejecución y/o cumplimiento con la tarea a realizar, Nolfi (2005).

De este modo, la robótica evolutiva representa un campo empírico para estudiar la emergencia de procesos cognitivos de bajo nivel en agentes artificiales, con relación a las posturas de la cognición situada y la cognición corporizada.

Evidencias experimentales en robótica evolutiva

El estudio de los procesos cognitivos de bajo nivel en robótica evolutiva, ha tenido como objetivo primordial entender qué condiciones iniciales están, o podrían estar implicadas en la emergencia de esquemas cognitivos relacionados a comportamientos complejos, habilidades cognitivas y sociales. Para ello, la robótica evolutiva esencialmente se centra en la evolución de algunos aspectos de los agentes artificiales, tales como:

- Evolución de redes neuronales (sistema nervioso)
- Evolución morfológica

En el presente trabajo se incorporan distintas investigaciones que evolucionaron estos aspectos en agentes artificiales para estudiar la emergencia de procesos cognitivos de bajo nivel. Sin embargo, la investigación dentro del campo de la robótica evolutiva no se limita sólo a estos dos aspectos señalados, sino que también estudia fenómenos cognitivos de nivel superior.

Como parte de la evidencia experimental que se citará en este capítulo, se abordan investigaciones relacionadas con la exploración de capacidades cognitivas, tales como:

- Evolución de un modelo predictivo en un sistema visual
- Evolución de gramática funcional de espacio
- Modelado de emociones corporizadas

El abordaje de estos trabajos tiene por objetivo señalar a la robótica evolutiva, no nada más en el estudio de procesos cognitivos de bajo nivel, sino también en el estudio de algunas capacidades que podrían considerarse de orden superior o de mayor complejidad en el marco de las ciencias cognitivas.

3.1. Entornos de evolución artificial: simulación y ambiente real

Uno de los primeros grandes problemas en robótica evolutiva es el conocido *the reality gap problem* (Bongard et al., 2006). Este problema refiere a la falta de equivalencia entre los comportamientos que un agente evolucionó en un entorno simulado respecto al entorno físico al momento de su transferencia (Bongard et al., 2006; Koos et al., 2010; Miglino et al., 1995).

Con base en esta problemática, el proceso evolutivo artificial en el marco de la robótica evolutiva, ha sido abordado e ilustrado por trabajos como los de Mataric y Cliff (1996); Nolfi et al. (1994), dando frente al *the reality gap problem* y evidenciando la eficiencia de cada uno de los entornos empleados en este campo, ya sean simulados, físicos o híbridos.

En la investigación realizada por Nolfi et al. (1994) se examinaron tres entornos experimentales (físico, simulado e híbrido) en los que se llevó a cabo el proceso evolutivo. Cada uno de estos entornos tuvo por finalidad la obtención de controladores neuronales eficientes para el desempeño de un agente frente a un problema específico. A continuación se esbozarán los trabajos de cada uno de estos entornos.

3.1.1. Evolución en un entorno físico

En los inicios experimentales de la robótica evolutiva, se hizo preciso desarrollar métodos eficientes para la evolución de agentes artificiales. Es bajo esta idea que, una de las primeras plataformas con las que se contó, fueron los robots físicos en el mundo real.

Nolfi et al. (1994) llevaron a cabo un experimento cuyo objetivo fue desarrollar un agente que pudiera evitar obstáculos. El *fitness* lo definieron por la conservación de una trayectoria recta y a la mayor velocidad posible; para ello emplearon un robot Khepera (ver Fig. 3.1). Este robot posee una forma circular y está equipado con ocho sensores infrarrojos de proximidad, seis de éstos se encuentran en la parte anterior del agente, mientras que los dos restantes en la parte posterior. El Khepera se conecta a través de un cable aéreo –también conocido como cordón umbilical– a un ordenador con la finalidad de proporcionarle energía.

El agente fue puesto en una arena de 80 x 50 cm. El tamaño de la población fue de 80 individuos y cada uno lo evaluaron para la ejecución de 80

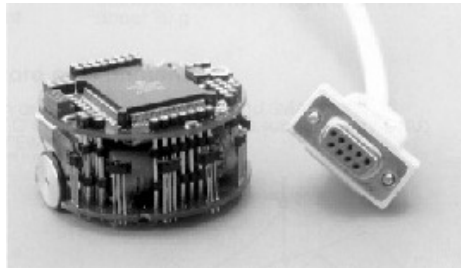


Figura 3.1: Robot Khepera; tomado de Nolfi et al. (1994)

«pasos»¹durante su vida. Posteriormente, el método de selección que utilizaron en este caso, fue la selección por ruleta.

De manera general, el Khepera comenzó a navegar por el entorno sin colisionar en menos de 100 generaciones, pues al rededor de la generación 50, los autores observaron que los individuos con mayor aptitud, ya exhibían un comportamiento muy cercano al que mostraron los individuos de las últimas generaciones. El experimento duró aproximadamente 60 horas y como resultado obtuvieron agentes que navegaron sin colisionar contra las paredes, manteniendo una trayectoria recta y realizando recorridos por distintos puntos del entorno (Nolfi et al., 1994).

3.1.2. Evolución en un entorno simulado

Con la finalidad de eficientar los tiempos durante el proceso evolutivo, la robótica evolutiva desarrolló ambientes simulados. En este caso, los individuos evolucionan sus controladores en un ambiente simulado para posteriormente ser implementados en un agente físico y probar su desempeño en el mundo real. Además del trabajo de Nolfi et al. (1994), otros trabajos que emplearon este mismo tipo de entorno evolutivo, fueron los realizados por Kim y Lipson (2009) y Pasemann et al. (2001).

En el trabajo de Nolfi et al. (1994), a través de un ambiente simulado por computadora, evolucionaron un agente cuya tarea fue explorar una arena con características similares a la del experimento anterior y, una vez que concluido

¹Cada uno de los pasos o acciones del agente, fue definido por el movimiento sus ruedas en periodos de 300 milisegundos.

el proceso evolutivo en dicho entorno, trasladaron al agente a la arena física. La arena física/real constó de una superficie cuadrículada a razón de 10 centímetros por lado y con una dimensión de 2.6 x 2.6 metros. En este sentido, la arena simulada, correspondió a un ambiente con 26 x 26 celdas, cada una con 10 centímetros de lado por cuadro; de tal modo, las acciones del agente fueron definidas por el paso de una celda a otra.

Las posibilidades de movimiento de los individuos fueron básicamente cuatro: moverse hacia adelante, moverse hacia atrás y girar a la izquierda o derecha respectivamente. Dejaron navegar a los agentes libremente en la arena a lo largo de 400 pasos, el incremento o decremento de la función de aptitud estuvo directamente relacionado al número de celdas visitadas, al mismo tiempo de aquellas que fueron visitadas por primera vez.

El tamaño de la población fue de 100 individuos por generación, con un total de 600 generaciones al término del experimento, en un tiempo no mayor a 3 horas. Finalmente, mencionan que la simulación mostró la emergencia del comportamiento de navegación y, los 3 individuos más representativos de algunas etapas del proceso evolutivo, fueron implementados en robots físicos para observar su desempeño en la arena real.

Con un índice de correlación de 0.73, las trayectorias de los agentes simulados y las de los agentes físicos se correlacionaron altamente en sus valores de aptitud, aún cuando en este experimento evolucionaron mayor cantidad de individuos por generación en un mayor número de generaciones respecto al método anterior (entorno físico).

3.1.3. Evolución en un entorno híbrido

Tomando como antecedentes los dos experimentos anteriores, el proceso evolutivo de los agentes tuvo lugar desde el entorno simulado y continuó en el entorno físico/real. Ya trabajos como (Miglino et al., 1995; White et al., 2005) sugirieron la exploración de un método combinatorio, en el que los agentes pudieran iniciar el proceso evolutivo en un entorno simulado para continuarlo en el mundo real con la finalidad de obtener un comportamiento adaptativamente robusto.

Como en el caso del ambiente físico, Nolfi et al. (1994) realizaron un experimento donde se utilizó un robot Khepera. Primeramente construyeron un simulador que emuló tanto al Khepera, como un ambiente muy similar al del experimento del ambiente físico. Agregaron un obstáculo de 30 x 5 cm en la parte central de la arena para que el agente lo evitara durante la navegación.

Finalmente, los individuos tras haber evolucionado el comportamiento adaptativo en el entorno simulado (navegar y evitar obstáculos) continuaron su evolución en el ambiente real.

En la construcción del simulador, los autores reprodujeron la forma física del Khepera, la estructura física del entorno, la posición real del robot y añadieron ruido a los valores de activación sensorial del agente.

Durante la etapa de simulación, colocaron al azar a cada uno de los individuo en el entorno para desplazarse por 500 «pasos»². La población estuvo constituida por 100 agentes, de los cuales, los mejores 20 fueron seleccionados para su reproducción. La fase de simulación tomó una hora en ejecutarse y fue compuesta por 300 generaciones. Posteriormente, el proceso evolutivo continuó en el entorno real durante 30 generaciones más.

En la Fig. 3.2 puede apreciarse el desempeño de los mejores individuos a lo largo de las 300 generaciones en el ambiente simulado.

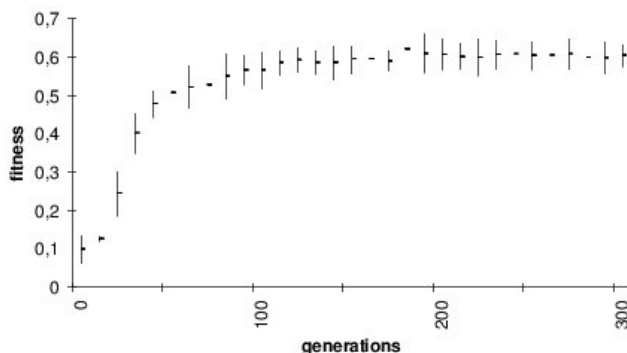


Figura 3.2: 300 Generaciones; tomado de Nolfi et al. (1994)

La Fig. 3.3 muestra el desempeño de los mismos individuos, pero esta vez en el ambiente real y continuando el proceso evolutivo por 30 generaciones

²Cada uno de los pasos o acciones del agente, fue definido por el movimiento sus ruedas en periodos de 300 milisegundos.

adicionales.

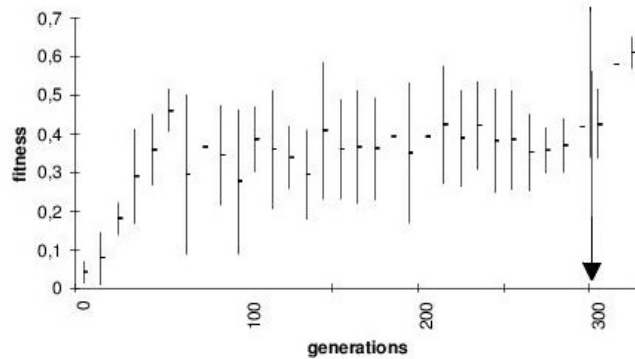


Figura 3.3: 330 Generaciones; tomado de Nolfi et al. (1994)

Una vez que transfirieron a los individuos al ambiente real, su desempeño decayó significativamente; sin embargo, obtuvieron un desempeño similar al simulado una vez que continuaron con el proceso evolutivo en el ambiente físico por pocas generaciones. En este caso, señalan los autores que la tasa de rápida recuperación en los agentes, da cuenta que hacen falta sólo algunos ajustes con base en la interacción física, para lograr un comportamiento exitoso en el ambiente real. En otras palabras, (Nolfi et al., 1994) mencionan que el decaimiento en el desempeño de los individuos, no se debe a un falla en la estrategia del comportamiento adaptativo, sino a una falta de correspondencia entre la simulación y el aparato sensorimotor físico, que es ajustada mediante la continuación de la evolución en el ambiente real.

3.2. Evolución de sistema nervioso

La evolución del sistema nervioso en términos de agentes artificiales, se refiere a la optimización de una red neuronal artificial (embebida en un agente)

frente a la solución de una tarea específica; es decir, la ejecución de esta red durante el proceso evolutivo, se traduce en comportamientos que eventualmente incrementan la capacidad adaptativa del agente generación tras generación (Floreano y Mattiussi, 2008).

3.2.1. Evolución de la dinámica presa-depredador

En la naturaleza se han descrito una serie de dinámicas competitivas, más específicamente en el reino animal, con el fin de garantizar la sobrevivencia. Dawkins y Krebs (1979) sugieren que las poblaciones en constante competencia, conducen a sus miembros a desarrollar complejos niveles de comportamiento. En este sentido, el desarrollo de dichas estrategias complejas en algunas especies, ha inspirado algunos trabajos como el que se describirá a continuación.

Nolfi y Floreano (1998) y Nolfi (2012) desarrollaron un experimento para emular la dinámica presa-depredador. El experimento consistió en la evolución de una población de depredadores y otra de presas con base en la capacidad para atrapar o huir de su contrincante respectivamente.

Cada una de las poblaciones estuvo conformada por 100 robots khepera. La arquitectura de sus redes neuronales fue diferente entre un agente «presa» y la de un agente «depredador» tal como se describe a continuación.

Los robots tanto depredadores como presas, contaban con 8 sensores infrarrojos, 6 en la parte anterior y 2 en la parte posterior de los agentes, con una sensibilidad de hasta 4 cm para la detección de obstáculos. Las características que diferían entre presas y depredadores, eran las siguientes (ver Fig. 3.4):

- **Velocidad:** la velocidad máxima de la presa era el doble de la que podía alcanzar el depredador.
- **Visión:** el depredador contaba con una cámara VGA como sistema de visión adicional, que abarcaba un campo de 36° .
- **Apéndice:** la presa tenía un apéndice de color negro en la parte superior, facilitando su visualización por los depredadores a una distancia de hasta 100 cm, mientras que la presa sólo tenía oportunidad de «inferir» la presencia del depredador a través de los sensores infrarrojos.

Nolfi y Floreano (1998) diseñaron el controlador neuronal de los depredadores con 8 neuronas sensoriales que codificaban el estado de los sensores

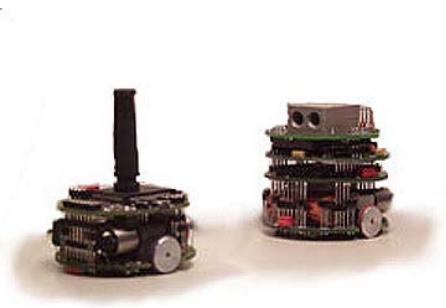


Figura 3.4: Presa/depredador; tomado de Nolfi (2012)

infrarrojos, además de 5 para la codificación de la cámara y 2 neuronas motoras para codificar la velocidad de las ruedas del agente. El controlador neuronal de las presas difería respecto a la de los depredadores por la ausencia de las 5 neuronas que codificaban la cámara.

Se puso a prueba a cada uno de los agentes contra los mejores competidores de las 10 generaciones anteriores; se calculó la aptitud de las presas y los depredadores con base en el porcentaje de ensayos que atraparon o huyeron exitosamente de su oponente respectivamente. De este modo, los 20 mejores individuos de cada población fueron seleccionados para la reproducción y se generaron 5 descendientes de cada uno con un índice de mutación de 2% en sus genes. Este mismo procedimiento se repitió por 100 generaciones.

Al paso de pocas generaciones, las presas desarrollaron un desplazamiento rápido, mientras que los depredadores les rastreaban visualmente con la finalidad de interceptarlas. Más adelante en el proceso evolutivo, los depredadores se tornaron muy eficientes en la capturas de sus presas; sin embargo algunas generaciones más tarde, las presas desarrollaron una estrategia en la que esperaban a que el depredador se acercara y una vez que esto sucedía, comenzaban a retroceder para finalmente escapar de él. Una de las estrategias más complejas que desarrollaron los depredadores, consistió en acechar a su presa por un lado aprovechando la baja resolución sensorial que ésta poseía. Finalmente las presas mostraron una innovadora variación de su estrategia de «esperar-evitar», en la que comenzaban a girar rápidamente en su lugar, reduciendo de este modo la probabilidad de ser abordadas por un costado.

Este experimento Nolfi y Floreano (1998) concluyen que la co-evolución competitiva presa-depredador, produce un número interesante de estrategias y contra-estrategias en las dos poblaciones. Dicho de otro modo, los resultados de este experimento, demostraron que es posible la emergencia de una amplia gama de comportamientos estratégicos sofisticados a través de la co-evolución competitiva.

3.2.2. Evolución y la emergencia de comunicación

En el campo biológico, uno de los aspectos relevantes en las especies sociales es la comunicación, ya que influye de manera significativa en la transmisión de información dentro de los miembros de un grupo, garantizando en consecuencia su persistencia (Wilson Edward, 1975).

Inspirándose en esta idea, Mitri et al. (2010) realizaron un experimento para evolucionar agentes que, por medio de la comunicación, consiguieran fuentes de alimento y evitaran aquellas que no lo fueran.

Diseñaron una arena de 3 x 3 metros que contenía una fuente de alimentación y una de veneno; dichas fuentes emitían de manera constante luz roja que era visible para todos los agentes desde cualquier lugar del entorno. Al pie de cada una de las fuentes colocaron una pieza de papel gris para la comida y una negra para el veneno respectivamente. Esto lo llevaron a cabo en un ambiente simulado en un primer momento y posteriormente fue transmitido a una plataforma real soportada por robots ePuck (ver Fig. 3.5).

Los individuos estaban equipados con:

- Dos ruedas.
- Un anillo con leds azules alrededor del cuerpo.
- Una cámara omnidireccional que les permitía una visión de 360° para la detección de luz azul y roja emitida por otros individuos en función de la presencia de alimento o veneno.
- Dos sensores infrarrojos en la base para detectar las piezas de papel de cada una de las fuentes de alimento o veneno.

Los robots fueron colocados al azar en el entorno y durante su tiempo de vida señalaron la presencia de alimento o veneno mediante la emisión de luz azul incorporada. Cabe destacar que ésta emisión no era costosa en términos energéticos para los agentes.

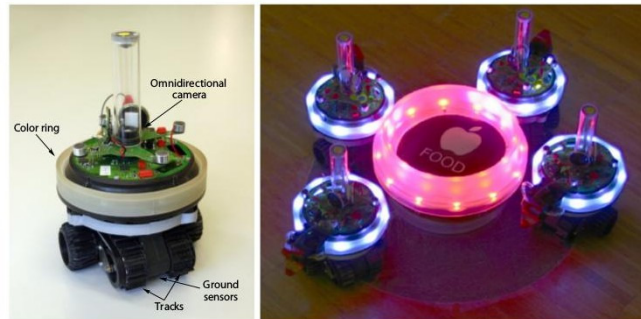


Figura 3.5: Robot ePuck/ambiente; tomado de Mitri et al. (2010)

El tiempo de vida de los agentes, fue de 1200 ciclos sensorimotrices y cada ciclo tuvo una duración de 50 milisegundos. Los agentes ganaban una unidad de rendimiento (carga eléctrica) si detectaban alimento, pero perdían una si llegaban a detectar el veneno. El rendimiento de los individuos se midió con base en la cantidad de unidades de rendimiento obtenidas en su tiempo de vida.

La red neuronal (ver Fig. 3.6) que controló a los agentes, consistía en 10 neuronas de entrada y 3 neuronas de salida.

Dos de las neuronas sensoriales se dedicaron a la detección de comida y veneno por medio de los sensores infrarrojos de la base del agente, las 8 neuronas sensoriales restantes se encargaron de codificar la visión de 360°, dividida en secciones de 90° para cada uno de estos nodos; de este modo fue posible calcular el promedio de los canales azul y rojo de cada sección observada por la cámara y utilizar una entrada neuronal para cada uno de estos colores. Dos de las neuronas de salida fueron utilizadas para controlar el giro de las ruedas y la tercera neurona de salida para determinar si se encendían o no los leds azules.

En cada una de las generaciones, Mitri et al. (2010) mencionan que los genomas de los robots fueron sometidos a la reproducción sexual, a la recombinación y a la mutación. Alrededor de las primeras 20 generaciones, los individuos comenzaron a emitir luz en el entorno cercano a la comida; desarro-

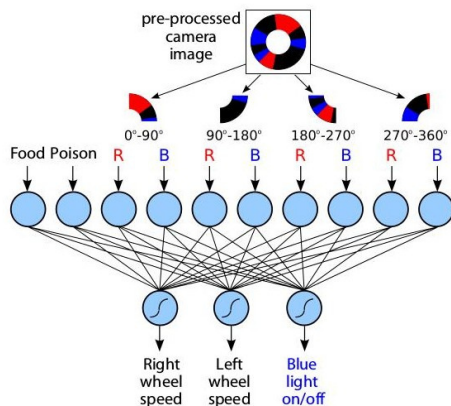


Figura 3.6: Red neuronal - ePuck; tomado de Mitri et al. (2010)

llaron una estrategia de comunicación donde los agentes señalaron la presencia de una fuente de alimentación. Tal estrategia se tradujo entonces, en un mayor rendimiento y por ende en una mayor aptitud en los individuos. Sin embargo, posteriormente los autores reportan que, los agentes comenzaron a asociar la densidad de luz azul con la cantidad de agentes en las cercanías de la fuente de alimentación. Fue entonces que la emisión de luz lejos de la comida por parte de los individuos, evolucionó como una estrategia engañosa para disminuir la competencia por la comida.

3.2.3. Evolución de comunicación explícita e implícita

Los agentes sociales en la naturaleza han desarrollado sistemas de comunicación complejos a partir de estructuras básicas para comunicarse (Cangelosi y Parisi, 1998). Lo que nos lleva a la pregunta ¿cómo es que los sistemas de comunicación pueden ser adquiridos, para posteriormente ser transmitidos socialmente? (Cangelosi y Parisi, 2001).

De Greeff y Nolfi (2010) señalan que los datos recolectados a través de la experimentación en el marco de la robótica evolutiva, representa evidencia importante para el entendimiento de la evolución de la comunicación en los seres

vivos, debido a la escasez de datos empíricos y a la imposibilidad de estudiar el proceso evolutivo en acción, además de la dificultad que presenta reconstruir dicho proceso a través de evidencia indirecta, puesto que la comunicación y el lenguaje no dejan rastros en los registros fósiles.

De Greeff y Nolfi (2010) realizaron un experimento que consistió en dos agentes situados en una arena de 110 x 110 cm, con dos zonas objetivo, una blanca y otra negra, ambas con un diámetro de 34 cm. La tarea consistió en posicionar a los dos individuos en un área objetivo y, por medio de la comunicación, coordinarse para permutar/intercambiar de área tan a menudo y regular como fuera posible (ver Fig. 3.7).

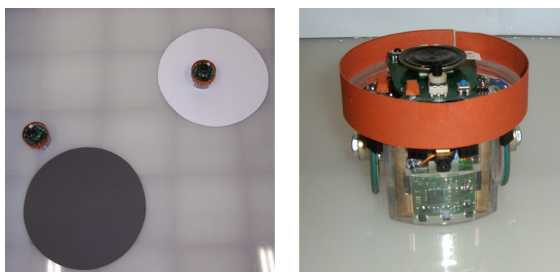


Figura 3.7: Ambiente/ePuck; tomado de De Greeff y Nolfi (2010)

Al inicio los controladores neuronales evolucionaron en un ambiente simulado y posteriormente aquellos individuos con mejor desempeño durante el proceso evolutivo, fueron descargados y probados en el entorno físico.

Los dos agentes fueron dos robots ePuck equipados con 2 motores para el control de 2 ruedas, 8 sensores de proximidad infrarrojos situados alrededor del cuerpo del robot, 3 sensores infrarrojos colocados en su base mirando al suelo en la parte frontal, una cámara VGA con un campo de visión de 36° al frente y una interface *bluetooth* inalámbrica para el envío y recepción de señales hacia y desde el otro robot. Se cubrió con una banda de papel rojo al agente con la finalidad de ser detectable por el otro robot en su campo de visión. En cada paso que realizaron los individuos, emitieron una señal y detectaron la producida por el otro robot.

La red neuronal en los agentes se compuso por 17 neuronas sensoriales, cuatro neuronas internas y tres neuronas motoras. Las neuronas internas recibieron conexiones de las neuronas sensoriales y de sí mismas, mientras que

las neuronas motoras recibieron conexiones tanto de las sensoriales como de las internas. Por un lado, el nivel sensorial incluyó ocho neuronas sensoriales que codificaron el estado de los ocho sensores infrarrojos, tres neuronas que codificaron la detección de otro agente en el campo de visión de la cámara, dos neuronas que codificaron si los sensores de la base detectan una zona objetivo blanca o negra, dos neuronas que codificaron el estado anterior de los sensores de la base y dos sensores que codificaron la señal recibida desde el otro agente y la señal producida por el propio robot previamente.

Por otra parte, el nivel motor lo conformaron tres neuronas, dos que codificaron la velocidad de las ruedas y una que codificó la señal producida por el robot.

La población inicial consistió en 100 genotipos generados al azar que codificaron los pesos de conexión. Cada genotipo se tradujo en 2 controladores neuronales idénticos y se incorporaron en dos agentes y se situaron en el entorno de experimentación. Los 20 mejores genotipos de cada generación se cruzaron sexualmente, generando 5 descendientes cada uno, con un índice de 2% de mutación genética aleatoria a lo largo de 1000 generaciones. Las parejas de robots obtuvieron 1 punto en su escala de aptitud, primeramente por posicionarse cada uno en una zona objetivo distinta y posteriormente por trasladarse entre sí al área contraria. El rendimiento total de una pareja de agentes se evaluó con el promedio de puntos obtenidos a lo largo de 20 ensayos.

Los individuos desarrollaron principalmente dos formas en las que demostraron su habilidad de permanencia dentro de las áreas objetivo:

1. Una vez que un agente había alcanzado una de las zonas objetivo, comunicaba al otro que se encontraba en posición y permanecía ahí girando sobre sí mismo a la espera de que el otro se posicionara en la zona contraria y así llevar a cabo la permuta.
2. Alrededor de la generación 815, cuando uno de los agentes se había posicionado en una de las zonas, dejó de girar sobre sí mismo en espera de su compañero y desarrolló una nueva estrategia; esta fue seguir el borde de la zona objetivo y parando únicamente cuando la zona contraria se encontrara frente él, lo que garantizó la apreciación dentro de su campo visual a su compañero una vez que éste se colocara en la zona contraria, además de facilitar de este modo la permuta.

Cada una de las señales emitidas por los individuos fue representada con valores que oscilaron entre 0 y 1 transmitidas a través de la conexión *bluetooth*;

es decir, diferentes valores en la señal codificaban para distintos mensajes emitidos.

Los autores mencionan que la comunicación implícita se refiere al desarrollo de la habilidad para reaccionar apropiadamente a estímulos perceptuales que son producidos por otros individuos espontáneamente. Mientras que la comunicación explícita estaría relacionada al desarrollo de una habilidad funcional del agente par dar forma al ambiente perceptual de otros individuos. Esto se traduce en lo que más adelante los autores definen como «señales relacionales», es decir, señales que representan rasgos interdependientes y que son generados a través de la interacción comunicativa, permitiendo a un grupo de individuos desempeñarse en una tarea cooperativa que no puede ser completada por un sólo individuo.

3.3. Evolución de morfología corporal

La evolución morfológica en agentes artificiales además de estar involucrada en la evolución de redes neuronales, también incluye modificaciones en la estructura corporal del agente, inspirándose en el desarrollo corporal de los organismos biológicos y en cómo este factor influye en la co-adaptación del cerebro y el cuerpo para la emergencia de esquemas cognitivos (Auerbach y Bongard, 2010).

3.3.1. Evolución básica de morfología

Muchas de las plataformas que se han desarrollado para llevar a cabo trabajos experimentales en robótica evolutiva, poseen arquitecturas fijas tanto a nivel neuronal como en la estructura del cuerpo del agente (Bongard, 2013).

Trabajos como el de Bongard y Lipson (2014), simuló un proceso evolutivo recreando cambios morfológicos en agentes artificiales. En este caso generaron aleatoriamente una población de agentes con la finalidad fue evolucionar individuos capaces de desplazarse rápidamente en el ambiente. Tales robots diferían en morfología y en arquitectura neuronal entre sí (ver Fig. 3.8).

Como puede apreciarse en la ilustración (ver Fig. 3.8 (a)), la amplitud de la flecha dispuesta en la parte superior de cada uno de los agentes, es directamente proporcional a la capacidad de desplazamiento de los agentes, es decir, a mayor grosor de la flecha, mayor eficiencia de desplazamiento. Los círculos azules representan los nodos neuronales/neuronas, mientras que las líneas que

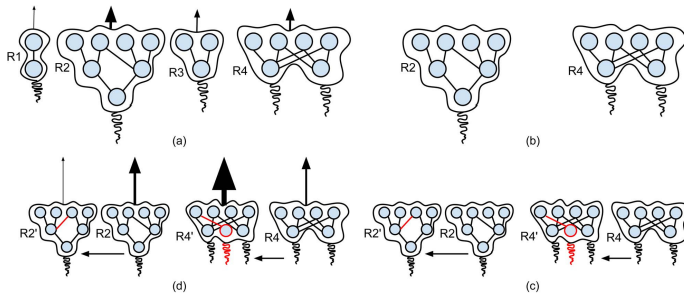


Figura 3.8: Morfología básica; tomado de Bongard y Lipson (2014)

los interconectan representan las conexiones sinápticas; las formas irregulares que envuelven estas redes representan el cuerpo del agente y finalmente las líneas contraída representan flagelos que permiten el desplazamiento. Se seleccionaron los agentes con mayor fitness: R2 y R4 (ver Fig. 3.8 (b)), para posteriormente modificar copias de estos agentes de forma aleatoria (ver Fig. 3.8 (c)); para el caso de R2, su descendiente R2' sufrió una mutación –marcada en color rojo– al nivel de la red neuronal, agregando una sinapsis entre dos de sus neuronas; sin embargo, el agente R4' respecto a su ancestro R4, sufrió mutaciones tanto a nivel de la red neuronal como a nivel morfológico, agregando una conexión interneuronal y un flagelo a su plan corporal.

Se evaluó el desempeño de los descendientes generación tras generación y finalmente se obtuvieron agentes que cumplieron de manera más eficiente con la tarea de desplazarse (ver Fig. 3.8 (d)) respecto a sus ancestros, debido al acoplamiento de su plan corporal y la arquitectura neuronal a las necesidades de interacción con el ambiente.

3.3.2. Evolución del esquema corporal

Un tema discutido en el ámbito de las ciencias cognitivas, concierne al papel que juega la representación del cuerpo en el desarrollo de habilidades motoras y cómo este conocimiento puede servir de base para la adquisición de habilidades cognitivas en edades tempranas de desarrollo, bajo la noción de que el cuerpo juega un papel importante para la adaptación a distintas contingencias (Keymeulen et al., 1998).

Con relación a este planteamiento Bongard et al. (2006) plantearon la noción de cómo lograr el emparejamiento del cuerpo y el cerebro para alcanzar un comportamiento deseado. En este trabajo subrayan el constante cambio al que están sujetos tanto el cerebro y el cuerpo a lo largo de la vida, del mismo modo que el comportamiento frente a una situación determinada.

Estos autores realizaron un experimento en el que dispusieron de un agente cuadrúpedo para evolucionar el comportamiento de caminar hacia adelante. En un primer momento el agente comenzó con la fase de aprendizaje estructural³. Esto significó que el individuo exploró (por medio de simulación y acciones reales) las múltiples formas en que podía configurar su cuerpo en el entorno. La finalidad del aprendizaje estructural, es encontrar aquellas configuraciones corporales (simuladas) que producen más de cerca los datos sensoriales generados por el robot físico (su cuerpo), logrando de este modo, que el agente desarrollara un esquema propio del cuerpo.

Una vez que se dio esta correspondencia, el agente simuló algunas acciones dirigidas al desplazamiento hacia adelante y, en cuanto encontró la acción que pudiera producir información nueva, el robot físico la ejecutó. El ciclo continuó hasta que los modelos corporales del robot fueron convergentes, y así, el controlador neuronal se fuera consolidando con el mejor modelo disponible (ver Fig. 3.9).

Bongard et al. (2006) afirman que las simulaciones del robot respecto a sus movimientos, pueden tomarse como esquemas corporales del robot físico en el sentido de una representación de su propio cuerpo. Agregan que, esto puede representar un método para estudiar el plan corporal con base en la recreación de acciones compensatorias en agentes que han sufrido un daño o se encuentra frente a una situación para la que no existe un plan de contingencia; por ejemplo, cuando es necesario dejar de ejecutar un comportamiento que ya no es relevante, para generar uno nuevo y continuar operando en situaciones de cambio.

3.3.3. Desarrollo morfológico en el proceso evolutivo

Dentro de los estudios del desarrollo en los organismos biológicos, es posible observar que el cambio morfológico paulatino, es un hecho que afecta

³Esta idea es conocida en psicología del desarrollo como *babbling*. Descrita por Piaget et al. (1952) se refiere al desplazamiento aleatorio de las extremidades corporales, principalmente para explorar sus capacidades de movimiento en edades tempranas del desarrollo, consolidando así, el control motriz al alcanzar la madurez.

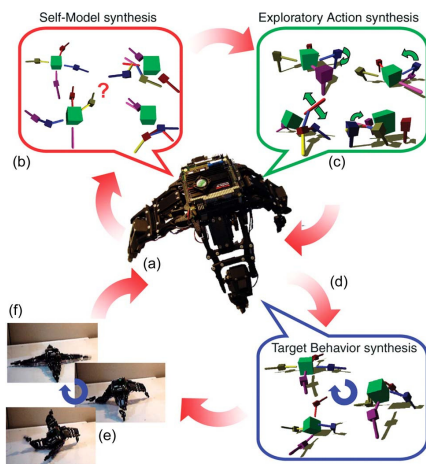


Figura 3.9: Plan corporal; tomado de Bongard et al. (2006)

el acoplamiento de los individuos al medio a lo largo de las etapas primarias de vida. Entonces, la emulación del desarrollo corporal en agentes artificiales, podría reflejar algunos aspectos relevantes en el acoplamiento del cerebro a cambios en la morfología del cuerpo en interacción con el ambiente (Meunier et al., 2009).

Una investigación realizada por Bongard (2011), señala que poco se ha explorado el campo del cambio morfológico con relación a la emergencia del comportamiento adaptativo y que la incorporación de modificaciones morfológicas en los agentes podría facilitar el aprendizaje del control motor.

Estos autores realizaron un experimento en el que se evolucionó un exápodo (ver Fig. 3.10) en un ambiente simulado para caminar hacia un objeto colocado en el entorno.

A lo largo del proceso evolutivo simulado por Bongard (2011), el agente experimentó una serie de modificaciones en sus patas, mismas que hasta en dos ocasiones crecieron, emulando así la transición de infante a adulto (ver Fig. 3.10 (a)). El proceso evolutivo continuó hasta que se encontró un controlador neuronal que permitió al robot alcanzar el objetivo con éxito. Cuando esto ocurrió el robot modificaba su trayectoria y los controladores neuronales posteriores controlaron al agente que transitó de infante a adulto durante

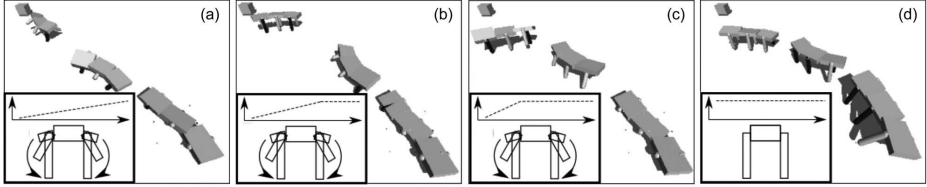


Figura 3.10: Cambio morfológico; tomado de Bongard (2011)

los dos primeros tercios de su periodo de vida. El agente avanzó manteniendo las patas en posición vertical durante el último tercio de vida (ver Fig. 3.10 (b)). Una vez que el comportamiento exitoso se fue consolidando, la transición de la forma de infante a la forma adulta se aceleró (ver Fig. 3.10 (c)). En la etapa final, la forma de infante se descartó por completo (ver Fig. 3.10 (d)) y la evolución continuó con los controladores neuronales existentes hasta que produjeron la locomoción con las patas largas de manera exitosa.

Esta investigación concluye que la robustez de este agente, se debe a que los controladores fueron evolucionados a través de diferentes morfologías de los individuos en evolución, contemplando una amplia gama de contingencias sensorimotrices. Lo anterior cobra mayor sentido cuando la adquisición de este comportamiento adaptativo se observa en el desarrollo natural de los niños y, en edades posteriores, los humanos adquieren la pericia motriz.

3.3.4. Ambiente y complejidad morfológica

Auerbach y Bongard (2012) refieren que existe poca investigación acerca de la relación entre la complejidad morfológica y el comportamiento. Si bien el comportamiento adaptativo puede ser entendido por cómo el cerebro en los animales media la interacción entre el cuerpo y su ambiente, entonces esto sugiere que, las características del cuerpo limitan y permiten al mismo tiempo, la forma en que esta interacción puede ser explotada.

Para llevar esto al campo experimental, Auerbach y Bongard (2012) evolucionaron individuos en entornos simples y complejos. Estos individuos emularon diatomeas (ver Fig. 3.11), organismos que representan una clase de alga unicelular y uno de los fitoplancton más comunes.

El ambiente más simple requirió que el agente se desplazara a lo largo de una superficie plana de alta fricción (ver Fig. 3.11 (a)). Los ambientes com-

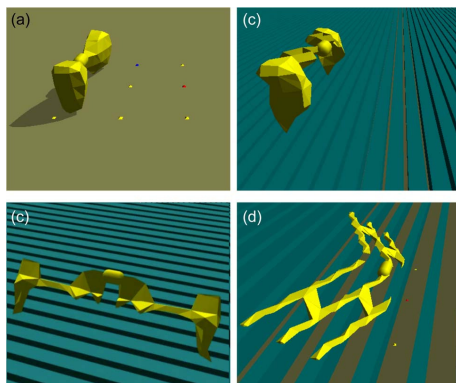


Figura 3.11: Complejidad morfológica; tomado de Auerbach y Bongard (2012)

plejos estaban compuestos por una serie de bloques de baja fricción colocados encima de la superficie plana de alta fricción (ver Fig. 3.11 (b)-(d)). El entorno no sólo fue más complejo sino más desafiante, ya que los agentes tuvieron que evolucionar para desplazarse sobre los bloques, empujar o sujetarse de ellos. Estos últimos individuos desarrollaron morfologías en forma de malla triangular, mucho más complejas respecto a las que se desarrollaron en un ambiente simple. De manera general, los autores mencionan que los resultados del proceso evolutivo podrían indicar la relación entre el desarrollo morfológico y las demandas del ambiente para la emergencia de comportamientos adaptativos.

3.4. Exploración de capacidades cognitivas

Existen otras vertientes en el marco de la robótica evolutiva que se diferencian en cierta medida de las anteriormente descritas. Tal es el caso de la exploración de capacidades cognitivas. En esta sección se revisa una segunda línea de experimentos para analizar el alcance de la robótica evolutiva desde otro nivel de complejidad.

En este sentido, las capacidades cognitivas que se revisarán a continuación, serán:

- Evolución de un modelo predictivo.

- Evolución de gramática funcional de espacio.
- Evolución de un modelo de emociones corporizadas.

3.4.1. Evolución de un modelo predictivo

Una de las hipótesis sobre cuál es la función del cerebro en los seres biológicos, apunta hacia la predicción (Clark, 2015). Es decir, el cerebro tanto en los seres humanos, como en el caso de los animales, tienen a la predicción como característica común. En el ámbito de la robótica evolutiva, se ha desarrollado investigación que ayude a entender cómo funciona un agente privado de información sensorial, durante periodos cortos de tiempo, conservando un comportamiento coherente.

Un trabajo de Gigliotta et al. (2011), menciona que la predicción y los modelos internos desempeñan un papel importante para el control visomotor y en la estabilización de la percepción. Evitando así –por ejemplo– problemas o huecos perceptivos durante la ejecución de movimientos rápidos a causa del retardo con el que llega la información de los sentidos al sistema nervioso central.

Estos autores crearon un escenario experimental en el que un agente simulado provisto de un ojo, debió desarrollar la capacidad para moverse con una trayectoria circular que le permitiera observar un área específica de una imagen situada frente a él (ver Fig. 3.12). En cada paso el individuo debió determinar cuánto desplazar su ojo/visión con el fin de explorar continuamente diferentes áreas de la imagen. Tal comportamiento debió exhibirse tanto en las fases en que el agente podía percibir directamente la imagen, como en las fases en que se le privó de la visión, es decir, lapsos de tiempo en el que la información sensorial no estuvo disponible.

La tarea consistió en la exploración visual a lo largo y ancho de la imagen, en el sentido y contra las manecillas del reloj, manteniendo una trayectoria regular. La imagen estuvo compuesta por una matriz de 500 x 500 píxeles, con un gradiente de color azul y rojo Fig. 3.12.

El problema de la falta temporal de información sensorial –según los autores–, puede ser resuelto mediante el desarrollo de un tipo de memoria que permita al agente producir una secuencia correcta de acciones con base en otras previamente almacenadas, o bien, mediante el desarrollo de la capacidad de auto-generar los estados sensoriales faltantes anticipando estados sensoriales que se habrían experimentado.

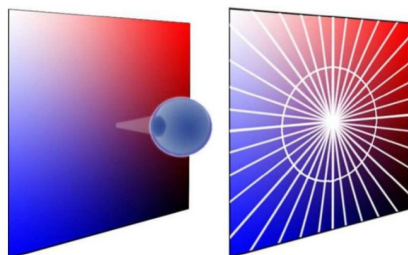


Figura 3.12: Modelo predictivo; tomado de Gigliotta et al. (2011)

Los resultados obtenidos en esta investigación, demostraron cómo algunos de los agentes lograron resolver su tarea aún cuando no tenían disponible la información sensorial en cortos periodos de tiempo. Cabe mencionar que los individuos en este experimento, no fueron evaluados por su capacidad de predecir el estado del próximo estímulo, sino por el simple hecho de haber realizado la tarea. En este sentido, concluyen que los agentes fueron impulsados principalmente por sus propiedades dinámicas con el ambiente, además de poder auto-generar sus entradas sensoriales.

Finalmente, los autores argumentan que tales resultados podrían estar relacionados a un modelo interno que se desarrolló de forma autónoma y en función de las demandas de interacción agente-ambiente.

3.4.2. Evolución de gramática funcional de espacio

Análisis sobre la evolución del lenguaje, han sugerido que éste guarda una relación intrínseca con el contexto en que se desarrolla. De este modo, es posible que una misma idea sea entendida de diferentes formas dependiendo de la situación en la que presente. Pero ¿cómo es posible desambiguar una idea? es una pregunta que abre la puerta a múltiples hipótesis.

Una investigación realizada por Spranger y Steels (2012), señala que la gramática funcional está fundamentada en la asignación de palabras a diferentes clases de palabras o partes del discurso y que, de la agrupación de estas palabras o frases, pueden emerger otros sentidos de desambiguación del lenguaje. Lo anterior se fundamenta en la hipótesis que apoya que, la función primaria del lenguaje, es soportar la interacción corporizada sobre los objetos

y las actividades en el mundo real. Con base en esta idea, la semántica se torna necesaria para el lenguaje cimentado a través del sistema sensorimotor de los hablantes y oyentes.

El experimento que presentan en este trabajo Spranger y Steels (2012), se conformó por una arena física con un punto de referencia global colocado en una de las paredes, dos robots humanoides SONY, un conjunto de bloques dispuestos en el espacio, una caja con etiquetas indicando sus partes frontal, trasera, izquierda y derecha (ver Fig. 3.13). Como puede apreciarse en la Fig. 3.13, los cuadros inferiores en la figura corresponde a la perspectiva del mundo que cada uno de los agentes tuvo en el entorno al momento de desempeñarse en la tarea.

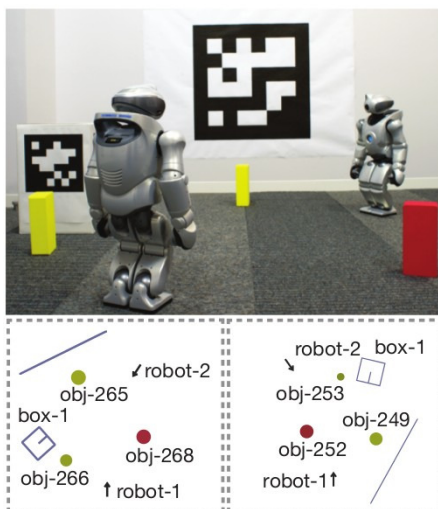


Figura 3.13: Gramática funcional; tomado de Spranger y Steels (2012)

La tarea consistió en desarrollar la capacidad de referirse a un objeto en el mundo a través de oraciones semánticas con la finalidad de desambiguar las posibles interpretaciones que el oyente pudiera generar con base en la información percibida del individuo emisor. Se utilizó un sistema representacional denominado *Incremental Recruitment Language* para representar las operaciones cognitivas.

Como parte de los resultados de este trabajo, cuando el individuo orador se refirió a “el bloque a la izquierda de la caja”, el oyente lo seleccionó exitosamente con base en el contexto compartido por el emisor, utilizando la relación espacial «a la izquierda de» y así identificar el bloque que se refirió realmente. Por lo tanto, los agentes realizaron un conjunto de operaciones independientes de su modelo del mundo y/o perspectiva, mejorando su desempeño con las propiedades del procesamiento semántico.

El dominio de la semántica tanto en la expresión como en la comprensión, representó un factor elemental para lograr seleccionar el bloque adecuado. En consecuencia, los agentes que desarrollaron esta capacidad requirieron menor trabajo cognitivo (operaciones cognitivas), minimizando los errores en la comprensión de mensajes y, por ende, incrementaron el éxito en la comunicación.

Este trabajo cobra relevancia en el marco de las ciencias cognitivas respecto a la emergencia y función del lenguaje. Por una parte, su emergencia se entiende como un mecanismo –producto de la evolución– que permite conceptualizar el mundo con base en la interacción del agente con el entorno. Señalando así, a la condición situada a la que está sujeta la adquisición del lenguaje.

3.4.3. Modelado de emociones corporizadas

El papel de las emociones para el desarrollo cognitivo en los organismos biológicos fue, por mucho tiempo, un tema poco abordado dentro de los estudios de aprendizaje Damasio (2004). Sin embargo, hoy día ha surgido una perspectiva en la que se sugiere que las emociones podrían ser un mecanismo endógeno de los organismos para lograr una mejor adaptación al entorno. Damasio (2004, 2008) menciona que los procesos de emoción forman parte de la actividad del sustrato neuronal para la regulación biológica, de este modo los organismos regulan su interacción con el ambiente a través de impulsos e instintos, mismos que conforman los controladores homeostáticos de los seres vivos. En este sentido, se sugiere que evolutivamente el desarrollo de las emociones estaría relacionado a mecanismos de supervivencia o auto-conservación.

Con base en estos preceptos y mediante el uso de modelos computacionales, Coutinho et al. (2005) llevaron a cabo un trabajo experimental interesados en entender qué mecanismos básicos intervienen en la emergencia de las emociones y cómo el cuerpo juega un papel fundamental en su desarrollo.

Diseñaron un entorno bidimensional de 250 x 250 cm en el que colocaron algunos objetos. Cada uno de los objetos dispuestos, estuvo relacionado a una interferencia fisiológica en el agente (ver Fig. 3.14 y Fig. 3.15). El agente era

capaz de moverse a lo largo del espacio definido por los límites de la arena; estas fronteras significaron obstáculos a evadir por el agente, ya que representaban fuentes de dolor.

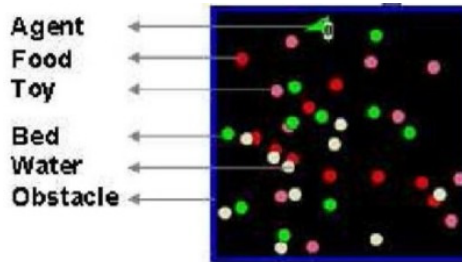


Figura 3.14: Entorno en modelado de emociones; tomado de Coutinho et al. (2005)

La ilustración muestra el entorno experimental, del mismo modo en que señala los objetos dispuestos en el ambiente (ver también Fig. 3.15)

Object color	Representation	Physiological interference	Motivation
Red	Food	Increase Blood Sugar	Eat
Green	Bed	Increase Energy	Rest
Blue	Obstacles	Increase Pain	-
White	Water	Increase Vascular Volume	Drink
Pink	Toy	Increase Endorphine	Play

Figura 3.15: Representación de los objetos en el entorno; tomado de Coutinho et al. (2005)

En la Fig. 3.15 se pueden apreciar los colores de los objetos, su representación en el entorno, la forma en que influyen a nivel fisiológico en el agente y la motivación (o comportamiento) al que este cambio fisiológico podría llevar. Por ejemplo, los objetos rojos representaron comida en el entorno y la comida a nivel fisiológico aumenta o disminuye el azúcar en la sangre dependiendo del acto de comer.

Durante el proceso evolutivo el agente autónomo se adaptó al entorno a través de su comportamiento frente a tareas de supervivencia y atribuyendo «significados emocionales» a los objetos en el espacio. Cabe mencionar que los autores no predefinieron ninguna clase de representación o significado de los objetos en el agente; sino más bien, éste debía atribuir la relevancia de los objetos en función de su interacción con el entorno, sentir su cuerpo y aprender de ello.

Coutinho et al. (2005) proveyeron al agente de tres sistemas: perceptivo, nervioso y motor. A nivel del sistema perceptivo, el agente fue dotado de un sistema de visión con una capacidad de 80 píxeles. A través de una retina representada por una matriz de colores (80 x 1) el agente fue capaz de determinar la intensidad de color de los objetos, misma que fue directamente proporcional a la distancia entre el agente y los objetos.

El sistema nervioso estuvo compuesto por una red neuronal *feed-forward* organizada en tres capas. La capa de entrada (perceptiva) incluyó sensores de la retina y del cuerpo (propiocepción); una capa de salida codificó para el control motor y la expresión de motivaciones y finalmente, la capa oculta estuvo conformada por neuronas excitatorias e inhibitorias.

El sistema motor fue diseñado de manera tal que el agente lograra controlar su movimiento a través de las señales de velocidad proporcionadas por la red neuronal. Esto significa que las capacidades motoras también fueron desarrolladas a lo largo del proceso evolutivo y, de este modo, el agente pudiera ser capaz de navegar en su entorno aproximándose o evitando ciertos estados corporales, lo que representó un aspecto fundamental en la realización de este trabajo. Respecto a la expresión de motivaciones, éstas correspondieron al nivel de «voluntad» para adoptar un determinado comportamiento, ya sea la aproximación o evasión de objetos en el mundo.

En este sentido, el agente evaluó los diversos estados de su cuerpo frente a la tarea de sobrevivencia, lo que se tradujo en el éxito o fracaso de un determinado comportamiento.

Tomkins (1984) sugiere que las emociones son generalmente relacionadas a sentimientos agradables o desagradables que podrían actuar como refuerzo en la repetición de ciertos eventos. De este modo, las acciones del agente en este trabajo, pudieron ser recompensadas a través de su interacción con el entorno y los objetos disponibles; donde tales recompensas fueron proporcionales al efecto sobre el «bienestar» del agente y su valor positivo o negativo según el «agrado» de sus interacciones.

A juicio de los autores, los resultados de este trabajo reflejaron que el agen-

te fue capaz de clasificar los objetos del entorno al adjudicarles un significado con relación a sus estados corporales (categorización emocional de los objetos), pues una vez que el agente comenzó a presentar un estado fisiológico particular (ej. baja de azúcar/hambre), se le presentaron diversos objetos para observar cómo reaccionaba a ellos, sin embargo, la percepción de cada uno de estos objetos fue correspondiente con el estado fisiológico experimentado por el agente.

La capacidad de adaptación del individuo, fue medida por la capacidad de regular su homeostasis; es decir, a través de la identificación de sus necesidades y de la satisfacción de las mismas.

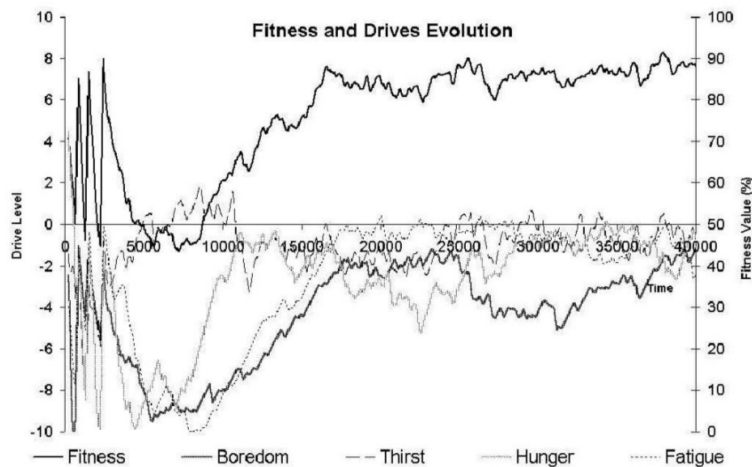


Figura 3.16: Homeostasis/adaptación; tomado de Coutinho et al. (2005)

La función de aptitud en la gráfica de la Fig. 3.16, refleja cómo el incremento de la aptitud es directamente proporcional a la regulación homeostática del individuo. De este modo, la homeostasis se expresa por los valores cercanos a cero, mostrando estabilidad entre las necesidades fisiológicas y su satisfacción.

Con fundamento en lo anterior, Coutinho et al. (2005) sugieren:

- Las emociones podrían representar un mecanismo importante durante el proceso adaptativo del agente a su entorno.

-
- El desarrollo de un sistema de recompensas frente a las interacciones agradables y desagradables está relacionado a la emergencia de sistemas emocionales estables con el fin de la supervivencia.
 - El surgimiento de un sistema emocional estable facilita la categorización dinámica de los objetos debido al contexto emocional, demostrando ser eficiente en la adaptación de un agente a un entorno desconocido.

Límites y alcances de la robótica evolutiva en la abstracción biológica

4.1. Arquitectura neuronal y corporal

Una de las razones de este trabajo, es ofrecer una crítica a los modelos de la robótica evolutiva y su posible poder explicativo en ciencias cognitivas. A continuación, se comenzarán a mencionar algunos aspectos a considerar sobre las afirmaciones y/o supuestos que se hacen dentro de este campo.

Como se pudo ilustrar en los trabajos del capítulo anterior, en algunos casos no se considera la cognición desde su naturaleza evolutiva (filogenia), sino más bien en términos de su desarrollo (ontogenia), es decir, los métodos utilizados por la robótica evolutiva pueden ser igualmente utilizados tanto para la emulación del proceso evolutivo, como para la emulación de un proceso de aprendizaje. De tal modo, resulta difícil ceñir sus resultados experimentales a evidencias del proceso evolutivo de la cognición. En este sentido, las afirmaciones de algunos trabajos podrían exceder su capacidad explicativa frente a la evolución de los procesos cognitivos.

Por otra parte, si bien la construcción de agentes artificiales se ha inspirado en algunas características de los organismos biológicos, las plataformas sobre las que se han desarrollado trabajos como los mencionados en el capítulo 3, representan una limitación importante respecto a su correspondencia con la biología, ya que se trata de arquitecturas corporales rígidas, con ruedas o que en múltiples casos no se les puede empalmar con ninguna especie existente en el reino animal por básica que ésta sea.

Las redes neuronales artificiales –por ejemplo– no son ajenas a esta crítica, pues una neurona que se implementa en estas plataformas, carece de las dinámicas metabólicas descritas por la neurociencia en el ámbito biológico. Sin embargo más adelante (ver Sección 4.2) se explica cómo se lidia con estas

limitaciones en la robótica evolutiva.

En este orden de ideas, al hablar de los límites explicativos de la robótica evolutiva en el marco de las ciencias cognitivas, pueden surgir diversos argumentos en contra. Desde el punto de vista más duro, se puede argumentar la total falta de correspondencia entre el sustrato de los agentes artificiales y los organismos naturales que encontramos en la biología, lo que sugiere que no existe punto de comparación entre los campos biológico y artificial.

De este modo, podrían enumerarse una serie de factores que evidentemente no empatan con la naturaleza de los organismos vivos; sin embargo, el propósito de este trabajo es resaltar el alcance de los modelos artificiales, y más precisamente de la robótica evolutiva, sobre la abstracción biológica en la emulación de procesos cognitivos de bajo nivel.

4.2. Abstracción biológica y robótica Evolutiva

El grado de alcance de la robótica evolutiva en términos de abstracción biológica, puede ser analizado a partir de las características físicas del agente, el ambiente en que se sitúa, y posteriormente, con base en los comportamientos emergentes de la interacción agente-ambiente.

En este sentido, los agentes artificiales están inspirados en características generales de los organismos biológicos, tales como su nivel/grado de corporalidad y situabilidad (Nolfi, 2009), razón por la que el surgimiento de sus comportamientos puede ser analizado y contrastado en función de su correspondencia con el desarrollo de los organismos biológicos. Esta noción es definida por Nolfi (2012), quien menciona que un agente artificial representa el modelo de un organismo genérico que comparte propiedades generales con diferentes organismos naturales, sin que éste corresponda en detalle con ninguna especie en particular. De este modo, tales modelos podrían arrojar luz sobre los principios generales implicados en los procesos cognitivos de los organismos naturales.

4.2.1. Agentes corporizados y situados

Teniendo en cuenta los trabajos descritos en el capítulo 3, la robótica evolutiva se ha desarrollado congruentemente bajo los preceptos de la cognición situada y corporizada, logrando de este modo, robustecer la obtención de agentes capaces de desarrollar comportamientos coherentes respecto a la resolución de tareas que el ambiente les demanda.

Agentes corporizados

Desde el punto de vista de la cognición corporizada, el desarrollo de los procesos cognitivos es fundamentalmente entendido por la relación del cuerpo del individuo en interacción con el mundo. En otras palabras, son las características del cuerpo del individuo quienes definen la información sensorimotriz relevante (contacto con el mundo) y que hace posible el acoplamiento del individuo con el ambiente (Wilson, 2002; Nolfi, 2009).

En el marco de la robótica evolutiva, las plataformas que se han diseñado para emular los aspectos corporizados de la naturaleza biológica, poseen:

- Facultad perceptiva
- Capacidad de movimiento
- Coordinación percepción-movimiento

La facultad perceptiva en los agentes artificiales, comprende sensores, tales como: sonares y cámaras. Estos mecanismos junto al movimiento en el entorno, le permiten al agente desarrollar esquemas sensorimotrices encaminados a la acción coherente.

En apoyo a lo anterior, evidencias en el campo de la neurociencia, la robótica cognitiva y la robótica evolutiva, estiman que la función del sistema nervioso es –de hecho– coordinar la percepción y la acción para el desarrollo de comportamientos adaptativos (Chiel y Beer, 1997; Nolfi y Floreano, 2000).

Agentes situados

La perspectiva de la cognición situada, hace énfasis en la relevancia del contexto en que determinados procesos cognitivos tienen lugar, ya que el continuo flujo de información sensorial afecta la actividad motora y este movimiento, a su vez, define la información sensorial posterior en el marco de una situación presente (Wilson, 2002). Esto significa que el desarrollo cognitivo del individuo no está disociado del contexto en que se desarrolla.

Desde este punto de vista, el contexto no juega un rol pasivo en la dinámica agente-ambiente, sino que posee un papel activo en el desarrollo de esquemas cognitivos. En este sentido, la cognición no se atribuye intrínsecamente al individuo, sino más bien al acoplamiento del cerebro y el cuerpo en interacción con el ambiente.

Notables aspectos de la cognición situada se encuentran presentes en los trabajos experimentales de la robótica evolutiva (Capítulo 3). En ellos se involucran entornos con factores ambientales relevantes, que mediante el surgimiento de comportamientos adaptativos, garantizan la supervivencia del individuo frente a determinadas situaciones.

De este modo, con base en las evidencias experimentales del campo artificial y tomando en cuenta que tales comportamientos emergen de la libre interacción del agente con el mundo (como se menciona en la sección 2.2), es posible señalar el comportamiento adaptativo aunado a procesos de regulación homeostática, como factores de suma importancia en el desarrollo/evolución de esquemas cognitivos de bajo nivel en agentes artificiales.

Desde los cánones de la robótica evolutiva, existen al menos dos aportaciones prominentes al campo de las ciencias cognitivas. En un primer término, el progreso de nuestra habilidad para crear agentes coherentes frente a la solución de tareas. Y por otro lado, el desarrollo de modelos que nos permitan formular preguntas pertinentes para un mejor entendimiento de las bases cognitivas en los agentes biológicos (ver Capítulo 5).

CAPÍTULO 5

Conclusiones

En este trabajo se han revisado algunas investigaciones que muestran, a través de la evolución de agentes artificiales, la emergencia de formas básicas de comunicación, robustez en la ejecución de determinadas tareas con base al desarrollo morfológico, la adquisición de una noción espacial básica, predicción ante la ausencia de información sensorial y un modelado de emociones corporizadas respectivamente (Capítulo 3). Lo anterior con la finalidad de presentar sus evidencias experimentales de estas investigaciones y analizar los potenciales alcances y limitaciones de la abstracción biológica para el estudio y emulación de procesos cognitivos de bajo nivel en agentes artificiales (Capítulo 4).

De este modo, la evolución de algunos aspectos (ej. sistema nervioso y morfología) en agentes artificiales, representa la emulación de factores generales propios de los organismos biológicos. Por esta razón, la abstracción de dichas características tiene por objetivo la obtención de agentes artificiales cercanos o congruentes con la biología.

5.1. Aportaciones de esta investigación

5.1.1. El cuerpo y su interacción con el mundo

Los agentes artificiales desarrollados en robótica evolutiva podrían considerarse modelos representativos de los sistemas biológicos para estudiar procesos cognitivos de bajo nivel.

Como se señala en el capítulo 3 y como se menciona en la sección 4.2, la adaptación o proceso adaptativo del agente en el ambiente es un factor común en todos los experimentos. Esto sugiere que las nociones de la cognición corporizada y la cognición situada pueden beneficiarse con esta clase de trabajos, al ampliar nuestra visión sobre lo que entendemos por corporalidad y situabilidad en términos cognitivos. Con base en la evidencia experimental aquí revisada, la adaptabilidad puede considerarse una propiedad fundamental del comportamiento del mismo modo que su naturaleza corporizada y situada.

En este sentido, la emergencia de comportamientos coherentes podría ser mejor entendida si se considera que el agente aprovecha sus características corporales de cara a solucionar problemas adaptativos. Del mismo modo, la emergencia de estos comportamientos podrían entenderse mejor considerando la interacción del agente con el ambiente físico, el ambiente social y las propiedades que se originan de estas interacciones para resolver problemas adaptativos.

Por otro lado, la robótica evolutiva propone que el desarrollo de emociones básicas podrían emerger de situaciones agradables y desagradables con las que interactúa el agente. Entendiendo agrado y desagrado desde la satisfacción o insatisfacción de necesidades fisiológicas. Así pues, el desarrollo de un sistema de regulación homeostática podría constituir la base para la emergencia de emociones que posibilitan la adaptación en los agentes.

Desde esta óptica, la robótica lleva a replantearnos cómo es posible la emergencia de esquemas cognitivos en agentes corporizados y situados; y nos sugiere que la acción situada está encaminada a la adaptación del individuo por medio de la regulación homeostática.

5.1.2. Modelos artificiales y biológicos: correlaciones

A través del análisis de los comportamientos/estrategias emergentes en agentes artificiales y con base en cómo se desarrollan, es posible observar correlaciones con los sistemas biológicos. En otras palabras, Nolfi (2009) menciona que el análisis detallado de las soluciones adaptativas, tanto biológicas como artificiales, representan el principal instrumento que tenemos para identificar los principios generales que caracterizan la «inteligencia corporizada».

La robótica evolutiva es un marco teórico-experimental en desarrollo. Las correlaciones observadas en agentes artificiales y biológicos, podrían no sólo obedecer a qué tan robusta es la obtención de agentes artificiales coherentes, sino también llevarnos a pensar la robótica evolutiva –a futuro– como un campo que podría contribuir al entendimiento de las bases cognitivas de los sistemas biológicos.

Si bien los niveles de abstracción actualmente separan a los modelos de la robótica evolutiva de los fenómenos cognitivos biológicos, los trabajos desarrollados al día de hoy en este campo, ofrecen un panorama alentador que señala un avance sobre terreno firme frente a la comprensión de la evolución/desarrollo de los procesos cognitivos de bajo nivel.

Dado el avance de la ciencia, nuestra comprensión y entendimiento de los

sistemas biológicos progresa de manera vertiginosa. Asimismo, los adelantos tecnológicos día a día nos ofrecen nuevas técnicas y materiales para el desarrollo de agentes artificiales más complejos y robustos. De este modo, el progreso científico y tecnológico podría brindar nuevas herramientas a la robótica evolutiva en su intento de emular a los sistemas biológicos.

Estos aspectos podrían facultar –eventualmente– a la robótica evolutiva en el ofrecimiento de modelos explicativos que coadyuven al entendimiento de los principios generales involucrados en la evolución y desarrollo de la cognición en los seres vivos.

5.1.3. Construcción de árboles filogenéticos

La robótica evolutiva es un terreno que puede ofrecer múltiples herramientas para el estudio de los procesos cognitivos y otros aspectos del proceso evolutivo de los organismos sujetos a él.

En este sentido, una ventaja que merece ser mencionada en este trabajo dada la posibilidad de registro que ofrecen los métodos de experimentación en robótica evolutiva, es la posibilidad de trazar árboles filogenéticos detallados para el entendimiento del proceso evolutivo en agentes artificiales.

Un árbol filogenético se caracteriza por ofrecer un mapa entre los miembros de una especie y sus ancestros, así como sus relaciones evolutivas. De tal forma, un árbol filogenético detallado hace posible rastrear la emergencia de características particulares a lo largo de la historia filogenética/proceso evolutivo; una facultad que en los organismos biológicos está limitada de manera considerable.

Acceder al historial filogenético del proceso evolutivo, podría facilitar la búsqueda de respuestas a múltiples preguntas abiertas en el tema de evolución y desarrollo de los sistemas biológicos.

Por ejemplo, actualmente nos es posible observar las relaciones evolutivas entre mamíferos terrestres y acuáticos con base en la información que poseemos de dichas especies al día de hoy, sin embargo, a través de árboles filogenéticos sería posible rastrear aquellos rasgos y momentos clave en su separación/especiación, logrando así, un mejor entendimiento de los posibles mecanismos involucrados en el proceso evolutivo.

Hoy día la robótica evolutiva figura como un campo teórico-experimental en desarrollo que permite la abstracción de características generales de los seres biológicos en un agente artificial, con la finalidad de obtener modelos

robustos para el desarrollo de esquemas cognitivos artificiales de bajo nivel, posibilitando así, la formulación de cuestionamientos relevantes que ofrezcan nuevas ventanas en la investigación del desarrollo cognitivo en los agentes biológicos.

Bibliografía

- Auerbach, J. E. y Bongard, J. C. (2010). Dynamic resolution in the co-evolution of morphology and control. In *Artificial Life XII: Proceedings of the Twelfth International Conference on the Synthesis and Simulation of Living Systems*, number EPFL-CONF-191277, pages 451–458. MIT Press.
- Auerbach, J. E. y Bongard, J. C. (2012). On the relationship between environmental and morphological complexity in evolved robots. In *Proceedings of the 14th annual conference on Genetic and evolutionary computation*, pages 521–528. ACM.
- Barsalou, L. W. (2008). Grounded cognition. *Annu. Rev. Psychol.*, 59:617–645.
- Bongard, J. (2011). Morphological change in machines accelerates the evolution of robust behavior. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(4):1234–1239.
- Bongard, J. y Lipson, H. (2014). Evolved machines shed light on robustness and resilience. *Proceedings of the IEEE*, 102(5):899–914.
- Bongard, J., Zykov, V., y Lipson, H. (2006). Resilient machines through continuous self-modeling. *Science*, 314(5802):1118–1121.
- Bongard, J. C. (2013). Evolutionary robotics. *Communications of the ACM*, 56(8):74–83.
- Brooks, R. A. (1991). Intelligence without representation. *Artificial intelligence*, 47(1):139–159.
- Cangelosi, A. y Parisi, D. (1998). The emergence of a ‘language’ in an evolving population of neural networks. *Connection Science*, 10(2):83–97.
- Cangelosi, A. y Parisi, D. (2001). How nouns and verbs differentially affect the behavior of artificial organisms. In *Proceedings of the 23rd Annual Conference of the Cognitive Science Society, London: LEA*, pages 170–175.
- Cartwright, J. H. (2008). Evolution and human behaviour: Darwinian perspectives on human nature.

- Chiel, H. J. y Beer, R. D. (1997). The brain has a body: adaptive behavior emerges from interactions of nervous system, body and environment. *Trends in neurosciences*, 20(12):553–557.
- Clark, A. (1991). *Microcognition: Philosophy, cognitive science, and parallel distributed processing*. MIT Press.
- Clark, A. (2015). *Surfing Uncertainty: Prediction, Action, and the Embodied Mind*. Oxford University Press.
- Coello, C. A. C. (2004). Introducción a la computación evolutiva (notas de curso). *CINVESTAV-IPN, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Sección de Computación. México, DF*.
- Coutinho, E., Miranda, E. R., y Cangelosi, A. (2005). Towards a model for embodied emotions. In *Artificial intelligence, 2005. epia 2005. portuguese conference on*, pages 54–63. IEEE.
- Damasio, A. (2008). *Descartes' error: Emotion, reason and the human brain*. Random House.
- Damasio, A. R. (2004). Emotions and feelings. In *Feelings and emotions: the Amsterdam symposium*, pages 49–57. Cambridge University Press Cambridge, UK.
- Darwin, C. (1968). On the origin of species by means of natural selection. 1859. *Murray, London*, 502.
- Dawkins, R. y Krebs, J. R. (1979). Arms races between and within species. *Proceedings of the Royal Society of London B: Biological Sciences*, 205(1161):489–511.
- De Greeff, J. y Nolfi, S. (2010). Evolution of implicit and explicit communication in mobile robots. In *Evolution of communication and language in embodied agents*, pages 179–214. Springer.
- De Vries, H. (1904). *Species and varieties: their origin by mutation*. Open court publishing Company.
- Floreano, D. y Mattiussi, C. (2008). *Bio-inspired artificial intelligence: theories, methods, and technologies*. MIT press.

- Fogel, D. B. (2006). *Evolutionary computation: toward a new philosophy of machine intelligence*, volume 1. John Wiley & Sons.
- Futuyma, D. J. y Meagher, T. R. (2001). Evolution, science and society: Evolutionary biology and the national research agenda. *California Journal of Science Education*, 1(2):19–32.
- Gigliotta, O., Pezzulo, G., y Nolfi, S. (2011). Evolution of a predictive internal model in an embodied and situated agent. *Theory in biosciences*, 130(4):259–276.
- Harnad, S. (1990). The symbol grounding problem. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 42(1):335–346.
- Harvey, I., Di Paolo, E., Wood, R., Quinn, M., y Tuci, E. (2005). Evolutionary robotics: A new scientific tool for studying cognition. *Artificial life*, 11(1-2):79–98.
- Hoffman, A. (1989). *Arguments on evolution*. Oxford University Press.
- Holland, J. H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. U Michigan Press.
- Keymeulen, D., Iwata, M., Kuniyoshi, Y., y Higuchi, T. (1998). Online evolution for a self-adapting robotic navigation system using evolvable hardware. *Artificial Life*, 4(4):359–393.
- Kim, K.-J. y Lipson, H. (2009). Towards a theory of mind in simulated robots. In *Proceedings of the 11th Annual Conference Companion on Genetic and Evolutionary Computation Conference: Late Breaking Papers*, pages 2071–2076. ACM.
- Koos, S., Mouret, J.-B., y Doncieux, S. (2010). Crossing the reality gap in evolutionary robotics by promoting transferable controllers. In *Proceedings of the 12th annual conference on Genetic and evolutionary computation*, pages 119–126. ACM.
- Lewontin, R. C. (1998). The evolution of cognition: Questions we will never answer. *An invitation to cognitive science*, 4:107–132.

- Lungarella, M. y Pfeifer, R. (2001). Robots as cognitive tools: Information theoretic analysis of sensory-motor data.
- Matarić, M. y Cliff, D. (1996). Challenges in evolving controllers for physical robots. *Robotics and autonomous systems*, 19(1):67–83.
- Mendel, G. (1965). *Experiments in plant hybridisation*. Harvard University Press.
- Meunier, D., Lambiotte, R., Fornito, A., Ersche, K. D., y Bullmore, E. T. (2009). Hierarchical modularity in human brain functional networks. *Frontiers in neuroinformatics*, 3.
- Meyer, J.-A., Husbands, P., y Harvey, I. (1998). Evolutionary robotics: A survey of applications and problems. In *Evolutionary Robotics*, pages 1–21. Springer.
- Miglino, O., Lund, H. H., y Nolfi, S. (1995). Evolving mobile robots in simulated and real environments. *Artificial life*, 2(4):417–434.
- Mitri, S., Floreano, D., y Keller, L. (2010). Evolutionary conditions for the emergence of communication. In *Evolution of Communication and Language in Embodied Agents*, pages 123–134. Springer.
- Noë, A. (2004). *Action in perception*. MIT press.
- Nolfi, S. (2005). Emergence of communication in embodied agents: Co-adapting communicative and non-communicative behaviours. *Connection Science*, 17(3-4):231–248.
- Nolfi, S. (2009). Behavior and cognition as a complex adaptive system: Insights from robotic experiments.
- Nolfi, S. (2012). Co-evolving predator and prey robots. *Adaptive Behavior*, 20(1):10–15.
- Nolfi, S. y Floreano, D. (1998). Coevolving predator and prey robots: do “arms races” arise in artificial evolution? *Artificial life*, 4(4):311–335.
- Nolfi, S. y Floreano, D. (2000). Evolutionary robotics.

- Nolfi, S., Floreano, D., Miglino, O., y Mondada, F. (1994). How to evolve autonomous robots: Different approaches in evolutionary robotics. In *Artificial life IV: Proceedings of the 4th International Workshop on Artificial Life*, number LIS-CONF-1994-002, pages 190–197. MA: MIT Press.
- Pasemann, F., Steinmetz, U., Hülse, M., y Lara, B. (2001). Robot control and the evolution of modular neurodynamics. *Theory in Biosciences*, 120(3-4):311–326.
- Pfeifer, R. (1999). C. scheier understanding intelligence.
- Pfeifer, R. y Bongard, J. (2006). *How the body shapes the way we think: a new view of intelligence*. MIT press.
- Pfeifer, R., Scheier, C., y Illustrator-Follath, I. (2001). *Understanding intelligence*. MIT press.
- Piaget, J., Cook, M., y Norton, W. (1952). *The origins of intelligence in children*, volume 8. International Universities Press New York.
- Pylyshyn, Z. W. (1986). Meaning and cognitive structure: issues in the computational theory of mind.
- Ridley, M. (2004). *Evolution*. malden.
- Ross, P. y Corne, D. (1994). Applications of genetic algorithms. *AISB Quaterly on Evolutionary Computation*, 89:23–30.
- Searle, J. R. (1984). *Minds, brains and science*. Harvard University Press.
- Spotorno, A. (2014). Genética, evolución y evolución humana. *Mediterráneo, Santiago, Chile*.
- Spranger, M. y Steels, L. (2012). Emergent functional grammar for space. *Experiments in Cultural Language Evolution*. Amsterdam: John Benjamins. <http://dx.doi.org/10.1075/ais.3>.
- Tomkins, S. S. (1984). Affect theory. *Approaches to emotion*, 163:195.
- White, P., Zykov, V., Bongard, J. C., y Lipson, H. (2005). Three dimensional stochastic reconfiguration of modular robots. In *Robotics: Science and Systems*, pages 161–168. Cambridge.

Wilson, M. (2002). Six views of embodied cognition. *Psychonomic bulletin & review*, 9(4):625–636.

Wilson Edward, O. (1975). *Sociobiology: the new synthesis*. Cambridge, MA: Belknap.