

Controladores Obtenidos por Neuroevolución

Tesina de grado de
Licenciatura en Sistemas

Autor: A.C. Hernán Vinuesa
Directora: Prof. Lic. Laura Lanzarini



FACULTAD DE INFORMÁTICA
UNIVERSIDAD NACIONAL DE LA PLATA



III-LIDI



Instituto de Investigación en Informática LIDI

Objetivos



- El aporte central de esta tesis es la definición de nuevas estrategias evolutivas que permiten incorporar dinamismo tanto en la definición del controlador como en el método de adaptación.
- También se estudiaron diversas estrategias evolutivas con el fin de lograr mejoras tanto en el proceso evolutivo como en el tiempo de cómputo.

Tareas desarrolladas



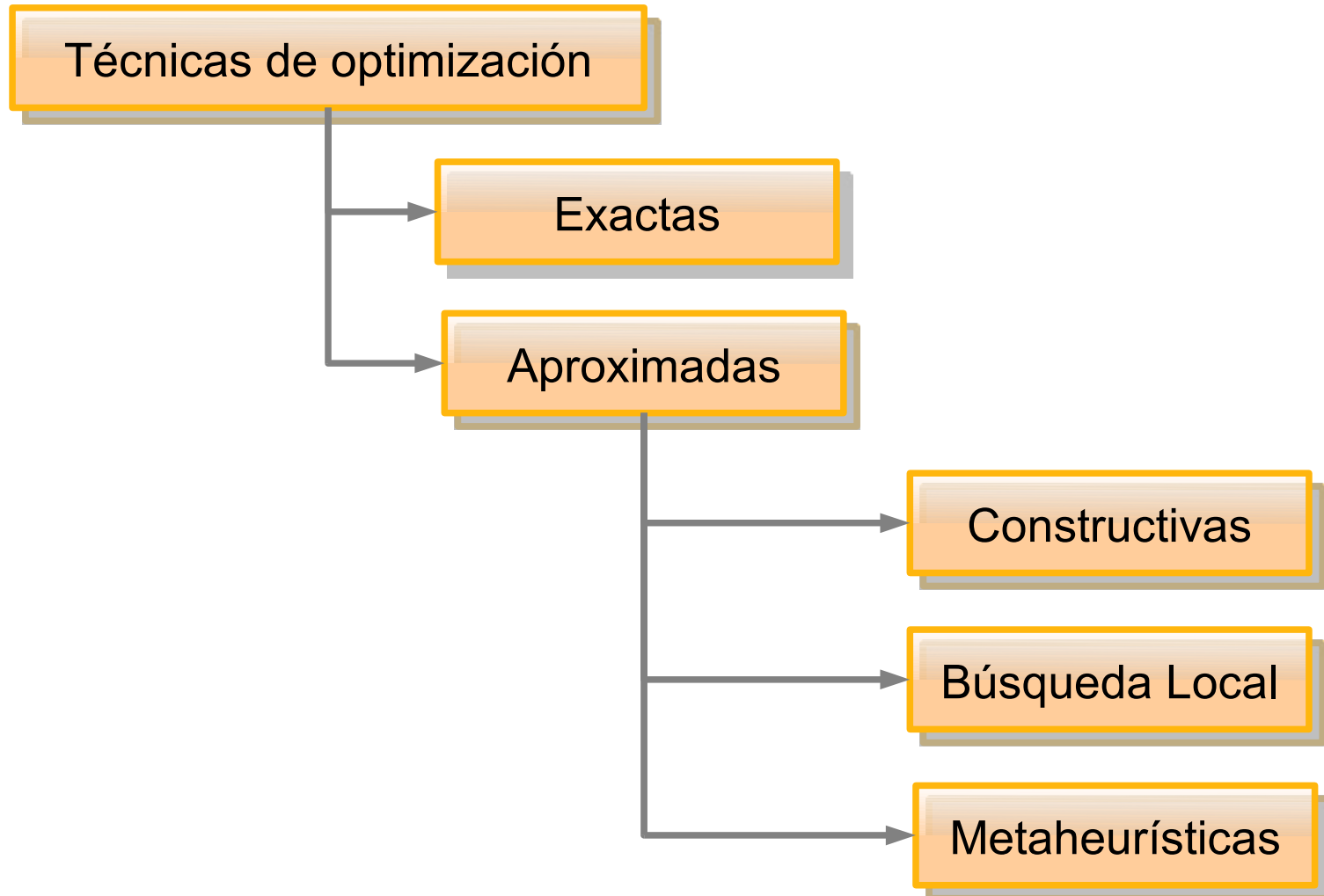
- Estudio de distintas Metaheurísticas
- Método NEAT
- Estrategias propuestas
 - NEAT con módulos
 - Menor tiempo de construcción del controlador.
 - Evolución continua del controlador
 - Adaptación del controlador al entorno.
 - NEAT con Torneo
 - Aprendizaje en capas.

Introducción

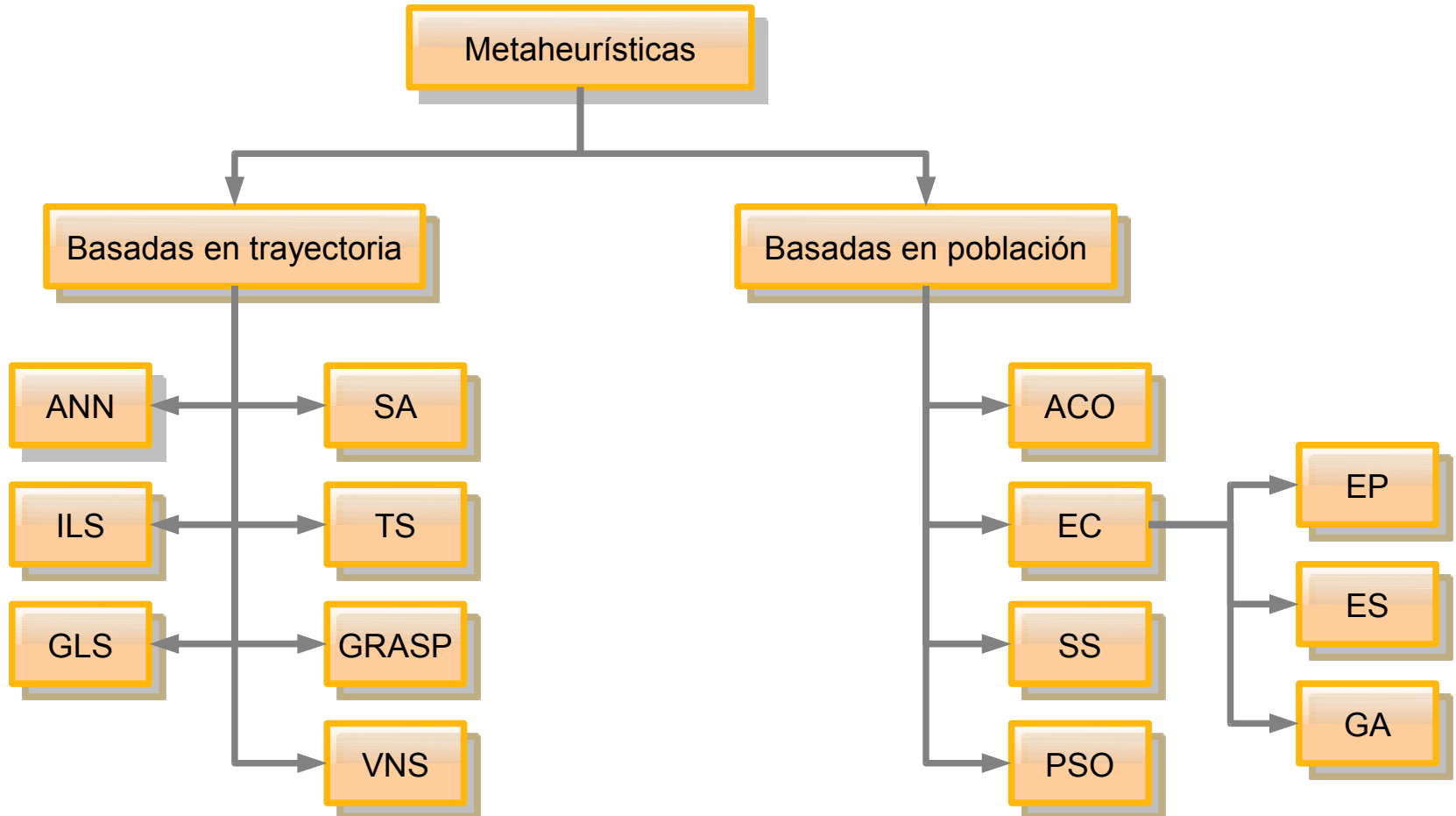


- La resolución de problemas de optimización es de gran interés en la actualidad y se han desarrollado diversos métodos informáticos para tratar de resolverlos.
- En particular, distintas estrategias evolutivas permiten obtener controladores neuronales aplicables directamente al área de la Robótica.
- Estas estrategias evolutivas pertenecen al conjunto de las Metaheurísticas.

Optimización



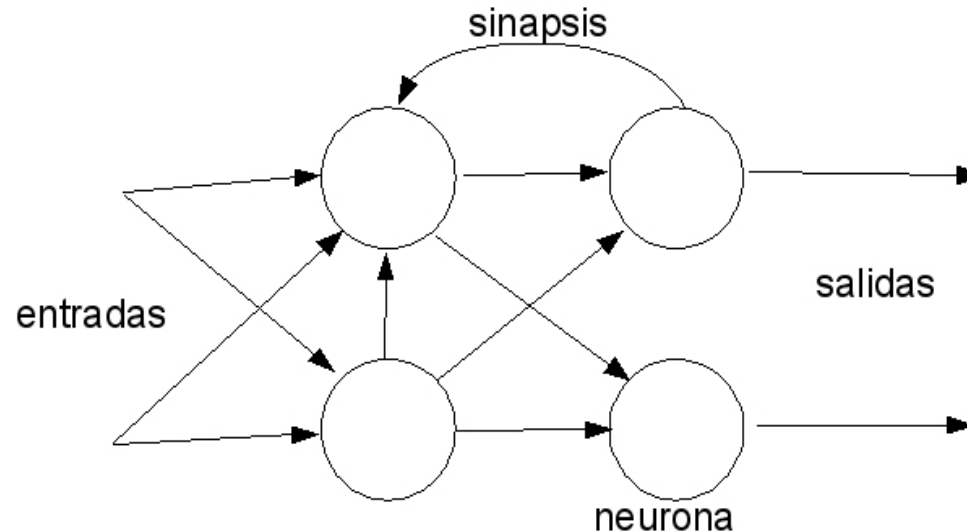
Metaheurísticas



Redes Neuronales Artificiales



- Metaheurística basada en trayectoria.
- De estructura distribuida y paralela que consiste en elementos interconectados por canales de señales unidireccionales.

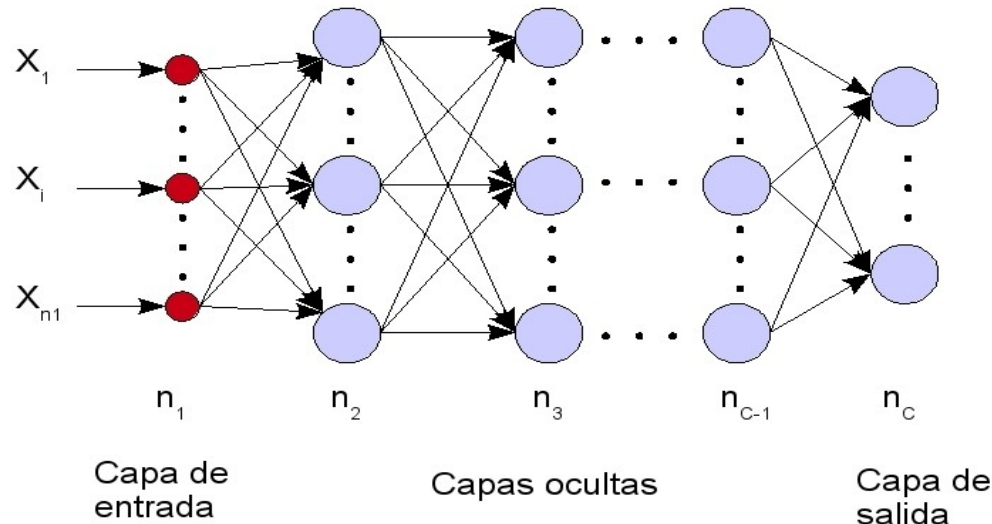


Redes Neuronales Artificiales



■ Modelos de RNA

- Perceptron simple
- Adaline
- Perceptron multicapa y algoritmo de Retropropagación



Redes Neuronales Artificiales



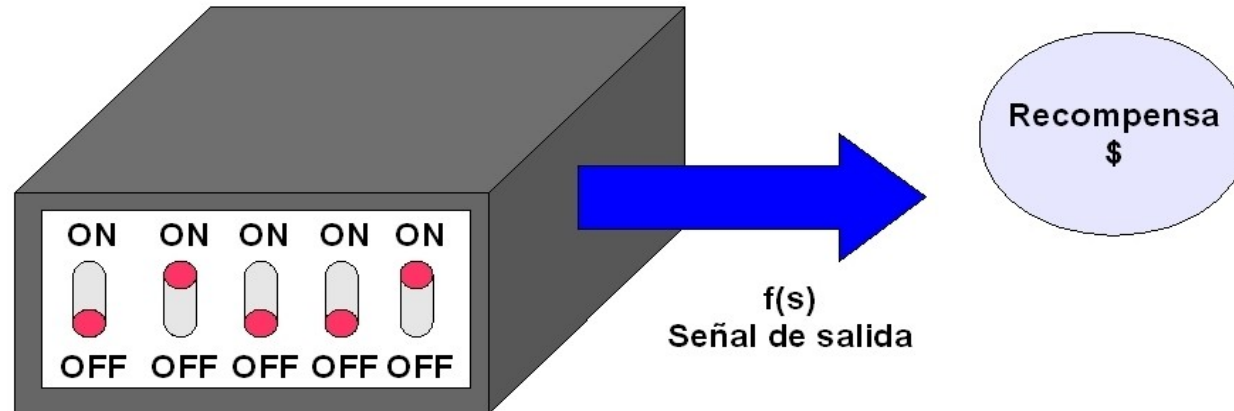
■ RNA recurrentes

- Se caracterizan porque crean bucles en las neuronas de la red mediante el uso de las llamadas conexiones recurrentes.
- Modo de actuación y aprendizaje
 - Evolución de las activaciones de la red hasta alcanzar un punto estable.
 - Evolución de las activaciones de la red en modo continuo.

Algoritmos Genéticos



- Metaheurística basada en población.
- Se inspiran en la evolución biológica y su base genético-molecular.
- Básicamente son un método de búsqueda y optimización.



Algoritmo Genético Básico



Iniciar población
Evaluar población
Mientras no se termine
 Seleccionar pares de padres
 Generar una nueva población
 a partir de los padres
 Evaluar población
Fin

Algoritmos Genéticos

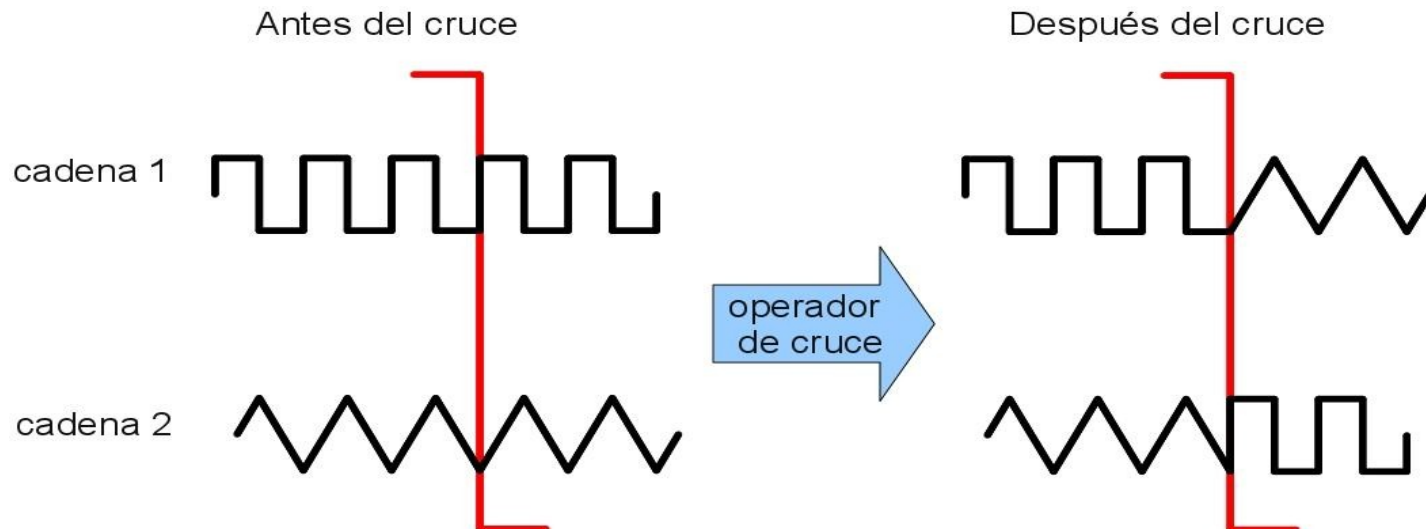


- Selección: Se aplica en dos momentos del algoritmo
 - Para elegir los individuos a reproducir.
 - Para elegir los individuos que serán reemplazados.
- Reproducción: proceso encargado de dirigir al algoritmo hacia regiones más prometedoras.

Algoritmos Genéticos



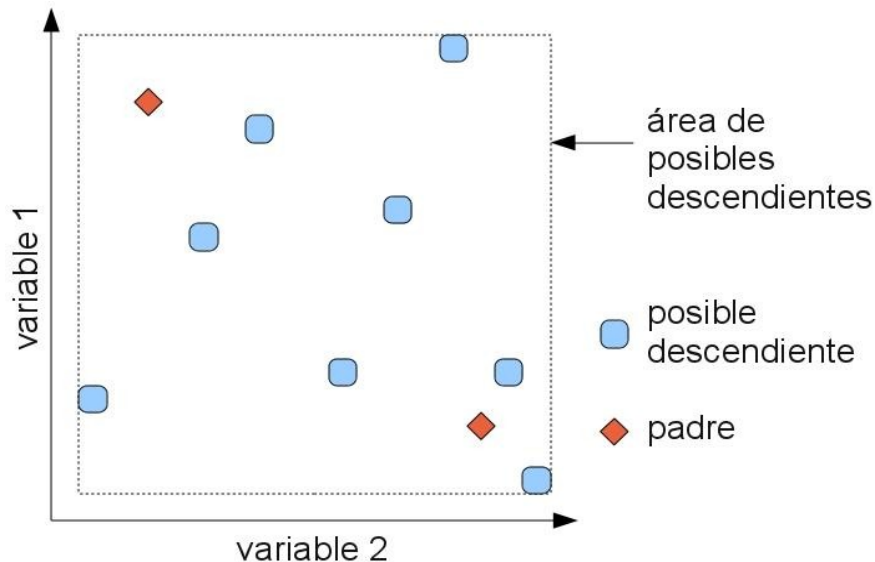
- Operadores: componentes que generan nuevas soluciones a partir de las soluciones existentes.
 - Mutación
 - Cruzamiento



Operadores analizados



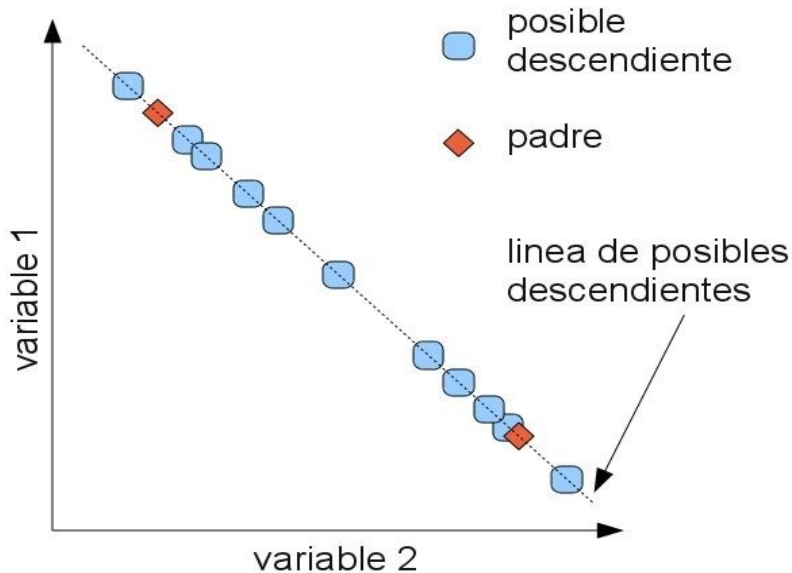
- Cruce y reemplazo
 - **Recombinación Intermedia**
 - Recombinación Lineal
 - Recombinación Lineal Extendida



Operadores analizados



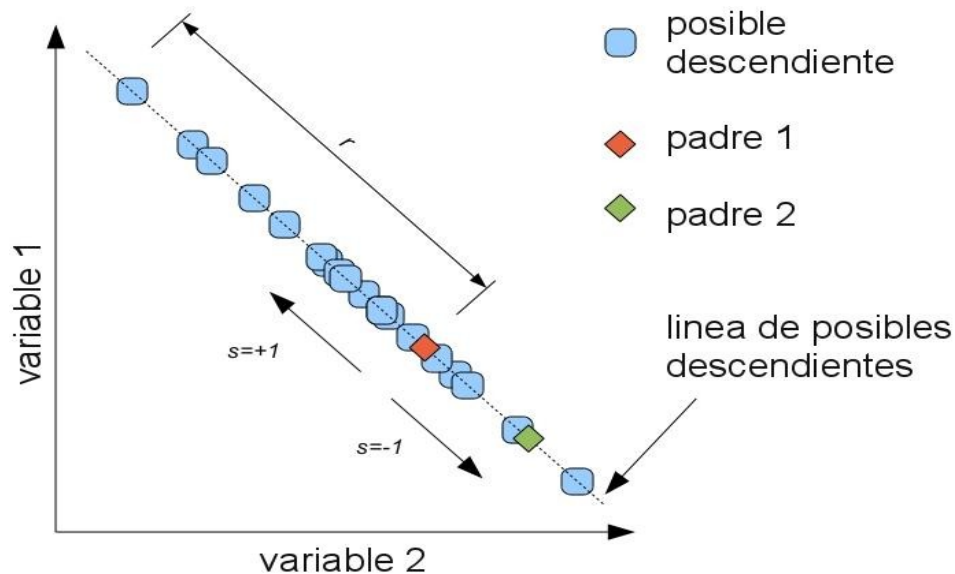
- Cruce y reemplazo
 - Recombinación Intermedia
 - **Recombinación Lineal**
 - Recombinación Lineal Extendida



Operadores analizados



- Cruce y reemplazo
 - Recombinación Intermedia
 - Recombinación Lineal
 - **Recombinación Lineal Extendida**



Algoritmos Evolutivos



- Engloba una serie de técnicas inspiradas biológicamente en la teoría Neo-Darwiniana.
 - Programación Evolutiva.
 - Estrategias Evolutivas.
 - Algoritmos Genéticos.
- En particular, EE y GA se diferencian en la manera en que se aplican los operadores genéticos.

Neuroevolución



- Combina a los algoritmos evolutivos con las redes neuronales artificiales.
- La evolución ha sido introducida a las redes neuronales artificiales en tres niveles diferentes:
 - Los pesos de las conexiones.
 - Las arquitecturas.
 - Las reglas de aprendizaje.

NeuroEvolution of Augmenting Topologies

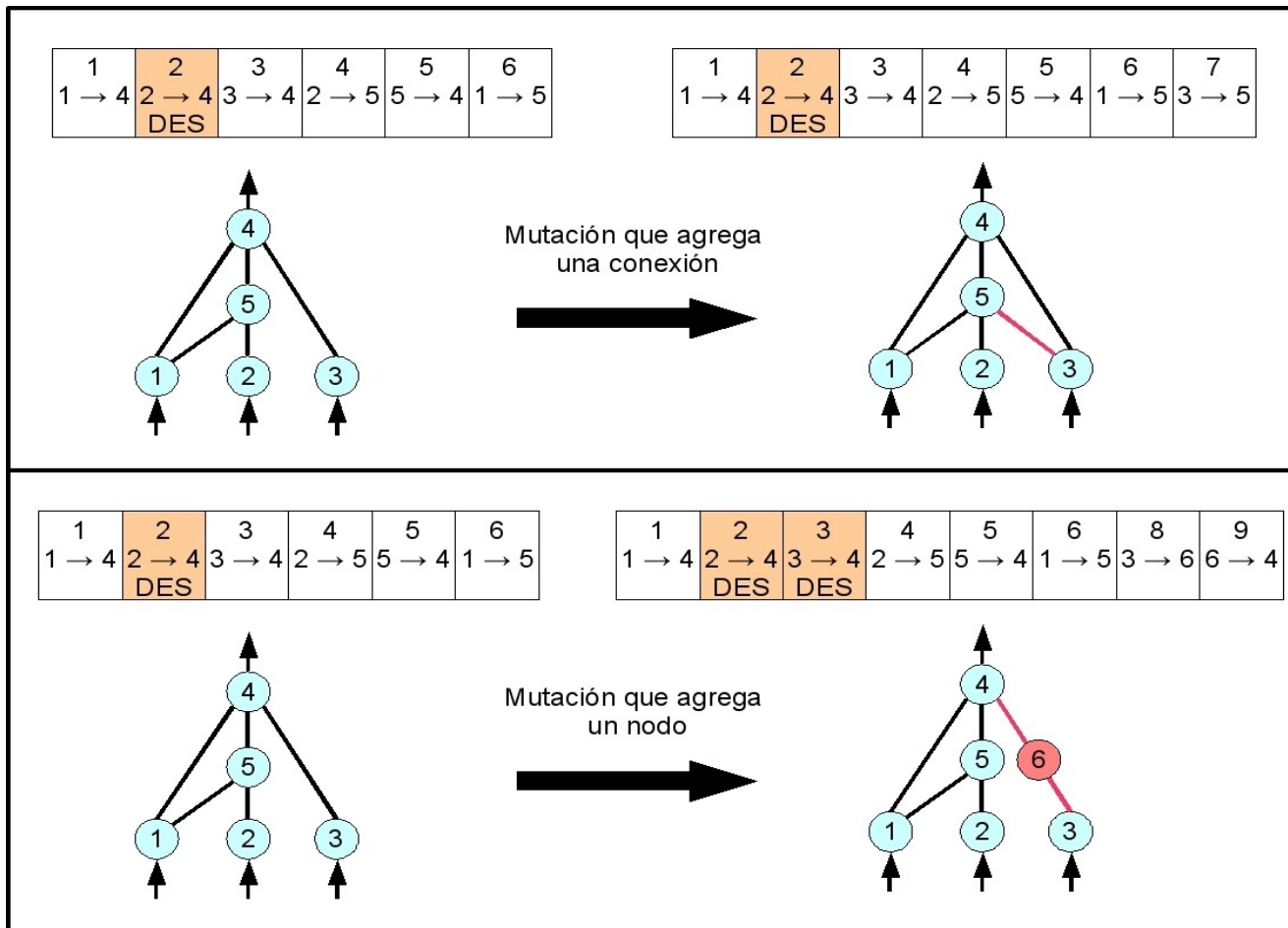


- Estrategia neuroevolutiva que evoluciona tanto los pesos de los arcos como la arquitectura de las redes.
- Aumentar la eficiencia de acuerdo a:
 - El empleo de un método principal de cruce de diferentes topologías.
 - La protección de la innovación estructural usando especiación.
 - El crecimiento incremental desde una estructura mínima.

NeuroEvolution of Augmenting Topologies



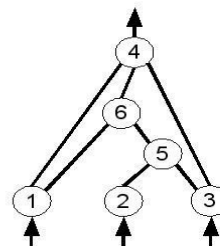
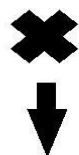
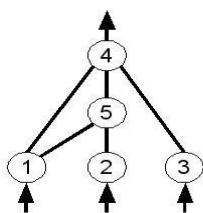
Codificación Genética



NeuroEvolution of Augmenting Topologies

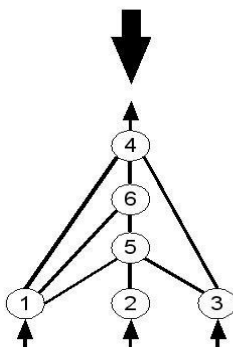


Padre 1						Padre 2								
1	2	3	4	5	8	1	2	3	4	5	6	7	9	10
1 → 4	2 → 4 DES	3 → 4	2 → 5	5 → 4	1 → 5	1 → 4	2 → 4 DES	3 → 4	2 → 5	5 → 4 DES	5 → 6	6 → 4	3 → 5	1 → 6



Padre 1	Padre 2	disjunto	exceso	exceso
1 → 4	1 → 4	8	9	10
2 → 4 DES	2 → 4 DES	1 → 5	3 → 5	1 → 6
3 → 4	3 → 4			
2 → 5	2 → 5			
5 → 4	5 → 4 DES			
5 → 6	5 → 6			
6 → 4	6 → 4			

Descendiente
1 → 4
2 → 4 DES
3 → 4
2 → 5
5 → 4 DES
5 → 6
6 → 4
1 → 5
3 → 5
1 → 6



NeuroEvolution of Augmenting Topologies



■ Especiación

- Permite a los organismos competir principalmente dentro de sus propios nichos en lugar de hacerlo con la población en general protegiendo las innovaciones topológicas.
- El número de genes disjuntos y excesos entre un par de genomas es una medida natural de su distancia de compatibilidad.

NeuroEvolution of Augmenting Topologies



- Crecimiento Incremental
 - Comienza con una población uniforme de redes sin nodos ocultos.
 - Nuevas estructuras son introducidas incrementalmente a medida que ocurren las mutaciones estructurales y solo sobreviven aquellas que son útiles mediante la evaluación de su valor de aptitud.

NeuroEvolution of Augmenting Topologies



■ Características

- Es una excelente herramienta para obtener RN de arquitectura mínima.
- Su desempeño se debe a las marcas históricas, a la especiación y al crecimiento incremental a partir de una estructura mínima.
- También se introduce una nueva técnica de visualización de especies para obtener una mejor comprensión de la dinámica del sistema.

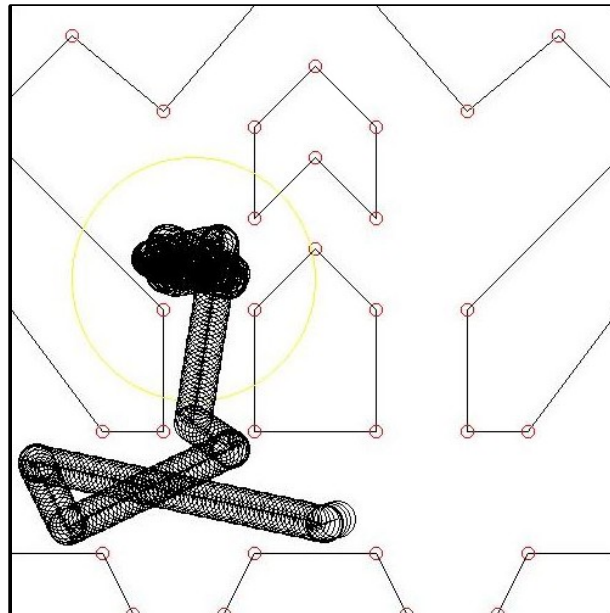
Robotica Evolutiva



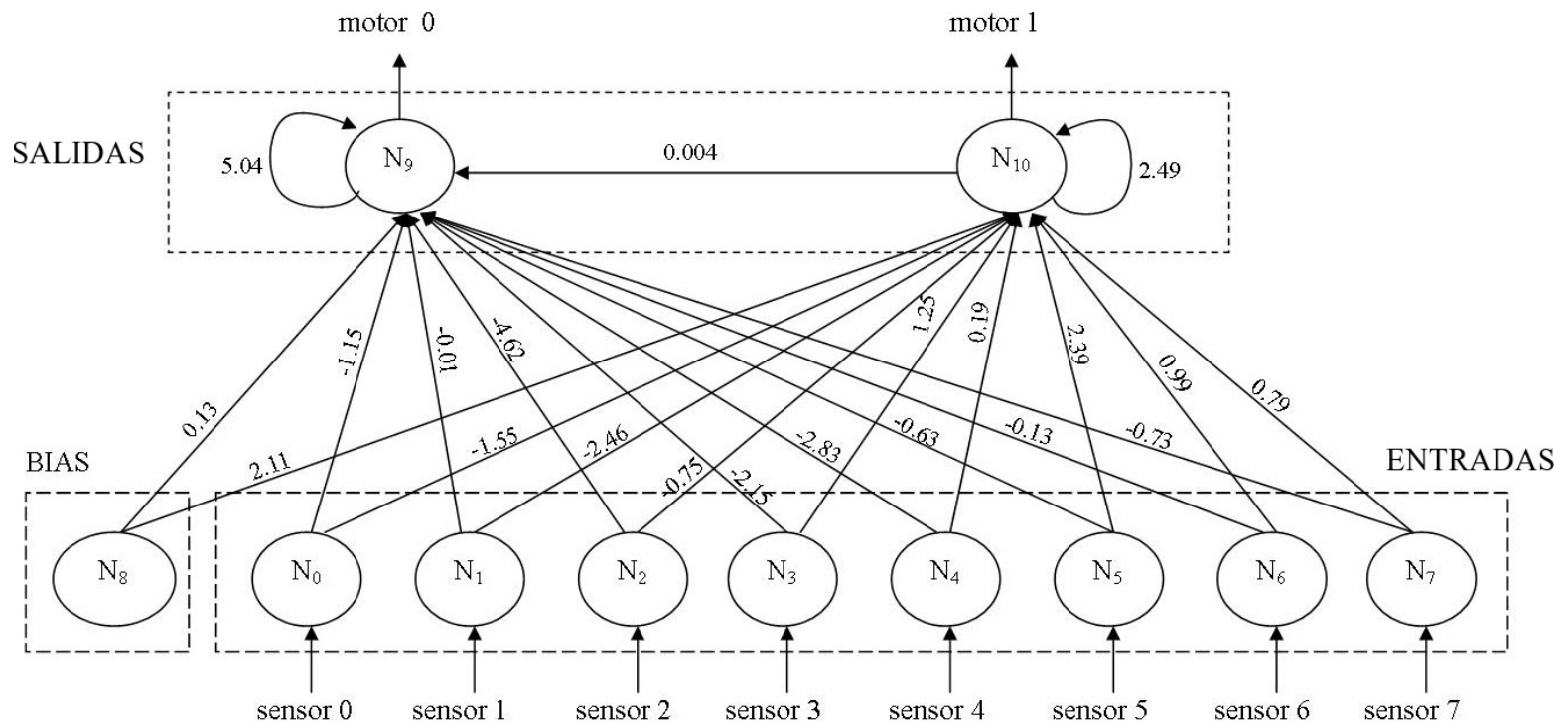
- Es el área de la robótica autónoma en la que se desarrollan controladores para robots utilizando estrategias evolutivas.
- Dentro de esta área se realizaron tres aportes principales:
 - NEAT con Módulos
 - Evolución Continua
 - NEAT con Torneo

NEAT con Módulos

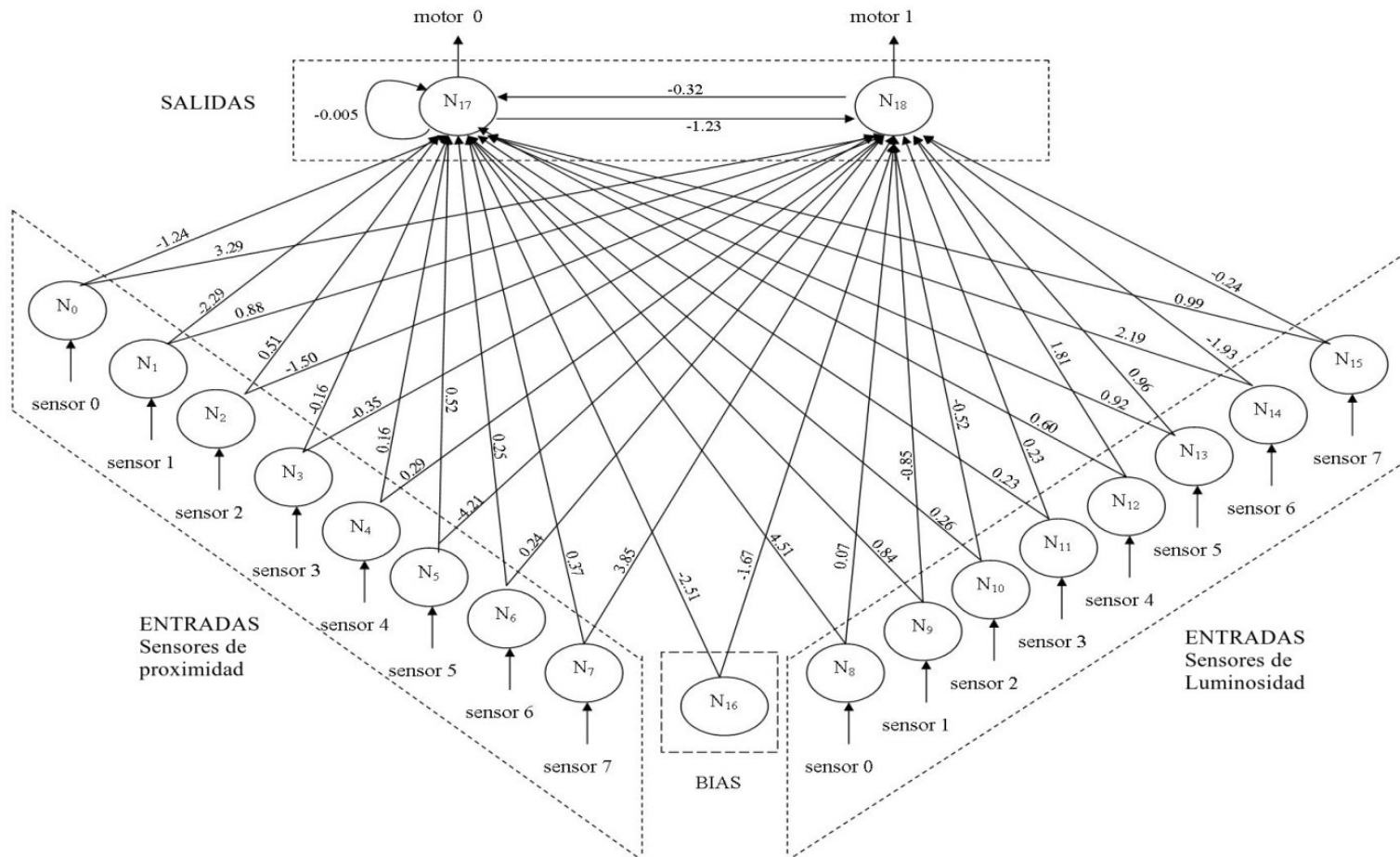
- Descripción del problema
- Módulos básicos
 - Módulo para esquivar obstáculos.
 - Módulo para alcanzar la fuente de luz.



Módulo para esquivar obstáculos

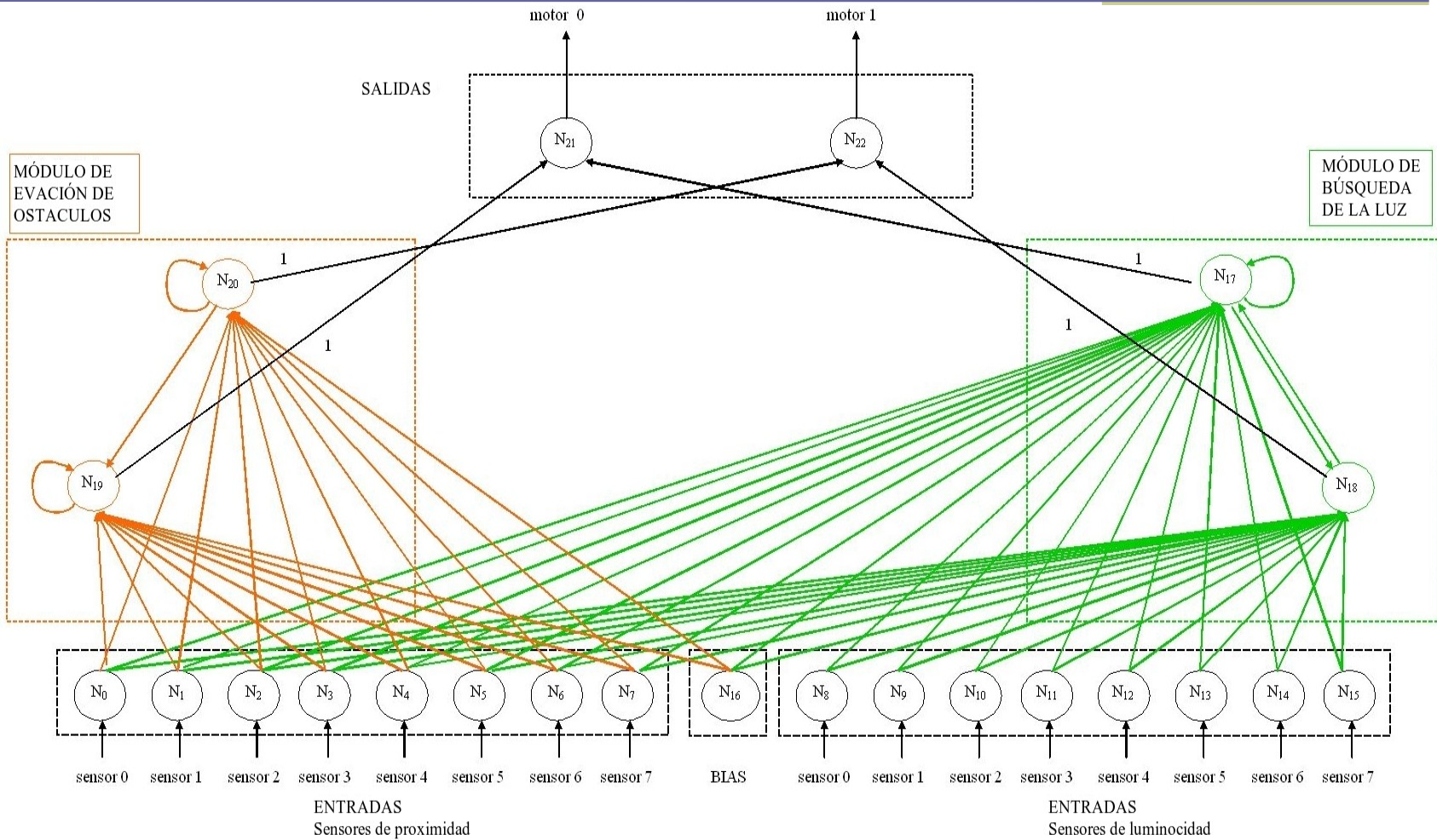


Módulo para alcanzar un objetivo (fuente de luz)



NEAT
CON
MÓDULOS

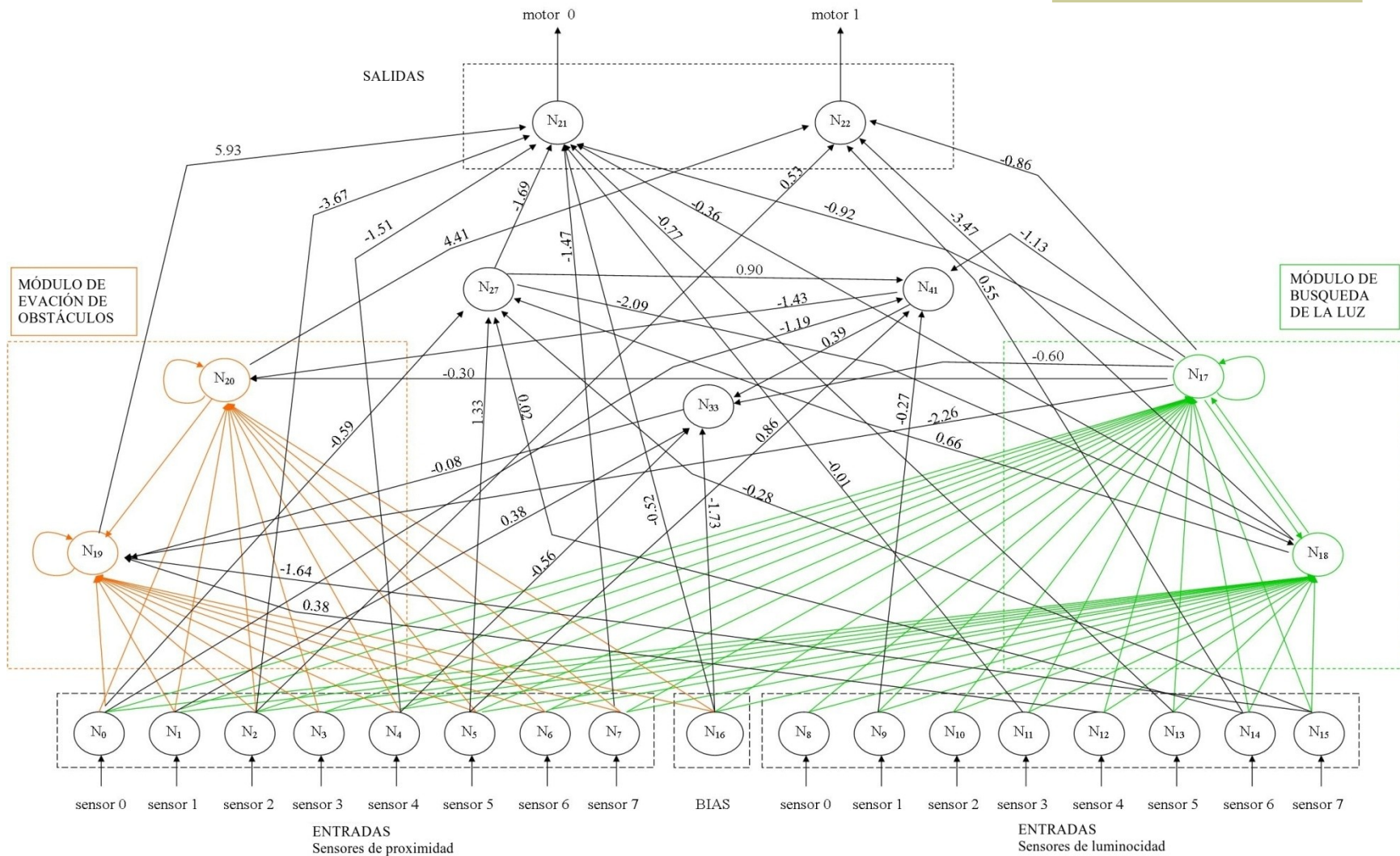
Arquitectura Inicial



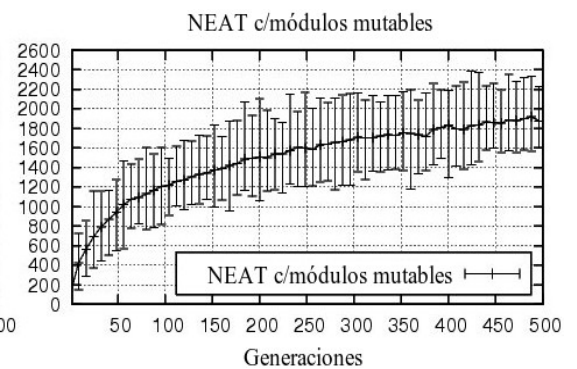
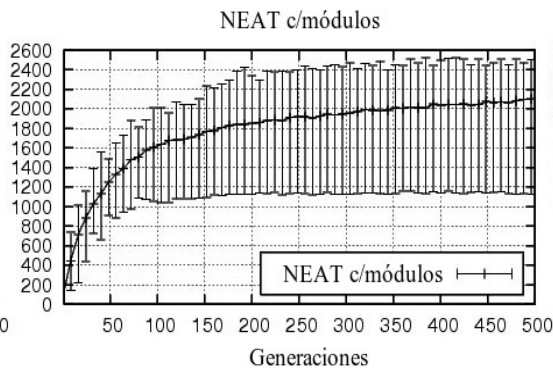
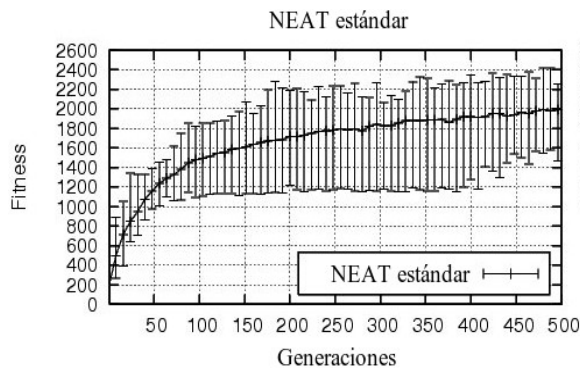
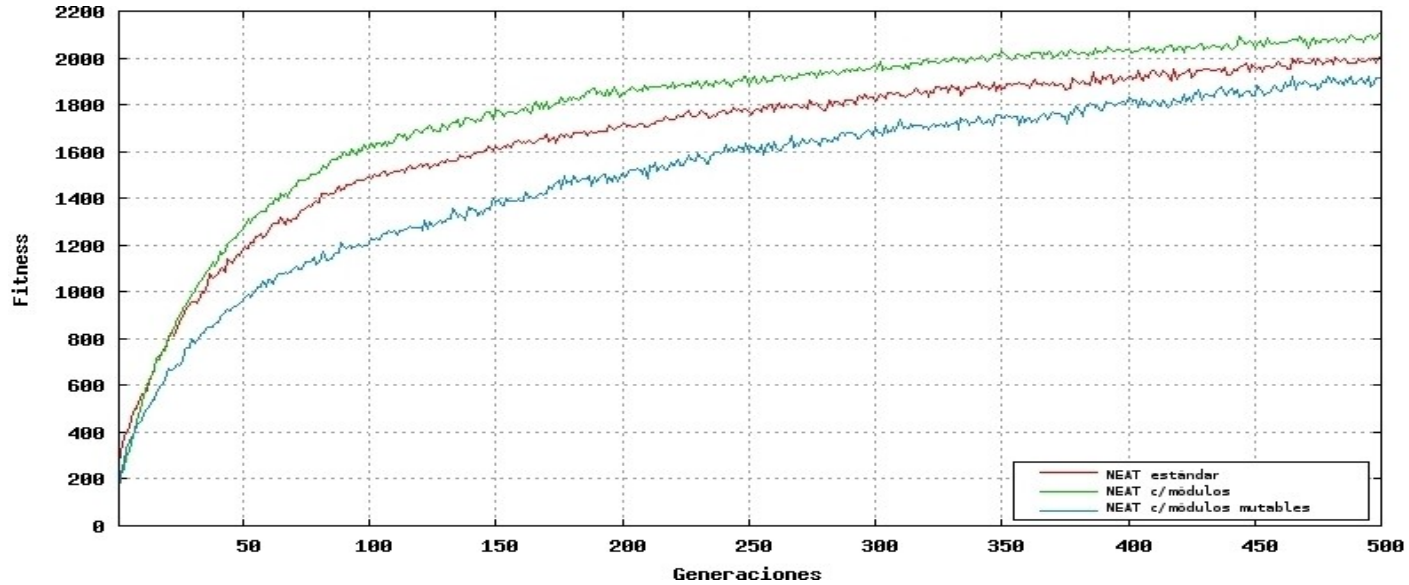
Arquitectura Final



NEAT
CON
MÓDULOS



Resultados



Evolución Continua

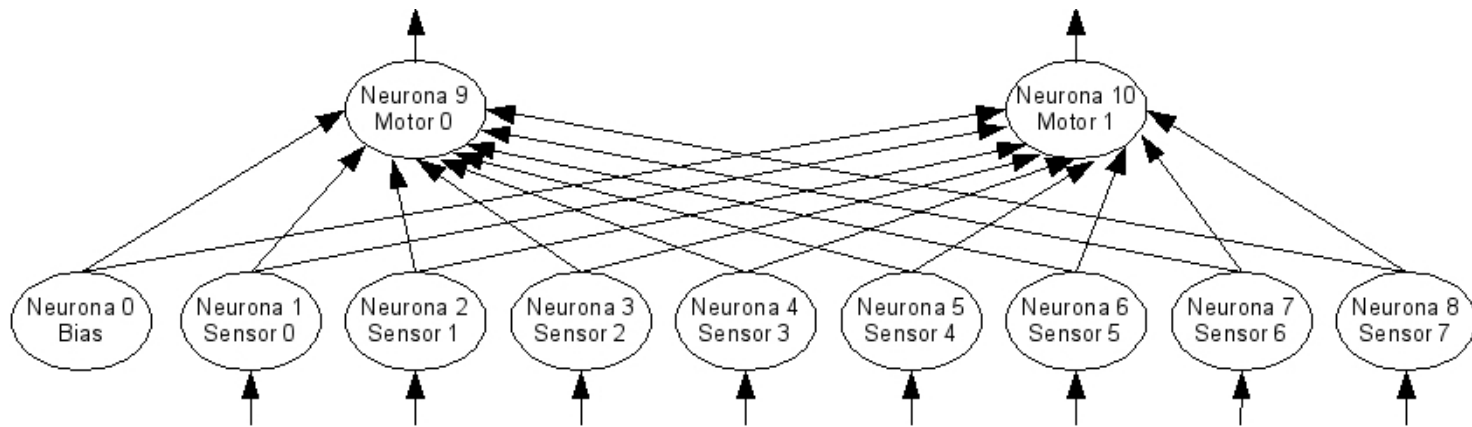


- El aprendizaje no tiene porque finalizar en la etapa de evolución, sino que puede prolongarse a lo largo de la vida útil del controlador.
- Se utilizó una estrategia evolutiva dividida en dos etapas:
 - NEAT con módulos
 - Evolución desarrollada sobre el robot físico.
 - Una mini-población proveniente de la primera etapa.
 - De larga duración o infinita.

Operadores Evaluados



- Mutación
- Cruce (Crossover)
- Recombinación Lineal
- Recombinación Intermedia
- Recombinación Lineal Extendida



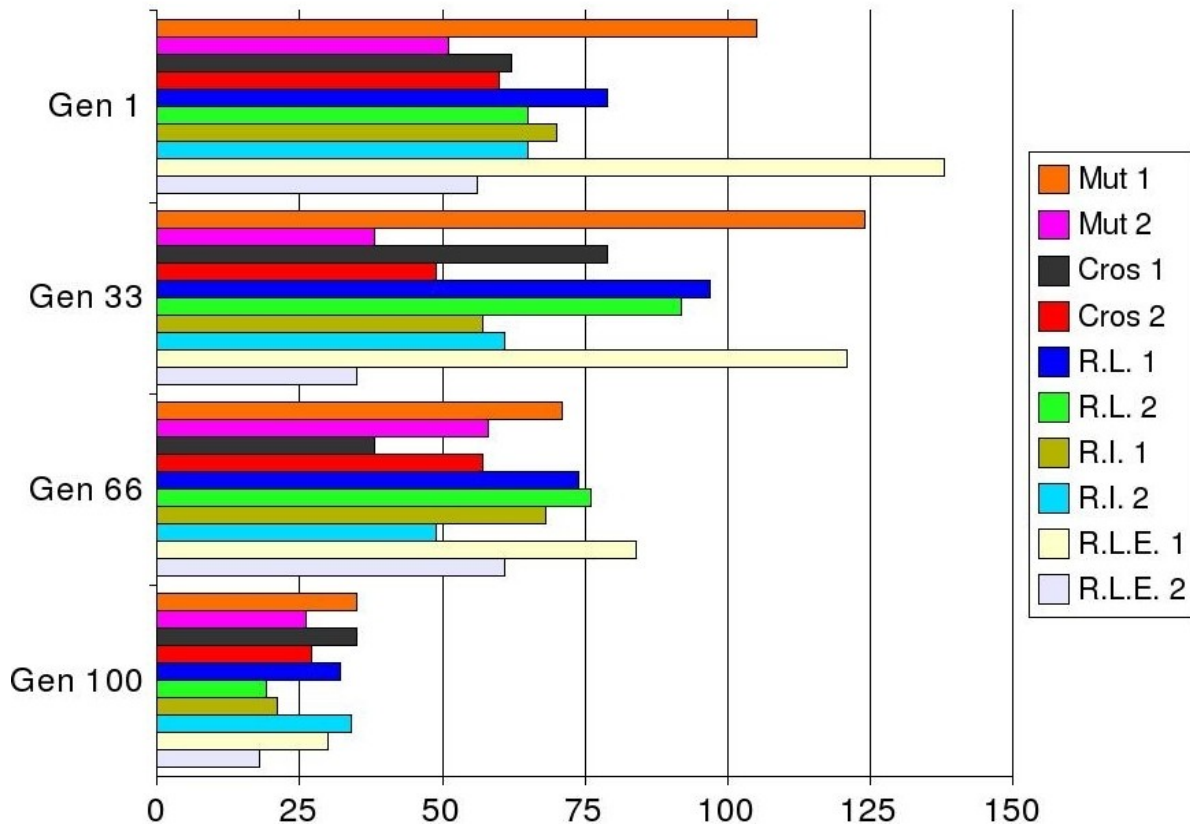
Resultados



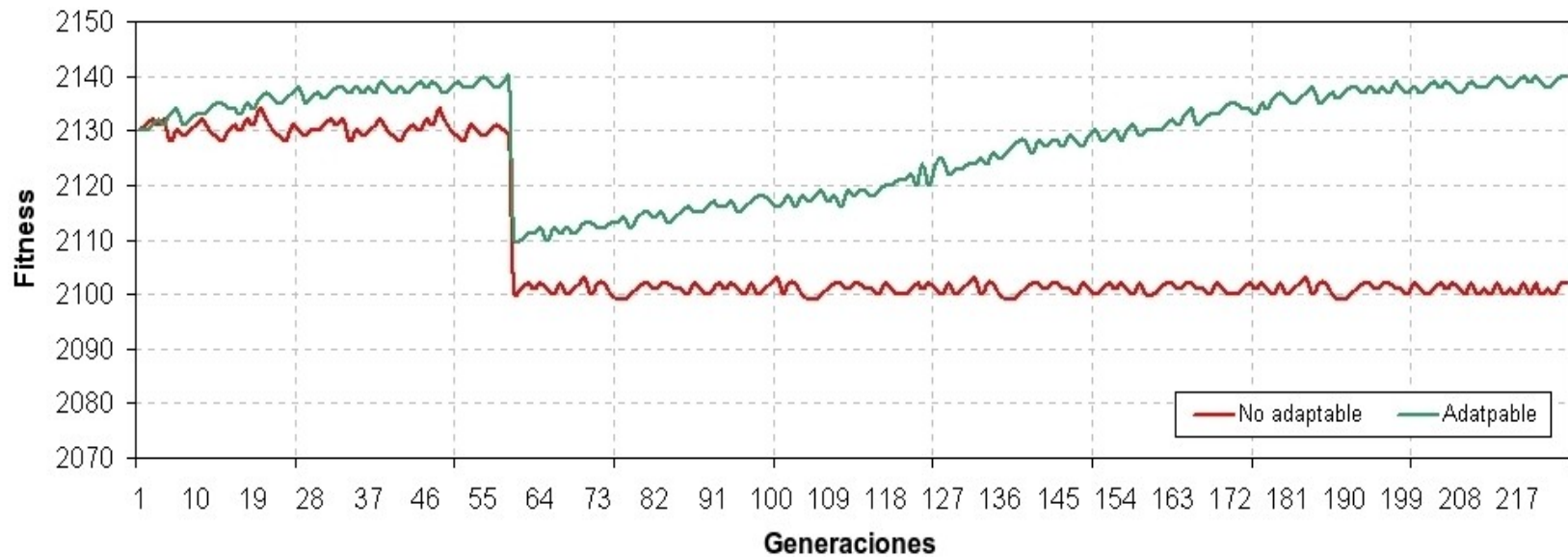
E
V
O
L
U
C
I
Ó
N

C
O
N
T
I
N
U
A

Éxitos de los descendientes



Resultados



NEAT con Torneo



- En lugar de descomponer el problema en módulos independientes, se analizó la posibilidad de descomponerlo en partes y realizar el entrenamiento de cada una en paralelo.
- El proceso de adaptación propuesto permite obtener el comportamiento esperado y automáticamente determinar la estructura mínima necesaria para cada controlador.

Estrategia Propuesta

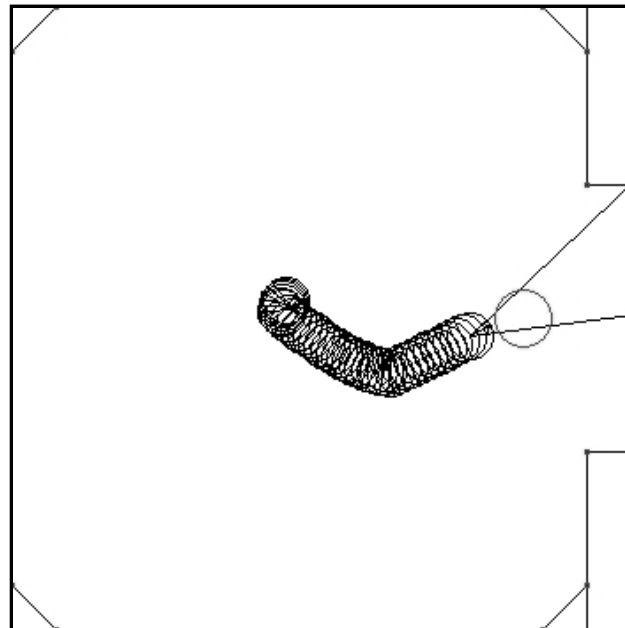


- Obtener un controlador formado por varias redes neuronales recurrentes definidas como subtareas.
- Cada red se obtiene a través de una evolución por capas basadas en la dependencia establecida entre las subtareas.
- Se propone llevar a cabo la evolución en dos partes:
 - La primera parte mediante el método de NEAT.
 - La segunda parte utilizando un torneo binario.

Descomposición del problema en subtarear más simples



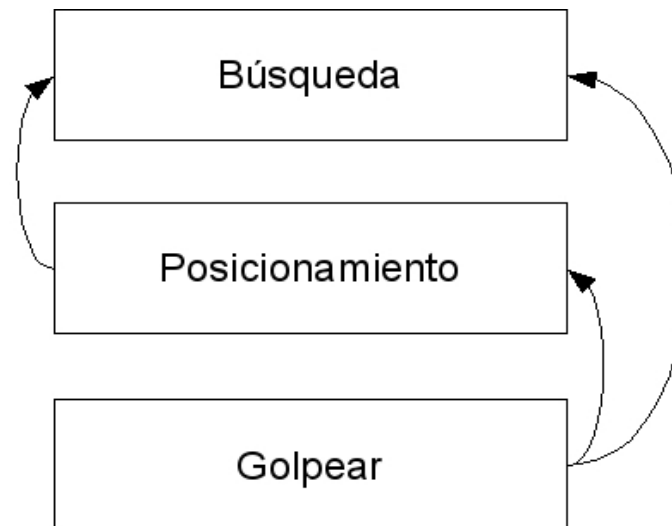
- El método aplicado en cada generación de un controlador permite a un robot Khepera II encontrar la pelota en el campo de juego y colocarla en el área de anotación.



Aprendizaje por capas



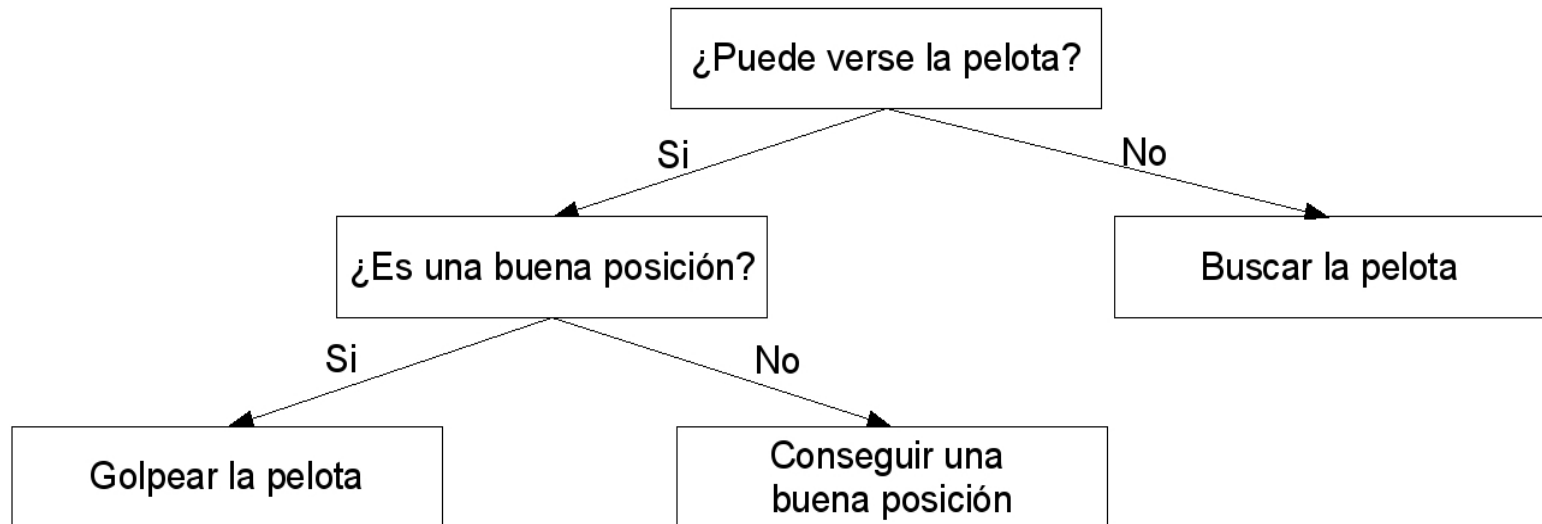
- Búsqueda: la red neuronal controla al robot para que explore el campo de juego y localice la pelota.
- Posicionamiento: Esta red neuronal posiciona adecuadamente al robot.
- Golpear: Esta red neuronal golpea la pelota para colocarla en el área de anotación.



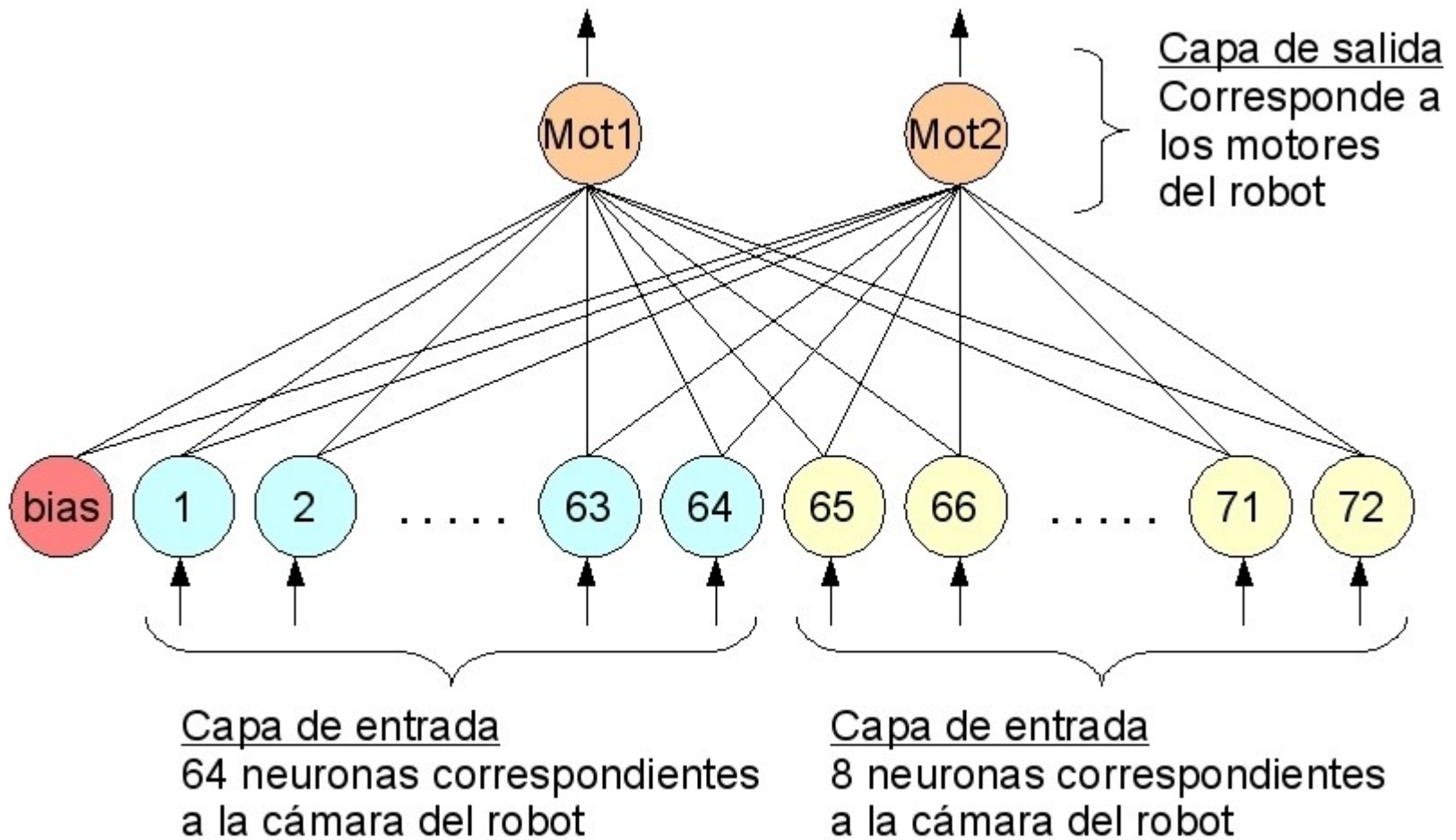
Resolución del Problema



- Un árbol de decisión es el encargado de seleccionar la red neuronal que se debe usar en cada instante.



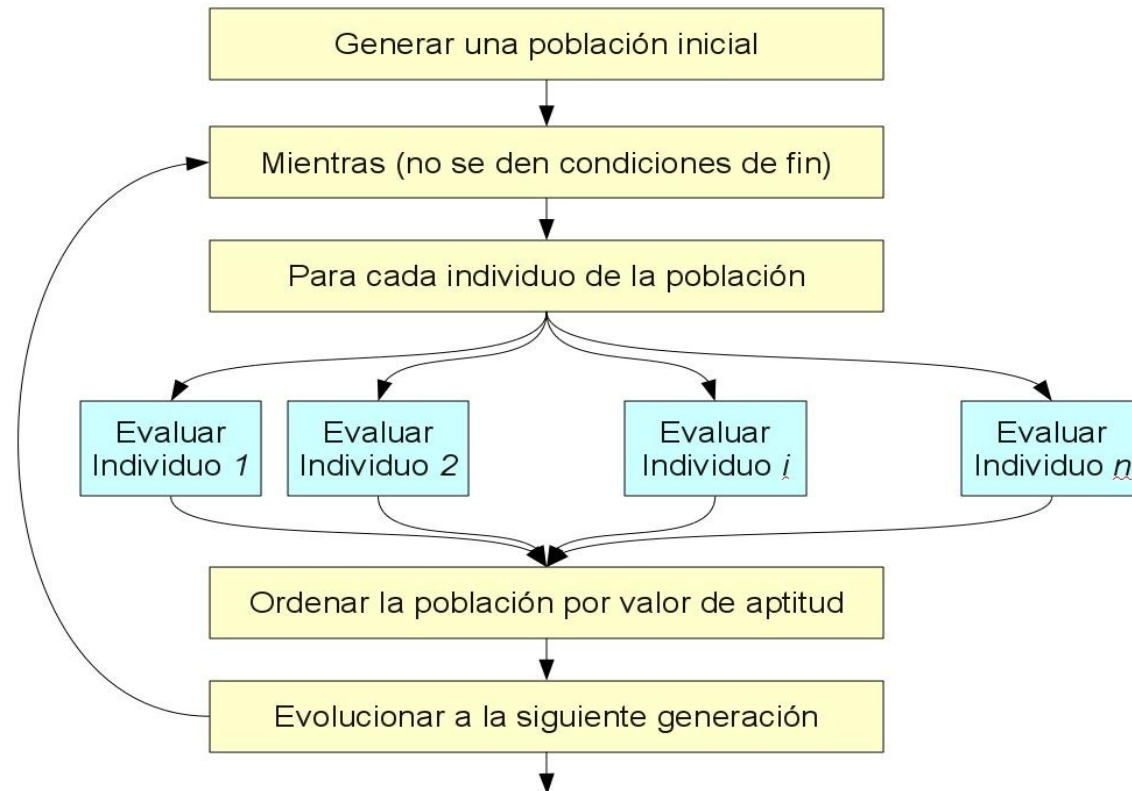
Red Neuronal Inicial



Estrategia Paralela



- El valor de aptitud se calcula en paralelo para acortar el período de evolución.



Resultados

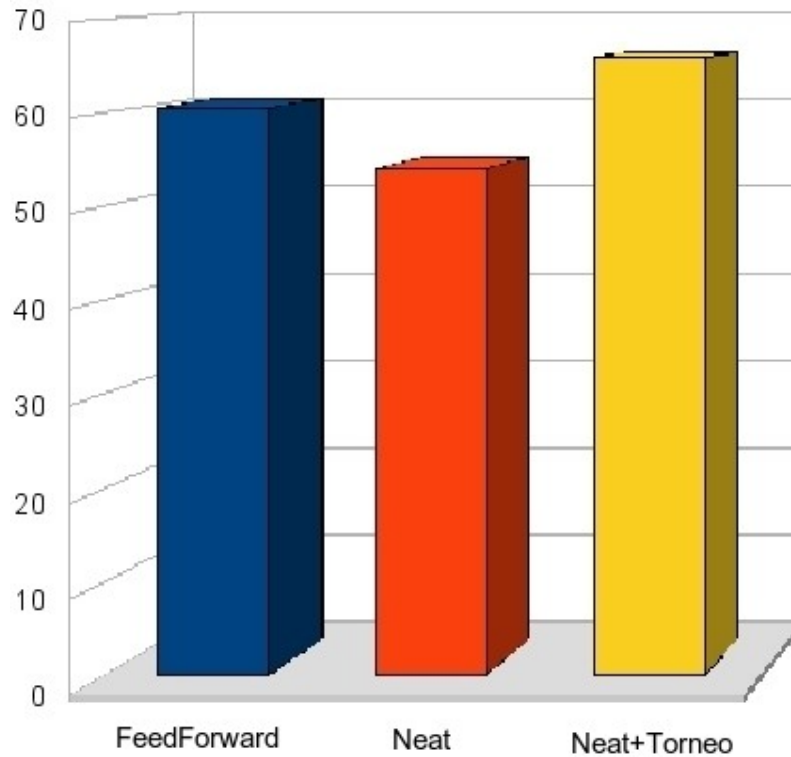


- Se ejecutaron 30 corridas independientes de cada una de las siguientes alternativas:
 - Controladores basados en redes neuronales feedforward.
 - Controladores obtenidos utilizando NEAT únicamente.
 - Controladores obtenidos por la combinación entre NEAT y la selección por torneo.
- Se seleccionó el mejor controlador de cada alternativa y se realizaron 40 pruebas.

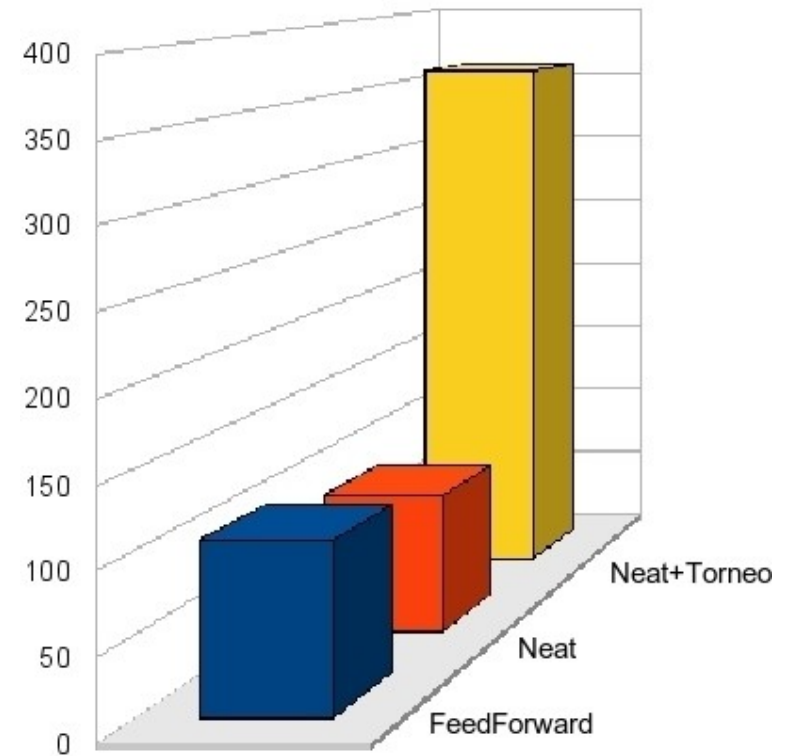
Resultados



Porcentaje de éxitos del mejor individuo



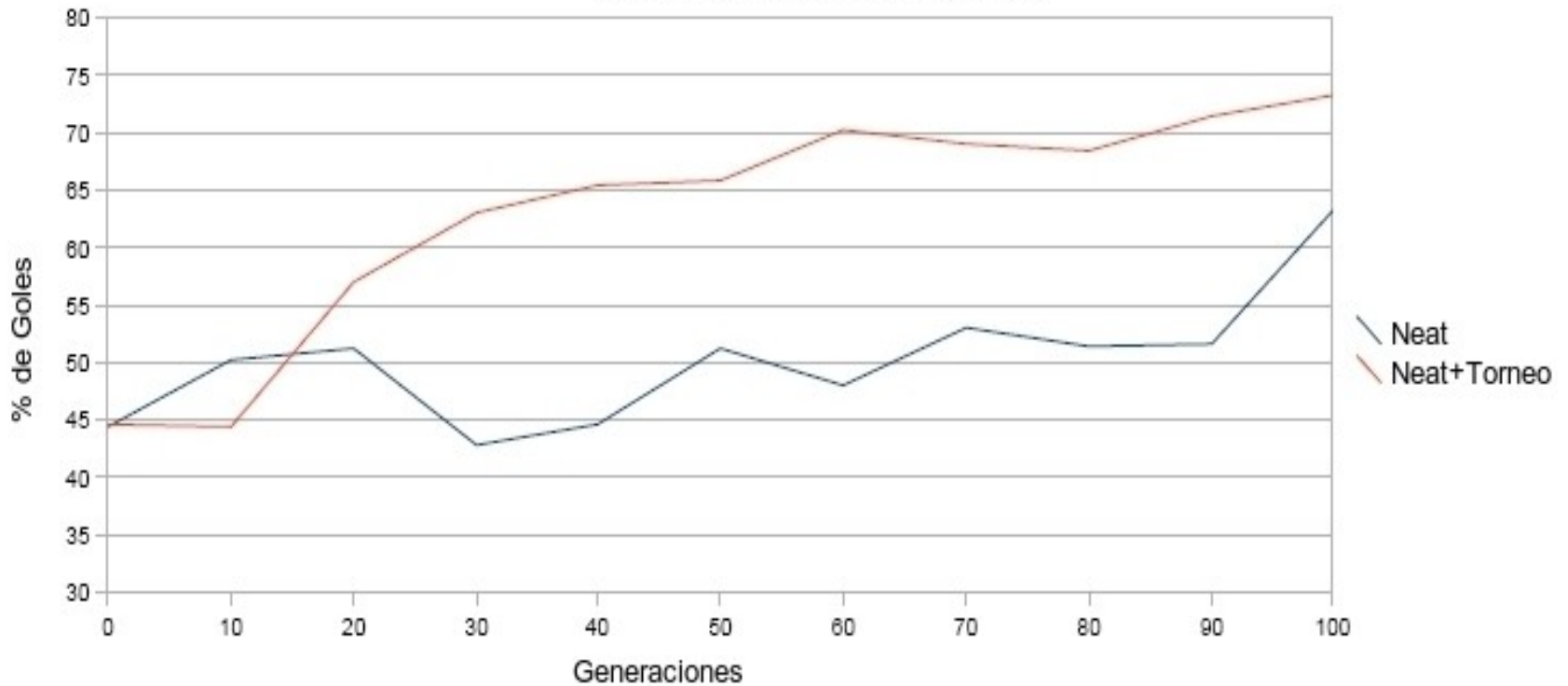
Cantidad de goles



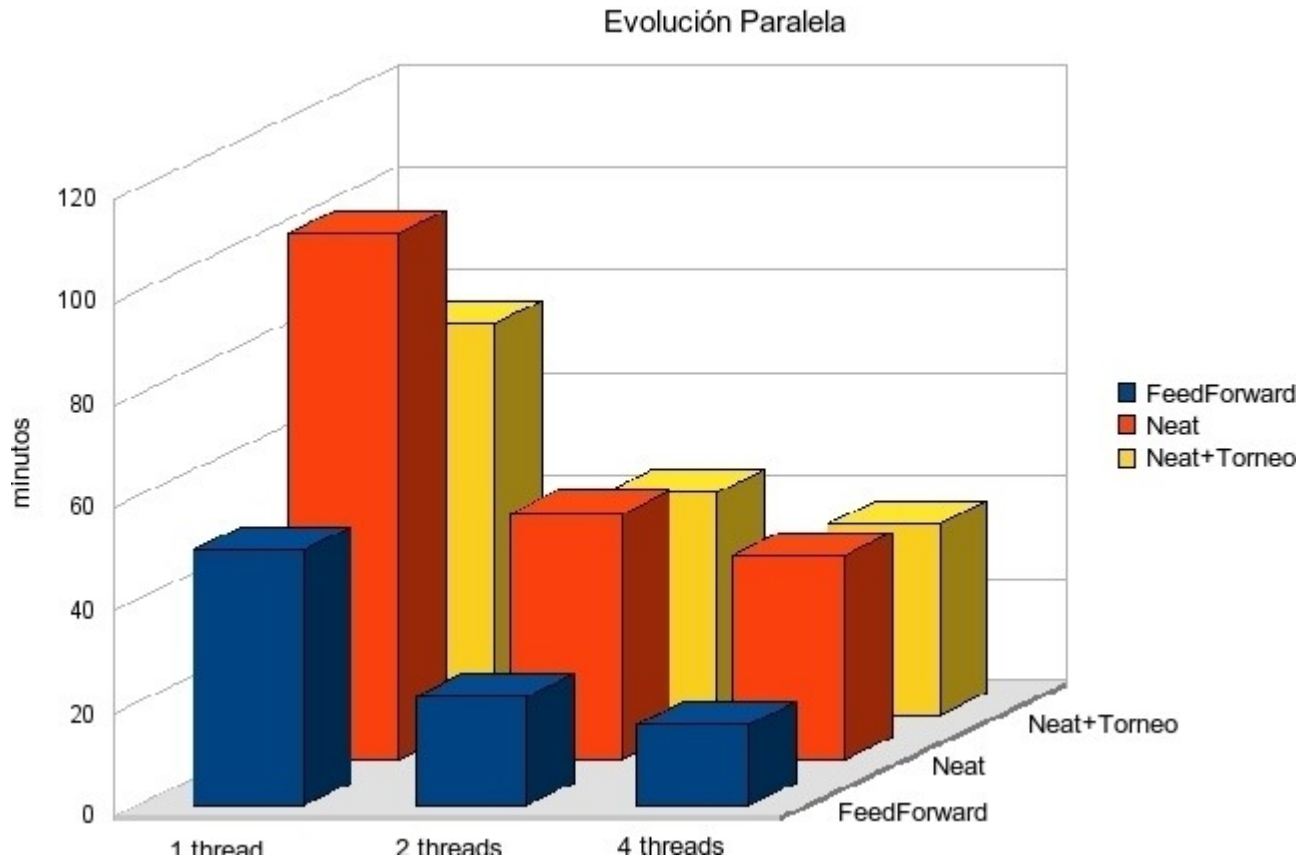
Resultados



Percentage de Goles por Generación



Resultados



Conclusiones



- La estrategia permite desarrollar controladores obtenidos mediante una evolución por capas, reduciendo el tiempo de computo sin afectar la calidad final del controlador.
- Se estableció que un máximo de un 20% de generaciones con NEAT son suficientes para obtener una población con un comportamiento básico sobre la cual sea factible aplicar torneo.

Trabajos Futuros



- Instalar una mini-población de controladores en un robot y que esta población evolucione a lo largo de su vida útil, para lo cual se deberán estudiar diferentes operadores genéticos.
- Paralelizar el proceso de evolución a un modelo de pasaje de mensajes para reducir aún mas el tiempo de evolución.

Conclusiones Generales



- Se han definido, desarrollado e implementado tres propuestas originales aplicables en la obtención de controladores robóticos.
- Los resultados obtenidos han sido medidos tanto en entornos simulados como en el robot real.
- Se han realizado 8 publicaciones en congresos y 1 publicación en revista.