

Algoritmos Genéticos

Introducción a la Robótica Inteligente



Álvaro Gutiérrez
21 de abril de 2023

a.gutierrez@upm.es
www.robolabo.etsit.upm.es

- ❶ Introducción
- ❷ Algoritmos Genéticos
- ❸ Conclusiones

1 Introducción

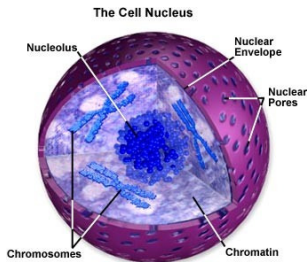
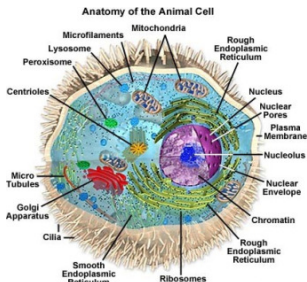
2 Algoritmos Genéticos

3 Conclusiones

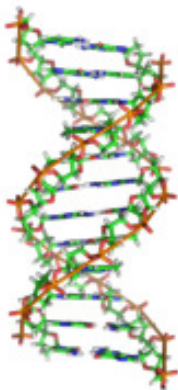
- Los **algoritmos genéticos** son algoritmos de búsqueda probabilística u **optimización** que transforman iterativamente un conjunto (llamado **población**) de objetos matemáticos, cada uno con un valor de “coste” (**fitness**) asociado, en una **nueva población** de descendientes usando principios **Darvinianos** de selección natural y usando **operaciones genéticas** naturales tales como “crossover” (reproducción sexual) y mutación.

- ▶ Primeras Ideas: John H. **Holland**
 - ▶ Adaptation in Natural and Artificial Systems
- ▶ Otros nombres: K. DeJong y D. **Goldberg**
- ▶ Típicamente usado en **optimización discreta**
- ▶ Características:
 - ▶ No son muy rápidos
 - ▶ Búsqueda en paralelo
- ▶ De un vistazo:
 - ▶ Una pila de soluciones
 - ▶ Combinar las soluciones existentes para producir nuevas soluciones
 - ▶ Mutar soluciones actuales para diversidad a largo plazo
 - ▶ Mantener las soluciones mejores y sacrificar las peores

- ▶ Todo animal está compuesto de células trabajando conjuntamente
- ▶ El centro de cada célula es el núcleo
- ▶ El núcleo contiene la información genética



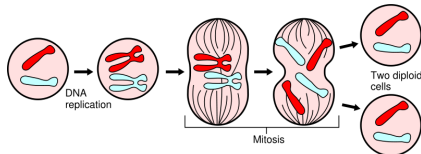
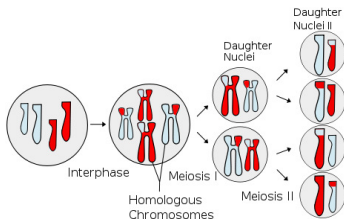
- ▶ La **información** genética se almacena en los **cromosomas**
- ▶ Cada **cromosoma** está compuesto de **ADN**
- ▶ Los cromosomas en los humanos forman pares
- ▶ Los cromosomas están divididos en partes: **Genes**
- ▶ Cada **gen** puede adquirir diferentes valores: **alelos**
- ▶ Cada **gen** tiene una única posición (**locus**) en cada cromosoma



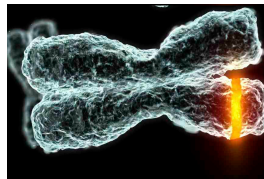
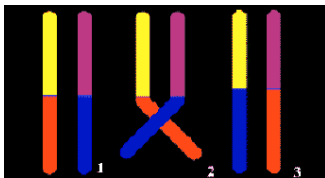
- ▶ El conjunto de todos los genes es un **genotipo**
- ▶ Cada genotipo desarrolla un **fenotipo**
- ▶ Los alelos pueden ser **dominantes** o **recesivos**
 - ▶ Los dominantes siempre se expresan en el fenotipo
 - ▶ Los recesivos pueden mantenerse durante generaciones sin “dar la cara”

	+		=	 75%	 18.75%	 6.25%
	+		=	 50%	 37.5%	 12.5%
	+		=	 50%	 0%	 50%
	+		=	 <1%	 75%	 25%
	+		=	 0%	 50%	 50%
	+		=	 0%	 1%	 99%

- **Meiosis:** Un tipo de reproducción celular en el que el número de cromosomas es reducido a la mitad separando cromosomas homólogos
- **Mitosis:** Un tipo de reproducción asexual en el que la célula se divide creando una réplica (copia exacta) con el mismo número de cromosomas



- ▶ Durante la reproducción ocurren combinaciones y errores
- ▶ Gracias a estas, la variedad existe
- ▶ Los más importantes:
 - ▶ Cross-over
 - ▶ Mutación



- ▶ Se **preservan** las variaciones **favorables** y se **rechazan** las variaciones **no favorables**
- ▶ Cada generación nacen nuevos individuos, por lo que existe una **lucha permanente**
- ▶ Los individuos con ventajas tienen una mayor posibilidad de supervivencia: **Supervivencia del más adecuado**
- ▶ Aspectos importantes:
 - ▶ **Adaptación** al entorno
 - ▶ **Aislamiento** de especies con las que no se puede reproducir

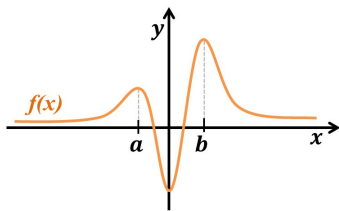
1 Introducción

2 Algoritmos Genéticos

3 Conclusiones

- ▶ Los AGs trabajan con una **codificación** del conjunto de parámetros, no con los parámetros mismos
- ▶ Los AGs buscan en un **conjunto de puntos**, no un único punto
- ▶ Los AGs utilizan una **función objetivo**, no derivadas, funcionales u otras funciones
- ▶ Los AGs utilizan **reglas** de transición **probabilística**, no determinísticas.

- ▶ Cada individuo busca la **mejor solución** en un conjunto
- ▶ Este espacio es el **espacio de búsqueda**
- ▶ Cada punto en el espacio de búsqueda es una posible solución
- ▶ Cada punto tiene un valor de “**fitness**”(encaje) asociado
- ▶ Los algoritmos genéticos buscan soluciones en **paralelo**
- ▶ Los problemas:
 - ▶ Óptimos locales
 - ▶ Condiciones iniciales

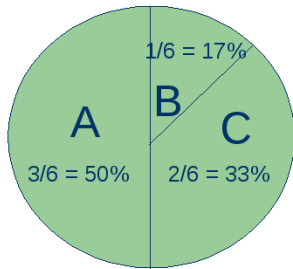


- ▶ Se comienza con una **población aleatoria** de **n individuos**
- ▶ Se **evalúa** cada individuo
- ▶ Se crea una **nueva generación**
 - ▶ **Selección**: Los mejores
 - ▶ **Recombinación**: Entre los mejores
 - ▶ **Mutación**: Aleatoria
- ▶ Se **evalúa** la nueva generación
- ▶ **Repetimos** para **m** generaciones

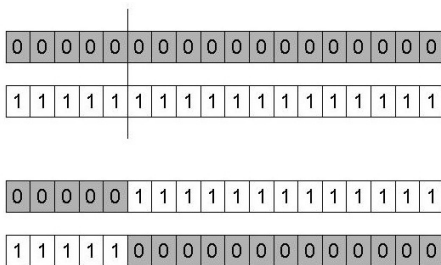
- ▶ Los **cromosomas** se codifican en **cadena de bits**
- ▶ Cada cromosoma representa un individuo
- ▶ Cada individuo es una solución, aunque no la mejor
- ▶ La codificación depende del problema a resolver

1	0	0	1	1
---	---	---	---	---

- ▶ Principal idea: Los **mejores** tienen **más posibilidades** de ser seleccionados
- ▶ Típicamente la **ruleta**
 - ▶ Asigna a **cada individuo una parte** de la ruleta
 - ▶ **Girar** la ruleta **n** veces para crear una población de **n** individuos



- ▶ Se seleccionan 2 individuos
- ▶ Se realiza un cruce con probabilidad P_c
- ▶ P_c típicamente en el rango (0.6, 0.9)
- ▶ Se selecciona un punto de cruce aleatorio



- ▶ Alterar cada gen con probabilidad P_m
- ▶ P_m típicamente en el rango $(\frac{1}{Long.Poblacion}, \frac{1}{Long.Cromosoma})$

1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

0	1	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

- ▶ Un ejemplo sencillo: $\max(x^2)$ donde $x \in \{0, 1, \dots, 31\}$
- ▶ Algoritmo genético
 - ▶ Codificación en 5 bits, e.g. $01101 \leftrightarrow 13$
 - ▶ Población de 4 individuos
 - ▶ Inicio aleatorio
 - ▶ Selección por ruleta
 - ▶ Crossover
 - ▶ Mutación

Un Primer Ejemplo - Selección



String no.	Initial population	x Value	Fitness $f(x) = x^2$	$Prob_i$	Expected count	Actual count
1	0 1 1 0 1	13	169	0.14	0.58	1
2	1 1 0 0 0	24	576	0.49	1.97	2
3	0 1 0 0 0	8	64	0.06	0.22	0
4	1 0 0 1 1	19	361	0.31	1.23	1
Sum			1170	1.00	4.00	4
Average			293	0.25	1.00	1
Max			576	0.49	1.97	2

Un Primer Ejemplo - Crossover



String no.	Mating pool	Crossover point	Offspring after xover	x Value	Fitness $f(x) = x^2$
1	0 1 1 0 1	4	0 1 1 0 0	12	144
2	1 1 0 0 0	4	1 1 0 0 1	25	625
2	1 1 0 0 0	2	1 1 0 1 1	27	729
4	1 0 0 1 1	2	1 0 0 0 0	16	256
Sum					1754
Average					439
Max					729

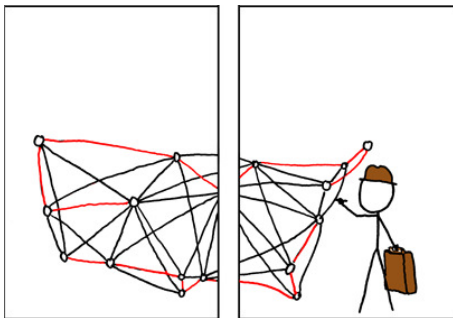
Un Primer Ejemplo - Mutación



String no.	Offspring after xover	Offspring after mutation	x Value	Fitness $f(x) = x^2$
1	0 1 1 0 0	1 1 1 0 0	26	676
2	1 1 0 0 1	1 1 0 0 1	25	625
2	1 1 0 1 1	1 1 0 1 1	27	729
4	1 0 0 0 0	1 0 1 0 0	18	324
Sum				2354
Average				588.5
Max				729

Otro ejemplo sencillo - TSP

- ▶ El problema del **vendedor viajero** (Travelling Salesman Problem)
- ▶ Dado un conjunto de ciudades encontrar un recorrido de tal manera que:
 - ▶ Cada ciudad sólo se visite una vez
 - ▶ La distancia recorrida se minimice



► Representación en una lista ordenada

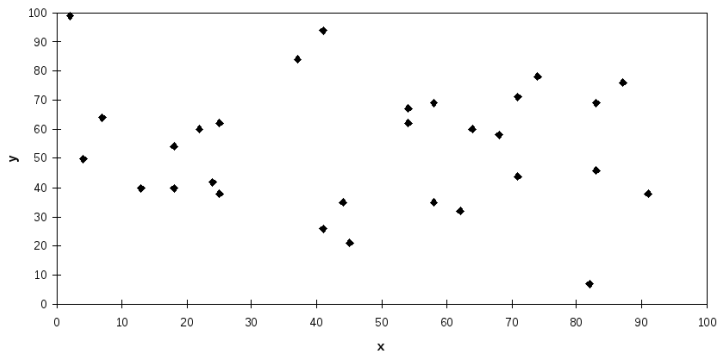
1) Londres	3) Madrid	5) Pekín	7) Tokio
2) Venecia	4) Singapur	6) Nueva York	8) El Cairo

► Individuo1: (3 5 7 2 1 6 4 8)

► Individuo2: (2 5 7 6 8 1 3 4)

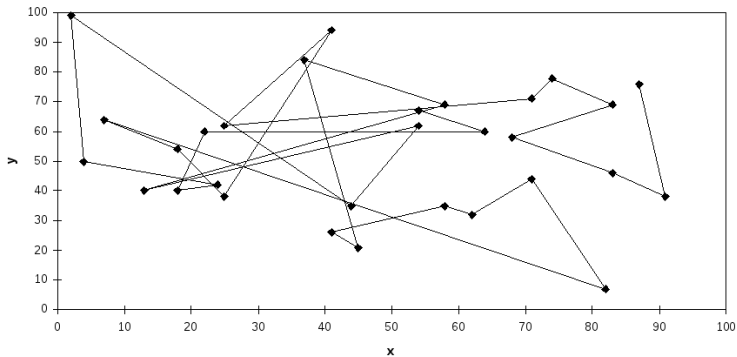
► ...

► Generación 0



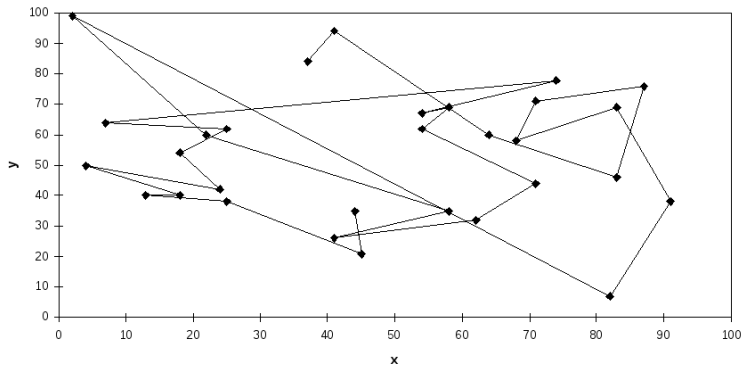
► Generación 1

TSP30 (Performance = 941)



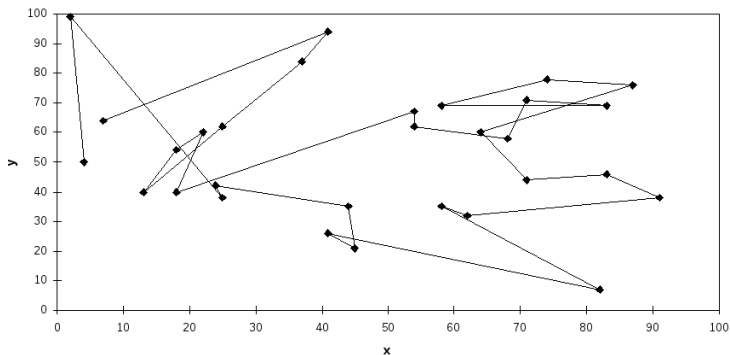
► Generación 30

TSP30 (Performance = 800)



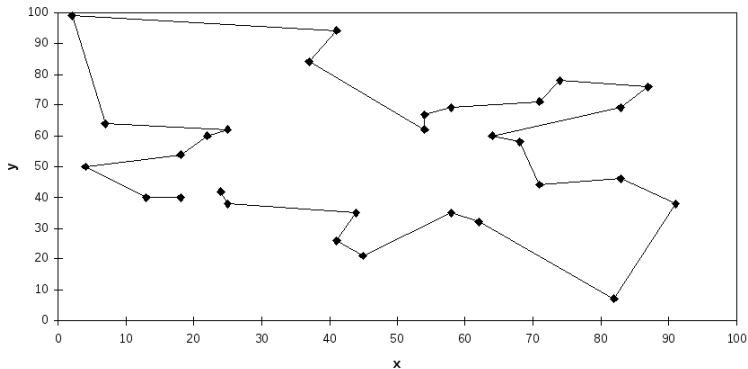
► Generación 43

TSP30 (Performance = 652)



► Generación 100

TSP30 Solution (Performance = 420)



1 Introducción

2 Algoritmos Genéticos

3 Conclusiones

- ▶ Problemas de los AGs:
 - ▶ Hay que elegir demasiadas cosas:
 - ▶ representación
 - ▶ tamaño de la población, prob. de crossover, prob. de mutación,...
 - ▶ operadores de selección, crossover, mutación,...
 - ▶ Escalabilidad
 - ▶ La solución sólo es tan buena como la función de “fitness”
 - ▶ Normalmente la parte más difícil

- ▶ Beneficio de los AGs:
 - ▶ Sencillo de entender
 - ▶ Modular, separado de la aplicación
 - ▶ Permite optimización multi-objetivo
 - ▶ Bueno en entornos con ruido
 - ▶ Siempre hay una solución
 - ▶ Distribuido, paralelo,...

GRACIAS!!

GRACIAS!!