



Inteligencia Artificial e Ingeniería del Conocimiento

- ✉ I. A. Clásica
- ✉ "Nuevos" enfoques de la I. A.
 - ✓ Agentes Inteligentes
 - ✓ Aprendizaje
 - ✓ Lógicas multivaluadas
 - ✓ **Computación evolutiva**
 - ✓ Introducción
 - ✓ Definiciones
 - ✓ Operaciones
 - ✓ Esquema de procesamiento
 - ✓ Aplicaciones



Introducción I

- ✉ Objetivo principal. 2 enunciados = 1 Tarea
 - ✓ Buscar el estado en el que una función toma un valor extremo
 - ✓ Definición matemática
 - ✓ Problemas de optimización
 - ✓ Determinar la solución a un problema de búsqueda en los que existe una heurística
 - ✓ Definición de la I.A
- ✉ Clasificación de técnicas de búsqueda
 - ✓ Técnicas basadas en el cálculo
 - ✓ Algoritmos basados en cálculo (Newton, Fibonacci)
 - Condiciones matemáticas fuertes, Resolución de ecuaciones no lineales. Dirigidas por el gradiente
 - Funciones matemáticas con un buen comportamiento



Introducción (y II)

Clasificación de técnicas de búsqueda

- ✓ Técnicas enumerativas (Algoritmos de búsqueda clásica)
 - ✓ Realiza la búsqueda desde un estado en cada instante.
 - ✓ Algoritmos de exploración de grafos, Programación dinámica
 - Se diferencian en la "utilización de heurísticas" (definición de la función de evaluación)
 - ✓ Requieren mucho cálculo y requerimientos de memoria
- ✓ Técnicas aleatorias de búsqueda guiada. Técnicas evolutivas
 - ✓ Funcionamiento aleatorio
 - ✓ Utilizan información (¿Cual es el mejor individuo?)
 - ✓ Principios de evolución biológicos. **Algoritmos genéticos**
 - Conceptos (Gen, Cromosoma, Poblaciones), Operaciones (Reproducción, Cruce, mutación)
 - ✓ Utilidad: Grandes espacios de búsqueda,



Definiciones

Un **algoritmo genético** emula teorías evolutivas biológicas para resolver problemas de optimización

Algoritmo genético

- ✓ Conjunto (**Población**) de individuos **Cromosomas**
 - ✓ Formados por **Genes (Bits)**
- ✓ Operadores con inspiración biológica. Sigue el principio de Darwin ("El origen de las especies basada en la selección natural") en la que la evolución
 - ✓ Cruces entre individuos con información genética combinada
 - **Crossover**
 - ✓ Existen mutaciones (**Mutation**)
 - ✓ Las especies más adaptadas (adecuadas o **fitness**) tienen más probabilidades de desarrollarse
 - Se siguen diversas estrategias para el **crecimiento/muerte**



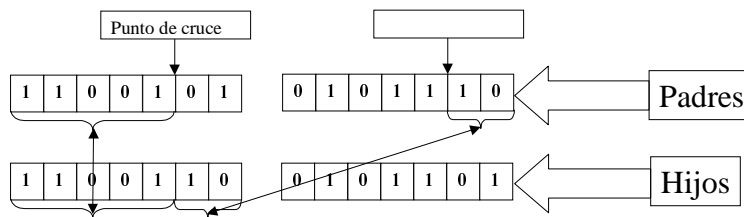
Operaciones I

📌 Cromosoma

- ✓ Cadena de bits que representa un estado

📌 Cruce de cromosomas

- ✓ Se seleccionan mediante un criterio de adecuación
- ✓ Se define de forma aleatoria un punto de cruce
- ✓ Se generan dos nuevos hijos



Intel. Artif e Ing. del Conocimiento

Computación evolutiva

5

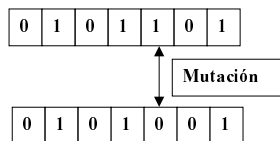
©Vidal Moreno Rodilla. Dpto Inf. y Autom. USAL



Operaciones II

📌 Mutación sobre los descendientes

- ✓ Se define la probabilidad de que un gen sufra un cambio (1-0)



📌 Tras realizar un proceso de generación/mutación se define cuál va a ser la nueva población. Opciones

- ✓ Se eliminan los antiguos y se mantienen los nuevos
- ✓ Se mantienen los más adecuados
- ✓ Se mantienen todos

📌 Falta por determinar un criterios

- ✓ Selección y finalización

Intel. Artif e Ing. del Conocimiento

Computación evolutiva

6

©Vidal Moreno Rodilla. Dpto Inf. y Autom. USAL



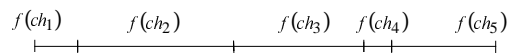
Operaciones (y III)

Los cromosomas son seleccionados de acuerdo con su mérito o "fitness"

- ✓ Se realiza un sorteo en el que tienen más probabilidad los que disponen de mayor mérito

```
int select(double sum_fitness){
    int i
    double r, parsum;
    r = (double) (rand() % (int)sum_fitness);
    for (i=0; i < POPULATION_SIZE, parsum <= r; i++)
        parsum += pool[i].fitness;
    return (--i);
}
```

$$P(ch_2) < P(ch_3) < P(ch_5) < P(ch_1) < P(ch_4)$$



Esquema de funcionamiento I

Algoritmo genético básico

Procedimiento genético

Generar estructura para almacenar la población
POBLACION ← Generar_población_inicial(random)

Evaluar_población(POBLACION)

While NOT DONE

begin

elegidos ← round_select(POBLACION)

NUEVA_POBLACION ← cruces(elegidos)

Mutación(NUEVA_POBLACION)

POBLACION ← regenerar_poblacion

(NUEVA_POBLACION, POBLACION)

DONE ← final(POBLACION)

end



Esquema de funcionamiento II

Condición de finalización

- ✓ Convergencia de un gen
 - ✓ Se dice que un gen converge cuando en todos ("la mayor parte") toma el mismo valor
- ✓ Convergencia de una población
 - ✓ Cuando todos los genes del cromosoma convergen
- ✓ Medidas de convergencia
 - ✓ Test sobre los bits
 - ✓ Variación en el "mérito" medio entre dos generaciones nula

Definición de la función de mérito

- ✓ Debe de tener máximo absoluto en el estado óptimo
- ✓ Ideal
 - ✓ Regular, suave



Esquema de funcionamiento (y III)

Esquemas

- ✓ Patrón de valores de gen representado con una cadena de caracteres (**Esquémata**) los valores {0,1,#}
 - ✓ Semejante a un patrón (mascara de bits)
 - Ejemplo: "10##" "0##0" "##1#" "101#"
 - ✓ Orden de un esquema: Número de símbolos distintos a #
 - Ejemplo: 2 2 1 3
 - ✓ Longitud: Distancia entre los símbolos distintos a # más externos
 - Ejemplo: 2 4 1 3
- ✓ Se dice que un cromosoma contiene un esquema si se identifica con su esquémata

Teorema de esquemas (Holland) proporciona una interpretación de la potencia de los GA.



Teorema de los esquemas. Interpretación

- ✓ El número de intentos reproductivos que se incluyen en una reproducción es mayor cuanto mayor mérito tienen
- ✓ Se supone que los que tienen un mayor mérito contienen un mejor "esquemata"
- ✓ Pasar mejores "esquematas" a la siguiente generación incrementa la probabilidad de obtener mejores soluciones
- ✓ Resultado del teorema
 - ✓ La forma óptima de explorar es reservar intentos reproductivos a los individuos que tienen un mayor mérito relativo al resto.
 - ✓ Los buenos "esquemas" reciben un mayor número de intentos reproductivos en las sucesivas generaciones
- ✓ Cada cromosoma sigue varios esquemas.



Parámetros (I)

- ✉ Probabilidad de cruce
 - ✓ Determina la probabilidad de que dados dos cromosomas éstos sean cruzados
 - ✓ Es alta en general con objeto de generar cambios en la población
- ✉ Probabilidad de mutación
 - ✓ Probabilidad de que un gen sea cambiado. Permite expresar cambios "espontáneos" y así escapar del determinismo reproductivo. Permite escapar de los mínimos locales
 - ✓ Es baja. Si tiene un valor alto puede hacer imprevisible el algoritmo y hacer inviable la convergencia
- ✉ Evolución generacional
 - ✓ Gap Generacional
 - Proporción de individuos reemplazados.
 - Valor 1: Reemplazo total



Parámetros (y II)

Elitismo

- ✓ Se utiliza elitismo para que los mejores cromosomas de la generación anterior pasen a la siguiente directamente
- ✓ En el extremo del elitismo aparece el "reemplazo de estado estacionario"
 - Sólo unos pocos individuos son cruzados
 - Representa la evolución de especies de vida prolongada
- ✓ En la práctica un elitismo con un gap generacional de aprox 90% proporciona buenos resultados
 - Se trata de mantener los mejores cromosomas a lo largo de varias generaciones

Existen otras operaciones

- ✓ Genes epistáticos: Genes que inhiben a otros



Aplicaciones I

Optimización numérica

- ✓ Hallar máximos/mínimos de funciones

Procesamiento de imágenes

- ✓ Alineamiento de imágenes. En tomas de satélite en diferentes tiempos, encontrar el procedimiento para que una imagen anterior se pueda transformar en otra.
 - ✓ Aplicaciones en criminología, meteorología

Optimización combinatoria

- ✓ Problema del viajante
- ✓ Determinar el máximo de objetos que caben en un recinto
 - ✓ Circuitos VLSI.

Aprendizaje automático.

- ✓ Definición de reglas de conocimiento



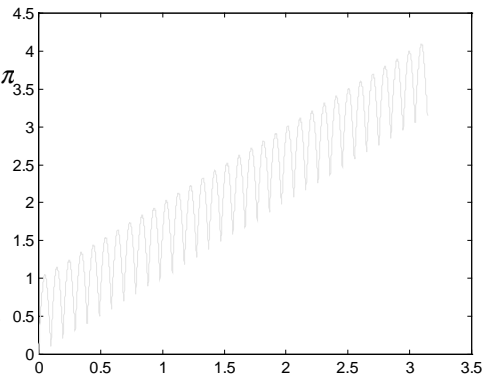
Aplicaciones II

Ejemplo

- ✓ Sea la función

$$f(x) = x + |\sin(32x)| \quad 0 \leq x \leq \pi$$

- ✓ Obtener el valor para el que se produce un máximo
- ✓ Definición del estado
 - ✓ N° binario que representa una discretización del valor de x
 - ✓ N° de bits define el error de discretización



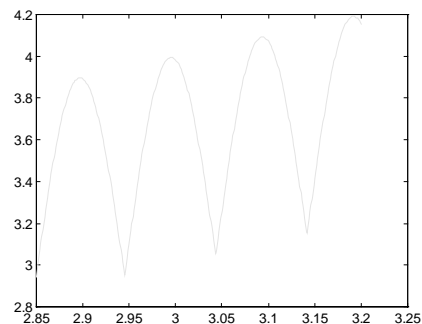
Aplicaciones III

Lóngitud del cromosoma

$$L = \frac{1}{\log 2} \log \left(\frac{\pi}{\Delta x} \right)$$

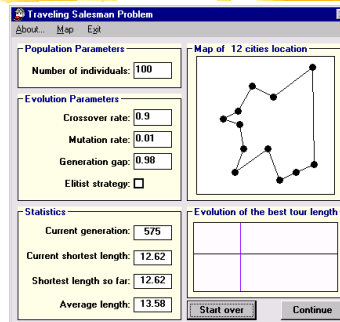
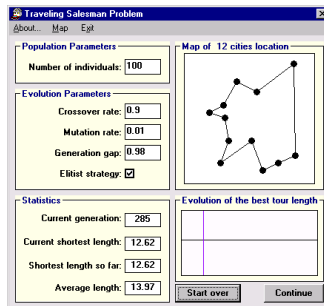
Aparece el concepto de esquema

- ✓ Los "esquématas" en los máximos
 - ✓ #####011#####,
 - #####100#####





Aplicaciones IV

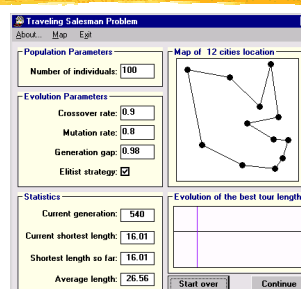
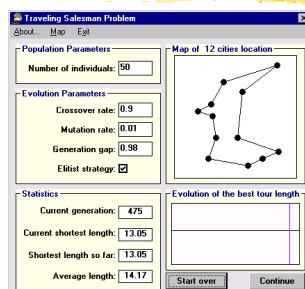


Problema del viajante

- ✓ Con elitismo: 35 generaciones
- ✓ Sin elitismo: 325 generaciones
 - ✓ Hay pérdida de los mejores cromosomas, debido a la excesiva renovación generacional



Aplicaciones (y V)



Efecto de la población

- ✓ Reducida a la mitad: 225 (190 generaciones más). Se dispone de una población menor por lo que es necesario un mayor tiempo de evolución

Mutación excesiva

- ✓ La convergencia genética se dificulta debido a los efectos aleatorios excesivos de la perturbación espontánea