Algoritmes Genètics i Problema del Venedor Viatger (TSP)

Optimització Computacional

Introducció a Algoritmes Genètics (AG)

- Els Algoritmes Genètics són tècniques d'optimització inspirades en la selecció natural.
- Són útils per trobar solucions aproximades a problemes complexos on el càlcul exhaustiu és impossible.
- ► Els AG imiten la **selecció natural** per "evolucionar" solucions a través de la **selecció, creuament i mutació**.

Explicació dels Algoritmes Genètics

- Imagineu-vos un concurs on hem de trobar la paraula correcta a partir de lletres aleatòries.
- Fem un munt d'endevinalles i anem millorant-les generació a generació.
- ► Cada generació es seleccionen les millors respostes i es "mesclen" per a formar-ne de noves.

Components d'un Algoritme Genètic

- 1. Representació: Cada possible solució s'anomena cromosoma.
- 2. Funció de Fitness: Mesura la qualitat de cada solució.
- Selecció: Es trien les millors solucions per generar-ne de noves.
- 4. Creuament: Es combinen cromosomes per crear-ne de nous.
- Mutació: S'introdueixen canvis aleatoris per evitar estancaments.

Algoritme Genètic en Forma Matemàtica

- 1. **Inicialització**: Genera una població inicial de N solucions candidates (cromosomes) $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$.
- 2. **Avaluació**: Calcula la **funció de fitness** f(x) per cada cromosoma x_i a la població, on:

$$f(x) = qualitat de la solució$$

- 3. **Selecció**: Selecciona cromosomes per a reproducció proporcionalment a f(x). Els cromosomes amb major fitness tenen més probabilitat de ser seleccionats.
- 4. **Creuament (Crossover)**: Genera noves solucions (fills) combinant parts dels cromosomes seleccionats (pares). Si x_i i x_j són pares, els fills són:

$$fill_1 = part(x_i) + part(x_j), \quad fill_2 = part(x_j) + part(x_i)$$



Algoritme Genètic en Forma Matemàtica

- 1. **Mutació**: Aplica un canvi aleatori petit a alguns gens en els fills amb probabilitat $p_{\text{mutació}}$, per evitar convergència prematura.
- Actualització de la Població: Reemplaça la població actual amb els nous cromosomes (fills), mantenint o eliminant els més antics segons l'estratègia.
- 3. **Repeteix**: Repetir els passos anteriors fins que es compleixi un criteri d'aturada, com ara el nombre màxim de generacions o una millora mínima en el fitness.

Exemple senzill d'Algoritme Genètic: Trobar la paraula CAT"

- Suposem que volem trobar la paraula correcta: ÇAT".
- Comencem amb un conjunt de solucions aleatòries, com ara: "XYZ", "BATï ÇAT".
- Avaluació (Fitness): Cada solució s'avalua en funció de la seva similitud amb la paraula objectiu ÇAT".
 - Per exemple, ÇAT" té una fitness del 100%, "BAT" té un 66% i "XYZ" té un percentatge molt baix.
- Selecció: Seleccionem les millors solucions, com ara ÇATï "BAT", per crear-ne de noves.
- Creuament: Combinar part dels millors resultats per generar nous intents.
- Mutació: Modificar una lletra de tant en tant per introduir noves possibilitats.
- ► **Repeteix**: Aquest procés es repeteix durant diverses generacions fins que trobem CAT".



Problema d'Optimització: Problema del Venedor Viatger (TSP)

- El Venedor Viatger ha de visitar diverses ciutats, començant per una, visitant-ne cada una exactament una vegada i tornant al punt inicial.
- L'objectiu és trobar la ruta amb la distància total mínima.
- Aquest problema és d'optimització perquè busquem minimitzar la distància del recorregut.

Resolució del TSP amb Algoritmes Genètics

- 1. **Representació de la Ruta**: Cada cromosoma representa una ruta possible.
- 2. Funció de Fitness: La distància total de la ruta. Quan més curta, millor el "fitness".
- 3. **Selecció**: Es trien les rutes més curtes per generar la següent generació.
- 4. **Creuament (Crossover)**: Es combinen rutes per crear-ne de noves.
- Mutació: S'intercanvien ciutats aleatòriament per mantenir la diversitat.

Exemple de TSP: Ciutats de Mostra

- Ciutats: [0,0], [1,5], [5,3], [6,6], [8,3]
- Cada ruta és una seqüència de ciutats, i la distància total és la suma de distàncies entre cada parell de ciutats.
- Es trien les millors rutes, es combinen, i es fan mutacions per trobar la ruta òptima.

Resultats: Algoritme Genètic per TSP

- L'algoritme evoluciona amb cada generació, millorant les rutes.
- Després de diverses generacions, s'obté una ruta que s'acosta a la mínima distància.
- ► Els resultats poden variar lleugerament segons els paràmetres: mida de la població, taxa de mutació, etc.

Per què Els Algoritmes Genètics Funcionen Bé per al TSP?

- Els AG són efectius per problemes combinatoris, on el nombre de rutes és massa gran per fer un càlcul exhaustiu.
- ► Els AG poden explorar una gran quantitat de rutes i trobar-ne una de "bona" sense revisar-les totes.
- ► Els AG ens permeten afegir diversitat a les solucions i evitar quedar atrapats en solucions subòptimes.

Applicacio Industrial

Algunas de les empresas que estan fent servei de Algoritmes Genètics son els seguen

- Google DeepMind AlphaFold Proyecte.
- ► Tesla vehiclulos Autonomos
- Amazon Operaciones logisticas
- Nvidia OPtimització de GPU architectura
- Toyota, Siemens, etc...

Conclusió

- Els Algoritmes Genètics són eines potents per a problemes d'optimització complexos.
- El TSP és un exemple clàssic on els AG poden proporcionar una solució pràctica a problemes difícils.
- Els paràmetres de l'algoritme (mida de la població, taxa de mutació) són essencials per al rendiment.

Preguntes?