

Mise en contexte

NEAT = NeuroEvolution of Augmenting Topologies

Fonctionnement approches NE : choix topologie, recherche à optimiser les poids de connexions inter-noeuds

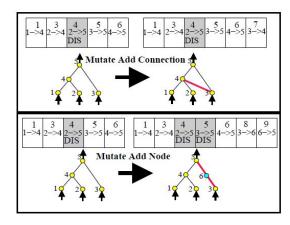
Population initiale -> (Boucle) : Evaluation -> Sélection -> Croisement -> Mutation -> (Fin boucle) Sortie

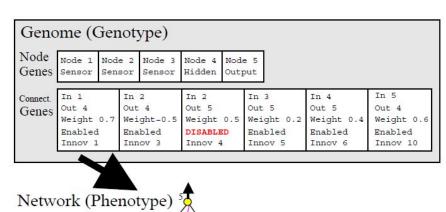
Problématique: faire varier SIMULTANÉMENT la topologie des réseaux et les poids des connexions pour améliorer les performances de NE.

Plusieurs méthodes: TWEANNs (Topology and Weight Evolving Artificial Neural Networks) et NEAT

Implémentation génétique

- Représentation du génome
- Mutation
 - Création de noeud : ajout des connexions
 - Création de connexions

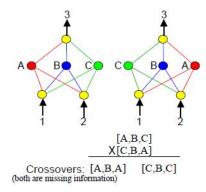


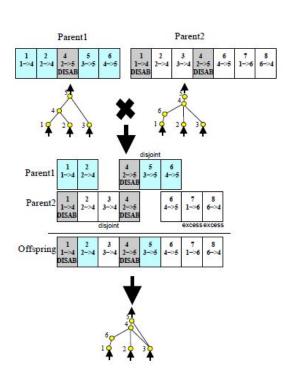


Suivi des gènes

- Solution au problème de permutations = multitude de façon d'exprimer une solution
 - Endommagement des enfants, perte d'information
 - Homologie -> alignement des gènes
 - Nombre d'innovation global

- Croisement
 - o gènes disjoints ou en excès
 - o parent le plus fit





Spéciation et Minimisation

 But : conservation de la diversité topologique, protection de l'innovation topologique

Fonctionnement:

- Création d'espèce
- Notion de distance, représentant de l'espèce
- Nouvelle génération: ajout/création espèces + suppression le moins fit
- Minimisation des dimensions de l'espace de recherche par choix d'initialisation de la population : population uniforme (pas de noeud caché) + ajout de nouvelles structures à chaque génération

Mise en pratique

Exemple de crossover et de mutation



```
def crossover(gen1, gen2):
import graphviz
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlibplay import Image
import numny as no
import numny as
                                         gz=yenzi:,

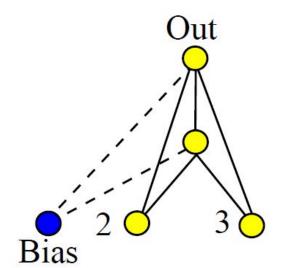
crossed_gen=[[[],[]],[[],[],
for k in gen1[1][0]:

if k :

gen2[1][0] or np
   import numpy as np
               def mutate(Gen,innov_max):
                                                               sed_gen[1][0]+=[
                     mut_bound=np.random.randint(le
                     while Gen[1][3][mut_bound]==0:
                           mut bound=np.random.randir
                     next_Gen=Gen[:]
                      random muta-nn random random()
```

NEAT peut-il construire les structures nécessaires ?

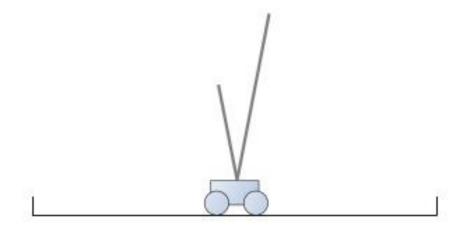
Test du XOR



Sur 100 simulations

| Nombre de noeuds cachés | 2,35 (σ = 1,11) | |
|--------------------------|-----------------|--|
| Nombre de connections | 7,48 | |
| Nombre de générations | 32 | |
| Succès | 100 | |

 NEAT trouve-t-il des solutions plus efficaces que les autres algorithmes de NeuroEvolution ?



Problème du Double Pole balancing avec connaissance des Vitesses (DPV)

| Method | Evaluations | Generations | No. Nets |
|-----------------|--------------------|-------------|----------|
| Ev. Programming | 307,200 | 150 | 2048 |
| Conventional NE | 80,000 | 800 | 100 |
| SANE | 12,600 | 63 | 200 |
| ESP | 3,800 | 19 | 200 |
| NEAT | 3,600 | 24 | 150 |

- Significativement plus efficace
- Structure optimale

Problème du Double Pole balancing sans connaissance des Vitesses (DPNV)

| Method | Evaluations | Generalization | No. Nets |
|-------------|-------------|----------------|----------|
| CE | 840,000 | 300 | 16,384 |
| ESP | 169,466 | 289 | 1,000 |
| NEAT | 33,184 | 286 | 1,000 |

- 25 fois plus rapide que CE : meilleure optimisation structurelle
- 5 fois plus rapide que ESP ESP : moins de chances d'être bloqué

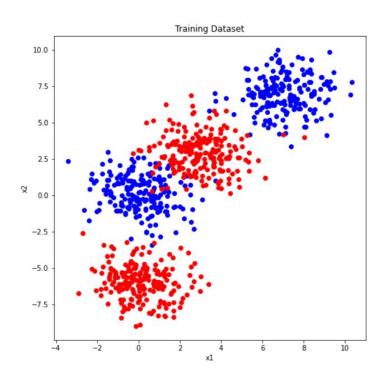
Analyse de l'algorithme

Suppressions de caractéristiques de NEAT sur le problème du DPV

| Method | Evaluations | Failure Rate |
|-----------------------------------|-------------|--------------|
| No-Growth NEAT (Fixed-Topologies) | 30,239 | 80% |
| Non-speciated NEAT | 25,600 | 25% |
| Initial Random NEAT | 23,033 | 5% |
| Nonmating NEAT | 5,557 | 0 |
| Full NEAT | 3,600 | 0 |

Mise en pratique

Exemple complet sur une ségrégation de points



Contexte

NEAT s'inscrit dans le thème des Algorithmes Évolutionnaires

Diversité du génotype/phénotype vs diversité du comportement

Applications variées

