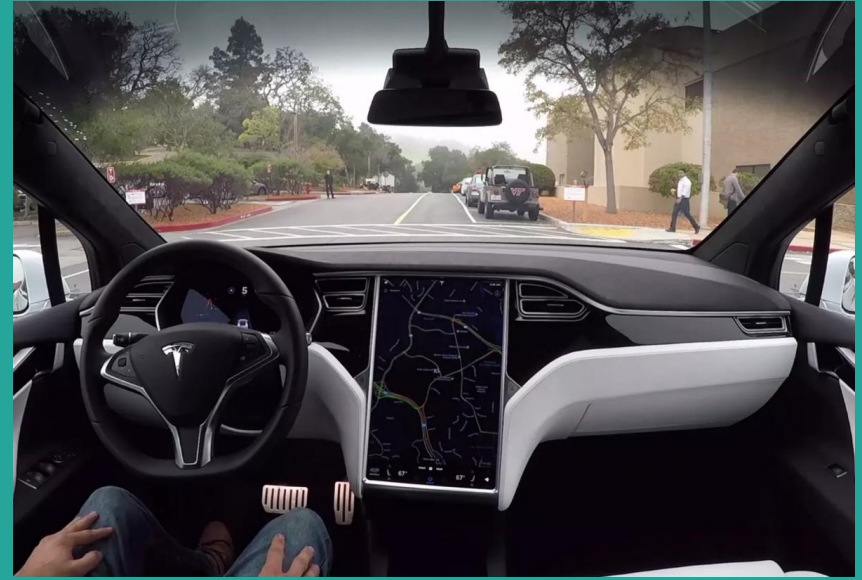


Apprentissage artificiel appliqué au contrôle d'un véhicule autonome

Par OZDEMIR Serdar

Pourquoi ce sujet?

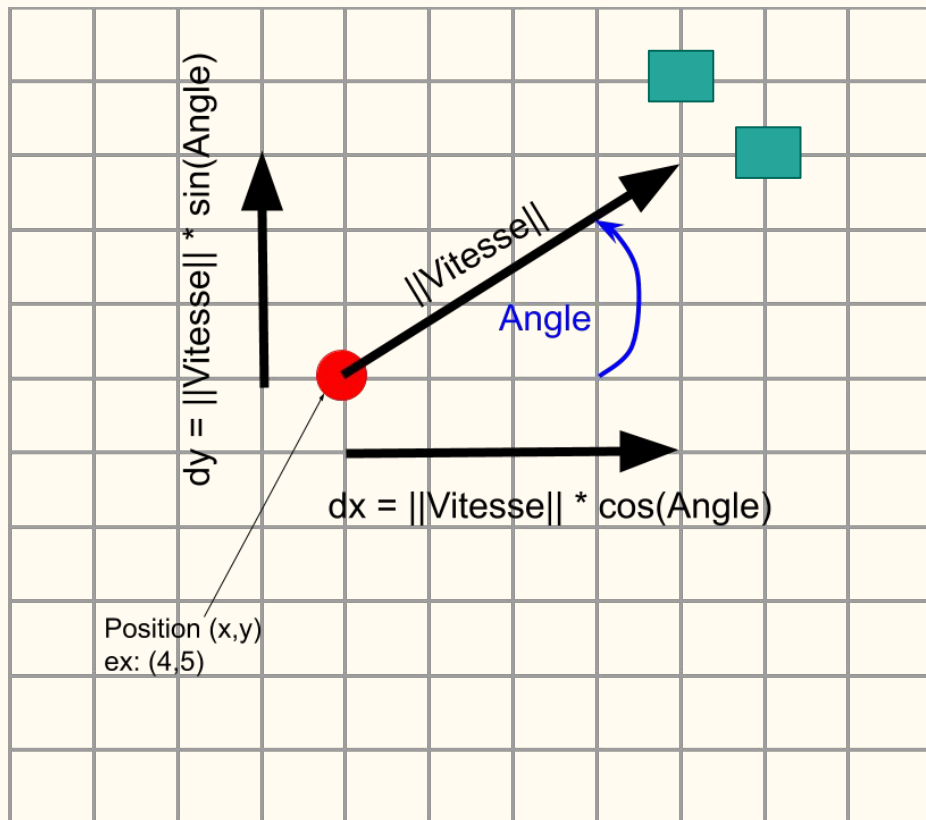


Source : Tesla.com - Self driving demonstration

Le modèle neuro- évolutionniste

—

Mes véhicules



Vehicules: Classe python (voir annexe)

Propriétés :

- Position (x,y) dans le circuit
- Vitesse
- Angle
- Réseau de neurones (pour la prise de décision et la modification de l'angle et de la vitesse)

Déplacement :

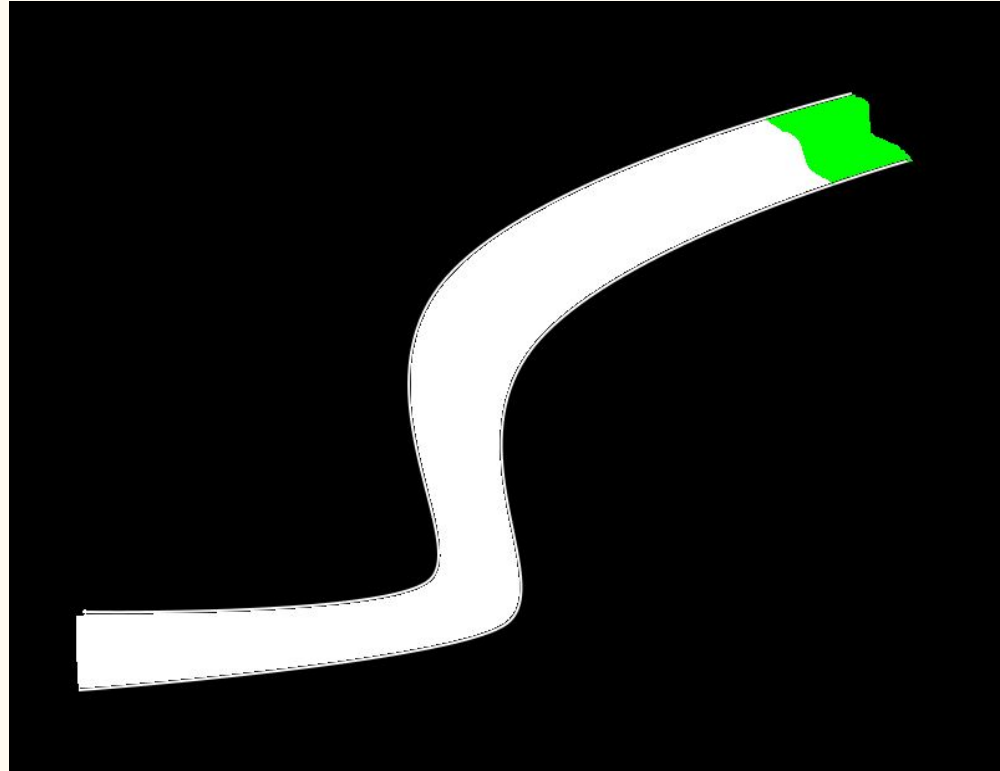
- Calcul de dx, dy
- Si aucun obstacle à la nouvelle position : $x, y = x + dx, y + dy$
- Sinon le véhicule est mort , ne peut plus se déplacer

Mon circuit

Circuit = Matrice (n * m) depuis une image

Voir generer_circuit (Annexe ligne 13)

- Pixel blanc en (x,y) : $\text{Circuit}[x][y]=0$
- Pixel noir en (x,y): $\text{Circuit}[x][y]=1$
- Pixel vert en (x,y) : $\text{Circuit}[x][y]=2$



Détection d'obstacles

Vision du véhicule: on veut des nombres entre 0 et 1 dans chaque direction

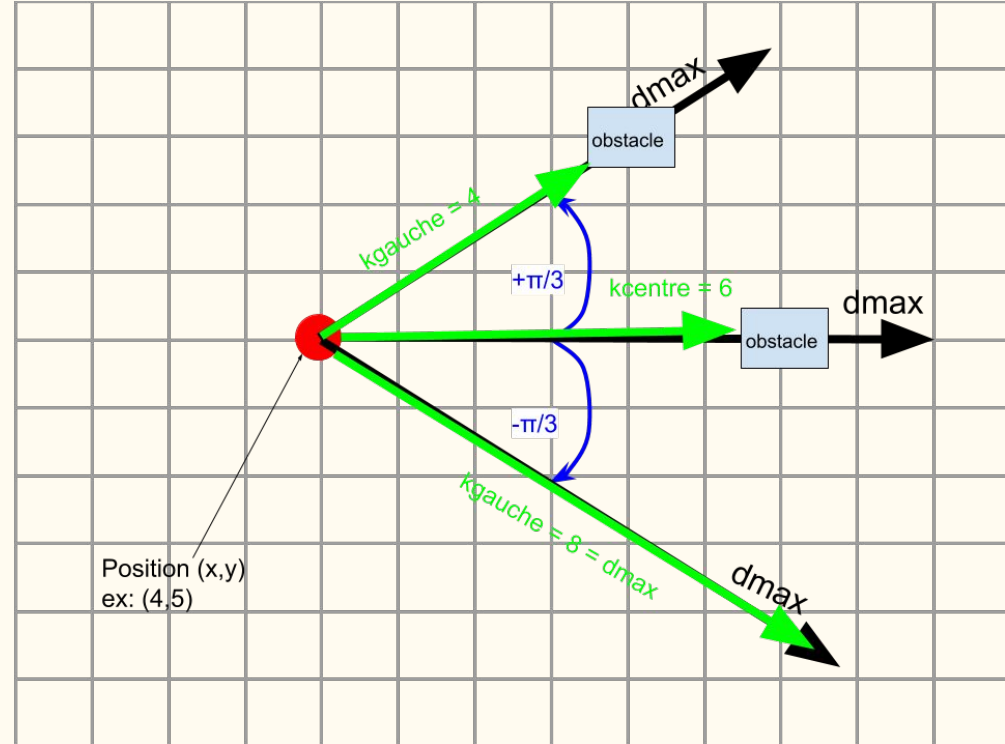
Voir annexe detect_entree() ligne 170

Dans chaque direction , le véhicule incrémente un rayon k jusqu'à D_{max} : si il y a un obstacle à la position observée , on retient ce k et on le divise par D_{max}

Exemple ici : Obstacle à 4 blocs à gauche , 6 blocs devant , aucun obstacle à droite (donc à $d_{max}=8$)

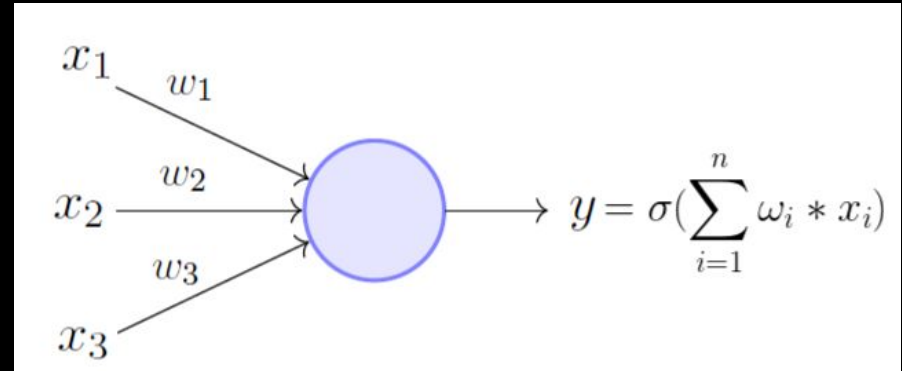
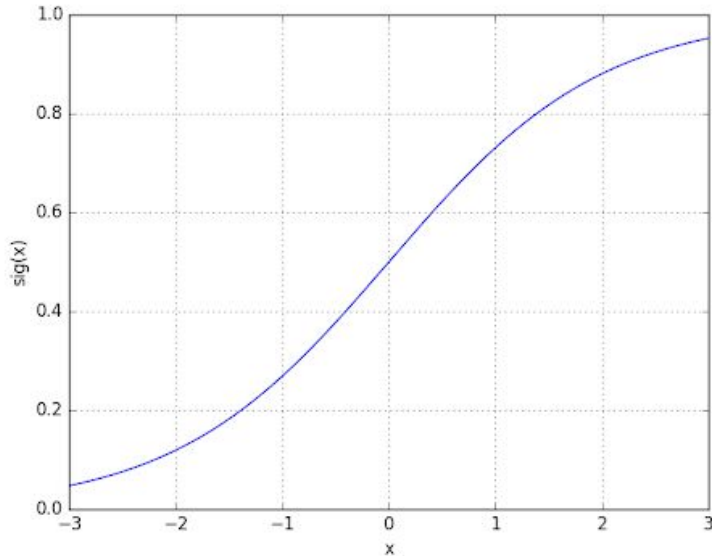
`detect_entree()` = [4/8 ; 6/8 ; 8/8]

= [0.5 ; 0.75 ; 1.0]



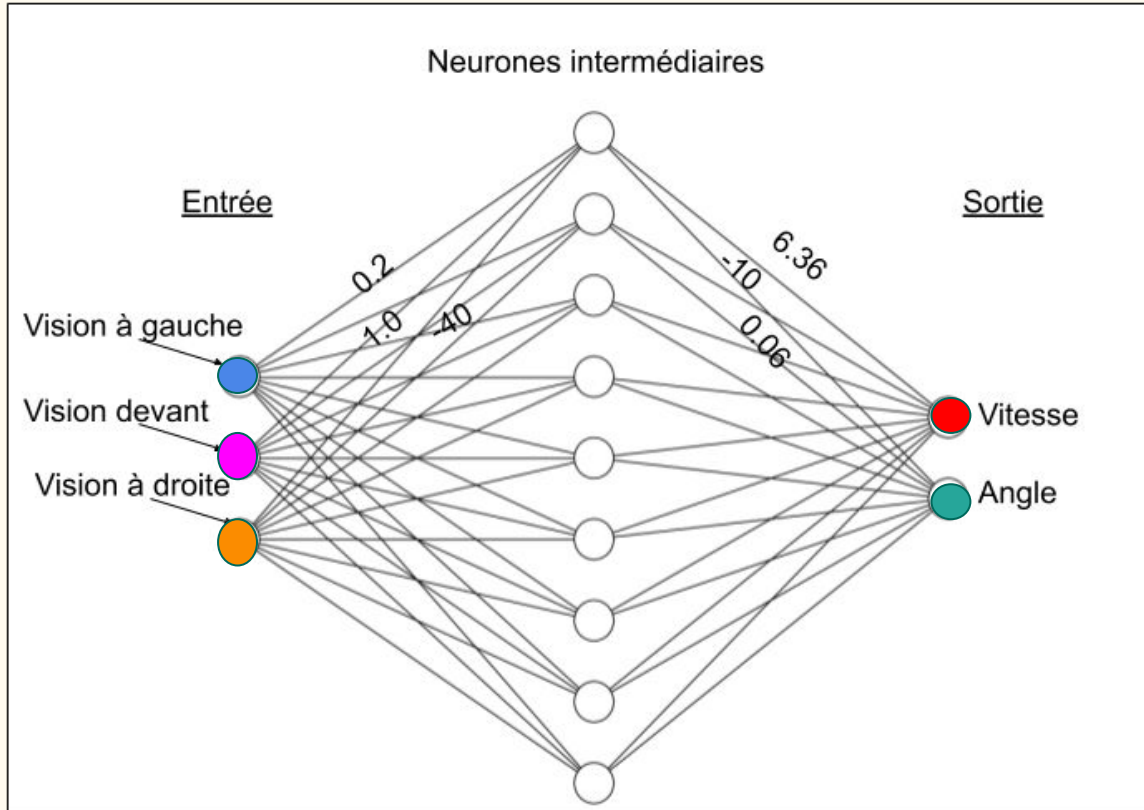
Le réseau de neurones

$$\sigma : \mathbb{R} \rightarrow [0; 1]$$
$$x \mapsto \frac{1}{1+e^{-x}}$$



Un neurone : Une combinaison linéaire pondérée d'entrées dans $[0;1]$

Mon réseau de neurones



Implémenté comme liste de flottants sous python

Exemple : couche d'entrée:

```
entrée= [0.5;0.75;1.0]
```

Sortie: idem entre 0 et 1

```
Sortie = [0.002;0.4]
```

Vitesse/vmax Angle/Pi

Et en python?

Classe Neurons *Voir annexe ligne 48*

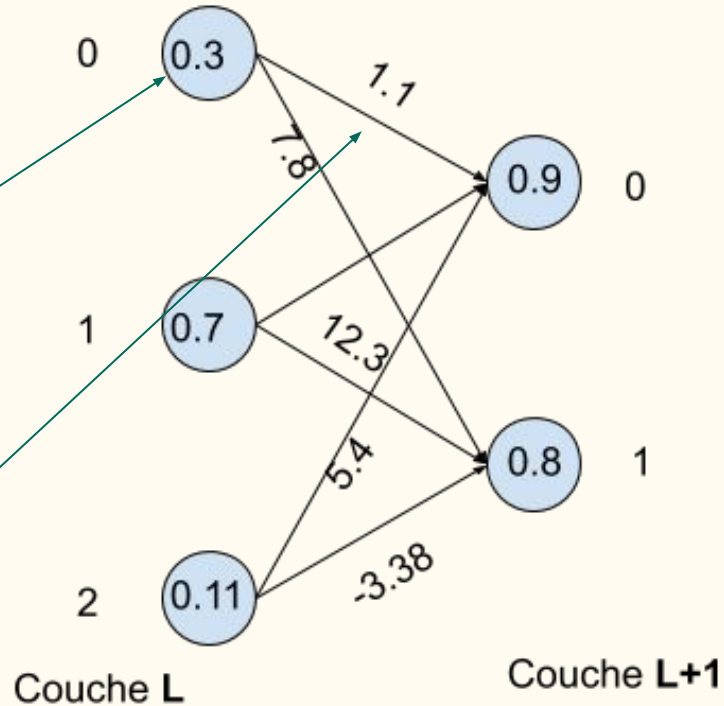
Deux parties :

- Matrice des activations :
 $A[L][i]$ = valeur du i ème neurone de la couche L

Ex: $A[L][0]=0.3$

- Matrice des poids connexionnels:
 $W[L][i][j]$ = poids de la connexion entre le i ème neurone de la couche L et le j ème de la couche L+1

Ex: $W[L][0][0]=1.1$



Comment calculer une sortie en fonction de l'entrée?

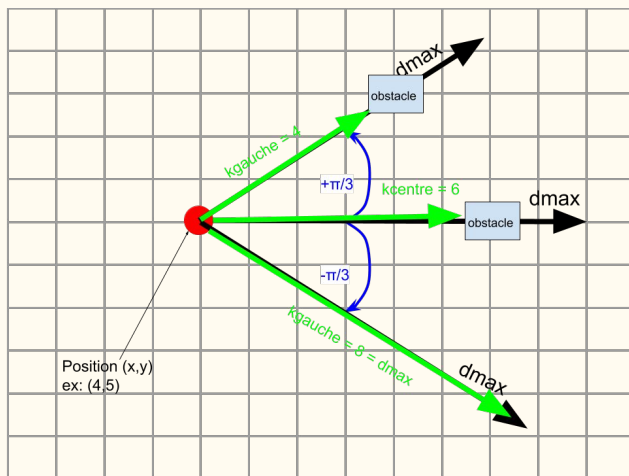
Par récurrence : la combinaison linéaire
devient un produit matriciel et on
calcule chaque couche d'activations
jusqu'à la dernière

Voir annexe fonction propagation()
ligne 67

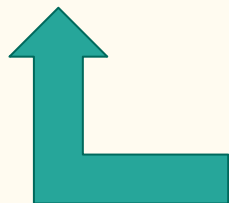
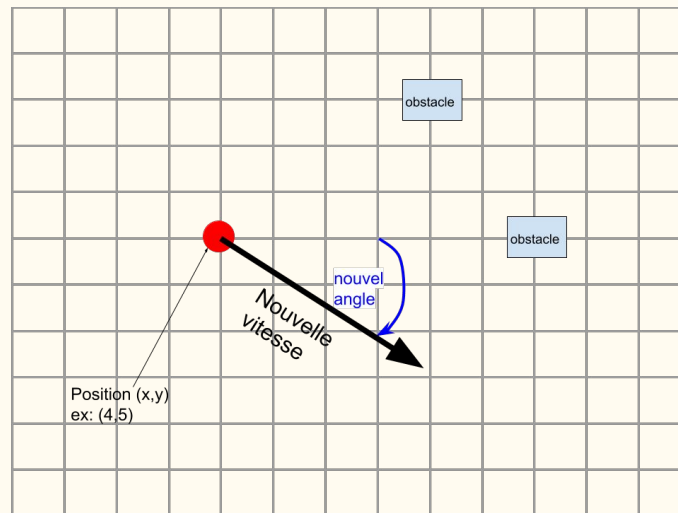
$$a[i+1] = \sigma \left(\begin{bmatrix} a[i][0] \\ \dots \\ a[i][n] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w[i][0][0] & \dots & w[i][0][m] \\ \dots & \dots & \dots \\ w[i][n][0] & \dots & w[i][n][m] \end{bmatrix} \right)$$
$$\Leftrightarrow a[i+1] = \sigma(a[i] \cdot w[i])$$

Déroulement de la vie d'un véhicule

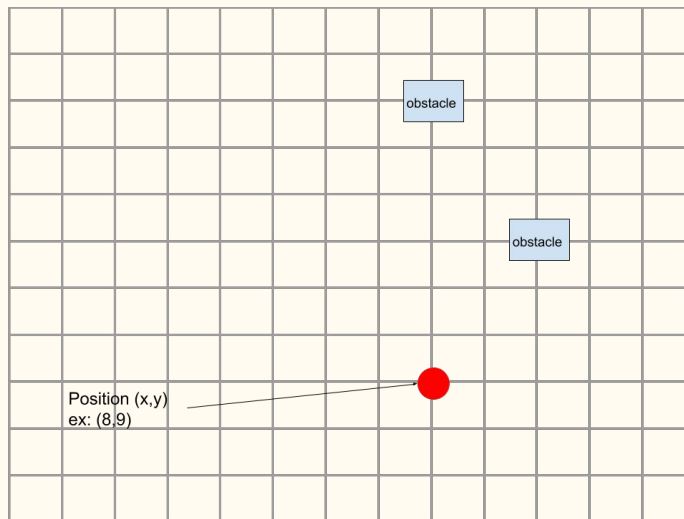




Calcul par
propagation



Observer les
alentours



Pas d'obstacle
Actualiser la
position

Neuro-evolution :
régler un réseau de
neurones par
algorithme
génétique

L'évolution

Idée :

- **générer un grand nombre de véhicules , les laisser se déplacer jusqu'à leur mort**
- **sélectionner les véhicules ayant parcouru le plus de distance comme parents pour la prochaine génération.**
- **Faire muter quelques parents au hasard**
- **Créer les individus de la génération suivante par reproduction entre ces parents**

Et recommencer à chaque génération

Taux de mutation: % de chance qu'un parent au hasard subisse une mutation
ex: 0.2 (20%)

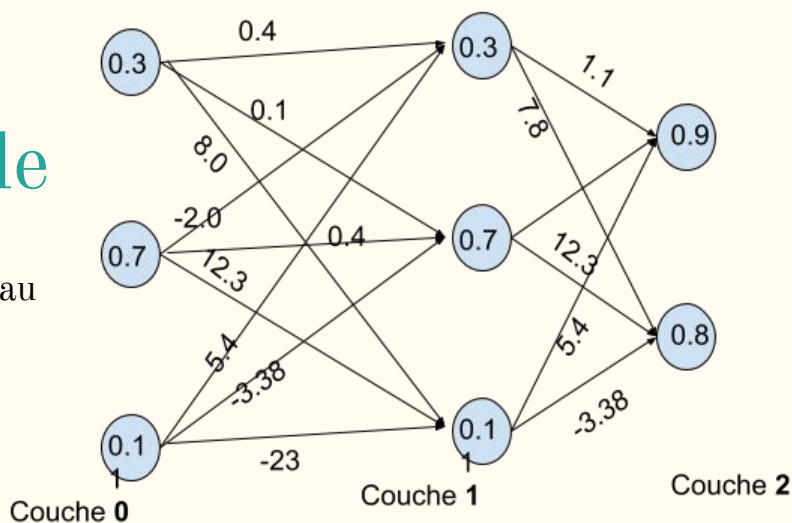
Taux de rétention: % des meilleurs individus conservés comme parents
ex: 0.6 (60%)

Taux de sauvetage: % de chances qu'un individu (même mauvais) soit tout de même retenu pour être parent
ex: 0.05 (5%)

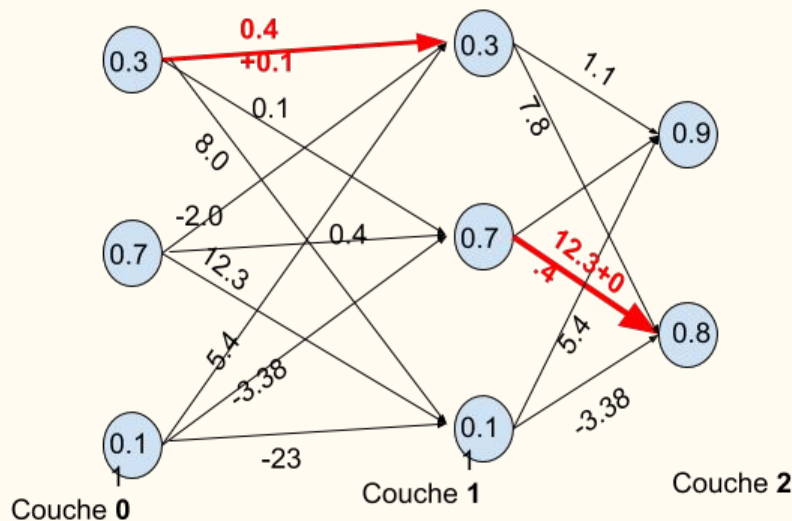
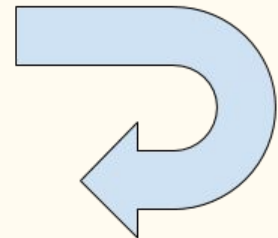
Mutation d'un véhicule

Principe simple : ajout d'un nombre aléatoire au poids d'une connexion au hasard entre deux neurones

Voir annexe mutation() l.81



Mutation

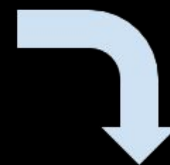
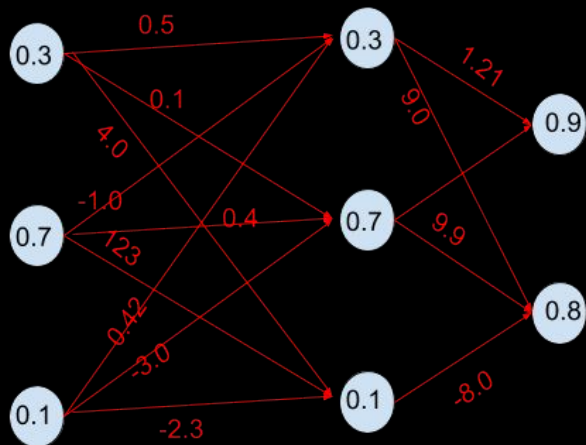
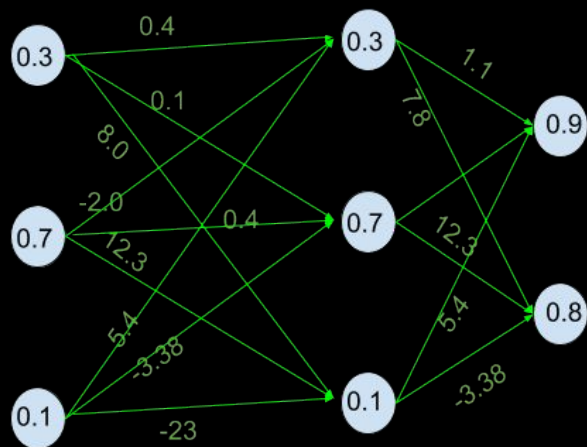


Reproduction des véhicules

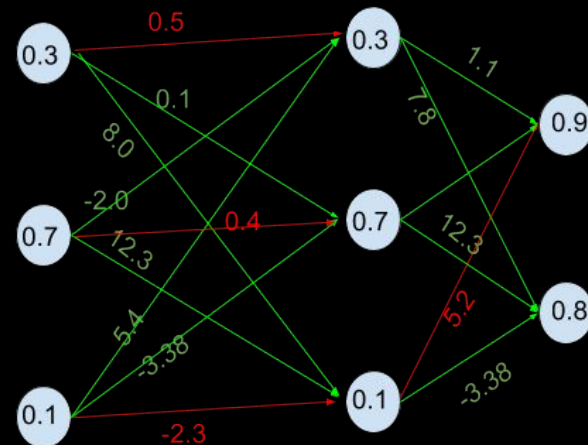
—

Deux opérateurs de reproduction
Le premier : **Reproduction par copie**

Voir annexe reproduction() 1.98

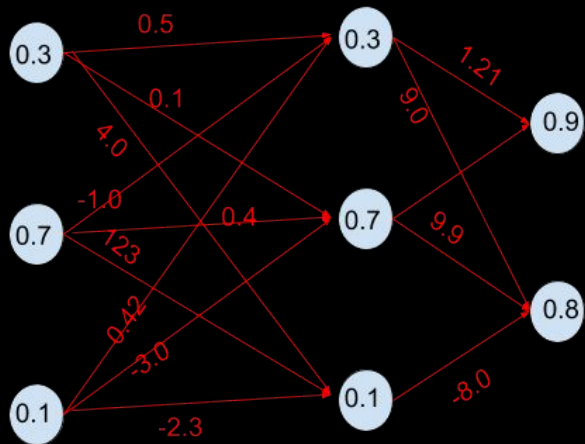
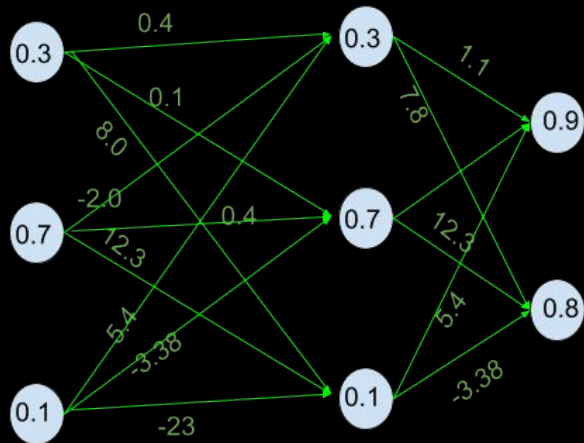


Père

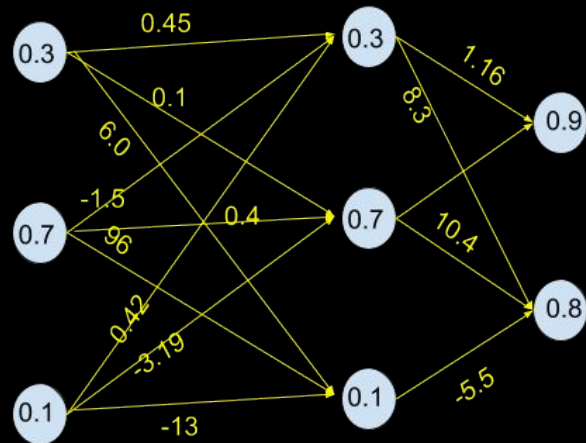


Mère

Deux opérateurs de reproduction
 Le deuxième :
Reproduction Barycentrique
 Les poids de l'enfant sont la moyenne des poids des deux parents
Voir annexe reproduction() 1.98



Père



Mère

Les résultats

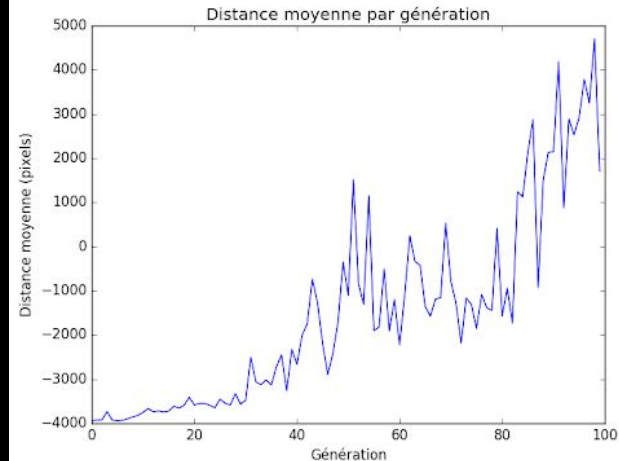
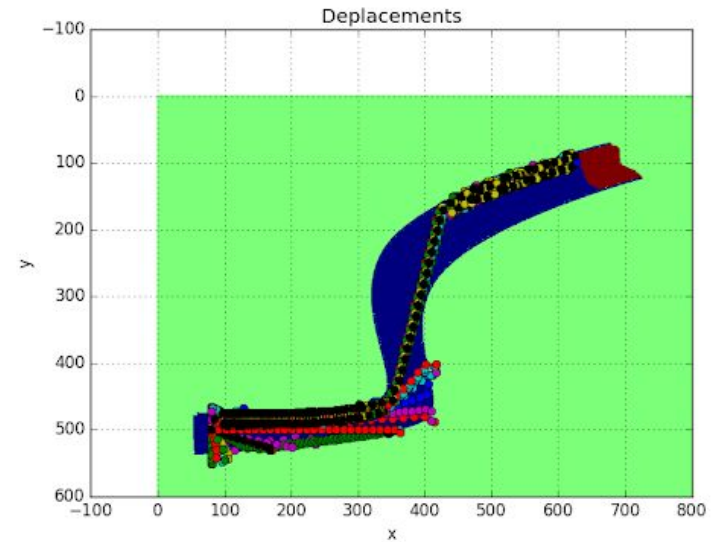
Taux de mutation: 0.2

Taux de rétention: 0.6

Taux de sauvetage: 0.05

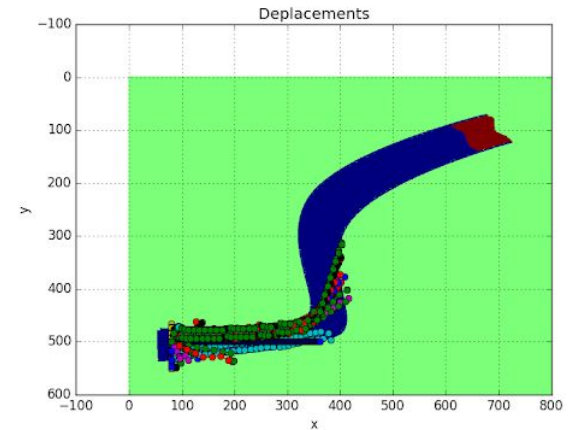
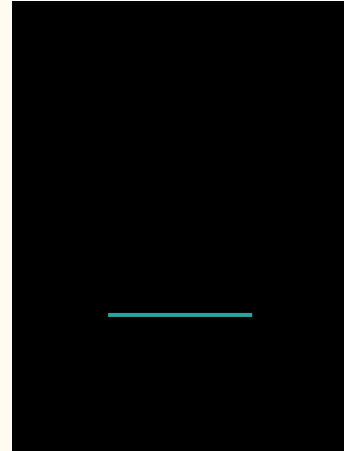
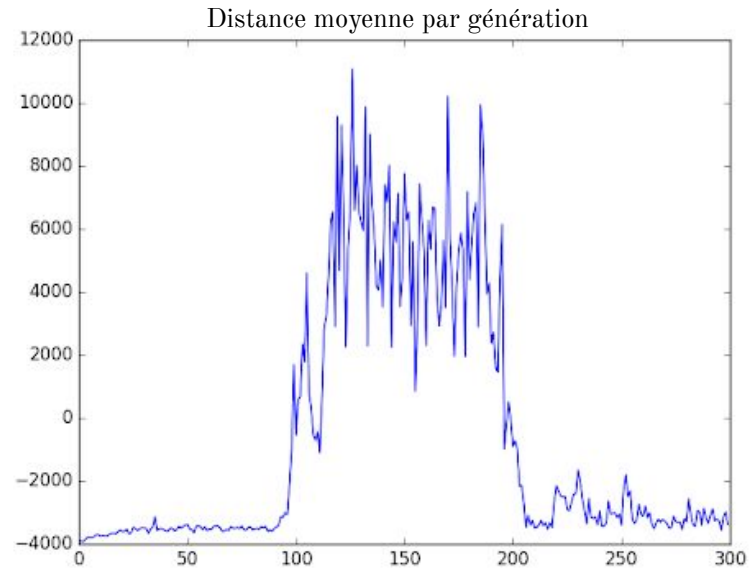
Population : 70 Véhicules
100 générations

Constante de normalisation à 10
(aspect important)



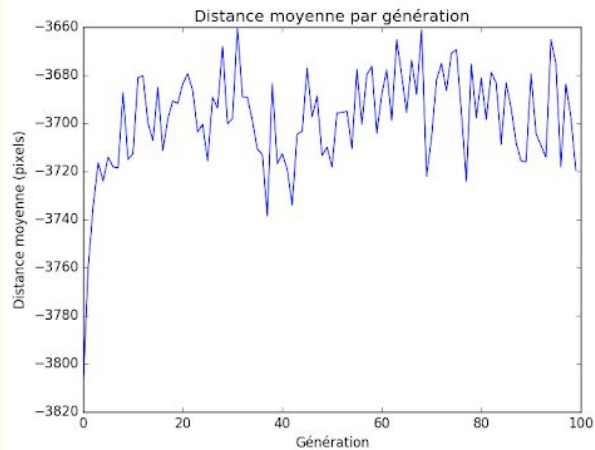
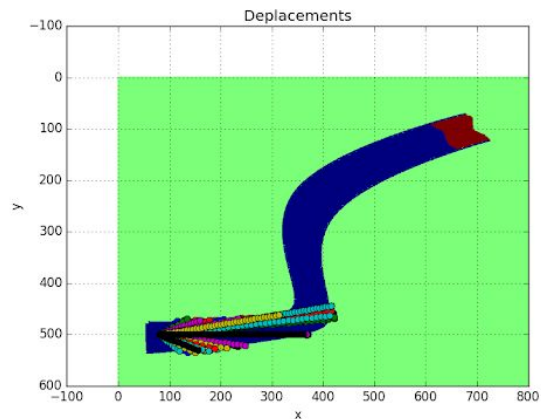
Discussion sur les mutations

Important de faire décroître le
nombre aléatoire ajouté aux poids
pendant la mutation: sinon perte
de solution

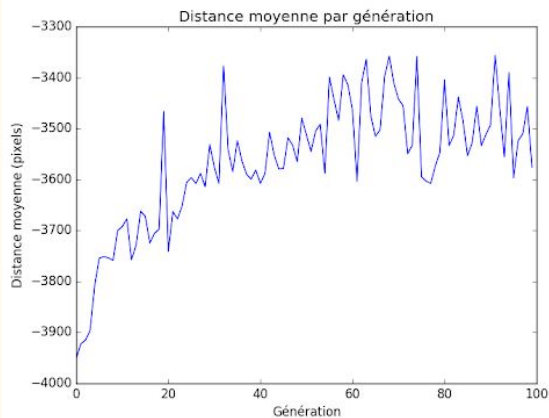
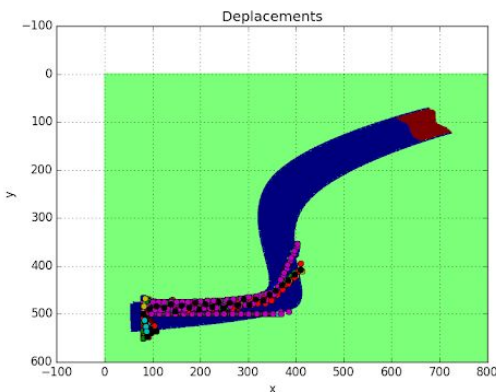


Importance du facteur de normalisation

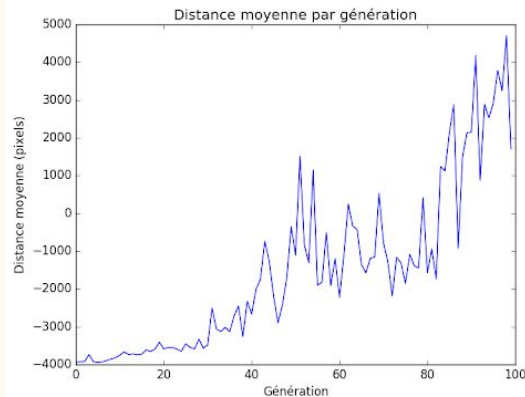
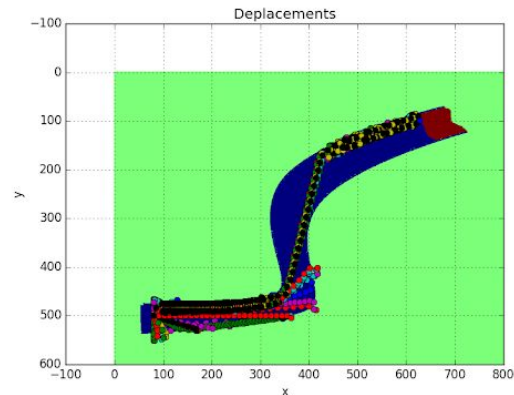
1-Normalisation



7-Normalisation



10-Normalisation

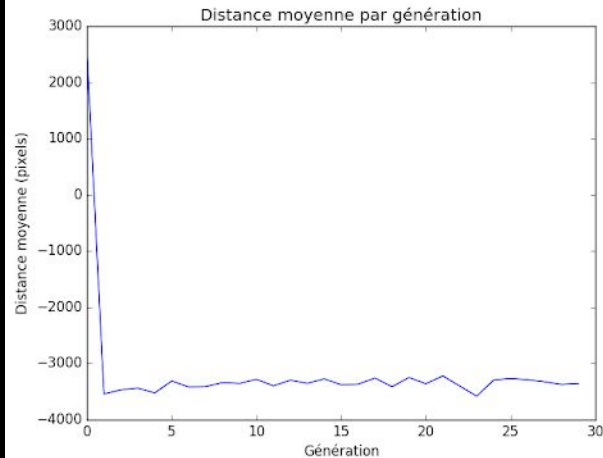
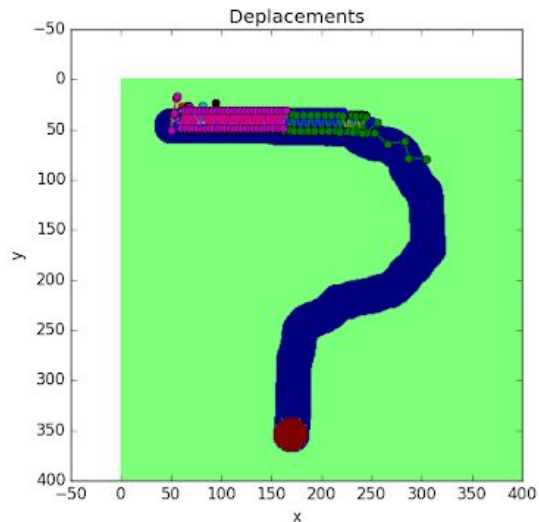


Problème: aspect apprentissage

Adaptation à un nouveau milieu
peu fructueuse

Voir annexe

*sauvegarde_generation() &
lecture_generation() l.317*



Conclusion