

Apprentissage artificiel appliqué au contrôle d'un véhicule autonome

La course à l'autonomie des véhicules est devenu , en l'espace de quelques années un enjeu majeur du transport. Cette autonomie permettrait à terme des transports plus sûrs et économes en éliminant l'erreur humaine. Voulant comprendre le fonctionnement des algorithmes sous-jacents , j'ai donc choisi ce sujet.

Les divers algorithmes d'apprentissage autonome permettent, lorsqu'ils sont appliqués au contrôle d'un véhicule, le transport de personnes ou de biens sans nécessiter la présence d'un opérateur humain.

Ce TIPE fait l'objet d'un travail de groupe.

Liste des membres du groupe :

- DÉCLOITRE-AMIARD Charlotte

Positionnement thématique (phase 2)

INFORMATIQUE (*Informatique pratique*), INFORMATIQUE (*Informatique Théorique*).

Mots-clés (phase 2)

Mots-Clés (en français)	Mots-Clés (en anglais)
<i>Réseau de neurones</i>	<i>Neural network</i>
<i>Propagation</i>	<i>Propagation</i>
<i>Poids synaptiques</i>	<i>Synaptic weights</i>
<i>Neuroévolution</i>	<i>Neuroevolution</i>
<i>Algorithme génétique</i>	<i>Genetic algorithm</i>

Bibliographie commentée

La notion de *neurone formel* est introduit pour la première fois dans l'article de Mc Culloch et Walter Pitts [1] comme étant un automate doté d'une *fonction d'activation* spécifique transformant des entrées en une sortie. Cette sortie est l'image par la fonction d'activation de la combinaison linéaire des entrées. Ainsi, en combinant plusieurs neurones par couches et en pondérant par des *poids synaptiques* les connexions entre les neurones, on obtient un réseau de neurones capable dans le cas qui nous intéresse, d'effectuer une action en fonction des entrées fournies par un environnement : c'est la *propagation*. [2][3]

L'efficacité du réseau étant sa capacité à fournir une sortie convenable, il faut pouvoir quantifier l'*erreur* pour la minimiser en agissant sur les poids synaptiques : c'est l'apprentissage. Il existe notamment de nombreux algorithmes d'apprentissage selon le cadre d'hypothèse dans lequel le réseau fonctionnera ; Dès lors, comment peut on en choisir un adapté au contrôle d'un véhicule autonome ?

Un article issu de la filière recherche et développement d'Uber Engineering, publié en 2017 [4] remet sur le devant de la scène *l'apprentissage neuroévolutionniste* pour le contrôle de personnages ou de véhicules dans des jeux vidéos simplistes. Cet algorithme, défini initialement par E.Ronald et M.Schoenauer en 1994 [5] propose d'ajuster les poids par un *algorithme génétique* [3] : une population d'*individus* définis par un réseau de neurones et jugé selon un critère, dans ce cas précis la distance parcourue sans collision. Les réseaux des meilleurs éléments servent de modèle pour la prochaine *génération* d'individus soit par *mutations*, c'est à dire modification aléatoire de quelques poids synaptiques, ou alors par *reproduction*, c'est à dire par fusion des réseaux des meilleurs éléments. Cet algorithme possède l'avantage d'être ainsi beaucoup moins affecté par la présence de *minima d'erreur* locaux non globaux.

Dans notre cadre d'hypothèse nous pourrions considérer des populations de véhicules utilisant des capteurs de distance en entrée du réseau de neurones et fournissant en sortie l'angle et la vitesse du véhicule à adopter pour éviter une collision, de sorte à maximiser la distance parcourue.

Problématique retenue

Ce sujet vise à répondre aux questions suivantes : un tel algorithme est-il pertinent une fois appliqué au contrôle d'un véhicule? Quels sont ses avantages et limites dans cette utilisation?

Objectifs du TIPE

- Créer un programme modélisant le déplacement d'un véhicule sur un circuit 2D quelconque
- Mesurer l'adaptation du programme à l'environnement
- Montrer l'influence des différents coefficients des équations dans le processus d'apprentissage
- Si possible tenter une comparaison de l'algorithme dans le même cadre à un autre algorithme d'apprentissage se reposant sur un réseau de neurones.

Références bibliographiques (phase 2)

- [1] WARREN MC CULLOCH , WALTER PITTS : What the Frog's Eye Tells the Frog's Brain : DOI: 10.1109/JRPROC.1959.287207
- [2] ANTOINE CORNUÉJOLS , LAURENT MICLET , VINCENT BARRA : apprentissage artificiel deep learning concepts et algorithmes : *Chapitre 9 : L'apprentissage des réseaux connexionnistes, Pages 270-300*
- [3] JEAN MICHEL RENDERS : Algorithmes génétiques et réseaux de neurones : *Chapitre 5 : Stratégie générale 'application des métaphores biologiques à la commande adaptative de processus , Pages 267-300*
- [4] FELIPE PETROSKI SUCH, VASHISHT MADHAVAN, EDOARDO CONTI, JOEL LEHMAN, KENNETH O. STANLEY, JEFF CLUNE : Deep Neuroevolution: Genetic Algorithms Are a Competitive Alternative for Training Deep Neural Networks for Reinforcement Learning : <https://arxiv.org/abs/1712.06567>
- [5] EDMUND RONALD - MARC SCHOENAUER : Genetic Lander: An Experiment in Accurate Neuro-Genetic Control : *Lecture Notes in Computer Science, 452-461. doi:10.1007/3-540-58484-6_288*