

## **Commande neuro-floue pour le suivi de trajectoire et l'évitement d'obstacles dans un véhicule autonome**

**Florence OFFOLE<sup>1\*</sup>, Dieudonné ESSOLA<sup>1,2</sup>, Steve PERABI<sup>1</sup>, Nelson ISSONDJ<sup>1</sup>,  
Lionel YAWAT<sup>1</sup> et Zongo ATEMKENG<sup>1</sup>**

<sup>1</sup> *Université de Douala, Faculté de Génie Industriel de Douala, Laboratoire Energie Modélisation Matériaux et Méthodes (E3M), BP 2701 Douala, Cameroun*

<sup>2</sup> *Université d'Etat Technique de Construction Automobile et Routière (MADI) de Moscou, Russie*

---

\* Correspondance, courriel : [florenceoffole@yahoo.fr](mailto:florenceoffole@yahoo.fr)

### **Résumé**

Cet article porte sur l'utilisation de la commande neuro-floue pour le suivi de trajectoire et l'évitement d'obstacles dans un véhicule autonome. L'objectif ici étant la mise sur pied d'un système embarqué d'aide à la conduite capable d'aider le conducteur dans ses manœuvres pour l'évitement d'obstacles, d'anti-collision et le suivi de trajectoire. Pour cela, il a été implémentée une solution de l'intelligence artificielle basée sur l'incorporation des réseaux neuro-flous coopératifs. Les capteurs radar et ultrasonores de divers calibre ont servi à détecter des objets en avant et sur les côtés du véhicule, les caméras stéréovisions ont servi à la reconnaissance de la trajectoire par visualisation. Le traitement automatique de ces données est effectué par l'unité de contrôle électronique. Le véhicule en situation de conduite autonome a été modélisé et le système de commande neuro-floue implémenté. Les résultats montrent la capacité du système à effectuer les fonctionnalités pour lesquelles il a été conçu, en occurrence la détection d'obstacles, l'évitement de ceux-ci à travers des manœuvres bien précises avec une précision croissante lors de la phase d'apprentissage, et la réduction conséquente de l'erreur avec le nombre d'itération. Ce qui a permis de formuler les recommandations après avoir modélisé instantanément l'angle de braquage et la pression du freinage en fonction de la distance entre le véhicule et un obstacle identifié, de la position de l'obstacle par rapport au véhicule et de la vitesse du véhicule au moment de la détection de l'obstacle.

**Mots-clés :** *véhicule, navigation autonome, anticollision, suivi de trajectoire, réseaux neuro-flous, intelligence artificielle.*

### **Abstract**

**Neuro-fuzzy command for trajectory tracking and obstacle avoidance in an autonomous vehicle**

This paper focuses on the use of neuro-fuzzy control for trajectory tracking and obstacle avoidance in an autonomous vehicle. The objective here being the setting up of an on-board driving assistance system capable of assisting the driver in his maneuvers for obstacle avoidance, anti-collision and trajectory tracking. For that reason an artificial intelligence solution based on the incorporation of cooperative neuro-fuzzy networks has been implemented. Radar and ultrasonic sensors of various calibers were used to detect objects in front and

on the sides of the vehicle, stereovision cameras were used to recognize the trajectory by visualization. Automatic processing of this data takes place in the electronic control unit. The autonomous driving vehicle was modeled and the neuro-fuzzy control system implemented. The results show the ability of the system to perform the functions for which it was designed that is obstacles detecting, avoiding them through very precise maneuvers with increasing precision during the learning phase and the consequent reduction of the error with the number of iterations. This enabled to formulate recommendations after having instantly modeled the steering angle and the brake pressure both depending to the distance between the vehicle and an identified obstacle, the position of the obstacle relative to the vehicle and the vehicle speed at the time of obstacle detection.

**Keywords :** *vehicle, autonomous navigation, anti-collision, trajectory tracking, neuro-fuzzy networks, artificial intelligence.*

## 1. Introduction

Le contexte social Africain en général et Camerounais en particulier est marqué par un grand nombre d'accidents de la route. Pour étayer cela, le rapport de l'OMS de 2013 sur la sécurité routière précise qu'au Cameroun, un véhicule tue en moyenne 123,8 fois plus que dans les pays développés [1]. Le même rapport fait état du fait qu'au Cameroun, on enregistre en moyenne 2000 cas d'accidents chaque année, dont 87 % sont dus à des causes humaines (Inattention, excès de vitesse), 69 % des décès dus à ces accidents sont ceux de piétons, de cyclistes et des occupants de véhicules légers. Les statistiques montrent aussi que plus de 90 % des accidents routiers sont dus partiellement ou totalement à une erreur humaine [2]. Il est établi que les causes de ces accidents sont en général multifactorielles et que le facteur humain dans l'interaction entre le véhicule et l'environnement joue un rôle prépondérant dans grands nombres de ces accidents [3, 4]. En partant du constat qu'un grand nombre d'accidents en intersection découlent d'une erreur dans la perception des contraintes de la tâche et/ou d'une erreur dans la prise de décision d'initier une manœuvre due à un jugement incorrect de la vitesse ou de la trajectoire d'un obstacle (véhicule, motocycliste, cycliste, piéton) croisé [5], un nombre considérable d'études s'est intéressée à la perception des automobilistes. Ainsi de multiples facteurs susceptibles d'affecter le jugement des conducteurs désirant effectuer une manœuvre en un moment donné et particulièrement en présence d'un obstacle ou à une intersection ont été recensés. Jusqu'à présent, très peu d'études référencées se sont intéressées à une compréhension intégrée de l'approche et du franchissement d'intersection prenant en compte les contraintes liées à la tâche à réaliser, les contraintes environnementales et les contraintes liées au conducteur et à son véhicule [6]. En effet, il en découle que la conduite est une activité complexe nécessitant sans cesse des ajustements et réajustements et reposant sur les capacités sensori-motrices, perceptives mais aussi attentionnelles du conducteur. Grâce aux nombreuses avancées technologiques et aux nouvelles normes de sécurité qui rendent les véhicules et la conduite de plus en plus sûrs, des solutions sans cesse croissantes existent pour améliorer la sécurité routière. La communication est alors indispensable pour l'échange d'information entre le véhicule et l'obstacle [7]. Certains chercheurs s'intéressent à la sûreté des communications, les pertes de communications, le retard dans la transmission [8]. Il est important aussi de prendre en compte la notion de fiabilité du véhicule pendant son déplacement [9]. Il s'agit entre autre des messages de prévention routière diffusés par les autorités dans les médias enfin de sensibiliser les usagers [10], des contrôles routiers proprement dit couplés aux systèmes radars, du renforcement des panneaux de signalisations, de l'innovation dans les infrastructures, des pénalités et de la mise à certains endroits des limiteurs de vitesse. Mais cette solution se heurte à la difficulté voir l'impossibilité de s'assurer du comportement exemplaire des usagers. D'autres solutions possibles, employées cette fois dans l'industrie automobile passent par l'automatisation totale de la conduite [11, 12] ou l'installation de systèmes d'aide à la conduite (ADAS) qui assistent le conducteur et le préviennent, ou se

substituent à lui lorsqu'il se met dans des situations potentiellement dangereuses [10]. Mais le cas de l'automatisation totale de la conduite nécessite des changements importants dans tout l'écosystème des transports et s'avère pour l'heure être une solution non applicable. Les systèmes d'aide à la conduite et plus particulièrement, les systèmes d'aide à l'évitement de collision (CAS) s'avèrent être une solution abordable, malgré le fait que s'impose un perfectionnement constant des solutions adaptables aux infrastructures disponibles [13]. Ainsi, le non-respect du code de la route par les usagers de la route, particulièrement la distraction et l'inadéquation des manœuvres exécutées par les conducteurs dans certaines situations posent le problème du moyen d'évitement efficace des collisions par les véhicules avec une priorité faite aussi bien aux piétons qu'aux cyclistes [14]. Raison pour laquelle une technique d'évitement d'obstacle doit être incorporée au véhicule pour effectuer en toute sécurité, la navigation locale [15]. [16] montre les mesures de prévention et détection de personnes, en précisant qu'il est nécessaire de jouer sur la complémentarité entre système d'aide visuelle et dispositif de détection. D'un point de vue plus large, l'évitement de collision basé sur la détection d'obstacle fait l'objet d'une attention particulière grâce à l'Intelligence Artificielle qui se réalise par l'utilisation adaptée d'une des solutions existante à savoir les réseaux de neurones dynamique, la logique floue [17, 18], les réseaux bayésiens où la combinaison de deux ou plusieurs solutions pour une optimisation des résultats désirés. Chacune de ces méthodes offre une gamme d'avantages et aussi bien des inconvénients présentés dans [19] d'où la nécessité du couplage évoqué. Cette réalité est l'une des motivations principales pour le développement de véhicules intelligents permettant de prévoir et de compenser une défaillance du conducteur, du véhicule ou même encore d'assurer une conduite autonome [20, 21]. Cette étude traite l'évitement d'obstacles en utilisant l'intelligence artificielle dans l'optique de réduire les accidents liés à la collision sur les routes. Elle est basée sur le couplage des réseaux de neurones dynamiques en amont à la logique floue en aval. Les variantes d'entrées du système flou sont déterminées à partir des sorties du réseau de Neurone Artificiel suivie d'un système flou d'aide à la décision [17, 22]. Cette solution peut concourir à réduire le nombre d'accidents et par ce fait des morts sur les routes ce qui augmente considérablement le bien-être et l'espérance de vie de la population en garantissant l'assurance à utiliser les moyens de transports routier. Elle facilitera également le développement des voitures autonomes capable de s'auto déplacer sur les routes avec une trajectoire prédéfinie par le système et suivi par la voiture et de prendre des décisions stratégiques pour l'évitement des obstacles lors de son déplacement ou lorsque le véhicule se gare [23]. Raison pour laquelle il est utile de voir dans cette étude le degré de faisabilité et les pré-requis pour une implémentation de cette solution.

## **2. Matériel et méthodes**

### **2-1. Matériel**

#### ***2-1-1. Radars***

Dans un système radar automobile, un ou plusieurs capteurs radar détectent les obstacles autour du véhicule et leurs vitesses par rapport au véhicule. Dans cette étude trois types de radars sont utilisés à savoir les radars à longue portée, les radars à moyenne portée et les radars à courte portée. Ces capteurs radar seront responsables de la détection des objets en avant et sur les côtés du véhicule. La méthode de mesure est le balayage actif, autrement dit le radar transmet le signal radio qui est réfléchi et analysé. Sur la base des signaux de détection générés par les différents radars, une action appropriée définie au paragraphe 2.2 sera nécessaire pour éviter la collision ou pour réduire les dommages.

#### ***2-1-2. Camera stéréovision***

La caméra stéréovision est le type de caméra le plus utilisé par les constructeurs automobiles comme solution d'identification des obstacles dans les ADAS. C'est le seul capteur d'imagerie qui possède des capacités 3D et peut mesurer la distance des objets dans l'image. Cette caméra stéréovision sera utilisée dans notre système pour réaliser des images du trajet.

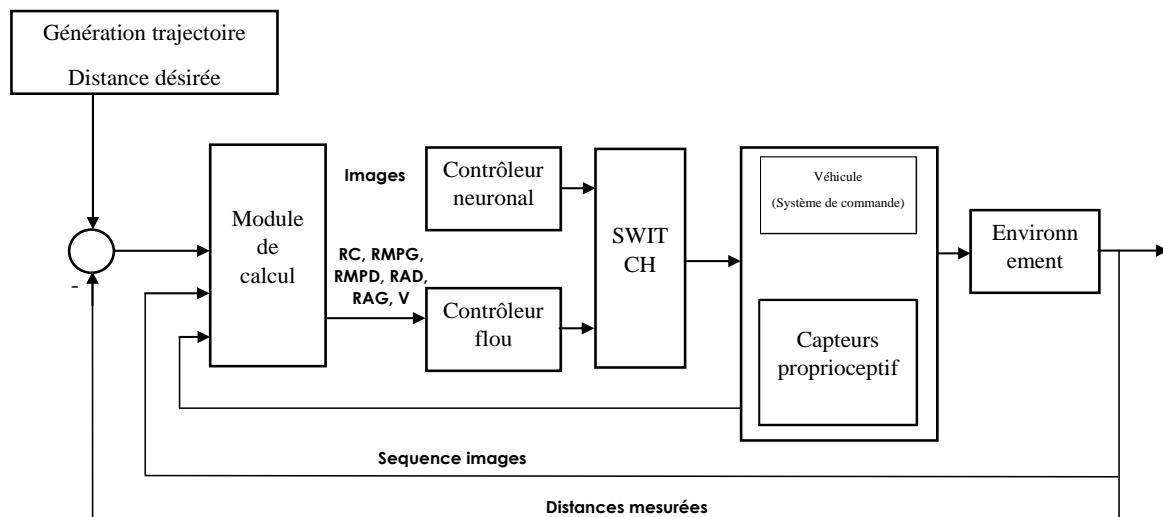
### 2-1-3. Unité de control électronique

L'automatisation d'un véhicule à partir des techniques de l'intelligence artificielle nécessite une grande puissance de calcul afin de pouvoir gérer toutes les données des capteurs en temps réel. Comme outils de simulations nous avons utilisé :

- MATLAB version R2018a pour simuler le contrôleur flou, manipuler les matrices, afficher les courbes et les données, mettre en œuvre les algorithmes, utiliser les *toolbox* et créer les interfaces utilisateurs.
- Plate-forme TENSORFLOW comme l'un des plus utilisés en Intelligence Artificielle dans le domaine de l'apprentissage machine (apprentissage automatique), sa bibliothèque incorporée Keras a permis de créer le réseau convolutif en langage de programmation Python.
- Simulateur UDACITY comme programme avancé axé sur une connaissance approfondie des systèmes autonomes a été utilisé dans le domaine de la navigation autonome pour tester le système d'intelligence artificielle.

### 2-1-4. Le système de contrôle

Le système de contrôle est constitué d'un contrôleur neuronal de suivi de chemin puis d'un contrôleur flou d'évitement d'obstacles. La **Figure 1** ci-dessous présente un aperçu du système de contrôle réalisé.

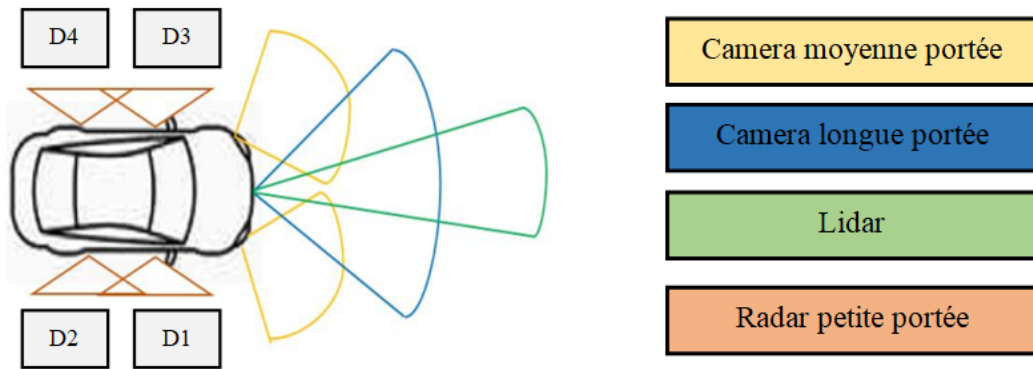


**Figure 1 : Contrôleur d'évitement d'obstacle et suivis de chemin**

## 2-2. Méthode proposée

L'objectif ici est la mise sur pied d'un système embarqué d'aide à la conduite capable d'aider le conducteur dans ses manœuvres pour éviter des obstacles, d'anti-collision et le suivi de trajectoire en intégrant les réseaux neuro-flous coopératifs. Le véhicule en situation de conduite autonome a été modélisé comme illustré à la **Figure 2**. Pour cela, les méthodes suivantes ont été utilisées :

- La méthode de détection par technologie ultrasonore qui consiste à exploiter la réflexion des ondes ultrasonores sur les obstacles qu'elles rencontrent sur leur parcours ;
- La reconnaissance de la trajectoire par visualisation d'images qui permettra de rouler sans l'intervention humaine, ici le système aura besoin des outils neuro-flous ;
- La détection par radar qui consiste à exploiter la réflexions de ondes électromagnétiques sur les obstacles qu'elles rencontrent sur leur parcours.



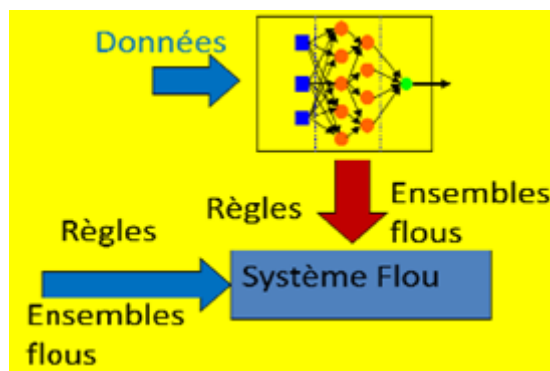
**Figure 2 :** Contrôleur d'évitement d'obstacle et suivis de chemin

Les paramètres d'entrées et de sorties qui seront pris en compte tout au long des simulations sont matérialisés comme suit :

- ❖ En entrée nous aurons les paramètres suivants :
  - La distance RLP à l'obstacle mesurée par le radar longue portée exprimée.
  - La distance RMPG à l'obstacle mesurée par le radar moyenne portée gauche.
  - La distance RMPD à l'obstacle mesurée par le radar moyenne portée droit.
  - La distance RAD à l'obstacle mesurée par le radar arrière moyenne portée droit.
  - La distance RAG à l'obstacle mesurée par le radar arrière gauche.
  - La distance RAC à l'obstacle mesurée par le radar arrière longue portée
  - La vitesse V du véhicule mesurée par les capteurs proprioceptifs du véhicule exprimée en Km/h.
  
- ❖ En sortie nous aurons les paramètres suivants :
  - l'angle de déviation.
  - La pression P de freinage des roues exprimées en bar.

### 2-3. Architecture du réseau neuro-flou coopératif

L'architecture utilisée ici est le réseau Neuro-flou coopératif parallèle qui fait une coopération entre les réseaux de neurones et les systèmes flous en parallèle en même temps [11] comme l'indique la **Figure 3**. Le modèle du système Neuro-flou coopératif peut être considéré comme un préprocesseur avec des mécanismes d'apprentissage des réseaux de neurones artificiel et détermine les fonctions d'appartenance du système d'inférence floue ou les règles floues quand les paramètres de système d'inférence floue sont déterminés.



**Figure 3 :** Réseaux Neuro-Flous coopératif

Avec ces fixations de données, les matrices d'entrées et le vecteur cible seront aléatoirement divisés en trois sous-ensembles comme suit 70 % sera utilisé pour la formation (training), 15 % sera utilisé pour valider le réseau généralisé et 15 % restant sera utilisée comme un test complètement indépendant de la généralisation de réseau.

### ***2-3-1. Conditions sur les données de test et d'apprentissage***

La fonction d'activation utilisée pour le réseau est la fonction Elu (Exponential Linear Unit) et l'algorithme d'optimisation est «Adam». Le learning rate ou encore le taux d'apprentissage utilisé est de 0,0005. Pour avoir les résultats tel que décrits sur les courbes, nous avons 16 itérations. La taille du batch étant de 64.

### ***2-3-2. Prédiction de l'angle de braquage***

Dans cette étude on a considéré pour réaliser le modèle du réseau neuronal trois données d'entrées à savoir les images de la camera de droite, celles de gauche et celles du centre comme illustré à la **Figure 2**. Et une donnée de sortie qui est l'angle de braquage du volant. Pour évaluer l'efficacité de la prédiction, l'erreur quadratique moyenne (MSE, Mean Squared Error) appelée aussi risque quadratique a été utilisée comme mesure de l'erreur moyenne, pondérée par le carré de l'erreur. Elle a permis de répondre à la question, «quelle est la magnitude de l'erreur de la prévision», sans pour autant indiquer la direction des erreurs.

## **3. Résultats et discussion**

Il s'agit dans cette section de présenter les résultats obtenus relatifs à la capacité de notre système à effectuer les fonctionnalités pour lesquelles il a été conçu, à savoir la détection d'obstacles, l'évitement de ceux-ci à travers des manœuvres bien précises. Ces résultats seront présentes bloc par bloc avec les axes des figures normalisés.

### **3-1. Simulation du contrôleur neuronal**

Le contrôleur neuronal permet de suivre un chemin prédéfini de manière autonome tout en permettant à la voiture de se maintenir sur la route sans dérapage. Le système prend en entrées les images des différentes caméras embarquées pour prédire l'angle de braquage du volant. Ceci est réalisé grâce à un réseau de neurone à convolution dont le graphe est présenté à la **Figure 4**.

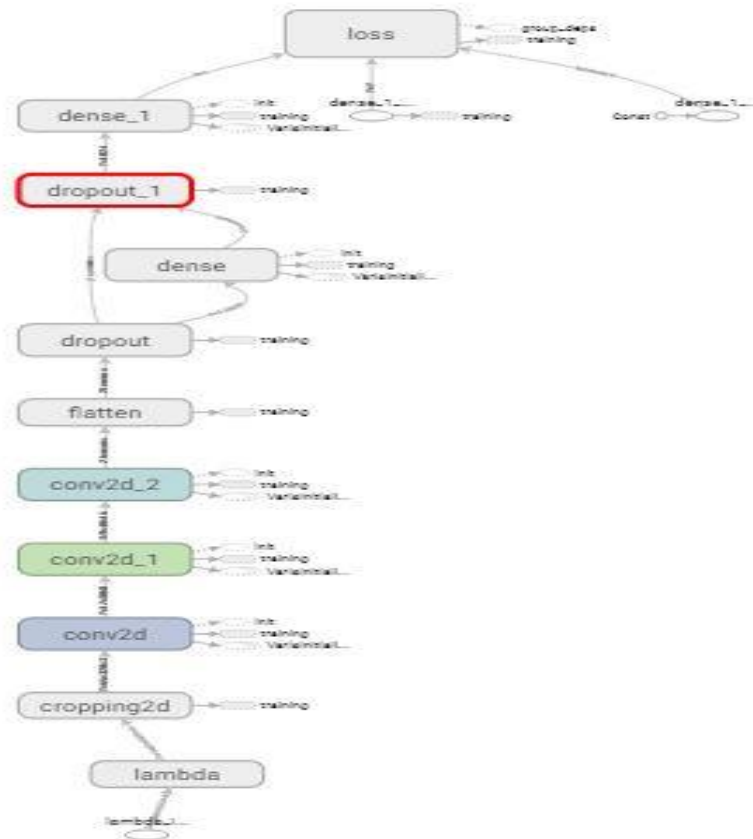


Figure 4 : Graphe fonctionnel du CNN

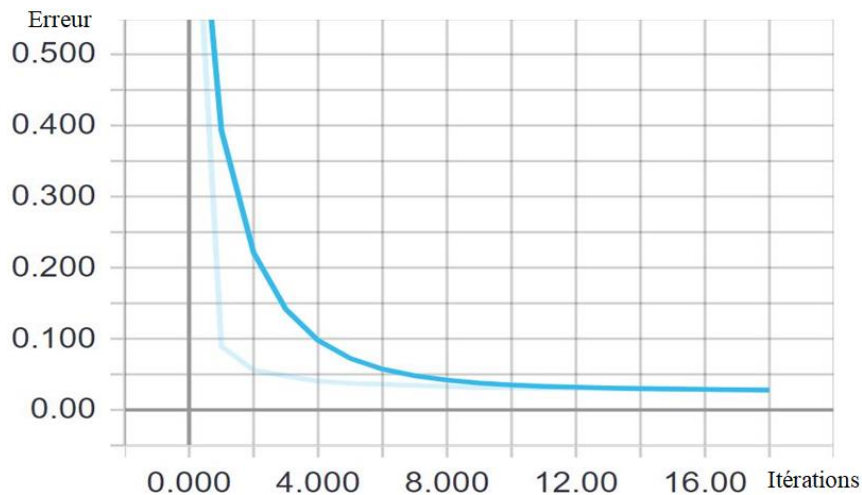
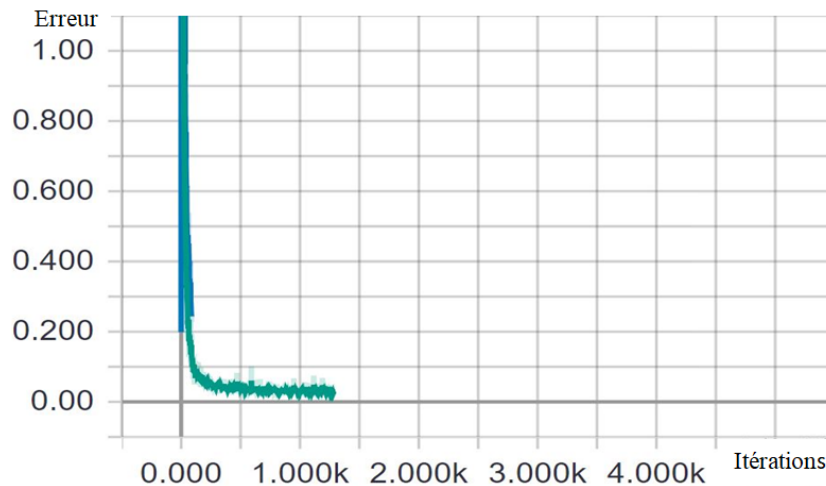


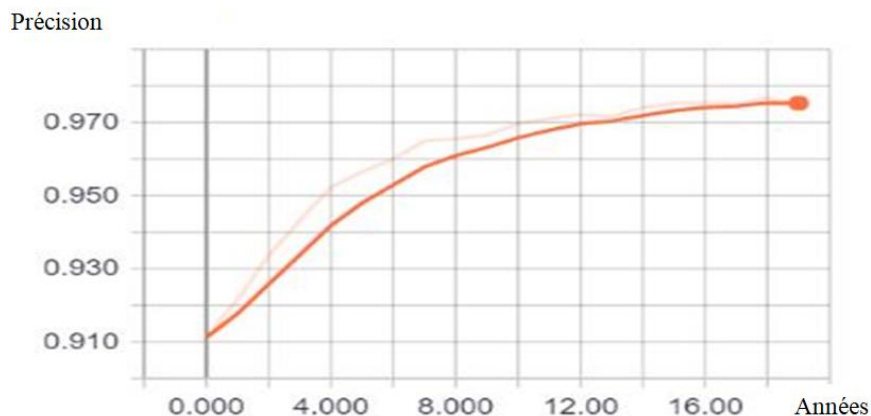
Figure 5 : Évolution de l'erreur lors de l'apprentissage

La **Figure 5** montre que la performance du réseau neuronal est tributaire de l'erreur lors des différentes itérations. On observe une décroissance de l'erreur après chaque itération. L'erreur d'apprentissage diminue de manière significative sur les premières itérations et à partir de la 12<sup>e</sup> itération elle est linéaire ceci nous indique que le réseau a atteint l'erreur minimale sur les données d'apprentissage.



**Figure 6 :** *Évolution de l'erreur sur le Batch*

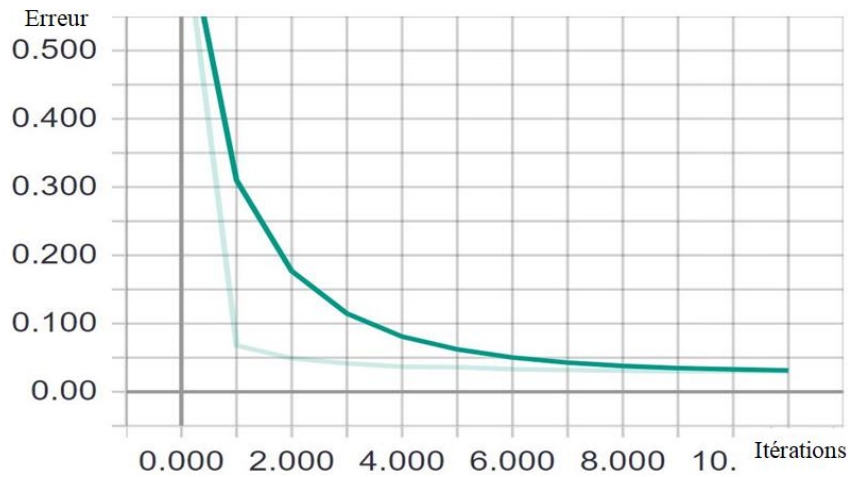
Sur la **Figure 6**, on peut remarquer que l'erreur sur le batch en fonction du nombre d'itération est décroissante et tend vers zéro, cette décroissance de l'erreur montre que le réseau neuronal a la performance pour identifier les différentes caractéristiques sur les images d'entrées (éléments spécifiques les images d'entrées). En effet, sans identification réelle d'un objet il y a risque de confusion et donc d'accident, du à une trajectoire choisie prétendue libre pourtant obstruée par un obstacle, d'où la nécessité de se rassurer de la reconnaissance des objets identifiées dans les images.



**Figure 7 :** *Courbe de l'évolution de la précision au cours de l'apprentissage*

Sur la **Figure 7**, on observe la précision sur l'ensemble d'apprentissage qui croit au fur et à mesure que le nombre d'années augmentent et avoisinant la valeur 0,975 et ceci sur environ 16 ans. Cela illustre parfaitement la progression de la précision du réseau qui est considérée bonne lorsque sa limite tend vers 1. Ainsi, pour le système de commande la valeur désirée est proche de 97 % après 12 années d'apprentissage. Cela traduit la rapidité du traitement de l'information par le système à partir de la recherche de solution et du suivi de la trajectoire. Il peut certes arriver les cas où il n'y a aucun chemin possible, à cause des obstructions de toutes parts. Le système pourra émettre une alerte vers le conducteur et initier le freinage pour maîtriser le véhicule. Une fois le réseau entraîné, il faut toujours procéder à des tests afin de vérifier l'efficacité du réseau.



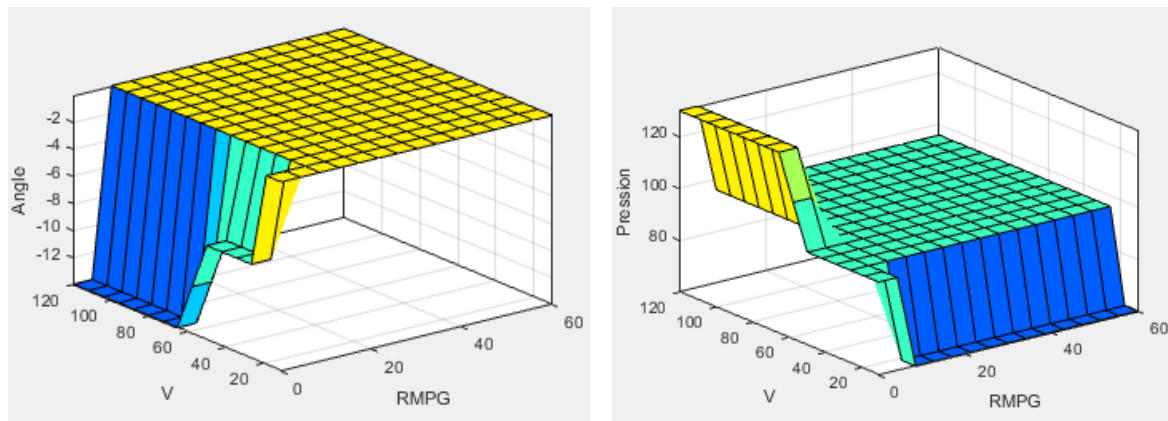


**Figure 8 :** Évolutions de l'erreur sur données de test

Tout comme pour la phase d'apprentissage nous remarquons que l'évolution de l'erreur sur les données de test de la **Figure 8** est décroissante. L'erreur décroît rapidement au cours des quatre premières itérations et reste sensiblement linéaires par la suite jusqu'à tendre vers zéro à la 10e itération. Ce qui veut dire que le système sera performant si on le contraint à plusieurs tests conduisant à un bon apprentissage et à la minimisation des erreurs.

### 3-2. Simulation contrôleur flou d'évitement

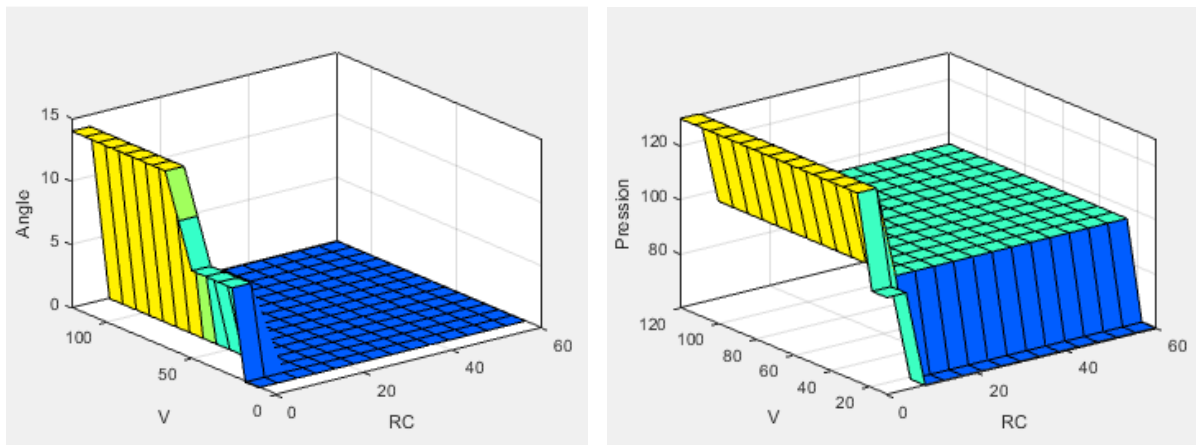
A partir des données perçues par les capteurs, le véhicule de manière automatique doit éviter le risque de collision en actionnant le système de freinage et/ou de direction, ceci grâce au contrôleur flou. Le contrôleur flou prend en entrée sept variables linguistiques décrites au paragraphe 2.2 pour générer à sa sortie à partir d'un contrôleur de type MAMDANI les valeurs d'angle de braquage des roues et de pression de freinage.



**Figure 9 :** Surface de commande de l'angle de braquage (a) et de pression (b) pour le couple (V, RMPG)

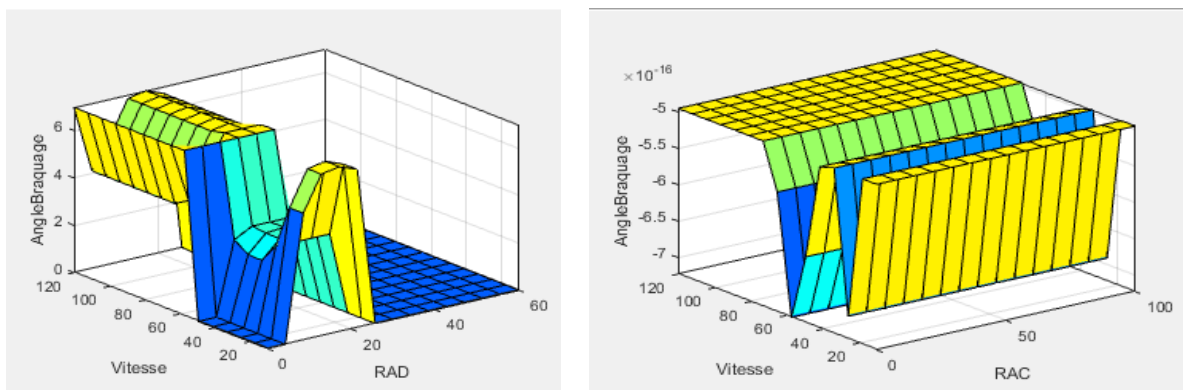
Sur la **Figure 9 (a)**, qui illustre la surface de commande de l'angle de braquage généré par le contrôleur lorsque le capteur RMPG détecte un obstacle en fonction de la vitesse V du véhicule, on peut remarquer pour les distances mesurées appartenant à la valeur linguistique *Grande* (distance supérieur à 25) que l'angle généré est nul. Plus cette distance diminue, pour une augmentation de la vitesse V on observe une augmentation de l'angle de déviation du côté gauche (angle de signe négatif) afin d'éviter l'obstacle situé en face du véhicule. Pour ce qui est de la surface de commande de l'angle de braquage, on observe les mêmes variations que celles du couple d'entrée (RG, V), à la seule différence que les angles générés ici ont un signe

négatif. La **Figure 9 (b)** illustre pour le même couple d'entrée, la surface de commande de la pression instantanée  $P$ . On observe une augmentation de la pression de freinage avec la vitesse, ceci s'accroît davantage avec une diminution de la distance mesurée entre la voiture et l'obstacle. La variation des résultats est similaire pour le couple d'entrée identique (RMPD,  $V$ ) à ceux obtenus pour l'angle de braquage. Lorsque nous comparons nos résultats aux résultats de [6], Mathieu utilise un algorithme de prédiction de trajectoire qui intègre l'incertitude de ces prédictions lors de la manœuvre du conducteur. Par contre, nos résultats prennent déjà en compte les incertitudes et les imprécisions lors de la conduite ceci grâce à la logique floue, ce que [6] n'utilise pas comme outils.



**Figure 10 :** Surfaces de commande de l'angle de braquage (a) et de la pression (b) pour le couple ( $V$ ,  $RC$ )

Lorsque le capteur  $RC$  détecte un obstacle, en fonction de la vitesse  $V$  du véhicule l'angle de braquage généré par le contrôleur illustré à la **Figure 10 (a)** est élevé pour les distances appartenant à la valeur linguistique «Petite» donc faible ( $< 10$ ). Cet angle de braquage atteint  $8^\circ$  pour des vitesses moyennes du véhicule n'excédant pas  $60 \text{ km/h}$  et est maximal à  $15^\circ$  pour les vitesses supérieures à  $75 \text{ km/h}$  et la distance rapprochée. Lorsque cette distance augmente, la vitesse  $V$  quant à elle diminue et on assiste aussi à une diminution de l'angle de braquage. La **Figure 10 (b)** illustre pour le même couple d'entrée, la surface de commande de la pression  $P$ . On observe de cette dernière, que la pression de freinage augmente avec la vitesse et la diminution de la distance mesurée. Lorsque nous comparons nos résultats à ceux [24] nous constatons qu'ils font face aux fausses détections du filtrage sur signaux bruts, alors que dans notre cas la logique floue intègre déjà la reconnaissance des formes.



**Figure 11 :** (a) et (b) Surfaces de commande respectives de l'angle de déviation pour le couple ( $V$ ,  $RAD$ ) et ( $V$ ,  $RAC$ )

La **Figure 11 (a)** illustre la surface de commande de l'angle de braquage généré par le contrôleur lorsque le capteur RAD détecte un obstacle en fonction de la vitesse  $V$  du véhicule. On peut remarquer que, pour des vitesses comprises entre 80 km/h et 120 km/h, l'angle de braquage est faible mais constant ce qui nous indique très clairement que le véhicule amorce bien une phase de rabatement vers la droite. Par contre à la **Figure 11 (b)**, la distance de RAC n'influence pas de manière significative l'angle de braquage du véhicule ceci s'explique notamment par le fait que le véhicule a déjà franchi l'obstacle à éviter ou encore l'obstacle se trouve à l'arrière du véhicule. Le temps de réaction du système étant réduit, le système s'ajuste au fur et à mesure sur sa trajectoire. Dans les travaux de [25] chaque vitesse accessible doit être classée comme admissible ou non en raison de la distance de collision et les accélérations de freinage maximales, or dans notre cas il y a des paramètres qui sont en entrées du contrôleur flou qui permet une aide à la prise de décision face à un obstacle.

#### 4. Conclusion

Dans ce travail, la problématique sur la sécurité routière est abordée en utilisant des techniques de commande neuro-floue. La tâche de base que doit réaliser le système conçu avec un minimum d'erreur est d'assurer le maintien d'un véhicule sur sa voie tout en évitant les obstacles si le besoin s'en fait ressentir de manière autonome. Nous utilisons un contrôleur, neuro-flou coopératif avec un système de commande hybride. Les résultats de la simulation du contrôleur flou démontrent l'efficacité de la commande à base de la logique floue pour les différentes fonctions du système qui sont l'évitement d'obstacle, l'anticollision et le repositionnement du véhicule. La simulation du contrôleur neuronal permet d'observer en temps réel, les performances dans le suivi de trajectoire. Ce système de commande est donc une solution prometteuse pour les problèmes liés au suivi de trajectoire surtout lorsqu'il est entraîné conformément aux recommandations issues des simulations. Les résultats obtenus sont satisfaisants car ils montrent un temps d'ajustement réduit. En perspective, nous verrons comment optimiser le contrôleur neuronal pour réduire son temps d'apprentissage et afin d'améliorer la précision et l'utilisation d'un modèle mathématique pour le suivi de la trajectoire en précisant l'intégration à cette solution le freinage. Aussi il serait utile de considérer les obstacles dynamiques et les voies de la chaussée ou le déplacement à lieu.

#### Références

- [1] - ORGANISATION MONDIALE DE LA SANTE, "Rapport de situation sur routière dans le monde", (2013)
- [2] - G. GISSINGER, "La voiture intelligente", *Traité IC2 série Systèmes automatisés*, Hermes Science, (2002)
- [3] - A. FORT, M. BUENO et C. JALLAIS, "Systèmes d'alerte anti-collision : état de l'art et impact du niveau de fiabilité et du moment de déclenchement". IFSTTAR - TS2 - LESCOT, Fondation sécurité Routière, Université Lumière de Lyon 2, (2014)
- [4] - NATIONAL HIGHWAY TRAFFIC SAFETY ADMINISTRATION, "Fatality analysis reporting system", Retrieved July 3, (2014)
- [5] - S. PERABI, S. NDJAKOMO, S. NYATTE, F. OFFOLE et G. MENGATA, Mise sur pied d'une architecture intelligente de prévention des accidents de la route par réseaux neuro-flous, *International Journal of Innovation and Applied Studies*, Vol. 27, N° 2 (2019) 577 - 590
- [6] - J. MATHIEU, "Traversée d'intersection et évitement de collision en conduite automobile-Identification du support perceptif et des marqueurs du couplage information-mouvement", Thèse unique, Université d'Aix-Marseille, (2017) 212 p.

- [7] - J. YAZBECK, "Accrochage immatériel sûr et précis de véhicules automatiques", Thèse unique, Université de Lorraine, (2014) 151 p.
- [8] - P. KAVATHEKAR and Y. CHEN, Draft : Vehicle platooning : a brief survey and categorization, In Proceedings of the ASME 2011 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference
- [9] - H. PROCACCIA, E. FERTON et M. PROCACCIO, "Fiabilité et maintenance des matériels industriels réparables et irréparables", Ed, Tec & Doc Lavoisier, (2011) 527 p.
- [10] - N. SALAMEH, "Conception d'un système d'alerte embarqué basé sur les communications entre véhicules", Thèse unique, Institut National des Sciences Appliquées de Rouen, (2011) 126 p.
- [11] - M. LAPOINTE, "Conception d'un système de stationnement automatique pour une voiture téléguidée". Rapport final, Projet : 2010-169, Université du Québec, Chicoutimi, (2010) 62 p.
- [12] - J. M. WANG, S. T. WU, C. W. KE and B. K. TZENG, Parking path programming strategy for automatic parking system, *Vehicle engineering*, 1 (3) (2013) 57 - 63
- [13] - A. HOUEYOU, "Calcul de trajectoires pour la préconisation de manoeuvres automobiles basé d'une perception multi-capteur : application à l'évitement de collision", Thèse unique, Université de Technologie de Compiègne, (2011) 167 p.
- [14] - W. S. P. LOUWERSE, *Adas safety impacts on rural and urban highways*, IEEE Intelligent Vehicles Symposium., (2004)
- [15] - D. A. LIMA et A. C. VICTORINO, *Un contrôleur hybride pour le suivi de route et évitement d'obstacles*, Conference Paper, (June 2015), <https://www.researchgate.net/publication/278673244>
- [16] - INRS (Institut national de recherche et de sécurité), *Prévenir les collisions engins-piétons*, La place des dispositifs de détection et d'aide visuelle, ED 5083, (Mai 2015)
- [17] - R. MAHDAOUI et H. MOUSS, A TSK-Type Recurrent Neuro-Fuzzy Systems for Fault Prognosis, *Journal of Software Engineering and Applications*, 58 (7) (2012) 449 - 458
- [18] - R. MAMUNUR, R. MIRZA, I. RASHIDUL, A. OMAR et A. ABUBAKAR, Autonomous 4WD Smart Car Parallel Using Fuzzy Logic Controller, *American International Journal of Sciences and Engineering Research*, 2
- [19] - R. MAHDAOUI, "Contribution à la surveillance des systèmes de production évolutifs par les systèmes Neuro-flous dynamique Temporels", Thèse unique, Faculté de Technologie Université d'Algerie, Batna, (2012) 139 p.
- [20] - E. GAUTHIER, "Utilisation des réseaux de neurones pour la commande d'un véhicule autonome", Thèse unique, Université de Grenoble, (1999) 217 p.
- [21] - S. J. HUANG and Y. S. HSU, "Parking Space Detection and Trajectory Tracking Control for Vehicle Auto-Parking", World Academy of Science, *Engineering and Technology International Journal of Mechanical and Mechatronics Engineering*, Vol. 11, N°10 (2017) 7 p.
- [22] - J. GHOBADI, A. ADINE et S. K. MOUSAVI, *Manor for control of the car park using fuzzy logic*. *The Journal of Mathematics and Computer Science*, Vol. 5, N°3 (2012) 167 - 175
- [23] - H. LIU, G. LIAO, C. P. YEH et J. C. M. CHEN, *Automatic Parking Vehicle System*, ASEE'S 123rd Annual - Conference & Exposition - New Orleans, LA - June 26-29, (2016) 13 p.
- [24] - S. LU, "Modélisation et validation expérimentale de concept de détection vidéo coopérative destinée à un système stéréo anticollision inter-véhicule", Thèse unique, Université de Paris-Sud, (2015) 181 p.
- [25] - D. LIMA et A. VICTORINO, "Un contrôleur hybride pour le suivi de route et évitement d'obstacles", 6<sup>e</sup> Journées Doctorales/Journées Nationales Modélisation, Analyse et Conduite des Systèmes dynamiques (JDJNMACS'2015), Juin, 2015, Bourges, France, (2015)