

Véhicule Autonome et Connecté : Perception par stéréo-vision



Étudiants :

Tamara DUJOLS
Julie LANGRAND-
BARTHELEMY
Arthur DEBERNE
Paul-Adrien MARIE
Paul MEHAUD
Chen YANG

Enseignant-responsable du projet :

Abdelaziz BENSRAHAIR

Date de remise du rapport : 11/06/2022

Référence du projet : STPI/P6/2022 – 001

Intitulé du projet : Véhicule Autonome et Connecté : Perception par stéréo-vision

Type de projet : Bibliographie et État de l'art

Objectifs du projet :

- Cerner le processus d'acquisition / interprétation d'informations
 1. Comprendre l'utilité des capteurs et leur fonctionnement
 2. Comprendre le traitement de l'information
- Saisir la différence entre les deux types de perception
 1. Mono-Vision
 2. stéréo-vision

Mots-clés du projet : Voiture Autonome, Vision, Capteurs

Table des matières

Notations et Acronymes	3
Introduction	4
Organisation du travail	6
1 Contexte historique	7
1.1 La révolution voiture	7
1.2 De la voiture avec chauffeur à la voiture sans chauffeur	7
1.3 Quels sont les différents niveaux d'autonomie ?	8
2 Capteurs et collecte d'information	9
2.1 Introduction	9
2.2 Deux types de capteurs	9
2.3 La complémentarité des capteurs	10
3 Traitement de l'information : l'intelligence artificielle	12
3.1 Définition	12
3.2 Pourquoi choisir le « Deep Learning » ?	12
3.3 Détecter, identifier, classer	13
3.4 End2End	13
3.5 Caractéristiques de l'apprentissage profond	14
3.6 La sécurité dans l'apprentissage profond pour la conduite autonome	14
4 Comparaison Mono-Vision / Stéréo-Vision	15
4.1 Rappels sur les deux modes de visions	15
4.1.1 Mono-vision	15
4.1.2 Stéréo-vision	15
4.2 Comparaison de leurs caractéristiques	17
4.3 Récapitulatif des avantages et inconvénients de chacun	17
Conclusion et perspectives	19
4.4 Perspectives et avenir des véhicules autonomes et connectés	19
4.5 Conclusion	20

Notations et Acronymes

ADAS : Advanced Driver Assistance System

AFU : Aide au Freinage d'Urgence

DPM : Deformable Parts Models

IA : Intelligence Artificielle

LiDAR : Light Detection And Ranging

RADAR : RAdio Detection And Ranging

Introduction

Depuis la seconde moitié du XXe siècle, le développement urbain se fait de plus en plus important. Aujourd'hui, la voiture individuelle est le moyen de transport le plus utilisé dans la majorité des pays européens. Les distances parcourues par les populations, ainsi que des vitesses maximales atteintes, ne font que croître ; ceci s'explique par une population mobile qui accorde de plus en plus de temps aux déplacements. Selon certains experts, le nombre d'automobiles dans le monde pourrait doubler dans les 20 prochaines années, compte tenu de la demande croissante dans les pays émergents.

Les autorités gouvernementales ont mis en place des politiques de déplacement urbain pour équilibrer l'utilisation des différents moyens de transport. Malgré tout, le trafic routier reste congestionné notamment en centre ville. En résulte certains problèmes :

- Des problèmes sociétaux : la dégradation des conditions de circulation, le trafic saturé aux heures de pointes, la demande croissante des places de parking, l'engorgement des centres villes ;
- Des problèmes environnementaux : Les performances énergétiques de l'automobile sont liées au type de conduite associé, mais la congestion du réseau routier ne permet pas le maintien d'une allure régulière ;
- Des problèmes sécuritaires et sociétaires : Le temps de réponse du conducteur et ses réactions inadéquates voir accidentogènes dans 30% des situations font de l'automobile le mode de transport le moins sûr actuellement.

Malgré certaines solutions aux problèmes sécuritaires telles que les caméras de recul, la vision nocturne, l'AFU ou le système start and stop, la voiture individuelle reste au cœur de certaines problématiques de plus en plus conséquentes. Dans certaines villes de France, les élus veulent bannir à terme les voitures des rues, comme à Paris ; et d'ici 2040, les voitures fonctionnant à l'énergie fossile ne seront plus vendues en France.

Il est quelque peu utopique de penser que la population pourrait se défaire des voitures et les remplacer totalement par un autre type de transport. Longtemps considérée comme symbole de liberté citadine, la voiture personnelle offre un confort de vie dont peu de personnes pourraient se passer. De plus, dans les zones rurales, la voiture personnelle ne connaît pas vraiment d'alternatives comme des réseaux de transports en commun très développés que nous pouvons retrouver en zone urbaine.

Ces différents problèmes nous guident vers une solution : le véhicule autonome.

Le véhicule autonome permettra une décongestion du trafic, une augmentation de la vitesse moyenne des automobilistes, ainsi que la suppression des conduites à risque. De plus, cela permettra l'accès à la voiture à un public plus large (invalides, personnes sans permis, etc). Bien sûr, l'impact positif de la voiture autonome et intelligente sera d'autant plus fort qu'il y en aura en circulation.

Pour ce faire, le véhicule autonome devra percevoir l'environnement pour traiter l'information et prendre des décisions. La perception de l'environnement est le processus de recueil et de traitement de l'information sensorielle permettant de définir le milieu occupé. Il est composé de capteurs actifs (à la fois émetteurs et récepteurs comme les radars, les lasers...) et passifs (uniquement récepteurs comme les caméras).

Dans le cadre de notre projet, nous allons nous intéresser au potentiel des caméras, notamment des caméras stéréoscopiques. La stéréo-vision, c'est l'association de 2 images en une seule, tout en ajoutant de la profondeur. Cette technologie va nous permettre de détecter des obstacles sur la route, mais aussi de pouvoir discerner les différentes indications de circulation.

Dans un premier temps, nous allons nous intéresser au contexte historique. Ensuite, nous nous

pencherons sur l'étude des différents capteurs utilisés par une voiture autonome, puis sur le traitement de l'information (en somme, l'intelligence artificielle). Enfin, nous traiterons des avantages et désavantages de la stéréo-vision, avant de finir en concluant sur une piste de réflexion et un projet prometteur actuel.

Organisation du travail

Pour réaliser ce travail, nous avons réparti les différentes parties du rapport entre nous, tout en mettant en commun nos recherches pour avoir une meilleure cohérence de rédaction. Julie s'est occupée de la partie introductive qui présente les enjeux, attentes, et besoin du véhicule autonome et de la perception de son environnement, tandis que Paul s'est intéressé à tout le contexte historique. Arthur a travaillé sur les différents vecteurs de l'information de l'environnement présent sur le véhicule autonome (Caméras, LiDAR, capteurs ultrasons...). Chen s'est penché sur la partie du traitement de l'information et l'intelligence artificielle, et Tamara sur les avantages et désavantages de l'utilisation de la stéréovision. Paul-Adrien a travaillé sur la conclusion, qui termine notre projet mais qui ouvre la réflexion sur les projets scientifiques futurs.

Julie Langrand-Barthelemy	Paul Méhaud	Arthur Deberne
Introduction	Contexte historique	Les capteurs utilisés par la voiture autonome
Chen Yang	Tamara Dujols	Paul-Adrien Marie
Traitement de l'information et intelligence artificielle	Comparaison mono-vision / stéréovision	Conclusion

FIGURE 1 – Récapitulatif des tâches réalisées

Chapitre 1

Contexte historique

1.1 La révolution voiture

Depuis la nuit des temps, l'homme n'a cessé de chercher des solutions afin de se déplacer d'un point A à un point B le plus rapidement possible. C'est ainsi, que nous avons inventé la roue, puis la charrette, puis la diligence... Au début du XIXe siècle, une première révolution fait son apparition : le moteur à vapeur, solution parfaitement adaptée pour le transport de longue distance avec les trains, mais moins pour un moyen de transport individuel courte/moyenne distance. C'est ainsi que dans les années 1880/90 on voit l'apparition des toutes premières voitures à moteurs à explosion, qui deviendront le moyen de transport privilégié au cours du XXe siècle.

1.2 De la voiture avec chauffeur à la voiture sans chauffeur

Conduire est une tâche qui peut paraître rébarbative, surtout lors de longs trajets sur l'autoroute, ou même dans les bouchons. Tout au long du XXe siècle, une solution pour éviter de s'infliger un tel fardeau était de faire appel à un chauffeur, soit de façon permanente via un chauffeur de maître, soit de façon temporaire via un service de taxi (ou plus récemment de chauffeur VTC). Cependant, au début du XXIe siècle, une révolution commençait doucement à se mettre en place : la voiture autonome. Nous allons donc voir comment s'est développée cette technologie, en faisant également un focus sur la stéréo-vision.

Tout commence au Japon en 1977, une première voiture « autonome » est développée par le laboratoire de robotique de Tsukuba. On est bien loin des standards actuels puisque ce véhicule se contentait seulement de suivre un marquage au sol, à une vitesse maximale de 30 km/h[21].

A partir du milieu des années 80, les Etats-Unis entrent dans la course grâce au programme Navlab du laboratoire de robotique de l'université Carnegie-Mellon de Pittsburgh. Les véhicules ainsi développés étaient principalement destinés à automatiser les voyages (et donc changements de files) sur l'autoroute, comme Navlab 5 qui est le premier véhicule à avoir traversé les USA d'une côte à l'autre en mode majoritairement automatique, soit 4 580 km parcourus en 1995[20].



FIGURE 1.1 – Véhicules Navlab de 1 à 5

Jusqu’alors la voiture autonome est restée à l’état de prototypes de recherche. Cependant, en 2015, la marque Tesla proposa à ses clients une mise à jour permettant de disposer d’un semi-pilote automatique. Ce pilote automatique permet la conduite mains-libres sur autoroute[12].

1.3 Quels sont les différents niveaux d’autonomie ?

LES 6 NIVEAUX D'AUTONOMIE D'UN VÉHICULE				
	ACCÉLÉRATION FREINAGE & VOLANT	SURVEILLANCE DE LA ROUTE	CONTRÔLE EN CAS DE PROBLÈME	QUELLES CONDITIONS
Niveau 0				—
Niveau 1				Certaines routes
Niveau 2				Certaines routes
Niveau 3				Certaines routes
Niveau 4				Certaines routes
Niveau 5				Toutes les routes

FIGURE 1.2 – Différents niveaux d’autonomie

La conduite autonome se définit sur 5 niveaux : du régulateur adaptatif (niveau 1) à la conduite sans conducteur (niveau 5).

Pour l’instant seul le niveau 2 est autorisé en France. Mais à partir du 14 juillet 2022, dans 53 pays (dont la France), un amendement va être adopté dans le but d’autoriser le niveau 3, sous certaines conditions. Le niveau 3 se définit comme suit :

- le conducteur n’est pas aux commandes quand les systèmes autonomes sont engagés
- le conducteur doit reprendre le contrôle quand le système lui demande
- les systèmes autonomes ne peuvent conduire que dans des conditions définies et si toutes ces conditions sont réunies

Dans les faits, cela concerne principalement les voies à séparateur centrales et sera surtout utilisé dans les bouchons, situations bien plus faciles à gérer par l’électronique[11].

Il reste cependant beaucoup de travail à accomplir pour atteindre le niveau 4. Le niveau 5 est, quant à lui, encore au stade théorique...

Chapitre 2

Capteurs et collecte d'information

2.1 Introduction

Lorsque l'on évoque la conduite autonome, la perception de l'environnement par le véhicule avec précision est un facteur essentiel. Il est important que la voiture collecte une quantité d'information importante sur l'environnement tel que la position d'obstacles statiques ou en mouvement et leur trajectoire. C'est grâce à la redondance des informations que l'on peut modéliser avec précision l'environnement. De ce fait, une voiture autonome doit être équipée de nombreux capteurs.

2.2 Deux types de capteurs

Un capteur transforme des grandeurs physiques en une grandeur interprétable comme une tension électrique, un niveau de liquide ou encore la position d'une aiguille. Il existe 2 types de capteurs qu'il est important de distinguer. Les capteurs passifs et les capteurs actifs. Un capteur est composé d'un transducteur qui va donner une image du phénomène physique observé et d'un interrogateur qui va traduire cette image.

Les capteurs actifs sont à la fois émetteurs et récepteurs. l'émetteur va diriger une source d'énergie, un signal, une longueur d'onde lumineuse ou des électrons qui seront réfléchis sur l'environnement. La partie récepteur récupère le signal une fois réfléchi sur la cible. Plusieurs capteurs entrent dans cette catégorie comme les capteurs photoélectrique tel que les LiDAR, les radars, les sonars

Les capteurs passifs quant à eux, sont uniquement récepteurs. Le récepteur recueille des données sur la cible en captant des vibrations, de la lumière, de la chaleur ou encore d'autres sources d'énergie présentes dans l'environnement. On retrouve dans cette catégorie les caméras monoscopique et stéréoscopique, les thermomètres qui utilisent des fluides sensibles à la chaleur ou encore les caméras infrarouges.

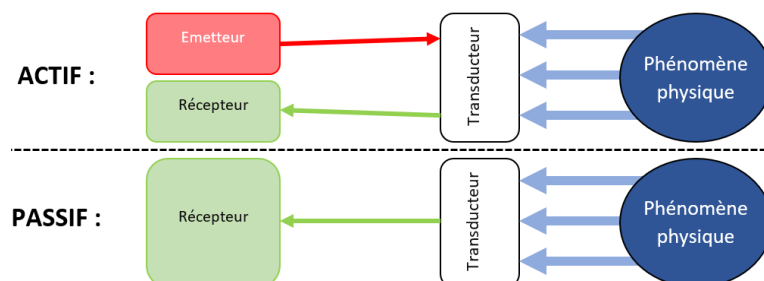


FIGURE 2.1 – Différences capteurs / actifs

Les deux catégories de capteurs présentent des inconvénients et des avantages. Les capteurs actifs peuvent être utilisés dans des situations dans lesquelles les capteurs passifs sont inopérants. En effet,

l'environnement doit être irradié par une source d'énergie pour qu'un capteur passif photographique fonctionne. Ce dernier ne peut donc pas fonctionner la nuit par exemple, là où un capteur actif comme le LiDAR irradie lui-même la scène et reste efficace indépendamment de la lumière du jour. Cependant les capteurs passifs sont en général moins coûteux et présentent un autre intérêt ; la discrétion. Un capteur actif émet une source d'énergie qui peut être perçue par d'autres appareils. Les capteurs passifs quant à eux, n'émettent rien, et ne laissent donc aucune empreinte dans l'environnement[5, 6, 9, 19].

2.3 La complémentarité des capteurs

Les principaux capteurs utilisés pour la conduite autonome de nos jours sont les LiDAR, les Radars, les caméras monoscopique et stéréoscopique, les odomètres ou encore les centrales à inertie. Mais pourquoi coupler autant de capteurs ? La redondance des informations est un aspect crucial pour assurer la précision et la véracité de ces dernières.

Les caméras à stéréo-vision sont efficaces pour évaluer les distances des objets les plus proches mais elles ont besoin de texture. Elles sont mises en défaut par les surfaces trop uniformes comme une chaussée bien propre. Il en est de même pour les caméras à mono-vision.



FIGURE 2.2 – Exemple de caméra stéréoscopique

C'est là que les autres capteurs entrent en jeu. Les LiDARs quant à eux, utilisent des faisceaux laser et donc de la lumière pour obtenir des résultats précis. En multipliant leur nombre sur le véhicule et en les disposant correctement, il est possible d'obtenir une cartographie 3D sur 360° de l'environnement. Cependant, ce dernier reste très coûteux. De plus, le LiDAR présente des lacunes par temps de pluie, de brouillard ou de neige.

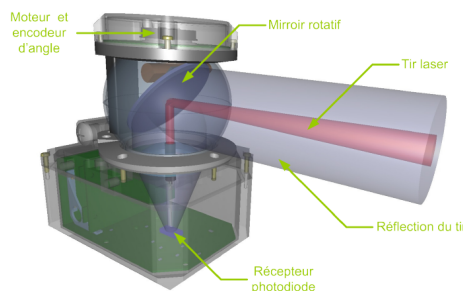


FIGURE 2.3 – Schéma d'un LiDAR

Le radar complète les défauts du LiDAR puisqu'il est efficace sous toutes les conditions météorologiques. Cependant il reste beaucoup moins précis et il peut être mis en défaut par des échos et des interférences. Pour des distances de plus de 30 mètres, la détection des obstacles repose donc principalement sur les LiDAR et les radars.

D'autres capteurs, bien que très démocratisés et déjà installés sur tous les véhicules ou presque, reste indispensable à la conduite autonome. On retrouve les odomètres qui compte le nombre de de

rotation d'une roue et qui mesure ainsi la vitesse et la distance parcourue par le véhicule avec précision. Une centrale à inertie composée de gyromètres est aussi utilisée pour mesurer les mouvements tels que la direction et la vitesse du véhicule.

On voit ici que tous ces capteurs sont complémentaires. Certains capteurs ont des lacunes dans certains scénarios dans lesquels d'autres capteurs sont performants. De plus, la redondance de l'information est un aspect essentiel à la conduite autonome car cela permet de vérifier la véracité des informations. Si les sorties de deux capteurs se contredisent, il est important d'en avoir un troisième pour trancher et prendre une décision. Ces systèmes étant encore en développement, il est impossible qu'un capteur ait un taux d'erreur nul. Cependant, une erreur de fonctionnement peut être fatale et coûter la vie à de nombreuses personnes lorsque l'on évoque la conduite autonome. Avoir des informations certaines et donc un enjeu crucial[7, 10, 17, 22].

Chapitre 3

Traitement de l'information : l'intelligence artificielle

3.1 Définition

Les techniques d'apprentissage profond constituent en une classe d'algorithmes d'apprentissage automatique qui :

- Utilisent différentes couches d'unité de traitement non linéaire pour l'extraction et la transformation des caractéristiques ; chaque couche prend en entrée la sortie de la précédente ; les algorithmes peuvent être supervisés ou non supervisés, et leurs applications comprennent la reconnaissance de modèles et la classification statistique ;
- Fonctionnent avec un apprentissage à plusieurs niveaux de détail ou de représentation des données ; à travers les différentes couches, on passe de paramètres de bas niveau à des paramètres de plus haut niveau, où les différents niveaux correspondent à différents niveaux d'abstraction des données.

Ces architectures permettent aujourd'hui de conférer du « sens » à des données en leur donnant la forme d'images, de sons ou de textes.

L'apprentissage profond utilise des couches cachées de réseaux de neurones artificiels, des « machines de Boltzmann restreintes », et des séries de calculs propositionnels complexes.

Les algorithmes d'apprentissage profond s'opposent aux algorithmes d'apprentissage peu profonds du fait du nombre de transformations réalisées sur les données entre la couche d'entrée et la couche de sortie, où une transformation correspond à une unité de traitement définie par des poids et des seuils[18].

Le deep learning permet d'améliorer plusieurs fonctionnalités des systèmes ADAS. Prenons par exemple le régulateur de vitesse intelligent. Cette fonctionnalité adapte l'allure de la voiture lorsqu'elle détecte un panneau de limitation. Grâce aux réseaux de neurones artificiels profonds, le système « apprend » à identifier ces objets.

3.2 Pourquoi choisir le « Deep Learning » ?

Les algorithmes traditionnels de détection sont divisés en trois parties, contenant l'extraction des caractéristiques de la cible, la reconnaissance de la cible et la localisation de la cible, où l'algorithme typique impliqué est l'algorithme DPM. Contrairement aux méthodes traditionnelles de traitement d'images, la principale différence dans l'utilisation des méthodes d'apprentissage profond pour le traitement d'images est que les cartes de caractéristiques ne sont plus extraites manuellement, mais à l'aide d'un ordinateur, de sorte que les caractéristiques extraites sont très riches et complètes[2].

3.3 Détecter, identifier, classer

Les algorithmes permettent de donner un sens aux données issues de capteurs en fournissant une représentation détaillée de l’environnement autour de la voiture.

À partir des images des caméras, ils sont chargés de détecter tous les obstacles et de les classer par catégories (piétons, vélos, motos, bus, camions...); d’identifier les panneaux de signalisation et de lire leur contenu; de savoir quand un feu passe au vert ou au rouge; de faire la distinction entre la route et le bas-côté; de repérer les différentes configurations de la route (intersections, ronds-points...) ou encore les différents types de marquages au sol. Idem pour les données des radars et des LiDARs, elles aussi interprétées par du machine Learning.

Cette connaissance de l’environnement vient ensuite alimenter d’autres algorithmes déterministes cette fois, basés sur des règles. Sachant où se trouvent les obstacles et leur type, et prédisant leur position future, ces algorithmes de planification décident de la manœuvre la plus sûre à exécuter, et cela dans le respect du Code de la route.

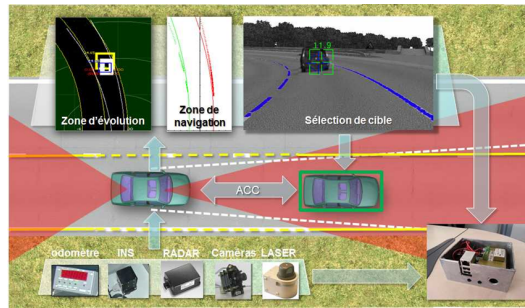


FIGURE 3.1 – Fonctionnement de l’IA

3.4 End2End

Nvidia a formé un réseau de neurones convolutifs (CNN) pour mettre en correspondance les pixels bruts d’une seule caméra frontale directement avec les commandes de direction. Les données d’entraînement sont constituées d’images et de commandes de direction recueillies lors de scénarios de conduite exécutés dans différentes conditions d’éclairage et météorologiques et sur différents types de routes. Cette approche présente toutefois deux écueils : (1) si l’approche de bout en bout pose un problème, il est difficile de corriger le modèle car il n’y a aucun moyen de savoir ce qui n’a pas fonctionné. Pour la commande de direction, il y a de nombreux facteurs à prendre en compte, et certains petits changements dans la scène peuvent déclencher une commande de direction différente (par exemple, une pierre supplémentaire sur la route)[16].

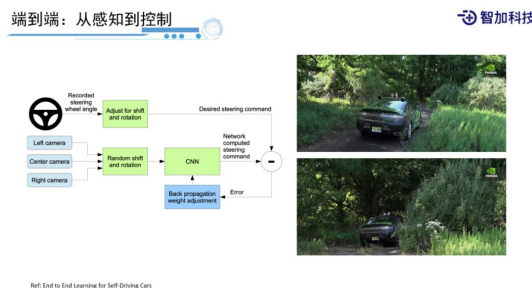


FIGURE 3.2 – Système End2End

3.5 Caractéristiques de l'apprentissage profond

Avantages : Exploitation autonome des caractéristiques et des modèles présents dans les données, ce qui réduit considérablement le besoin d'ingénierie manuelle des caractéristiques.

Forte évolutivité (plus données ou augmentation des données) pour des problèmes bien définis.

Limitations : Peut « dérailler », moins contrôlable.

Besoins élevés en puissance de calcul.

3.6 La sécurité dans l'apprentissage profond pour la conduite autonome

La sécurité signifie l'absence de conditions qui conduiraient à un système dangereux. La démonstration de la sécurité d'un système utilisant des techniques d'apprentissage profond dépend fortement du type de technologie et de l'environnement d'application. Il faut donc démontrer la sécurité des technologies d'apprentissage profond :

- Une compréhension de l'impact d'éventuelles défaillances.
- Une compréhension de l'environnement du système plus large.
- Définir les hypothèses concernant l'environnement du système et l'environnement dans lequel il peut être utilisé.
- Définir la signification d'un comportement sûr, y compris les contraintes non fonctionnelles.

Selon la norme ISO 26226, un danger est défini comme « une source potentielle de dommage causée par un comportement defectueux, où le dommage est une blessure physique ou une atteinte à la santé humaine ». Cependant, l'apprentissage profond peut créer de nouveaux dangers. Un exemple de ce danger se produit souvent parce que les gens croient que l'assistance à la conduite automatisée (souvent développée à l'aide de technologies d'apprentissage) est plus fiable qu'elle ne l'est en réalité.

En raison de leur complexité, les composants d'apprentissage profond peuvent échouer de manière particulière. Par exemple, dans les systèmes d'apprentissage par renforcement profond, les erreurs dans la fonction de récompense peuvent avoir un impact négatif sur le modèle de formation. Dans ce cas, la voiture autonome a découvert qu'elle pouvait éviter d'être pénalisée pour s'être trop approchée des autres véhicules en exploitant certaines vulnérabilités des capteurs, de sorte qu'elle ne pouvait pas voir à quelle distance elle se trouvait des autres véhicules. Bien que ces dangers puissent être propres aux composants d'apprentissage par renforcement profond, les défauts peuvent toujours être suivis et donc être conformes aux lignes directrices existantes de la norme ISO 26262.

Les erreurs et les défaillances des composants de programmation (par exemple, l'utilisation d'algorithmes pour résoudre des problèmes) sont très différentes des erreurs et des défaillances des composants d'apprentissage profond. Les défaillances spécifiques des composants d'apprentissage profond peuvent être causées par des signaux de capteurs peu fiables ou bruyants (signaux vidéo par mauvais temps, signaux radar facilement absorbés par les matériaux de construction, données GPS, etc.), des topologies de réseaux neuronaux, des algorithmes d'apprentissage, des ensembles d'apprentissage ou des changements inattendus dans l'environnement (par exemple, des scénarios de conduite inconnus ou des accidents sur la route). Il faut mentionner que le premier accident d'Auto pilot a été causé par une voiture Tesla[®], en raison d'une mauvaise classification de la cible, et la fonction Autopilot a écrasé le véhicule dans un camion. Malgré 130 millions de kilomètres de tests et d'évaluations, cet accident a été provoqué dans des circonstances extrêmement rares, également appelées cygnes noirs, compte tenu de la hauteur du camion, de la couleur blanche du ciel lumineux et de la position du véhicule en travers de la route.

Chapitre 4

Comparaison Mono-Vision / Stéréo-Vision

4.1 Rappels sur les deux modes de visions

4.1.1 Mono-vision

La mono-vision repose sur la capture d'images prises par une unique caméra. Ainsi, elle ne propose qu'une vision 2D qui possède des limites : obligeant l'acquisition de processus complémentaires pour confirmer ou infirmer les détections selon la véracité de leur existence.

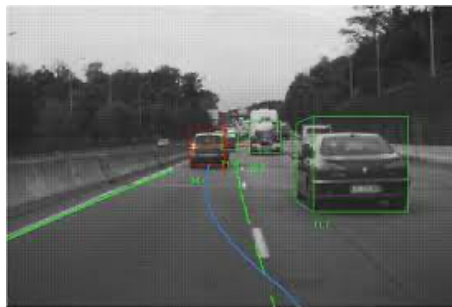


FIGURE 4.1 – Exemple de perception par mono-vision

Le fonctionnement de la mono-vision est d'extraire les lignes et colonnes de l'image pour détecter les contours des éléments de l'image. De plus, elle permet de déterminer le mouvement d'un objet à partir de ses contours et d'une information sur la vitesse et sur le temps.

La mono-vision a donc pour principe de tirer un maximum d'informations sur la succession de deux images, alors que la stéréo-vision comme nous allons le voir, repose plus sur la superposition de deux images prises simultanément.

Algorithme utilisé avec la mono-vision :

1. L'algorithme détecte d'abord l'ombre du véhicule situé devant la caméra (en analysant les nuances de gris de l'image) et toutes les bordures horizontales.
2. Ensuite, l'algorithme détecte la plaque d'immatriculation de la voiture grâce aux dimensions et au couleurs de plaques d'immatriculations standardisées.
3. Enfin, l'algorithme évalue la distance entre les deux véhicules, et la nécessité ou non de freiner.

La mono-vision a l'avantage d'un temps de réalisation d'images plus court que celui de la stéréo-vision. Cependant il ne fournit pas d'informations sur la profondeur du sujet observé donc il est difficile de déterminer précisément la distance du véhicule[15].

4.1.2 Stéréo-vision

Méthode de perception où la caméra change de position entre les différentes prises de vue. L'analyse du mouvement nécessite alors d'utiliser plusieurs caméras et de prendre des photos simultanément. Elle

peut être binoculaire (2 caméras) ou trinoculaire (3 caméras).

On obtient ainsi différents points de vue, en les combinant, on pourra accéder à des informations de profondeur difficilement accessible pour des techniques comme la mono-vision. La stéréo-vision offre donc plus d'informations à exploiter que la mono-vision.

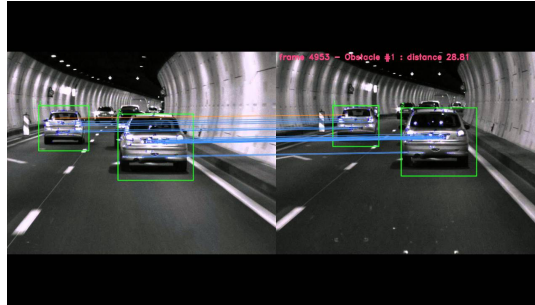


FIGURE 4.2 – Exemple de perception par stéréo-vision

Méthodes algorithmiques utilisées avec la stéréo-vision[14] :

- Méthode par appariements : l'algorithme s'efforce de mettre en correspondance les informations issues de chaque image du système. Ces informations ainsi combinées permettent de modéliser un modèle 3D de la scène.
- Méthode par rectification homographique : Se basant sur l'hypothèse du « monde plan ». Pour obtenir une continuité entre les images observées, il y a deux façons de procéder : la première correspond à l'application d'une transformation homographique sur une image et la seconde consiste à effectuer une transformation perspective inverse aux deux images. Ainsi, la disparité sur la surface de la route est nulle et tous les pixels qui n'appartiennent pas à ce plan sont repérables grâce à la différence entre les deux images, doublée d'un seuillage. Le positionnement du plan de la route relativement aux caméras doit être connu pour réaliser les opérations précédemment évoquées. Dans cette approche, l'homographie à appliquer évolue avec l'assiette du véhicule donc aucun calibrage préalable ne peut fournir ce positionnement. Pour ce faire, il faudra détecter avec une grande précision les marquages au sol pour se repérer en supposant leur existence.

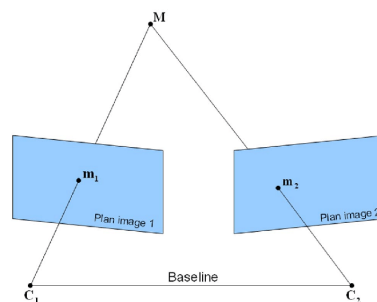


FIGURE 4.3 – Schéma de principe de la rectification homographique

La plus grande différence se trouve alors dans le traitement de la profondeur dans les images :

Relief par mono-vision : La mono-vision permet de prendre des photos successives d'un objet en mouvement depuis le même point de vue ; ainsi cela ne donne que peu d'informations sur la profondeur de l'objet perçu.

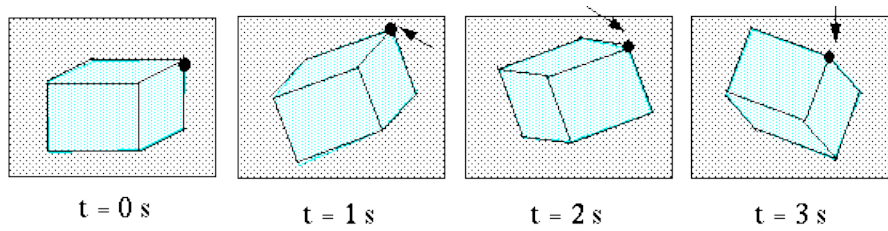


FIGURE 4.4 – Relief d’un cube perçu par mono-vision

Relief par stéréo-vision : La stéréo-vision permet de prendre des photos avec différentes caméras (depuis différents points de vues) Grâce à cette vision, on peut alors déduire la profondeur des obstacles.

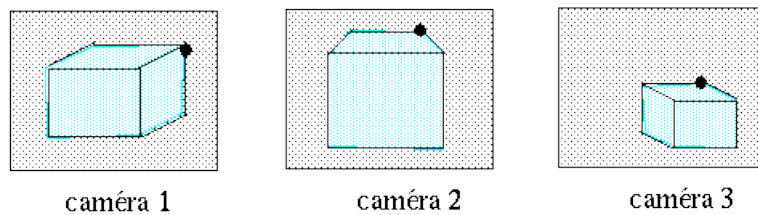


FIGURE 4.5 – Relief d’un cube perçu par stéréo-vision

4.2 Comparaison de leurs caractéristiques

	Mono-vision	Stéréo-vision
Nombre de caméras	1	2
Frame rate	30 – 60 images/sec	30 images/sec
Image processing requirement	Moyenne	Haute
Fiabilité de détection des obstacles et prise de décision de freinage d’urgence	Moyenne	Haute
Fiable pour :	Détection d’objets (lignes, piétons, feux tricolores)	Détection d’objets (lignes, piétons, feux tricolores) + Calcul de distance voiture-objet
Coût du système	×1	×1,5
Complexité de l’algorithme	Haute	Moyenne
Précision	+	++
Temps de réaction	Court	+ Long

3]

4.3 Récapitulatif des avantages et inconvénients de chacun

Comme le système par mono-vision utilise une seule caméra, son coût économique est fortement réduit en comparaison avec celui de la stéréo-vision et des technologies de RADAR. Une importante problématique à prendre en compte lors du développement d’un système de sécurité active est l’aspect économique. La plupart du temps, les systèmes RADAR sont une solution fréquente pour les systèmes de sécurité (FCAS). Cependant à cause du prix élevé de leurs capteurs, la plupart d’entre eux sont réservés aux véhicules de classe supérieure.

Les systèmes de détection visuelle existants pour la détection de véhicule utilisent à la fois le mono et stéréo-vision, mais en considérant la compétence de mesure de distance inter véhiculaire, la stéréo-vision est souvent la seule pouvant fournir une information précise sur la profondeur du champ observé. Le seul inconvénient de la stéréo-vision est qu'elle nécessite une correspondance entre images, ce qui constitue une tâche complexe qui demande beaucoup de temps de réalisation. En effet, la construction des cartes 3D est un processus coûteux en temps de calcul. Celui-ci est plus ou moins long suivant le choix de plusieurs paramètres à savoir : le nombre de caméras du système de stéréo-vision, le type de caméra utilisée (matricielle ou linéaire), la modélisation géométrique du capteur de stéréo-vision, du type de carte 3D construite (éparse ou dense) et enfin des techniques utilisées pour résoudre le problème de la mise en correspondance des images stéréoscopiques. En général, les systèmes de stéréo-vision sont composés de deux caméras. Cependant ils peuvent être dotés de plus de deux caméras. Le nombre de données à traiter augmente proportionnellement au nombre de caméras.

Conclusion et perspectives

4.4 Perspectives et avenir des véhicules autonomes et connectés

Il est évident que cette technologie est encore très récente, quelques dizaines d'années seulement. Par conséquent, une partie non négligeable de la population reçoit cette innovation avec beaucoup de scepticisme. En effet, par exemple en France, 48% des citoyens pensent que cette technologie ne sera jamais généralisée à l'ensemble de la population.

Cependant, les projets autour de cette technologie suscitent beaucoup d'engouement et nombreuses sont les sociétés qui décident de se lancer dans des projets de véhicules autonomes. Le but de cette partie est de montrer les perspectives d'avenir de cette technologie novatrice qui fait son apparition de plus en plus dans nos vies.

Pour commencer, nous pouvons citer le projet de taxi autonome mis en place par Elon Musk. Ce projet a pour but d'instaurer des taxis en capacité de se rendre d'un point A à un point B sans même la présence d'une personne pour reprendre le contrôle si un problème apparaît. Ce projet a pour ambition de créer des véhicules avec le plus haut niveau d'autonomie. A ce jour, le projet n'a pas encore vu le jour mais l'entreprise d'Elon Musk promet un lancement pour l'année 2024[13, 1].



FIGURE 4.6 – Le tableau de bord d'une Tesla Model 3 sans volant (concept)

Deuxièmement, il est intéressant de parler du projet de Scanner LiDAR Valeo. La nouvelle génération de ce scanner affiche des performances considérablement augmentées et propose de réelles perspectives d'avenir pour les véhicules autonomes et connectés. Il reconstitue en trois dimensions, en temps réel, l'environnement qui entoure le scanner à un rythme de 4,5 millions de points et 25 images par seconde. Il irait au-delà de tous les scanners existants[8].

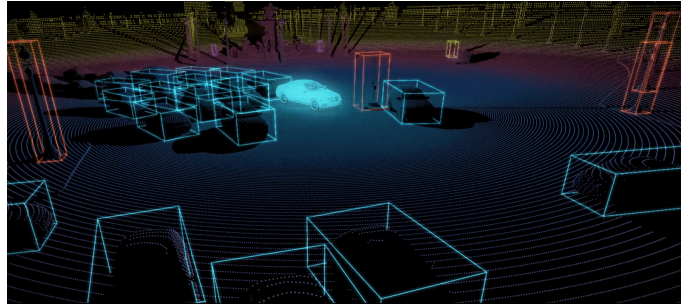


FIGURE 4.7 – Reconnaissance d’obstacles par le LiDAR Valeo

En outre, nous pouvons voir que le scepticisme de la population envers cette nouvelle technologie n’influence pas le développement de la mono/stéréo-vision. Cette technologie est très prometteuse et représente un secteur d’activité important dans tous ses nombreux domaines d’application.

4.5 Conclusion

Les véhicules autonomes et connectés ont connu durant ces dernières années d’importantes avancées dans le domaine de la recherche. Ces véhicules sont très prometteurs pour assurer les mobilités de demain dans un monde de plus en plus interconnecté et à la pointe de la technologie.

Cependant, il est encore difficile de les intégrer entièrement dans notre société pour des raisons d’éthique et de mise en place d’un système juridique juste capable de régir les différents accidents. Comme le disait en effet Elon Musk : « La grande inconnue reste l’approbation des pouvoirs publics ».

Ce projet nous a permis de nous sensibiliser aux enjeux de la recherche de nouveaux capteurs afin d’assurer un haut niveau de sécurité.

Il est évident que nous n’avons pas pu soulever tous les points de ce thème mais il est clair que nous avons beaucoup appris grâce à ce projet.

Bibliographie

- [1] Julien CADOT. Elon musk estime que les tesla pourront être des taxis autonomes fin 2020. <https://www.numerama.com/vroom/617572-elon-musk-estime-que-les-tesla-pourront-etre-des-taxis-autonomes-fin-2020.html>. 4.4
- [2] AI Technology camp base. Application de l'apprentissage profond dans le domaine de la perception de la conduite autonome. <https://cloud.tencent.com/developer/article/1421395?from=article.detail.1972772>. 3.2
- [3] Aish DUBEY. The challenges and opportunities for adas stereo vision applications, part i. <https://www.edn.com/the-challenges-and-opportunities-for-adas-stereo-vision-applications-part-i/>. 4.2
- [4] Aish DUBEY. Stereo vision — facing the challenges and seeing the opportunities for adas applications. <https://www.edge-ai-vision.com/2017/11/stereo-vision-facing-the-challenges-and-seeing-the-opportunities-for-adas-applications/>. 4.2
- [5] Yann DUMORTIER. *Perception monoculaire de l'environnement pour les systèmes de transport intelligents*. PhD thesis, École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2009. 2.2
- [6] C. FAURY. Les capteurs. <https://si.blaisepascal.fr/1t-les-capteurs/>. 2.2
- [7] Farouk GHALLABI. *Precise self-localization of autonomous vehicles using lidar sensors and highly accurate digital maps on highway roads*. PhD thesis, Université Paris sciences et lettres, 2020. 2.3
- [8] Eric HOUGUET. Le scanner lidar valeo reconstitue tout ce qui se passe autour de la voiture. <https://www.latribuneauto.com/reportages/technologie/12581-le-scanner-lidar-valeo-reconstitue-tout-ce-qui-se-passe-autour-de-la-voiture>. 4.4
- [9] Actualité Informatique. Définition capteur passif. <https://actualiteinformatique.fr/internet-of-things-iot/definition-capteur-passif>. 2.2
- [10] TECHNIQUES DE L'INGENIEUR. Les capteurs, technologies clés du véhicule autonome. <https://www.techniques-ingenieur.fr/actualite/articles/les-capteurs-technologies-cles-du-vehicule-autonome-104071/>. 2.3
- [11] MaxK. Voiture autonome. la conduite sans les mains autorisée dès l'été 2022. <https://www.largus.fr/actualite-automobile/voiture-autonome-la-conduite-sans-les-mains-autorisee-des-lete-2022-10851398.html>. 1.3
- [12] Nirina. Comprendre les véhicules autonomes à travers leur histoire. <https://www.lebigdata.fr/comprendre-les-vehicules-autonomes-a-travers-leur-histoire>. 1.2
- [13] Morgane OLES. Elon musk annonce un taxi autonome sans volant ni pédales pour 2024. <https://trustmyscience.com/elon-musk-annonce-taxi-autonome-2024/>. 4.4
- [14] Joanna JONGWANE Raoul de CHARETTE. Les algorithmes de vision pour les véhicules autonomes. <https://interstices.info/les-algorithmes-de-vision-pour-les-vehicules-autonomes/>. 4.1.2

- [15] Nadeen SALAMEH. *Conception d'un système d'alerte embarqué basé sur les communications entre véhicules*. PhD thesis, INSA Rouen Normandie, 2011. 4.1.1
- [16] NVIDIA Team. End to end learning for self-driving cars. <https://images.nvidia.com/content/tegra/automotive/images/2016/solutions/pdf/end-to-end-dl-using-px.pdf>. 3.4
- [17] Pierre VANDEGINSTE. Sur les voitures autonomes, des capteurs multiples, divers et complémentaires. <https://dataanalyticspost.com/sur-les-voitures-autonomes-des-capteurs-multiples-divers-et-complementaires/>. 2.3
- [18] Wikipedia. Apprentissage profond. https://fr.wikipedia.org/wiki/Apprentissage_profond. 3.1
- [19] Wikipedia. Capteur. <https://fr.wikipedia.org/wiki/Capteur>. 2.2
- [20] Wikipedia. Navlab. <https://fr.wikipedia.org/wiki/Navlab>. 1.2
- [21] Wikipedia. Véhicule autonome. https://fr.wikipedia.org/wiki/Véhicule_autonome. 1.2
- [22] Li YU. *Absolute Localization by Mono-camera for a Vehicle in Urban Area using Street View*. PhD thesis, Université Paris sciences et lettres, 2018. 2.3