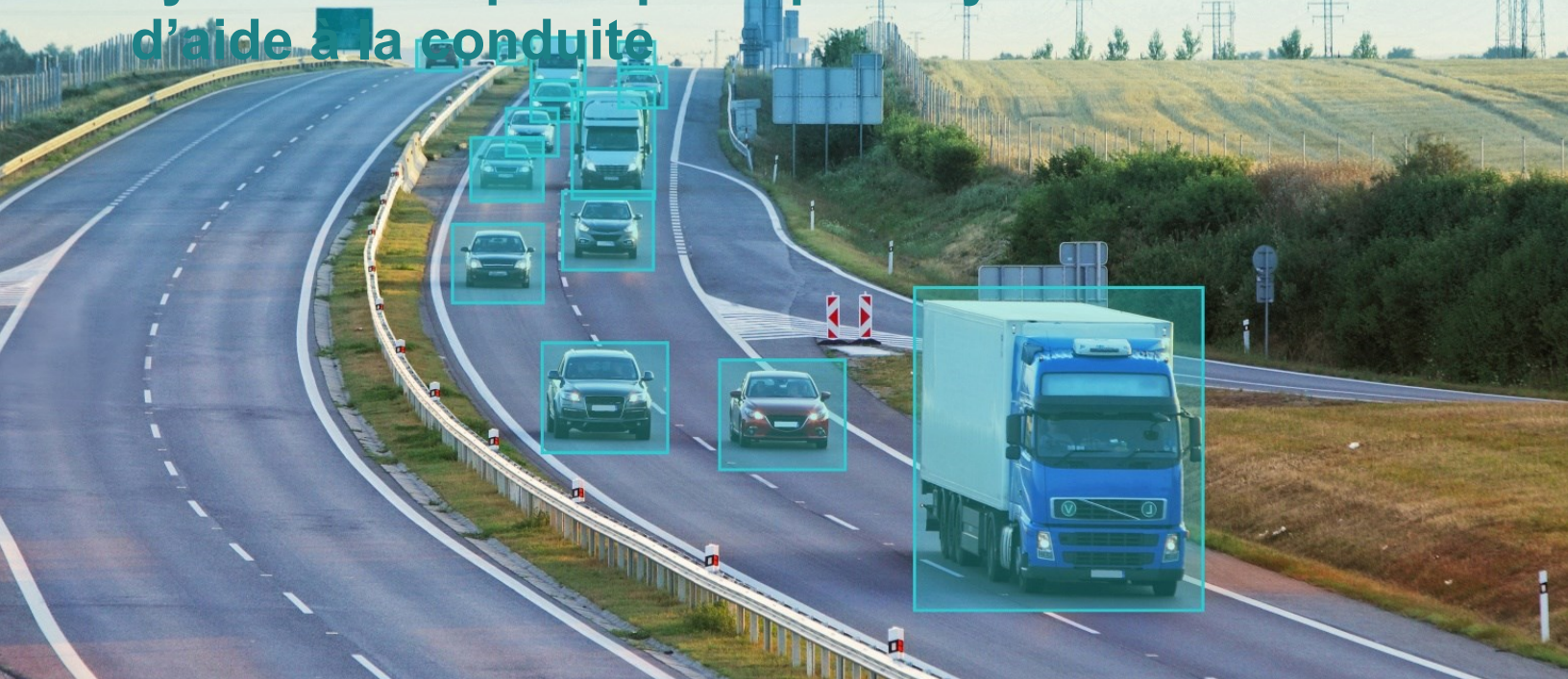


LIVRE BLANC

Les réseaux neuronaux profonds dans les systèmes de perception pour systèmes avancés d'aide à la conduite



Date de publication : 15 mars 2023

Résumé analytique

Les réseaux neuronaux sont des éléments de base essentiels pour permettre le développement des systèmes avancés d'aide à la conduite (systèmes ADAS) et sont utilisés dans les diverses tâches requises pour y parvenir telles que la localisation, la planification de la trajectoire et la perception. Le présent livre blanc explique la nature des réseaux neuronaux, leur fonctionnement et les diverses techniques utilisées pour la détection et la classification des objets dans les systèmes de perception. Par la suite, ce document explore une solution disponible dans le commerce et la valeur qu'elle apporte à l'ingénierie de la perception automobile aujourd'hui.

Que sont les réseaux neuronaux et comment fonctionnent-ils?

Dans leur fonction et dans leur conception, les réseaux neuronaux s'inspirent du cerveau humain et constituent un sous-ensemble de l'apprentissage automatique et de l'intelligence artificielle. Un réseau neuronal est un système de calcul qui fonctionne à l'aide d'une série d'algorithmes et génère des données de sortie à partir de données d'entrée. Les algorithmes sont exprimés sous forme de fonctions mathématiques, et les réseaux neuronaux artificiels peuvent apprendre des événements et prendre des

décisions sur la base d'événements similaires. Ces algorithmes sont particulièrement utiles dans les systèmes avancés d'aide à la conduite en raison du large éventail de situations qui se présentent aux véhicules équipés de systèmes ADAS. À terme, l'objectif de l'utilisation de l'apprentissage automatique et des réseaux neuronaux est de permettre à ces véhicules, s'ils sont entraînés et exposés à des données suffisamment variées, d'être suffisamment robustes et fiables pour aider les humains à conduire, même lorsqu'ils sont confrontés à des circonstances de conduite inédites.

Un réseau neuronal prédictif est illustré dans la Figure 1 pour référence. On peut considérer les réseaux neuronaux comme un système qui, sur la base des données d'entrée, génère des données de sortie optimales (erreur minimale) en maximisant les variables. Un exemple simplifié est présenté ci-dessous, dans lequel le système reçoit des données brutes (nombre de vitesses par rapport à la vitesse de pointe atteinte) et génère une droite optimale (en pointillés bleus). Les variables qui pourraient être ajustées par le système, dans ce cas, sont l'ordonnée à l'origine et la pente de la droite. Les réseaux neuronaux sont des systèmes complexes qui proposent le meilleur résultat en optimisant les variables.

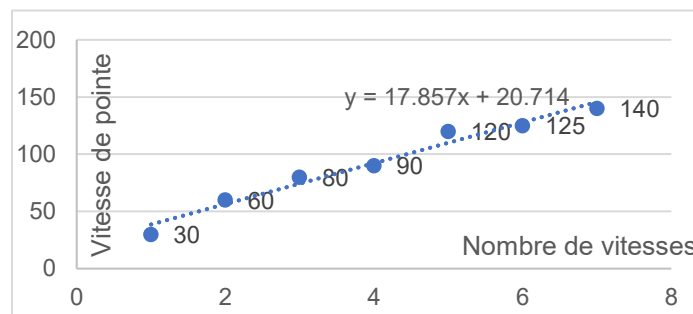


Figure 1 – Jeu de données d'entrée et droite optimale

La Figure 2 plus bas montre un réseau neuronal. Les données brutes sont introduites dans la couche d'entrée, et le résultat est fourni par la couche de sortie. Les couches masquées représentent la série d'algorithmes et de fonctions d'activation qui optimisent les variables pour fournir le résultat. Chaque cercle, dans chacune des couches, est appelé « neurone » et chaque neurone a une valeur qui lui est assignée. La ligne reliant le neurone d'une couche au neurone d'une autre couche est appelée « pondération ». La pondération est la relation entre deux neurones, la magnitude du poids représentant la force de la relation.

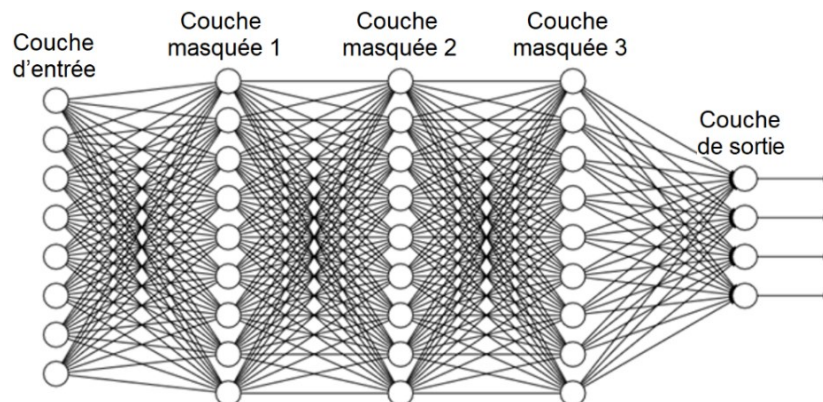


Figure 2 – Exemple d'architecture de réseau neuronal

La valeur du neurone de la couche précédente et son poids associé sont traités par une fonction mathématique appelée « fonction d'activation » pour déterminer la valeur d'un neurone de la couche suivante. À titre d'exemple, la valeur du neurone B1 est indiquée plus bas.

$$B1 = f (A1.W1 + A2.W2 + A3.W3)$$

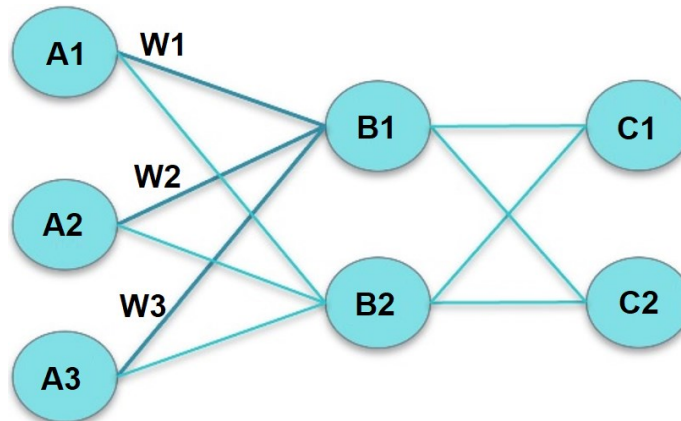


Figure 3 – Exemple de réseau neuronal avec poids

Les couches masquées multiples et la fonction d'activation ajoutent de la non-linéarité au modèle de réseau neuronal, permettant ainsi des opérations mathématiques complexes qui représentent mieux le comportement complexe de l'application et réduisent davantage l'erreur en sortie. L'erreur en sortie est calculée à l'aide de la fonction coût, qui est développée plus loin. Parmi les exemples de fonctions d'activation, citons les fonctions sigmoïde, tangente hyperbolique (tanh) et unité linéaire rectifiée (ReLU¹). Le choix de la fonction d'activation à déployer à des fins d'optimisation dépend de facteurs tels que l'efficacité de l'apprentissage du réseau, les performances de calcul et le problème du gradient de fuite.

Dans certains cas, il est souhaitable de compenser la fonction d'activation en ajoutant une constante. Cette constante est connue sous le nom de « biais ». Les poids et les biais sont les paramètres qui sont modifiés pour s'adapter au modèle et générer la droite optimale.

Comment les réseaux neuronaux apprennent-ils?

Il existe deux techniques pour entraîner les réseaux neuronaux : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. Le premier consiste à fournir un jeu de données d'apprentissage dans lequel de l'information d'entrée est transmise au réseau et la bonne réponse est étiquetée. Durant l'apprentissage, le réseau neuronal ajuste les poids et les biais pour améliorer ses performances sur les données d'apprentissage et réduire l'erreur. Les réseaux sont entraînés sur de vastes jeux de données, l'objectif étant que ce que le réseau apprend au cours de cet exercice d'apprentissage en modifiant les poids et les biais puisse s'appliquer à des données inédites afin de générer le résultat correct. Un exemple d'apprentissage supervisé de réseau neuronal consiste à apprendre au réseau que « $1 + 1 = 2$, $1 + 2 = 3$ et $1 + 3 = 4$ ». L'objectif est ensuite que le réseau réponde correctement à la question « Que font $2 + 3$? ».

Une autre méthode de formation des réseaux neuronaux est l'apprentissage non supervisé, dans lequel le résultat correct n'est pas fourni manuellement par un humain, mais plutôt par un système automatisé capable de proposer le bon résultat de manière précise et fiable.

Un élément clé pour améliorer les performances d'un réseau neuronal consiste à bien comprendre la différence entre la valeur produite et la valeur vraie. La fonction coût quantifie l'écart entre la valeur produite et la valeur de sortie réelle. Il existe de nombreuses techniques pour construire une fonction

¹ Rectified linear unit.

coût, dont l'une évalue la valeur quadratique moyenne de la différence entre la valeur vraie et la valeur produite. L'optimiseur analyse ensuite l'erreur et modifie les poids et les biais afin de minimiser cette erreur. Une fois que la fonction coût génère un résultat avec erreur minimale (droite optimale), on peut considérer que le réseau a été formé et que ses performances peuvent être testées par rapport à un autre jeu de données, et qu'il peut finalement être déployé dans des scénarios du monde réel.

Les réseaux neuronaux dans les systèmes avancés d'aide à la conduite

L'apprentissage automatique et les réseaux neuronaux sont utilisés pour diverses tâches de conduite, telles que la localisation, la prédiction du comportement des objets, la prise de décision, la planification de la trajectoire et la perception environnementale. Cet article se concentre sur les défis de la perception environnementale et sur la manière dont les réseaux neuronaux profonds sont utilisés pour détecter, reconnaître et classifier les objets dans le milieu environnant.

L'architecture des capteurs pour les solutions ADAS d'entrée de gamme se compose de radars et de caméras pour les systèmes à vue frontale et périphérique. Des niveaux d'autonomie plus élevés requerront probablement des LiDARs additionnels dans l'ensemble de capteurs. Les radars et les LiDARs utilisent l'apprentissage automatique et les réseaux neuronaux pour la détection et la classification des objets en formant le réseau sur des nuages de points.

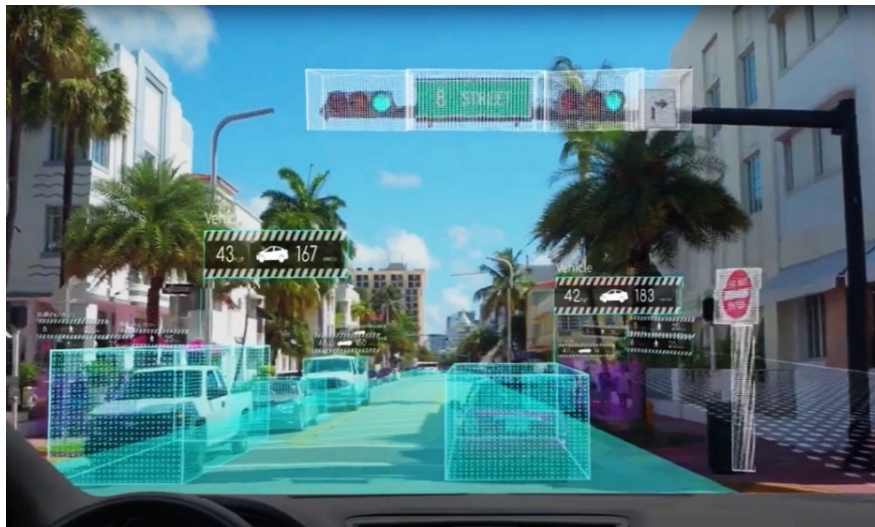
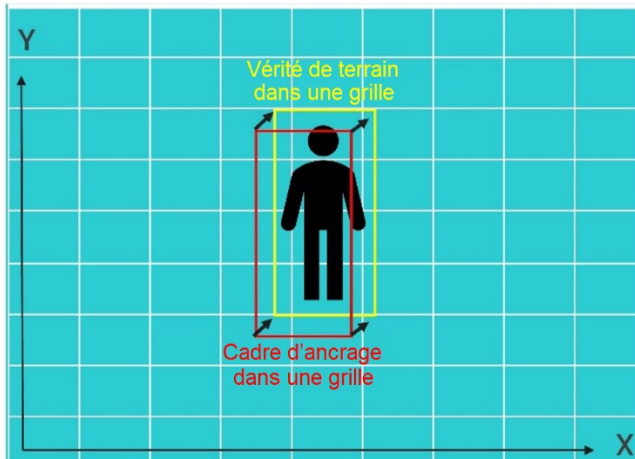


Figure 4 – Système de perception en action

La première étape de la perception est la détection des objets, et deux techniques utilisées pour y parvenir sont la détection avec ancrages et la détection sans ancrages. Les cadres englobants prédéfinis comme propositions de vérité de terrain sont appelés « ancrages ». Dans la détection d'objets avec ancrages, les ancrages se voient attribuer des étiquettes de classe suivant une stratégie définie. Par exemple, dans une stratégie naïve d'attribution d'étiquettes, si l'IoU (intersection sur union) maximale d'un ancrage est supérieure à 0,5, l'ancrage se voit attribuer l'étiquette de vérité de terrain.

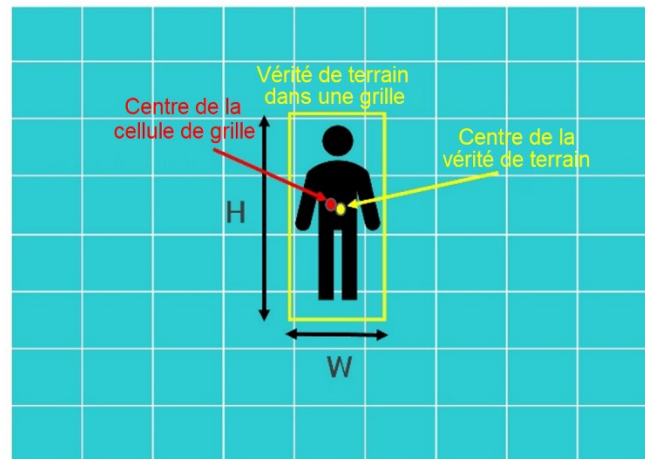
La détection d'objets sans ancrages propose un cadre englobant 3D par rapport à un point de référence fixe dans l'image, le centre de la vérité de terrain, qui doit se trouver dans une cellule de grille. La cellule de grille est donc responsable de prédire la largeur et la hauteur de l'objet, ainsi que la déviation du centre de la vérité de terrain par rapport au centre de la cellule de grille. La détection d'objets sans ancrages est plus généralisable et peut être facilement étendue à la détection de points clés. Pour qu'un modèle de détection d'objets avec ancrages fonctionne bien, des cadres englobants de forme et de taille appropriées doivent être proposés durant l'apprentissage pour offrir de bonnes performances.

Détection d'objets avec ancrages



L'ancrage est corrigé pour correspondre à la vérité de terrain en ajustant les coordonnées X-Y

Détection d'objets sans ancrages



La cellule de grille est responsable de prédire la largeur et la hauteur de l'objet, ainsi que la déviation du centre de la vérité de terrain par rapport au centre de la cellule de grille

Figure 5 – Différence entre la détection d'objets avec ancrages et sans ancrages

Une fois qu'un objet est détecté, il faut le classifier pour comprendre quelle est sa nature. La détection et la classification des objets peuvent se faire à l'aide d'un réseau neuronal convolutif (CNN²). Un réseau neuronal convolutif est un type de réseau neuronal qui trouve des applications dans les systèmes de vision artificielle, de reconnaissance d'images et de classification. Les CNN font passer les données d'entrée par le réseau neuronal et comprennent ensuite les corrélations et les modèles qui permettent la reconnaissance et la classification des images.

Solution commerciale de fusion de capteurs et de perception pour l'ADAS et l'AD

LeddarVision™, le logiciel de fusion de bas niveau de capteurs et de perception développé par LeddarTech, combine l'intelligence artificielle et des réseaux neuronaux profonds et l'efficacité computationnelle, afin d'optimiser la performance des capteurs et du matériel ADAS/AD embarqués, essentiels à la sécurité et à la fiabilité de l'aide à la conduite et de la conduite autonome.

LeddarTech permet aux clients de bénéficier d'une performance et d'un coût encore plus avantageux, la plateforme étant évolutive et indépendante des capteurs, grâce à sa technologie de fusion de données brutes, contrairement aux autres solutions sur le marché. Le client contrôle donc la conception en déterminant la suite de caméras, de radars ou de LiDARs qui répond le mieux à ses exigences en termes d'applications et de performances.



² Convolutional neural network.

Le présent livre blanc ne constitue pas un modèle de référence. Les recommandations contenues aux présentes sont fournies « en l'état » et sans garantie quant à leur exhaustivité ou leur exactitude.

LeddarTech® a tout mis en œuvre pour s'assurer que les renseignements contenus dans le présent document sont exacts. La totalité des renseignements contenus aux présentes sont fournis « en l'état ». LeddarTech ne pourra être tenue pour responsable d'aucune erreur ou omission dans le présent document ni d'aucun préjudice découlant de l'information contenue aux présentes ou y afférent. LeddarTech se réserve le droit de modifier la conception ou les caractéristiques de ses produits à tout moment, sans préavis et à sa seule discrétion.

LeddarTech ne répond pas de l'installation de ses produits ni de l'usage qui en est fait, et décline toute responsabilité si un produit est utilisé pour une application pour laquelle il ne convient pas. Il vous incombe entièrement (1) de sélectionner les produits appropriés pour votre application, (2) de valider, concevoir et tester votre application, et (3) de vous assurer que votre application répond aux normes de sûreté et de sécurité en vigueur.

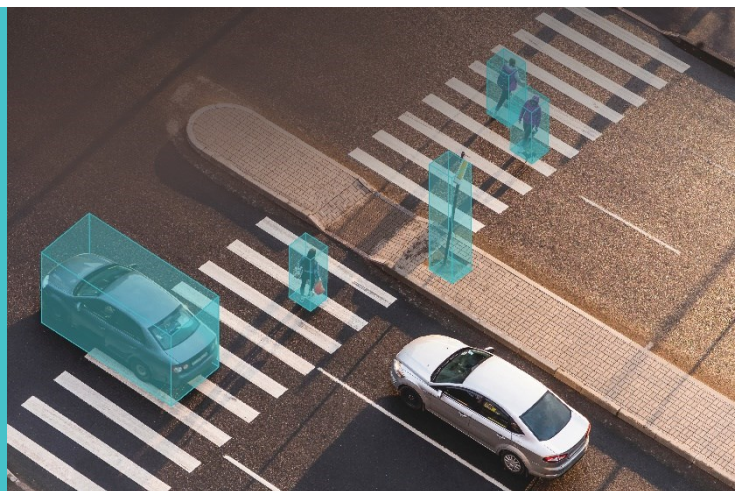
De plus, les produits LeddarTech sont assujettis aux conditions générales de vente de LeddarTech ou autres conditions applicables convenues par écrit. En achetant un produit LeddarTech, vous vous engagez également à lire attentivement l'information contenue dans le guide d'utilisation qui accompagne le produit acheté et à y être lié.

Leddar, LeddarTech, LeddarVision, LeddarSP, VAYADrive, VayaVision et les logos associés sont des marques de commerce ou des marques déposées de LeddarTech Holdings Inc. et de ses filiales. Tous les autres noms de marques, noms de produits et marques sont ou peuvent être des marques de commerce ou des marques déposées utilisées pour désigner les produits ou les services de leurs propriétaires respectifs.

À propos de LeddarTech

Entreprise mondiale de logiciels fondée en 2007, basée à Québec et disposant de centres de R&D supplémentaires à Montréal, Toronto et Tel Aviv (Israël), LeddarTech développe et propose des solutions logicielles complètes de fusion bas niveau de capteurs et de perception reposant sur l'intelligence artificielle qui permettent le déploiement d'applications ADAS, de conduite autonome (AD) et de stationnement. Le logiciel de classe automobile de LeddarTech applique des algorithmes d'intelligence artificielle et de vision numérique avancés afin de générer des modèles 3D précis de l'environnement, pour une meilleure prise de décision et une navigation plus sûre. Cette technologie performante, évolutive et économique permet la mise en œuvre efficace de solutions ADAS pour véhicules automobiles et hors route par les équipementiers et les fournisseurs de rang 1 et 2. Ayant déposé plus de 150 demandes de brevets (dont 80 accordées) qui améliorent les capacités des systèmes d'aide à la conduite, de conduite autonome et de stationnement, l'entreprise a contribué à plusieurs innovations liées à des applications de télé-détection. Une meilleure perception sensorielle de l'environnement autour du véhicule est essentielle pour rendre la mobilité plus sûre, plus efficace, plus durable et plus abordable : c'est ce qui motive LeddarTech à vouloir devenir la solution logicielle de fusion de capteurs et de perception la plus largement adoptée.

Renseignements complémentaires : sales@leddartech.com



LeddarTech®

CANADA – ÉTATS-UNIS – AUTRICHE – FRANCE – ALLEMAGNE – ITALIE – ISRAËL – HONG KONG – CHINE

Siège social

4535, boulevard Wilfrid-Hamel, bureau 240
Québec (Québec) G1P 2J7, Canada
leddartech.com

Tél. : + 1-418-653-9000

Sans frais : 1-855-865-9900