



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU
FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'INFORMATIQUE

Mémoire

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de Master 2 en Informatique
Option: Réseaux, mobilité et systèmes embarqués

Thème

***Prédiction de flux de trafic routier à l'aide
de l'apprentissage profond***

Présenté devant le jury :

Président : M^r M.DAOUI

Examinatrice : M^{me} M.BELKADI

Examinatrice : M^{me} S.BELLATAF

Promotrice : M^{me} R.AOUDJIT

Réalisé par :

M^{lle} BERKOUK Nassima

M^{lle} DRIUCHE Saïda

Année universitaire: 2018/2019

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier Allah le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce Modeste travail.

En second lieu, nous tenons à remercier notre promotrice Mme : (AOUDJIT Rachida), pour ses précieux conseils et son aide durant toute la période du travail.

Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail et de l'enrichir par leurs propositions.

Enfin, nous tenons également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

DÉDICACES

Je dédie cet ouvrage

A ma chère maman, quoi que je fasse ou que je dise, je ne saurai point te remercier comme se doit. Ton affection me couvre, ta bienveillance me guide, ta présence et tes prières tout au long de mes études sont ma source de force,

A mon cher père, merci pour tous ses efforts et son soutien. Que ce travail traduit ma gratitude et mon affection ,

A mes chères sœurs : Hanane, Feriel , Werda et Nabila pour leurs encouragements permanents, et leur soutien moral,

A mes chers oncles : Ahmed, Karim, Nabil et Hamza pour leur appui et leur encouragement,

A ma grand-mère, pour tout ce qu'elle donne toujours pour nous et ses prières qui nous suivent partout où nous sommes ,

A mes chères tentes : Hayat, Malika et Samira , ma chère tata Malika et mes cousins et cousines maternels ,

A mes chères amies : Ouiza, Ania, Souhila, Kahina, Malha, Sonia, Hesni, Ghania et Tinhinane pour leurs encouragements et leur soutien moral,

A ma binôme Saïda ma sœur d'une autre mère, mon bras droit qui a été compréhensive et présente dans chaque moment,

A toute personne qui m'est très chère, à toute ma famille et amis pour leur soutien tout au long de mon parcours, que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués, que dieu vous donne santé, bonheur et réussite .

Merci d'être toujours là pour moi.

Nassima

Dédicaces

Je dédie ce travail

A ma chère maman, pour tous ses sacrifices, son amour, sa tendresse, son soutien et ses prières tout au long de mes études,

A mon cher père, merci pour tous ses conseils et sa présence à mes côtés,

A mes chères sœurs : Souhila et Naima pour leurs encouragements permanents, et leur soutien moral,

A mes chers frères, Mohamed, Sofiane, Karim et Yazid pour leur appui et leur encouragement,

A mes chers nièces et neveux : Houda, Hanane, Yousra, Med-Amine et Rayan

A mes chères amies : Dihia, Hayet, Ryma, Safia et Yousra pour leurs encouragements permanents, et leur soutien moral,

A ma binôme Nassima qui a été compréhensive et coopérante et une sœur avant tout,

A mon cher ami Sohaïb qui m'a toujours soutenu et il m'a toujours remonté le moral,

A toute ma famille et amis pour leur soutien tout au long de mon parcours universitaire,

Que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués, et le fruit de votre soutien infailible,

Merci d'être toujours là pour moi.

Saïda

Résumé

Dans les derniers temps, les systèmes informatiques se sont penchés sur l'utilisation des nouvelles technologies et techniques d'intelligence artificielle dans les différents domaines, d'où l'apparition du terme "SMART" comme : Smart Cities, Smart Farm, Smart Health et Smart Transportation. Le transport étant considéré comme un pilier essentiel du développement d'une ville intelligente, ce mémoire s'intéresse à un des sujets les plus cruciaux dans les systèmes de transport intelligent qui est "La Prédiction De Flux De Trafic Dans une ville" en s'appuyant sur une des plus récentes technologies inspirée du raisonnement humain " le deep learning".

Abstract

In recent times, computer systems have focused on the use of new technologies and techniques of artificial intelligence in different fields, the reason of the appearance of the term "SMART" as : Smart Cities, Smart Farm, Smart Health and Smart Transportation. Since transportation is considered to be a key pillar of smart city development, this paper focuses on one of the most crucial topics in intelligent transportation systems that is "The Prediction of Traffic Flow in a City" based on one of the most recent technologies inspired by human reasoning " deep learning ".

ملخص

في الآونة الأخيرة، ركزت أنظمة الكمبيوتر على استخدام تقنيات جديدة للذكاء الاصطناعي في مجالات مختلفة، ومن هنا ظهر مصطلح "SMART" ك: المدن الذكية، المزرعة الذكية، الصحة الذكية والنقل الذكي.

ونظرًا لأهمية النقل واعتباره ركيزة أساسية لتنمية المدن الذكية، فإن هذه الأطروحة تركز على واحدة من أكثر الموضوعات أهمية في أنظمة النقل الذكية وهي "التنبؤ بتدفق حركة المرور في مدينة" بحد ذاتها. باستخدام واحدة من أحدث التقنيات مستوحاة من المنطق البشري "التعلم العميق".

Table des matières

I	Introduction Générale	7
II	Généralités sur les systèmes de transport intelligent et l'apprentissage automatique	9
1	Les systèmes de transport intelligent (STIs)	10
1.1	Introduction	11
1.2	Définition des STIs	11
1.3	Catégories et domaines d'application des STIs	13
1.3.1	Catégorisation des applications relatives aux STIs :	13
1.3.2	Domaines d'application des STIs	14
1.3.3	Gestion et contrôle du trafic :	15
1.4	L'évolution et l'architecture des STIs	16
1.4.1	L'évolution des STIs	16
1.4.2	L'architecture des STIs	17
1.4.3	Quelques projets d'STI récents	18
1.5	Fonctionnement et apports des STIs	20
1.5.1	Fonctionnement des STIs	20
1.5.1.1	Fonctions des composants des STIs	20
1.5.1.2	Facteur humain	21
1.5.2	Les avantages des STIs	22
1.5.3	Les enjeux et défis des STIs	23
1.6	Conclusion	24
2	Apprentissage automatique	25

2.1	Introduction	26
2.2	Définition et source de l'apprentissage automatique	26
2.2.1	Types d'apprentissage automatique	28
2.2.1.1	Apprentissage supervisé (Supervised Learning) :	28
2.2.1.2	Apprentissage non-supervisé (Unsupervised Learning) :	29
2.2.1.3	Apprentissage semi-supervisé :	30
2.2.1.4	Apprentissage par renforcement (Reinforcement Learning) :	30
2.2.1.5	Apprentissage en profondeur :	31
2.2.2	Quelques algorithmes	32
2.3	L'apprentissage profond (DEEP LEARNING)	37
2.3.1	Définition :	38
2.3.2	Réseaux de neurones approfondis (Deep Neural Networks)	39
2.3.2.1	Définition de réseau de neurones :	39
2.3.2.2	Les types de réseaux de neurones	41
2.3.3	Algorithmes d'apprentissage	45
2.4	Domaines d'application et apports des réseaux de neurones	46
2.4.1	Domaines d'application	46
2.4.2	Avantages et inconvénients des RNs	47
2.5	Conclusion	48

III Conception et Réalisation 49

3 Conception 50

3.1	Introduction	51
3.2	Collecte et prétraitement de données	51
3.2.1	Collecte de données :	51
3.2.2	Analyse et nettoyage des données	51
3.2.3	Répartition de jeu de données (Datasets)	52
3.3	Entraînement et mise en production du modèle	52
3.3.1	Choix d'un réseau de neurones	52
3.3.2	Apprentissage du réseau de neurones et entraînement du modèle	53
3.3.3	Évaluation et déploiement du modèle en production	54
3.4	Outils d'implémentation	55
3.4.1	Les langages de programmation utilisés	55
3.4.2	Les frameworks et bibliothèques	57
3.5	Conclusion	59
4	Réalisation	60
4.1	Introduction	61
4.2	Collecte et prétraitement de données	61
4.2.1	Collecte des données :	61
4.2.2	Analyse et nettoyage des données	63
4.2.3	Répartition des données	64
4.3	Entraînement et mise en production du modèle	65
4.3.1	Choix d'un réseau de neurones	65
4.3.2	Apprentissage et entraînement du réseau de neurones	67
4.3.3	Évaluation et déploiement du modèle	68
4.4	Conclusion	70
IV	Conclusion Générale	71

Table des figures

1.1	Les aspects cibles des systèmes de transport intelligent	12
1.2	L'évolution des STIs	17
1.3	Exemple de l'architecture des communication entre les éléments STIs au Canada	18
1.4	Portes de quai verticales - Espagne	20
1.5	Chaîne d'information d'un STI	21
2.1	Schéma général du Machine Learning	27
2.2	Processus d'apprentissage supervisé	29
2.3	Processus général de l'apprentissage non-supervisé	29
2.4	Différentes étapes d'un processus semi-supervisé	30
2.5	Processus d'apprentissage par renforcement	31
2.6	Réseau de neurones profond	32
2.7	Régression linéaire	33
2.8	Régression logistique	34
2.9	Machine à vecteur de support	34
2.10	Formule de Naïve Bayes	35
2.11	Détection d'anomalie	35
2.12	L'arbre de décision	36
2.13	Architecture d'un réseau de neurones	36
2.14	K-Mean	37
2.15	AI-ML-DL	38
2.16	Apprentissage profond Vs apprentissage automatique	38
2.17	Réseau de neurones simple Vs réseau de neurones profond	39
2.18	Correspondance Neurone Biologique-Neurone Artificiel	40
2.19	Fonctions d'activation	41
2.20	réseau feedforward VS réseaux récurrents Hopfield	42
2.21	Classification des réseaux de neurones selon la topologie	42
2.22	Perceptron	43
2.23	Perceptron multi-couches	43
2.24	La carte de Kohonen	44
2.25	Réseau de neurones de Hopfield à 3 noeuds	45
3.1	Les cas possibles du modèle d'apprentissage	52
3.2	Phase d'apprentissage du réseau de neurones	54
3.3	Phase de mise en production (prédiction)	54
3.4	Frameworks du deep learning	57
4.1	Boucles d'induction magnétiques	61
4.2	Capteurs météo-routiers	62
4.3	Une vue sur la Dataset-London objet de notre étude	62
4.4	Les colonnes de valeurs non numériques à omettre (en jaune)	64
4.5	Récupération et préparation de données à utiliser	64

4.6	Paramétrages du réseau	66
4.7	Aperçue d'architecture du réseau de neurones pour CarsTaxis	66
4.8	Capture d'entraînement du réseau de neurones	67
4.9	Plots de régression des différents ensembles de données train , test et validation	68
4.10	Amélioration de performance par entraînement répété 3 fois	69
4.11	Graphe de comparaison entre les données prédites et les données cibles . . .	69
4.12	Graphe de comparaison entre les données prédites et les données cibles des nouvelles entrées	70

Liste des tableaux

4.1	Les différents champs de la dataset	63
-----	---	----

Première partie
Introduction Générale

Le domaine des STIs est l'un des domaines où la recherche sur les nouvelles données est associée à la synthèse de l'intelligence artificielle (AI) qui a commencé à montrer des résultats intéressants. Les STIs consistent à fournir des services innovants et avancés dans les domaines suivants : modes de transport et de gestion du trafic, et comment permettre aux utilisateurs de faire des choix plus judicieux lors de l'utilisation des réseaux de transport. Ceci influence directement à l'efficacité des infrastructures dans les villes intelligentes urbaines. De nombreux facteurs entrent en jeu dans l'évolution du trafic quotidien. Y a-t-il un match de football dans le stade local ? Y a-t-il des sites de construction actifs qui causent la redirection du trafic ? La liste des situations possibles modifiant le flux de trafic s'allonge. Avoir un système capable de prédire raisonnablement ces changements de trafic est de grande valeur pour le gouvernement, l'industrie et les citoyens.

Dans ce travail on s'intéresse à répondre à la problématique : " comment utiliser l'apprentissage profond pour prédire le flux de trafic routier dans une ville ?" un plan est élaboré et suivi.

Nous allons parler, en premier lieu, dans la partie théorique des Systèmes de transport intelligent en citant l'évolution ainsi que les projets STIs les plus récents, dans le deuxième chapitre on abordera la technologie la plus récente et la plus répondue dans le développement des STIs et à la prédiction du trafic routier qui est bien l'apprentissage automatique et plus précisément l'apprentissage en profondeur qui utilise les réseaux de neurones approfondis.

Dans la partie conception et réalisation qui est une partie consacrée en premier lieu pour la procédure de développement d'un réseau de neurones ainsi que les outils utilisés, le chapitre réalisation contiendra notre cas d'étude et toutes les étapes qu'on a suivi pour mettre en place un système de prédiction. En fin on termine par une conclusion illustrant les perspectives liées à ce travail.

Deuxième partie

Généralités sur les systèmes de transport intelligent et l'apprentissage automatique

Chapitre 1

Les systèmes de transport intelligent (STIs)

1.1 Introduction

Les Systèmes de Transport Intelligent (STIs) font l'avenir des services liés à tous les modes de transport actuels. Ils permettent d'apporter des réponses à certaines problématiques majeures de notre société comme l'amélioration de la sécurité routière ou encore la diminution de la pollution des transports. Les transports de demain seront guidés automatiquement, ne rejeteront plus de gaz à effet de serre dans l'atmosphère et seront donc plus ergonomiques pour les conducteurs et leur environnement. Les infrastructures sont aussi concernées : des informations entre les véhicules et les infrastructures seront échangées afin d'éviter les congestions de trafic, de fluidifier les intersections et de prévenir ou signaler des accidents. De plus, le modèle de la voiture individuelle pourrait disparaître au profit de parcs de voitures disponibles pour tous les utilisateurs. Toutes ces options peuvent paraître utopistes, c'est pourtant ce que proposent les entreprises qui travaillent dans le domaine des STI. Il s'agit donc d'un sujet qui nous concerne tous et auquel nous portons un intérêt en tant que futurs ingénieurs. En effet, il est important de comprendre les phénomènes auxquels notre société doit faire face.

Ces technologies STI visent à fournir des services innovants liés aux différents modes de transport et à la gestion du trafic et permettent aux utilisateurs d'être mieux informés et de rendre l'utilisation des réseaux de transport plus sûre et plus intelligente.

1.2 Définition des STIs

Le transport intelligent, application verticale clé de l'internet des objets. Son importance vient du fait que ces technologies STI (ou ITS en anglais) permettent aux utilisateurs de mieux utiliser le réseau de transport et ouvrent la voie au développement d'une infrastructure plus intelligente pour répondre aux demandes futures et rendre les villes intelligentes encore plus intelligentes. Donc, comment peut-on désigner un système donné comme STI!?

Définition : système interactif de collecte, de traitement et de diffusion d'information appliqué aux transports, basé sur l'intégration des technologies de l'information et de la communication aux infrastructures et aux véhicules utilisés, de manière à améliorer la gestion et l'exploitation des réseaux de transport et des services aux utilisateurs qui y sont associés. [31]

Un système de transport intelligent crée des liens de communication entre ses divers éléments (l'infrastructure, le véhicule, le conducteur utilisateur) au moyen d'un centre de gestion qui les relie en temps réel, ou encore directement d'un véhicule à l'autre. Il existe plusieurs types de systèmes de transport intelligent, classés notamment selon les genres de services qu'ils rendent et les technologies auxquelles ils ont recours. L'intégration de ces systèmes à l'intérieur d'une architecture de STI implique leur interopérabilité. En effet, en permettant aux différents éléments du système de communiquer entre eux, selon un processus et des éléments de communication normalisés, un STI peut ajuster en temps réel les interventions sur le réseau selon les informations échangées.

Les systèmes de transport intelligent couvrent surtout le réseau modal de transport routier, tout en incluant les services et les processus d'interface avec les autres modes de transport (aérien, maritime et ferroviaire).

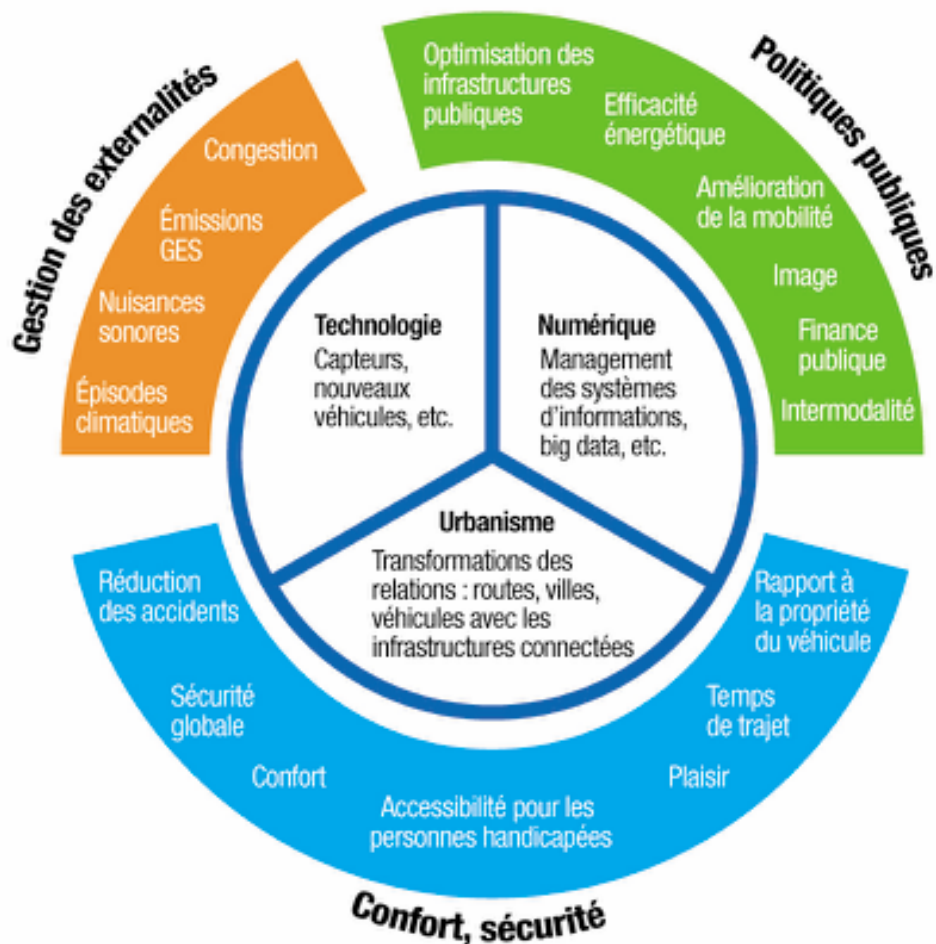


FIGURE 1.1: Les aspects cibles des systèmes de transport intelligent

Selon l'Intelligent Transportation Society of America, la technologie ITS permet de [28] :

- Utiliser un système de navigation pour trouver le meilleur itinéraire en fonction des conditions en temps réel.
- Alerter les conducteurs des situations potentiellement dangereuses à temps pour éviter les accidents.
- Être guidé vers un espace de stationnement vide par un panneau intelligent.
- Prendre un bus prioritaire aux intersections gérées par feu tricolore qui passe au feu vert dès l'approche.
- Détecter et réagir rapidement aux incidents de la circulation.
- Réorienter le trafic en réponse aux conditions routières ou aux urgences météorologiques.
- Fournir aux voyageurs des rapports en temps réel sur la circulation et la météo.
- Permettre aux conducteurs de gérer leur consommation de carburant.

- Ajuster les limites de vitesse et la synchronisation du signal en fonction des conditions réelles.
- Améliorer le suivi du fret, l'inspection, la sécurité et l'efficacité.
- Rendre les transports en commun plus pratiques et fiables .
- Surveiller l'intégrité structurelle des ponts et autres infrastructures .

Le but principal des STIs est alors d'aider la prise de décisions par les exploitants du réseau de transport et les autres utilisateurs. Souvent effectuées en temps réel, ces opérations améliorent les conditions de vie de chacun.

1.3 Catégories et domaines d'application des STIs

1.3.1 Catégorisation des applications relatives aux STIs :

Les STIs peuvent être catégorisés selon les tâches assurées et la branche d'utilisation, ci-dessous on a cité quelques catégories des STIs [18] :

- **Information pour les voyageurs** : informations de préparation au voyage, informations durant le voyage pour le conducteur, information durant le voyage dans les transports publics, informations routières, localisations, etc.
- **Gestion du trafic** : contrôle du trafic, gestion des accidents, gestion des flux, gestion de maintenance des infrastructures, planification des infrastructures, etc...
- **Véhicule** : amélioration de la couverture visuelle, fonctionnement automatisé du véhicule, évitement des collisions (latérales et longitudinales), sécurité, maintenance du véhicule, etc.
- **Véhicule commercial** : pré-dédouanement des véhicules utilitaires, procédures administratives des véhicules utilitaires, inspection automatique de la sécurité routière, surveillance de la sécurité à bord des véhicules utilitaires, gestion du parc automobile, systèmes de diagnostic automatisés, etc.
- **Transport public** : gestion des transports publics, gestion des transports à la demande, gestion du transport partagé, gestion des horaires, localisation, etc.
- **Gestion des urgences** : avis d'urgence et sécurité personnelle des voyageurs, gestion des véhicules d'urgence, gestion du transport des matériaux dangereux et notification d'incidents, etc.
- **Paiement électronique** : opérations financières électroniques (péages).
- **Sécurité** : sécurité publique des voyages, amélioration de la sécurité pour les usagers, jonctions intelligentes, etc.

L'utilisation des STIs s'inscrit également dans une volonté de développement durable. En effet, les STI amènent à une utilisation mieux coordonnée de la route grâce à l'utilisation de données. L'information est alors primordiale pour connaître l'état actuel d'un réseau ou en planifier l'usage.

1.3.2 Domaines d'application des STIs

Les STIs apparaissent comme une réponse possible à un certain nombre de défis spécifiques au domaine de la mobilité. Plus généralement, les STIs pourraient contribuer à l'amélioration des performances de transports au regard des critères du développement durable, que ce soit sur le plan environnemental, sécuritaire, gestion de la congestion, productivité et efficacité, voire même dans le cadre de l'information des voyageurs et de leurs confort [3, 4].

— Surveillance et protection de l'environnement

À l'échelle mondiale, l'utilisation de véhicules motorisés ne semble toujours pas diminuer et la circulation routière continue de s'accroître. Par conséquent, l'impact des émissions et du bruit sur l'environnement a continué de s'aggraver. Il est clair qu'il est urgent que le secteur du transport prenne des mesures pour améliorer l'environnement, en particulier pour réduire les émissions de dioxyde de carbone (CO₂) et d'oxydes d'azote (NO_x) et mieux gérer la circulation urbaine et interurbaine.

— Sécurité et sûreté

Les services des STIs peuvent rendre le transport plus sûr et plus sécuritaire. Ils peuvent maximiser sa capacité à contrôler et à réduire les impacts des désastres, tant naturels que d'origine humaine. Grâce à une planification bien pensée, les STIs aide à la réduction des délais d'intervention des services d'urgence, et à la création d'itinéraires d'évacuation en cas de désastre et à l'établissement de la priorité d'accès à ceux-ci. Ils peuvent favoriser une réduction durable du nombre d'accidents et de la gravité de ceux-ci en signalant les conditions et les situations dangereuses aux voyageurs.

— Gestion de congestion

La congestion constitue un problème majeur pour tous les réseaux de transport, et augmenter l'efficacité des systèmes de transport existants est un des principaux objectifs des programmes des STIs partout dans le monde. Il est possible de réduire la congestion en dotant les réseaux d'instruments qui permettront d'améliorer leur exploitation en temps réel comme les capteurs qui permettront alors de contrôler ces systèmes.

— Productivité et efficacité

Les STI peuvent accroître l'efficacité des opérations de transport. Les systèmes qui gèrent les parcs de véhicules peuvent réduire les coûts administratifs, l'exploitation et l'amélioration considérable de la productivité, en permettant de calculer de façon fiable les temps de déplacement et d'effectuer la livraison juste à temps. L'utilisation des technologies de localisation

et de communication permet d'affecter le plus efficacement possible les conducteurs et les véhicules.

— **Information des voyageurs**

Dans le domaine de l'information des voyageurs, un service peut être qualifié d'ambiant, s'il renseigne le voyageur en fonction de son environnement direct. Il s'agit donc de services capables d'adapter l'information en fonction des spécificités de l'utilisateur, de sa localisation et selon ses besoins afin de l'aider à réaliser son voyage dans les meilleures conditions possibles.

— **Facteurs de confort**

Les usagers de tout système de transport doivent se sentir à l'aise, confortable et en confiance. Le contrôle des vitesses, la régulation des accès, les alertes préalables d'incidents et les instructions sur les itinéraires de substitution peuvent faciliter les déplacements routiers et les rendre moins stressants. Les installations comme les systèmes multimédias qui fournissent à la fois des services de divertissement et de navigation peuvent en faire autant. Les usagers des transports en commun s'attendent aussi à des standards élevés de confort, de commodité et de services.

1.3.3 Gestion et contrôle du trafic :

Pour une utilisation optimale des routes et des services routiers, il ne suffit pas d'avoir des véhicules intelligents, si les routes elles-même sont mal entretenues ou même peu fluides. Les embouteillages mènent au blocage partiel ou entier des routes devant tout type de transport modal. Les systèmes de transport intelligent participent pleinement à la gestion du trafic routier au travers des moyens et équipements dynamiques utilisés par les postes de contrôle de circulation sur les réseaux routiers et autoroutiers. Ils représentent également un atout majeur pour l'information des usagers et plus généralement pour l'exploitation de la route [19]. Pour cela, il est le domaine que nous avons choisi pour prendre l'objet de notre étude.

Connaissance du trafic :

La connaissance des trafics est un élément essentiel en temps réel pour l'exploitation du réseau routier (et notamment pour alimenter les systèmes d'aide à la gestion du trafic) comme en temps différé pour éclairer les politiques publiques et disposer de statistiques sur le secteur.

L'utilisation des données de trafic :

Citons par exemple l'utilisation des données de trafic pour :

- élaborer la politique de gestion, d'exploitation et d'entretien du réseau routier national.

- suivre la politique des transports et notamment l'évolution du trafic routier et son impact environnemental.
- optimiser l'utilisation des infrastructures existantes pour atteindre les objectifs affichés dans le Grenelle de l'Environnement et le Schéma National des Infrastructures de Transport.
- élaborer et suivre les effets de la politique publique de réduction de l'insécurité routière.
- élaborer les prévisions de trafic à court terme, à moyen terme (calendrier Bison Futé) ou à long terme avec l'alimentation des modèles de prévision de trafic pour l'évaluation ex-ante des projets d'infrastructures...

Les utilisateurs de ces données :

Les utilisateurs de ces données sont multiples et variés :

- En interne au ministère :
- Directions d'Administration Centrale,
 - Directions Interdépartementales des Routes (DIR),
 - Directions Régionales de l'Environnement, de l'Aménagement et du Logement,
 - Organismes du Réseau Scientifique et Technique.
- Gestionnaires routiers hors État :
 - Conseils départementaux,
 - Métropoles...
- Bureaux d'études...

1.4 L'évolution et l'architecture des STIs

L'historique d'un type de système et son évolution au fil du temps sont deux éléments reliés l'un à l'autre. Pour bien se situer dans un domaine il est nécessaire de revoir ces deux éléments qui donnent non seulement une vue sur l'existant mais aussi une vue plus loin vers l'avenir.

1.4.1 L'évolution des STIs

Les STIs sont apparus à la fin des années 60 et au début des années 70 avec notamment le système CACS (Comprehensive Automobile Traffic Control System) au Japon ou l'ERGS (Electronic Route Guidance System) en Allemagne et aux États-Unis[18].



FIGURE 1.2: L'évolution des STIs

L'avenir des STIs

La concrétisation de la vision future des STIs exige un engagement de la part de nombreux intervenants à l'égard d'initiatives visant à préparer le terrain et à ouvrir la voie à de grands progrès selon trois axes [20] :

- **Défis non techniques** : les exigences de l'environnement concernant le transport entraînent des changements dans la culture des fournisseurs et des utilisateurs des services. Ces changements laissent entendre que la culture change actuellement profondément, passant d'un environnement dominé par l'ingénierie vers la dotation multidisciplinaire.
- **Rôles, relations et financement du secteur public** : les organismes du secteur privé reconnaissent à la fois la possibilité économique offerte par un marché solide et la possibilité sociale d'améliorer le bien-être des citoyens. Toutefois, pour qu'il soit possible de concrétiser ces possibilités dans le secteur du transport, il faut améliorer la collaboration entre les secteurs public et privé. Les relations traditionnelles entre les entreprises et le gouvernement doivent donc être redéfinies.
- **Facteurs humains** : les facteurs humains ne concernent pas seulement les mesures visant à éviter la surcharge d'information, ils consistent également à fournir l'information d'une manière plus efficace, dans les meilleurs délais et à concevoir des moyens de contrôle et d'affichage des véhicules dans des centres de contrôle qui doivent être intuitifs, cohérents, et faciles à utiliser.

1.4.2 L'architecture des STIs

L'architecture des STI est élaborée à partir d'un ensemble d'exigences fonctionnelles, fondé sur les besoins et services des utilisateurs. Cette dernière permet donc d'assurer la mise en œuvre de STI adaptés aux besoins de tous les intervenants.

C'est aussi la conception d'un système dont l'interaction de ses composantes soit cohérente. En effet, elle permet de définir la façon dont les systèmes doivent interagir, clarifier

les rôles des acteurs et à mieux cerner la cible. C'est pour cela, qu'elle doit reposer sur une analyse solide et rigoureuse [3, 5].

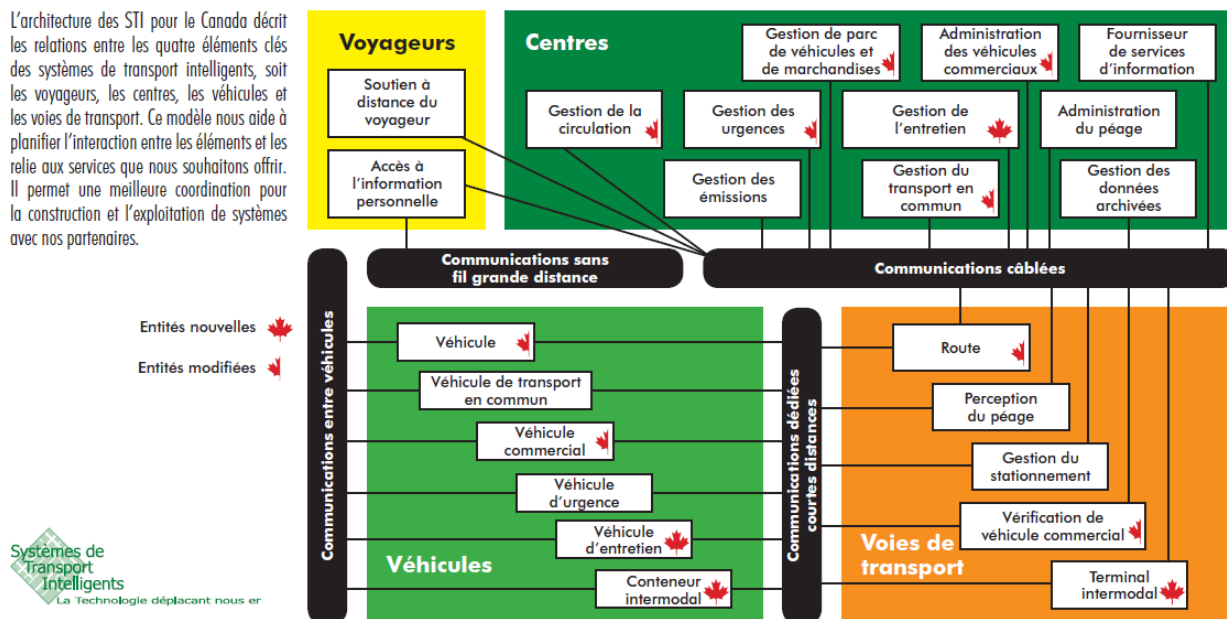


FIGURE 1.3: Exemple de l'architecture des communication entre les éléments STIs au Canada

1.4.3 Quelques projets d'STI récents

L'évolution des systèmes de transport intelligent fournit un nombre croissant de solutions technologiques aux gestionnaires de transport qui cherchent à exploiter et à entretenir les systèmes plus efficacement et à améliorer leurs performances. Dans cette partie, nous allons citer quelques projets les plus récents associés à ce domaine des STIs mais tout d'abord, donnons une vue générale sur ces projets.

Les technologies utilisées dans les systèmes de transport intelligent varient, allant de systèmes de gestion basiques comme la navigation automobile, les systèmes de gestion des feux, les systèmes de gestion des conteneurs, les panneaux à messages dynamiques, les radars automatiques ou la vidéo-surveillance aux applications plus avancées qui intègrent des données en temps-réel avec retours d'informations de nombreuses sources, comme les informations météorologiques, les systèmes de dégivrage des ponts, etc. De plus, les techniques prédictives sont développées pour permettre une modélisation avancée et une comparaison avec une base regroupant des données historiques de référence.

Passons maintenant à des exemples de grands projets STI un peu partout dans le monde :

L'Autriche :

L'Autriche est un exemple des avantages de la mise en œuvre de technologies de transport intelligent. En effet, ASFiNAG ("Autobahnen- und Schnellstraßen -Finanzierungs- Aktiengesellschaft" en Allemand et "Autobahn et Highway Financial Stock Corporation" en Anglais) se sont tournés vers les solutions Connected Roadways de Cisco pour intégrer " l'internet

des objets ” à ses capteurs en bordure de route. Le résultat est une autoroute conçue pour se surveiller elle-même, envoyer des informations aux conducteurs et prévoir le trafic pour s’assurer que les voies ne sont pas encombrées.

L’entreprise de transport utilise le Connected Roadway de Cisco, un système conçu pour créer une infrastructure de réseau convergé afin de connecter en toute sécurité des systèmes de transport intelligent disparates afin d’améliorer la circulation, de réduire les incidents en bordure de route et de fournir une vue centralisée des systèmes routiers. Cette vue inclut les informations sur l’état des routes, la circulation, la construction et le transit. Si le système détecte un trafic lent, il peut réduire la limite de vitesse sur les routes avant que les voitures ne s’ajoutent à la congestion.

L’autoroute connectée d’ASFiNAG utilise des capteurs pour collecter des données sur la route, la circulation et les conditions météorologiques, et transmet ces informations aux conducteurs [27].

Maroc :

Un système de transport intelligent pour le réseau du Tramway de Rabat-Salé au Maroc, nommé Navineo, a été développé par Engie Ineo (qui fait partie du groupe français Engie). Conçu pour offrir une meilleure expérience aux voyageurs, Navineo transmettra en direct au Centre de Supervision la localisation, la ponctualité et la qualité de service des 66 rames de tramway des lignes 1 et 2 (ainsi que la nouvelle extension) ce qui facilitera la régulation de la flotte en temps réel. Un dispositif de comptage va également enregistrer la fréquentation des voyageurs pour mieux adapter l’offre de transport aux usages révélés par les 51 millions de trajets effectués par les citoyens de l’agglomération de Rabat Salé chaque année. Ce dispositif sera mis en place pour l’horizon 2020.

Les voyageurs seront informés en temps réel des horaires de passage aux arrêts calculés par Navineo : 22 nouvelles bornes d’information compléteront le parc existant pour afficher les numéros de lignes, les destinations et temps d’attente. Pour une meilleure accessibilité, les informations défilent en arabe et en français [7] .

Canada :

Le projet ayant décroché la première place au Top 5 des projets du congrès international des STI (ITS World Congress) est ” le pont intelligent de Montréal géré et illuminé grâce aux capteurs de collection de données installés partout dans sa structure ”. Le pont Jaques Cartier de Montréal complété en 1930 devient aujourd’hui “ un pont intelligent” avec 5 voies doté de capteurs en sa structure. 55 millions de véhicule le traversent chaque année. Les opérateurs utilisent les données de trafic du pont - collectées par les boucles intrusives, capteurs et les vecteurs radar à grande définition - pour gérer l’ouverture et fermeture sécurisée des voies, prévenir les conducteurs des congestions en avant, et contrôler les feux de détresse. L’éclairage était fait le jour de son 375ème anniversaire avec 2 400 LED intelligentes changeants [8].

L’Espagne :

De nouvelles portes à plate-forme verticale ont été installées à Barcelone à la gare de Can Cuiàs. C’est une première sur un réseau de métro et est expérimenté depuis mai 2019.

Les portes de quai verticales (VPSD) consistent en une structure verticale fixe avec des glissières dans lesquelles deux panneaux rigides transparents glissent avec un fonctionnement similaire à celui d’un store : elles sont déployées vers le bas pour établir une barrière physique

d'environ 160 cm de hauteur entre le train et le bord du quai, ou se replie vers le haut pour laisser les passagers entrer et sortir du train, conçus pour une conduite automatique et leur fonctionnement est synchronisé avec les trains.

Comparés aux portes coulissantes horizontales, les VPSD offrent l'avantage d'offrir des zones de passage beaucoup plus grandes, elles ont les mêmes dimensions que l'espace qu'elles occupent et ne créent donc pas de problèmes de congestion sur la plate-forme. Pour cette raison, ils conviennent à une grande variété de lignes, même à celles combinant des trains de séries différentes, comme dans certaines stations de métro de Barcelone. De plus elles ont leurs propres avantages : elles sont rapides et faciles à installer car elles nécessitent moins de renforcement structurel. Elles ont également un coût d'entretien inférieur, vu qu'elles comportent moins d'éléments mécaniques [9].



FIGURE 1.4: Portes de quai verticales - Espagne

1.5 Fonctionnement et apports des STIs

L'apparition et la création d'un système vient pour régler une problématique ou un besoin, c'est pour cela, il est nécessaire de connaître son fonctionnement et ce qu'il apporte de nouveaux et de biens à ses utilisateurs finaux à fin de décider sa compatibilité au problème.

1.5.1 Fonctionnement des STIs

Les STIs fonctionnent au moyen de technologies d'information et de contrôle qui représentent leur noyau technique et qui permettent d'en assurer les principales fonctions, néanmoins les facteurs humains sont également d'une importance vitale, et peuvent être très complexes.

1.5.1.1 Fonctions des composants des STIs

Les STIs sont le fruit de la révolution des technologies d'information et de la communication qui marque l'ère numérique. Ils comprennent un vaste éventail de fonctions de soutien aux utilisateurs, allant de simples alertes d'information jusqu'aux systèmes de contrôle hautement perfectionnés, nous allons les citer ci-après réparties selon des tâches : [20].

- **Obtention d'information et traitement de données** : L'information sur la circulation peut être obtenue de plusieurs façons et à partir de nombreuses sources simultanément. Il faut donc, traiter les données, vérifier l'exactitude, corriger les renseignements contradictoires, organiser ces données dans des formats compatibles, et les combiner aux données provenant d'autres organismes.
- **Utilisation de l'information** : Au niveau infra-structurel ça représente la détection des incidents, la gestion de la demande et la surveillance de la congestion, mais au niveau des véhicules c'est des systèmes évolués d'aide aux conducteurs.
- **La communication** : Regroupe les solutions de télécommunications qui permettent de collecter l'information, de la transmettre et de la diffuser à distance. Au niveau infra-structurel, elle se fait soit au moyen des liens micro-ondes fixes ou des réseaux à fibre optique. Mais au niveau des véhicules, elle s'effectue grâce à des récepteurs tels que ceux des téléphones cellulaires.
- **Diffusion de l'information** : Les ressources d'information aux utilisateurs peuvent être des panneaux à messages dynamiques ou bien des combinés et assistants numériques personnels.

Essentiellement, les services des STIs peuvent être considérés comme une chaîne d'information expliquée par la figure ci-dessous :

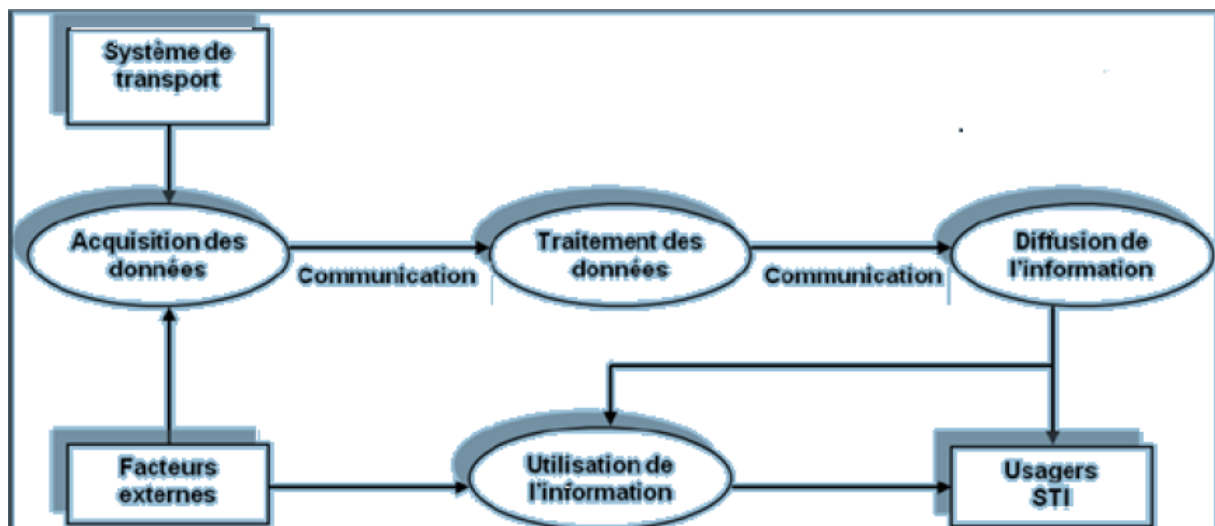


FIGURE 1.5: Chaîne d'information d'un STI

1.5.1.2 Facteur humain

Pour que les STI fonctionnent correctement, l'aspect humain doit être pris en compte, en attachant plus d'importance à l'interface entre l'homme et la machine (IHM). Les êtres humains font partie des STIs, non seulement en tant que conducteurs, mais aussi en tant que planificateurs, voyageurs et autres, en utilisant divers modes de transport ou même en étant leurs contrôleurs.

1.5.2 Les avantages des STIs

Les avantages des STIs sont variés et permettent d'augmenter la rapidité et la fiabilité des services. Dans ce qui suit, un certain nombre d'avantages et apports génériques sont présentés [20] :

1. **Avantages en matière de sécurité** : deux mesures communes visent à améliorer la sécurité, la réduction des collisions et la réduction du délai d'intervention. Le STI qui réduit la vitesse des véhicules est également susceptible d'atténuer les conséquences des accidents. La mesure de la réduction des délais d'intervention n'est pas un indicateur direct de la sécurité, mais il est possible de la mesurer au moyen d'un essai de fonctionnement. Les avantages que les STIs offrent en matière de sécurité vont au-delà des accidents quantifiables. Il a été démontré que les systèmes d'avertissement de danger installés sur les autoroutes améliorent les perceptions des conducteurs ainsi que la qualité des déplacements.
2. **Avantages en matière d'efficacité** : l'amélioration de l'efficacité constitue un des objectifs importants de tous les programmes des STIs partout dans le monde. Les STIs peuvent favoriser des gains en matière de temps, de déplacement et de certitude. L'information fournie aux voyageurs avant les déplacements peut être avantageuse pour l'établissement du budget des voyages et la réalisation d'économies en temps de déplacement. Ceci en chaîne avec un des principaux arguments de vente des STIs, à savoir : la confiance, l'amélioration de la certitude des déplacements et autres.
3. **Avantages en matière de productivité et de réduction des coûts** : Les STIs offrent d'importants avantages sur le plan de l'offre en matière de gestion des autoroutes. La gestion des voies constitue l'une des réussites exceptionnelles des STIs. Elle comprend les voies réservées aux véhicules multi-occupants, les voies à sens réversible, les limites de vitesse variables et les systèmes de contrôle de sanction.
4. **Avantages sur le plan de l'environnement** : le transport est une source importante d'émissions de gaz à effet de serre, et les STIs peuvent aider à les réduire en assurant la fluidité de la circulation. Il est aussi possible de gérer et de surveiller les zones environnementales par le biais des STIs. Ils peuvent être utilisés pour signaler les zones infectées ou même pour surveiller la qualité de l'air.
5. **Avantages pour les personnes ayant des problèmes de mobilité** : les STIs peuvent offrir des avantages considérables aux personnes ayant des problèmes de mobilité, cela, en améliorant l'accès au transport en commun, en rendant la conduite plus facile et plus sécuritaire, faciliter les déplacements en simplifiant les systèmes de paiement et de transmettre des instructions vocales afin d'aider les voyageurs à s'orienter.
6. **Avantages pour l'exploitation du réseau routier** : du point de vue des exploitants routiers, de nombreux produits et services de STI améliorent l'efficacité, en

optimisant l'utilisation des installations et des emprises existantes. Grâce à ces améliorations, il est possible de satisfaire les exigences en matière de mobilité, de commerce et de réduire la nécessité d'agrandir les installations existantes ou d'en construire de nouvelles.

- (a) **Avantages du contrôle du trafic** : le contrôle du trafic a un rôle important dans l'exploitation du réseau. Les systèmes avancés font appel à des technologies de communication avancées et à des logiciels en temps réel, en vue d'accroître la sécurité et d'améliorer le débit de la circulation. Parmi les solutions, nous mentionnons la régulation des bretelles d'accès, le contrôle de la vitesse, le contrôle adaptatif des feux de circulation et le guidage routier collectif et individuel.
- (b) **Avantages de l'information des voyageurs** : les services d'information des voyageurs complètent les fonctions de régulation du trafic et de l'exploitation du réseau. Ils ont pour objet de fournir des renseignements détaillés, en temps réel, de haute qualité, sur les conditions d'exploitation du réseau de transport, y compris les conditions météorologiques, afin que les voyageurs individuels puissent décider de façon éclairée s'ils doivent effectuer un déplacement, du moment où il conviendrait de l'effectuer, du mode de transport à utiliser et du parcours à emprunter.
- (c) **Avantages de la synergie** : un des vrais avantages à long terme des STIs tient au fait qu'un système peut en soutenir un autre. Une fois que les camions, les autobus et les fourgonnettes sont dotés de dispositifs de localisation automatique, il est possible de les utiliser à titre de sources mobiles de données sur les temps de déplacement, la congestion et sur les conditions météorologiques localisées en temps réel.

Une fois qu'on connaît les avantages des STIs et qu'on est motivé de ses apports, on passe à la recherche des défis et difficultés que l'on doit prendre en considération.

1.5.3 Les enjeux et défis des STIs

Les formidables évolutions des STIs posent de multiples défis : humains, technologiques, scientifiques, commerciaux et économiques. Sans omettre ceux, probablement plus difficiles, d'ordre social, institutionnel et politique [10].

— Homme et machine

La majorité des STIs embarqués qui procurent un avantage en sécurité peuvent également introduire un élément de risque. L'importance de la sécurité des interfaces homme-machine des systèmes embarqués d'information et de communication a été soulignée à maintes reprises dans les résolutions, opinions et conclusions de différentes institutions européennes.

— Intégration et interopérabilité

Un enjeu majeur qui engage fortement l'avenir des STIs est celui de l'intégration de différents systèmes mono-fonctionnels. Ce qui oblige ces systèmes à passer par une plateforme ouverte et commune, partagée par de nombreux partenaires, publics et privés.

— Protection de la vie privée

Le développement des STIs doit se réaliser dans le respect des libertés individuelles et sans déresponsabiliser le conducteur. Mais la protection de la vie privée risque d'être mise à mal, par exemple par la localisation précise des véhicules.

— **Sécurité et fiabilité des informations**

Au moment que l'information constitue la base de la majorité des STIs, il faudra donc garantir une extrême fiabilité des serveurs d'informations, qui devront résister aux pannes, virus et autres piratages informatiques.

— **Adaptation du conducteur**

De nombreuses fonctions des STIs sont conçues pour faciliter et sécuriser la tâche de conduite, mais les interrogations demeurent sur l'acceptabilité des STIs par les conducteurs et sur les modifications des comportements qu'ils risquent d'engendrer.

1.6 Conclusion

Les projets STIs nécessitent des interconnexions entre les systèmes informatiques, des échanges de données entre les différents organismes producteurs ou consommateurs d'information. C'est pourquoi il est indispensable de prendre en compte ces notions de dialogue le plus en amont possible. Il est à signaler, dans ce domaine, que le projet national Actif doit déterminer une architecture cadre qui fournira à chacun, dans son domaine, l'outil lui permettant de construire un système cohérent avec son environnement actuel et futur. C'est-à-dire un système qui puisse facilement dialoguer avec des systèmes conçus par d'autres. Enfin, il ne faut pas perdre de vue que tous ces systèmes ne constituent que des outils au service d'une politique destinée au bien-être du citoyen et qu'au bout du compte, l'objectif est de satisfaire ses besoins au meilleur coût, dans l'intérêt de l'utilisateur comme dans celui du contribuable.

Chapitre 2

Apprentissage automatique

2.1 Introduction

L'humain cherche toujours à automatiser les différentes tâches et problèmes qu'il rencontre quotidiennement, et ce se fait en se basant sur son expérience et savoir faire. Les systèmes informatiques à présent varient en terme de complexité et domaines d'application : on trouve des cas où les solutions sont faites grâce à des algorithmes et fonctions bien déterminés que l'on implémente et reste à l'ordinateur d'exécuter ces instructions ; tandis que dans d'autre cas, cette méthode dite traditionnelle ne peut être utilisée et on préfère plutôt l'introduction de l'intelligence artificielle et plus exactement, celle de d'apprentissage automatique pour permettre à l'ordinateur d'apprendre à résoudre des problèmes comme l'humain le fait tout seul. Vu la complexité des systèmes de prédiction, il est évident de se référer aux techniques d'apprentissage automatique qu'à celles de programmation traditionnelle. Quelles sont donc les techniques d'apprentissage automatique ? et quelle est la technique et l'approche à adapter à notre cas d'étude : la prédiction de flux de trafic ?

2.2 Définition et source de l'apprentissage automatique

Du moment que l'apprentissage automatique soit inspiré de l'apprentissage chez les humains, on commence par clarifier cette fonction humaine pour qu'ensuite pouvoir faire la projection sur l'objet de ce chapitre : l'apprentissage automatique .

Source de l'apprentissage automatique

Le terme apprentissage dans la langue courante est ambigu. Il désigne aussi bien l'apprentissage "par cœur" d'une poésie, que l'apprentissage d'une tâche complexe telle que la lecture. Clarifions la distinction [20] :

– Le premier type d'apprentissage correspond à une simple mémorisation. Or les ordinateurs contemporains, avec leurs mémoires de masse colossales, n'ont aucune difficulté à mémoriser une encyclopédie entière, sons et images inclus.

– Le second type d'apprentissage se distingue fondamentalement du premier en cela qu'il fait largement appel à notre faculté de généraliser. Ainsi pour apprendre à lire, on doit être capable d'identifier un mot écrit d'une manière que l'on n'a encore jamais vue auparavant.

L'apprentissage de l'être humain se compose de plusieurs processus qu'il est difficile à décrire précisément. Les facultés d'apprentissage chez l'humain lui ont conféré un avantage évolutif déterminant pour son développement [19] .

Par " faculté d'apprendre " on entend un ensemble d'aptitudes comme :

- L'obtention de la capacité de parler en observant les autres.
- L'obtention de la capacité de lire, d'écrire, d'effectuer des opérations arithmétiques et logiques avec l'aide d'un tuteur.
- L'obtention d'habilités motrices et sportives en s'exerçant.

Définition de l'apprentissage automatique :

L'apprentissage automatique (" machine learning ") est une méthode utilisée en intelligence artificielle. Il s'agit des techniques qui analysent un ensemble de données afin de déduire des règles qui constituent de nouvelles connaissances permettant d'analyser de nouvelles situations.[32] C'est une technique qui sort un "modèle" à partir des "données" pouvant être selon plusieurs formats (des images , des sons ,des vidéos, des valeurs numériques ou des signaux). Le concept de " l'apprentissage" apparait dans le fait que la technique analyse les données en entrée et trouve le modèle par soi-même au lieu d'avoir un humain pour le lui faire. On l'appelle apprentissage car la procédure ressemble à être entraîné avec les données (appelées données d'entraînement, jeu de données ou Training Data en anglais) pour résoudre le problème de trouver un modèle, qui à son tour sera utilisé pour traiter d'autres données jamais vu avant. La figure suivante schématise le processus du machine learning.



FIGURE 2.1: Schéma général du Machine Learning

Le modèle est donc le résultat attendu de l'apprentissage, par exemple si le problème était de faire un système de filtrage des e-mails spam le modèle résultat sera le filtre de spam, et donc l'ensemble de règles déduites en entraînement utilisées pour résoudre le problème donné.

Cependant, le machine learning n'est pas la seule technique de modélisation (utilisant des modèles) existante, on trouve aussi dans le même domaine de l'intelligence artificielle, les "systèmes experts" qui sont des systèmes de résolution de problèmes avec des modèles mathématiques faits à base de savoir et savoir faire des experts et travaillant comme eux grâce aux lois et les séries d'équations mathématiques. L'utilisation du machine learning résout les problèmes à aspect difficile à être traduit en lois et équations, ou le raisonnement logique sont peu fiable pour la modélisation ; à savoir les problèmes où on invoque l'utilisation de l'intelligence, par exemple la reconnaissance des images et discours, traitement du langage naturel, ...etc.

On résume donc que le machine learning est créé pour résoudre les problèmes pour lesquels les modèles analytiques sont difficilement trouvés. Son idée principale est d'atteindre un modèle en utilisant les données d'entraînement quand les équations et les lois sont peu prometteuses.

Domaines d'applications de l'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique s'applique à un grand nombre d'activités humaines et convient en particulier au problème de la prise de décision automatisée.

Il s'agira, par exemple :

- D'établir un diagnostic médical à partir de la description clinique d'un patient ;
- De donner une réponse à la demande de prêt bancaire de la part d'un client sur la base de sa situation personnelle ;
- De déclencher un processus d'alerte en fonction de signaux reçus par des capteurs ;
- De la reconnaissance des formes ;
- De la reconnaissance de la parole et du texte écrit ;
- De contrôler un processus et de diagnostiquer des pannes.

2.2.1 Types d'apprentissage automatique

Une première grande distinction à faire en “machine learning” est la différence entre les méthodes d'apprentissage :

2.2.1.1 Apprentissage supervisé (Supervised Learning) :

C'est une méthode très similaire à l'apprentissage chez les humains. Le modèle prend en entrée les données et leurs sorties correctes (classes ou libellés cibles) et en s'entraînant pour les atteindre il ” apprend ” pour que l'algorithme devienne capable, une fois entraîné, de prédire cette cible sur de nouvelles données non annotées [19].

Ce type d'apprentissage automatique est basé sur l'utilisation de données pour l'ancien algorithme d'apprentissage. Les données sont identifiées comme entrées avec leurs sorties essentielles qui peuvent être décrites comme un signal de supervision. Le mécanisme d'apprentissage est décrit comme supervisé depuis la sortie correcte et l'algorithme d'apprentissage tente de prédire itérativement cette sortie et corrige ses paramètres pour réduire l'écart de variation entre sa production prévue et la production réelle. L'analyse du format des données permet de classer l'apprentissage supervisé en algorithme pour une fonction appelée classification si la sortie était discrète, et une fonction de régression si la sortie était continue (nombres réels) [27]. La figure ci-dessous résume le processus de l'apprentissage supervisé.



FIGURE 2.2: Processus d'apprentissage supervisé

2.2.1.2 Apprentissage non-supervisé (Unsupervised Learning) :

C'est dans le cas où l'entraînement du modèle repose sur l'utilisation des données non libellées en entrée. L'algorithme d'entraînement s'applique dans ce cas à trouver seul les similarités et distinctions au sein de ces données, et à regrouper ensemble celles qui partagent des caractéristiques communes. Donc, contrairement à l'apprentissage supervisé, cette méthode utilise un jeu de données en entrée sans sorties étiquetées pour entraîner l'algorithme d'apprentissage. Il n'y a pas de sortie correcte ou fautive sur chaque objet d'entrée et aucune intervention humaine pour corriger ou ajuster comme dans l'apprentissage supervisé. L'objectif principal de l'apprentissage non supervisé est de savoir plus sur les données en identifiant les structures fondamentales ou les modèles de distribution qui se trouvent dans les données elles-mêmes. Apprend par lui-même, l'algorithme tente de représenter un motif d'entrée particulier tout en le reflétant sur la structure globale d'entrée. Ainsi, les différents entrées sont regroupées en groupes en fonction des fonctionnalités et caractéristiques extraites de chaque objet d'entrée. Bien que l'algorithme n'attribue pas de noms aux résultats, il peut encore en produire, les différencier et utiliser certains d'entre eux pour assigner les nouveaux exemples. Cette approche repose sur les données d'entrée et peut bien fonctionner quand il y a suffisamment de données disponibles pour l'utilisation. La figure suivante résume et montre le processus de ce type d'apprentissage [2, 6].



FIGURE 2.3: Processus général de l'apprentissage non-supervisé

2.2.1.3 Apprentissage semi-supervisé :

Cette méthode se situe entre le supervisé et non supervisé : méthode d'apprentissage où nous avons une grande quantité de données d'entrée, dont certaines sont étiquetées et les autres ne le sont pas. Beaucoup de problèmes d'apprentissage de la vie réelle relèvent de ce domaine d'apprentissage automatique. La raison en est que semi-supervisé nécessite moins d'intervention humaine, car il utilise très peu de données étiquetées et une grande quantité de données non étiquetées car ces ensembles de données étiquetées sont très difficiles à collecter ainsi que coûteux et peuvent nécessiter accès aux experts du domaine. Les jeux de données non étiquetés de l'autre part sont moins chers et plus faciles à accéder. Les techniques d'apprentissage supervisé et non supervisé peuvent être utilisées pour former l'algorithme d'apprentissage en apprentissage semi-supervisé.

Des techniques d'apprentissage non supervisé peuvent être utilisées pour déplier les structures et les modèles cachés dans le jeu de données en entrée, tandis que les techniques d'apprentissage supervisé peuvent être utilisées pour faire des prédictions sur les données non étiquetées, nourrir les données de retour à l'algorithme d'apprentissage en tant que données d'apprentissage et utilisation pour l'acquisition de connaissances pour faire des prédictions sur de nouveaux ensembles de données. Ainsi, on peut dire que les données non étiquetées sont utilisées pour modifier ou redonner la priorité de prédiction ou l'hypothèse obtenue à partir de données étiquetées [9].

La figure ci-dessous illustre les différentes étapes d'un processus semi-supervisé.

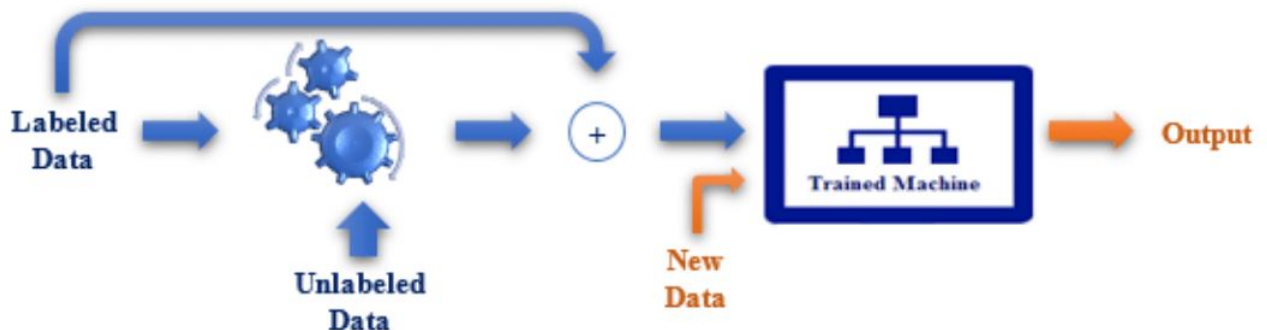


FIGURE 2.4: Différentes étapes d'un processus semi-supervisé

2.2.1.4 Apprentissage par renforcement (Reinforcement Learning) :

Dans ce cas, l'agent d'apprentissage prend en entrée les données, quelque sorties (état de l'environnement), et des observation de l'environnement pour ses sorties (actions). Il est utilisé généralement dans les cas où une interaction optimale est requise, comme dans le cas des jeux. L'apprentissage par renforcement c'est apprendre en interagissant avec l'environnement problématique. Un agent (algorithme) d'apprentissage par renforcement apprend de ses propres actions plutôt que d'être spécifiquement enseigné sur que faire. Il sélectionne les actions en cours en fonction des expériences passées (exploitation) et nouveaux choix (exploration). Ainsi, il peut être décrit comme un processus d'apprentissage par essais et erreurs.

Le succès d'une action est déterminé par un signal reçu par l'agent d'apprentissage de renforcement sous la forme d'une valeur numérique de récompense. L'agent cherche à apprendre à sélectionner des actions qui maximisent la valeur de la récompense numérique. Les agents d'apprentissage ont généralement des objectifs et ils peuvent détecter, dans une certaine mesure, l'état de l'environnement dans lequel ils se trouvent et donc prendre des mesures qui affectent l'état et le rapprocher de l'ensemble buts. L'apprentissage par renforcement est différent du supervisé dans la manière dont chaque méthode acquiert des connaissances. La méthode d'apprentissage supervisé apprend à partir des exemples fournis par un superviseur externe, alors que l'apprentissage par renforcement utilise des interactions directes avec l'environnement du problème pour gagner connaissance [2, 6]. La figure suivante illustre le principe du processus de ce type d'apprentissage automatique.

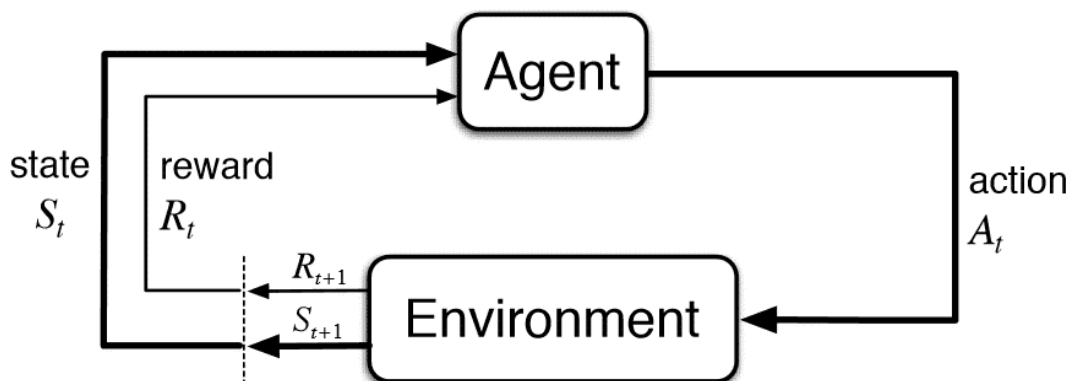


FIGURE 2.5: Processus d'apprentissage par renforcement

2.2.1.5 Apprentissage en profondeur :

L'apprentissage profond (plus précisément "apprentissage approfondi" en anglais deep learning, deep structured learning, hierarchical learning) est un ensemble de méthodes d'apprentissage automatique tentant de modéliser avec un haut niveau d'abstraction des données grâce à des architectures articulées de différentes transformations non linéaires. Deep Learning se réfère à Deep Neural Networks (réseau de neurones profond) : La partie "profonde" de l'apprentissage en profondeur fait référence à la création de réseaux de neurones profonds. Il s'agit d'un réseau de neurones artificiels comportant un grand nombre de couches - avec l'ajout de plus de poids et de biais, le réseau de neurones améliore sa capacité à approcher des fonctions plus complexes. C'est donc grâce aux réseaux de neurones profonds qu'on trouve des associations entre un ensemble d'entrées et de sorties du système. Ce type est utilisé essentiellement pour traiter les grandes masses de données.

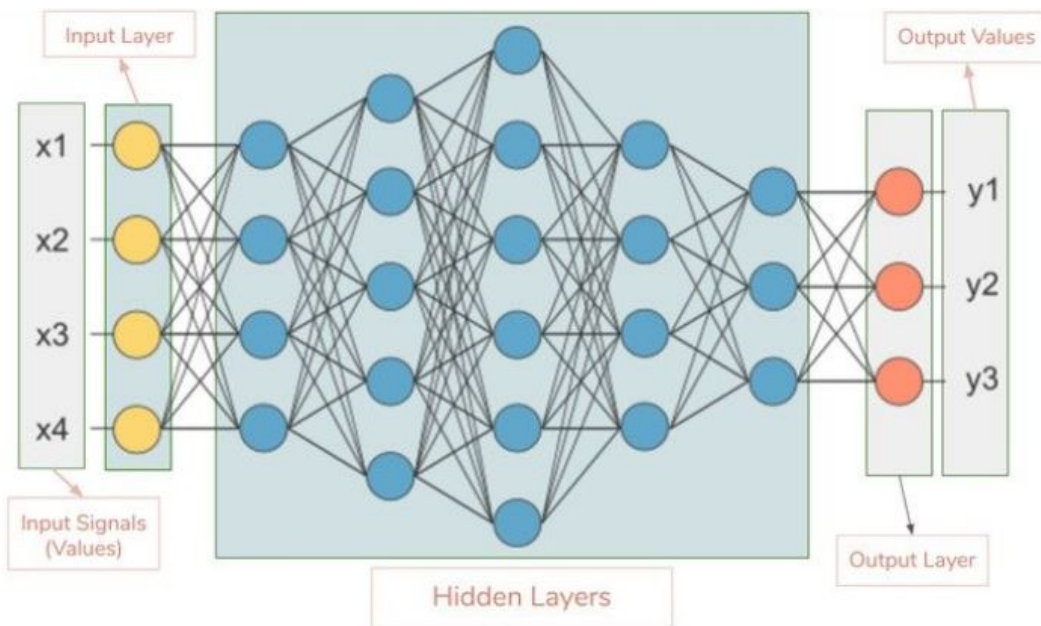


FIGURE 2.6: Réseau de neurones profond

Les approches plus connues et utilisées sont le supervisé et non-supervisé. Pour décider entre eux deux c'est simple : dans le cas où vous avez un problème où vous pouvez annoter précisément pour chaque observation la cible que vous voulez en sortie, vous pouvez utiliser l'apprentissage supervisé ; dans le cas contraire et que vous essayez de mieux comprendre votre dataset ou d'identifier des comportements intéressants, vous pouvez utiliser l'apprentissage non supervisé.

Une autre distinction qui aidera dans le choix d'un algorithme de machine learning est le type de sortie que l'on attend du programme : est-ce une valeur continue (un nombre) ou bien une valeur discrète (une catégorie) [19].

2.2.2 Quelques algorithmes

L'apprentissage automatique utilise différents algorithmes pour réaliser la tâche souhaitée et chaque algorithme à des caractéristiques et des paramètres différents, donc c'est à l'utilisateur de choisir l'algorithme qui convient au problème.

Donnons une vue sur les plus fréquents : [23]

1. **La régression linéaire** : Les algorithmes de régression linéaire modélisent la relation entre des variables prédictives et une variable cible. La relation est modélisée par une fonction mathématique de prédiction. Le cas le plus simple est la régression linéaire uni-variée. Elle va trouver une fonction sous forme de droite pour estimer la relation. La régression linéaire multivariée intervient quand plusieurs variables explicatives interviennent dans la fonction de prédiction.

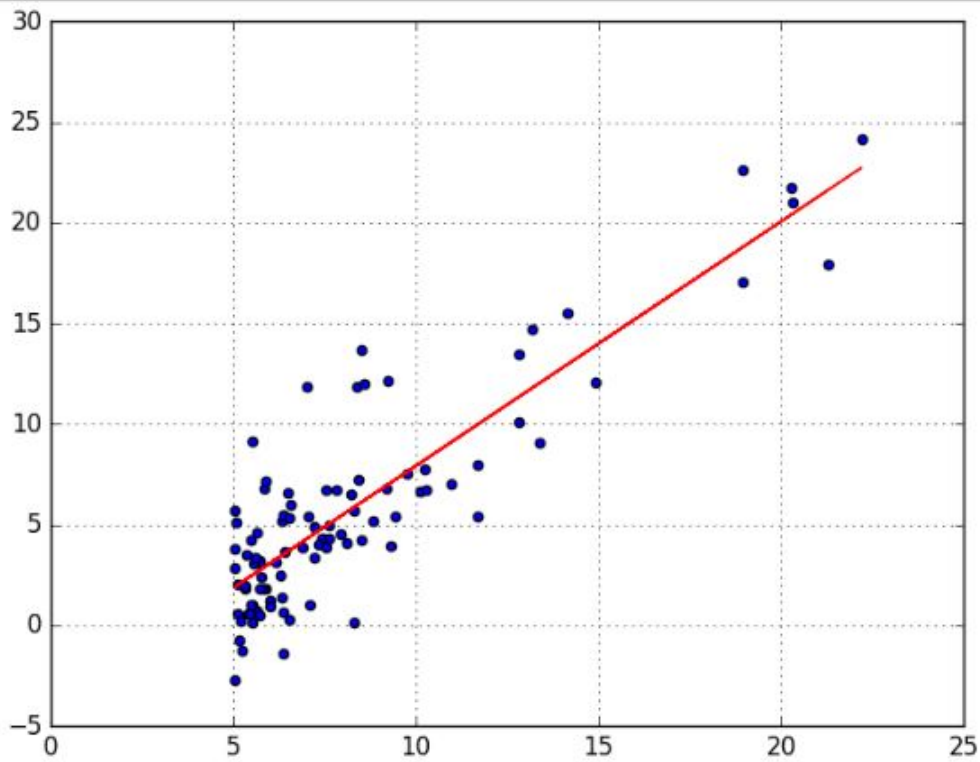


FIGURE 2.7: Régression linéaire

2. **La régression logistique** : La régression logistique est une méthode statistique pour effectuer des classifications binaires. Elle prend en entrée des variables prédictives qualitatives et/ou ordinales et mesure la probabilité de la valeur de sortie en utilisant la fonction sigmoïd (représentée dans la photo). On peut effectuer la classification multi-classes (par exemple classifier une photo en trois possibilités comme moto, voiture, tramway). En utilisant la régression logistique et la méthode un-contre-tous (One-Versus-All classification).

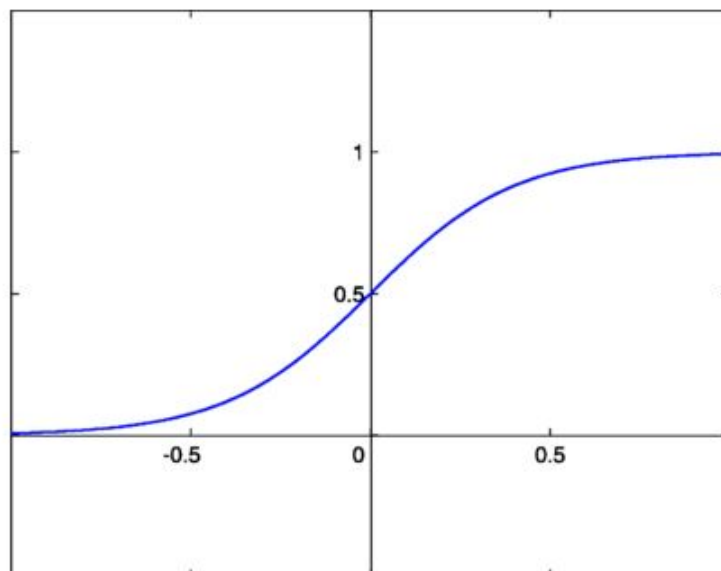


FIGURE 2.8: Régression logistique

3. **Machine à Vecteurs de Support** : (SVM) est lui aussi un algorithme de classification binaire. Tout comme la régression logistique. Si on prend l'image ci-dessus, nous avons deux classes (imaginons qu'il s'agit de e-mails, et que les mails Spam sont en rouge et les non spam sont en bleu). La régression logistique pourra séparer ces deux classes en définissant le trait en rouge. le SVM va opter à séparer les deux classes par le trait vert. Sans entrer dans les détails, et pour des considérations mathématiques, le SVM choisira la séparation la plus nette possible entre les deux classes (comme le trait vert). C'est pour cela qu'on le nomme aussi classificateur aux marges larges (Large Margins classifier).

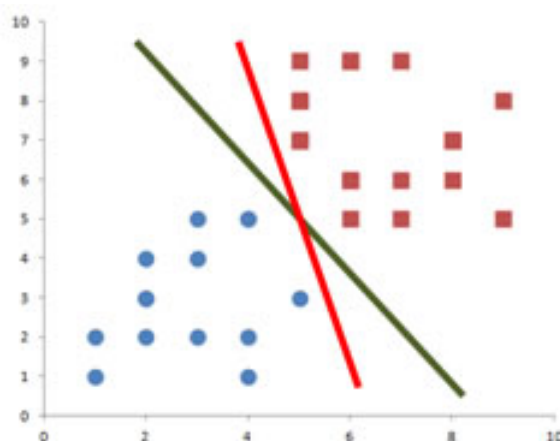


FIGURE 2.9: Machine à vecteur de support

4. **La classification Naïve Bayésienne (Naïve Bayes)** : est un classifieur assez intuitif à comprendre qui se base sur le théorème de Bayes des probabilités conditionnelles. L'image ci-dessus est la formule du théorème de Bayes. Naïve Bayes assume une hypothèse forte (naïve). En effet, il suppose que les variables sont indépendantes entre elles.

Cela permet de simplifier le calcul des probabilités. Généralement, le Naïve Bayes est utilisé pour les classifications de texte (en se basant sur le nombre d'occurrences de mots).

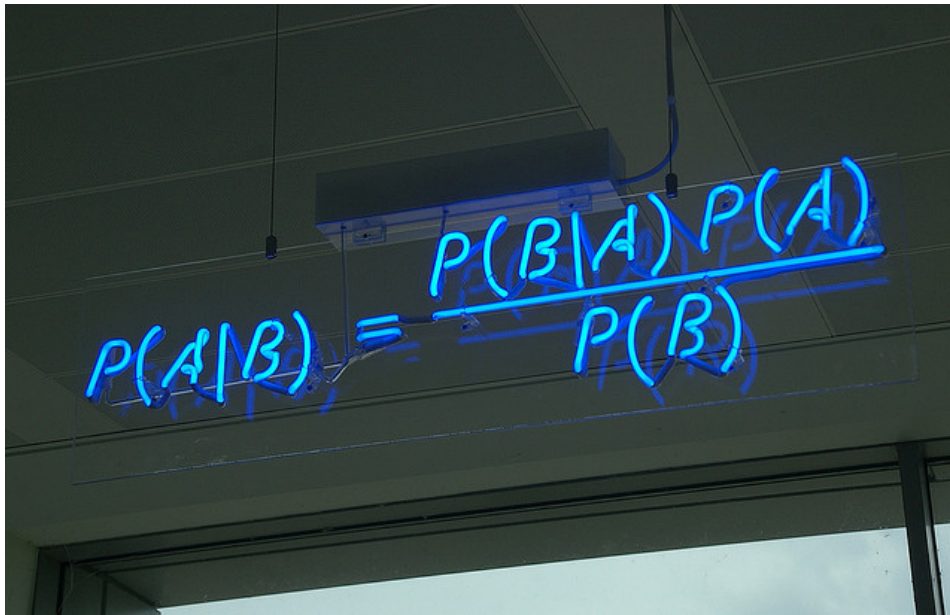

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$

FIGURE 2.10: Formule de Naïve Bayes

5. **Détection d'anomalie (Anomaly Detection)** : est un algorithme d'apprentissage automatique pour détecter des patterns anormaux. Imaginez par exemple que vous receviez dans votre compte en banque 2000€ mensuellement et que un jour vous déposiez 10 000€ d'un coup. L'algorithme détectera cela comme une anomalie. Cet algorithme est très utile pour la détection de fraudes dans les transactions bancaires, et les détections d'intrusions.

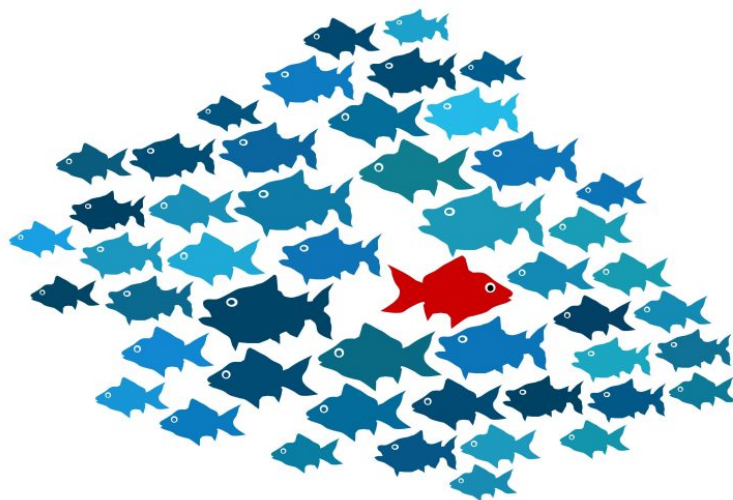


FIGURE 2.11: Détection d'anomalie

6. **L'arbre de décision (Decision Tree)** : L'arbre de décision est un algorithme qui se base sur un modèle de graphe (les arbres) pour définir la décision finale. Chaque

noeud comporte une condition, et les branchements sont en fonction de cette condition (Vrai ou Faux). Plus on descend dans l'arbre, plus on cumule les conditions. L'image ci-dessus illustre ce fonctionnement.

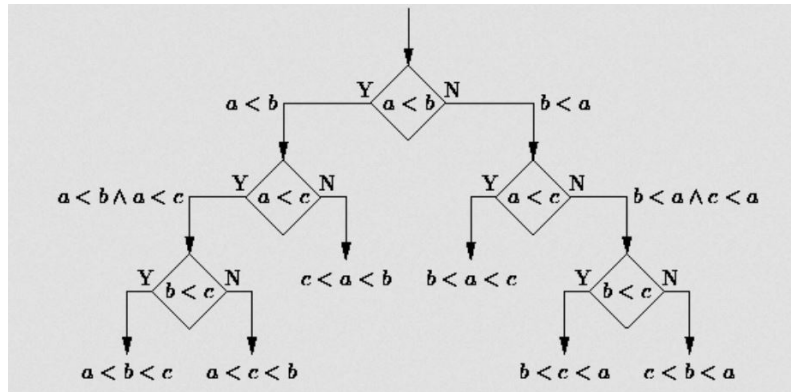


FIGURE 2.12: L'arbre de décision

- Les réseaux de neurones (Neural Networks)** : Les réseaux de neurones sont inspirés des neurones du système nerveux humains. Ils permettent de trouver des patterns complexes dans les données. Ces réseaux de neurones apprennent une tâche spécifique en fonction des données d'entraînement. Les réseaux de neurones se composent de noeuds (les cercles dans l'image). Dans ces réseaux, on retrouve le tiers d'entrée (Input Layer) qui va recevoir les données d'entrées. La couche d'entrée (Input Layer) va propager les données par la suite aux tiers cachés (Hidden Layers). Finalement le tiers de sortie (le plus à droite) permet de produire le résultat de classification. Chaque tiers du réseau de neurones est un ensemble d'interconnexions des noeuds d'un tiers avec ceux des autres tiers.

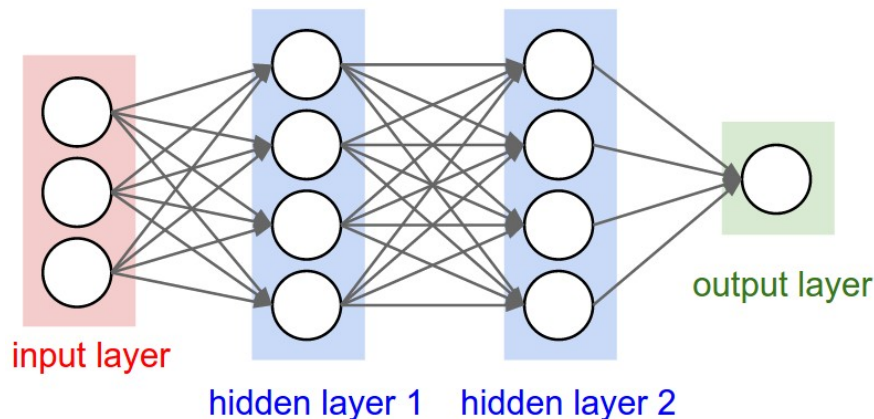


FIGURE 2.13: Architecture d'un réseau de neurones

- K-Moyenne (K-Means)** : K-Means est un algorithme de regroupement (clustering) en apprentissage non-supervisé. On lui donne un ensemble d'éléments (des données), et un nombre K de groupes. K-means va segmenter en K groupes les éléments. Le groupement s'effectue en minimisant la distance euclidienne entre le centre du groupe (cluster) et un élément donné.

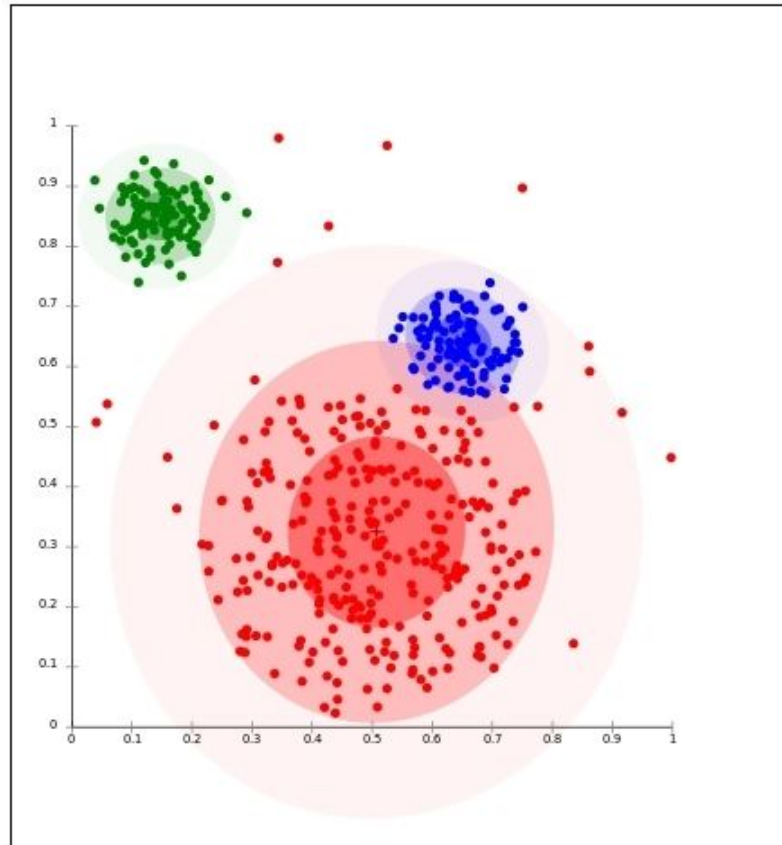


FIGURE 2.14: K-Mean

Les types ci-dessus sont les types basiques pour lesquels des variantes sont apparues à fin de s'adapter mieux à des problèmes plus complexes. Notre problème de prédiction de sa part, nécessite d'être traité par une variante des réseaux de neurones qui traite de tels problème assez complexe : les réseaux de neurones profonds le noyau de l'apprentissage profond .

2.3 L'apprentissage profond (DEEP LEARNING)

Depuis 2006, cette classe d'apprentissage automatique a vu le jour fortement et a été incorporée dans des centaines de recherches. Les domaines dans lesquels l'apprentissage en profondeur a été intégré sont classés allant du traitement de l'information à l'intelligence artificielle. La raison de la popularité de l'apprentissage en profondeur peut être résumée ci-après : il a contribué à augmenter considérablement les capacités de traitement des puces informatiques, il a permis le support d'une taille énorme de données de formation et c'est la raison pour les progrès récents de l'apprentissage automatique dans le domaine de traitement de l'information et du signal. [27].

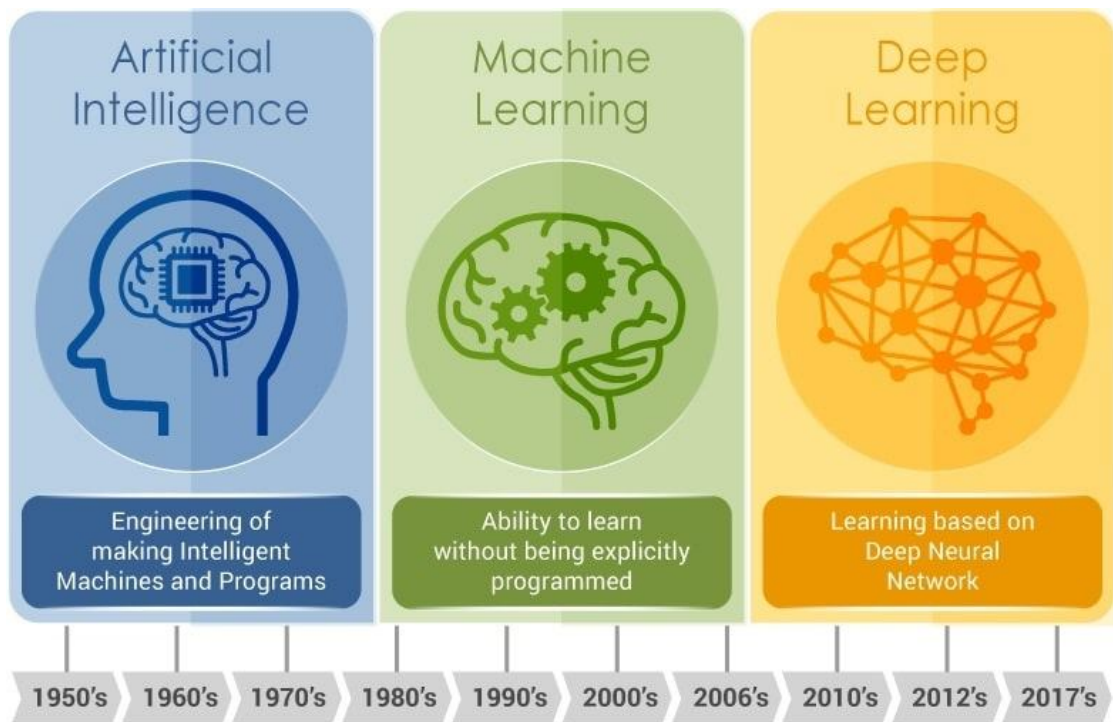


FIGURE 2.15: AI-ML-DL

Détaillons maintenant plus ce "buzzword" et découvrons ses concepts clés.

2.3.1 Définition :

Deep Learning peut être décrit comme un sous-domaine de l'apprentissage automatique basé sur des algorithmes tirés de l'apprentissage multi-niveaux afin de fournir un modèle qui représente les relations complexes entre les données pour rendre la machine capable d'apprendre par elle-même pour entraîner un réseau de neurones . Il est essentiellement le point d'intersection entre réseaux de neurones, modélisation graphique, optimisation, intelligence artificielle, reconnaissance de formes ainsi que traitement du signal. [27]

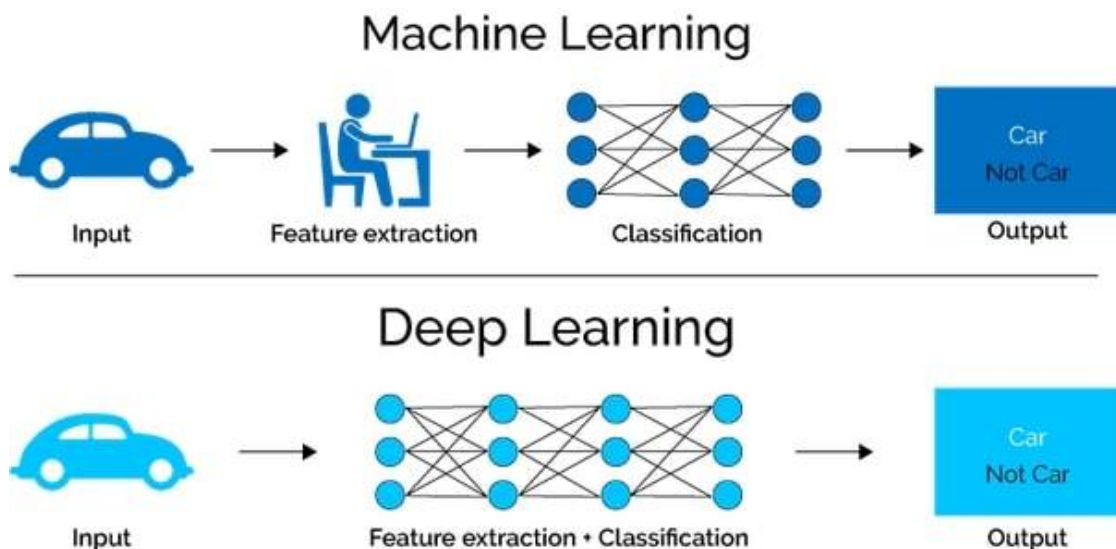


FIGURE 2.16: Apprentissage profond Vs apprentissage automatique

Le Deep Learning s'appuie sur un réseau de neurones artificiels profond s'inspirant du cerveau humain. Ce réseau est composé de dizaines voire de centaines de "couches" de neurones, chacune recevant et interprétant les informations de la couche précédente. Le système apprendra par exemple à reconnaître les lettres avant de s'attaquer aux mots dans un texte, ou détermine s'il y a un visage sur une photo avant de découvrir de quelle personne il s'agit.[12]

2.3.2 Réseaux de neurones approfondis (Deep Neural Networks)

L'élément de force de l'apprentissage en profondeur est bien les réseaux de neurones et plus précisément les réseaux de neurones profonds. Une première vue sur l'architecture de ces derniers est donnée par la figure suivante :

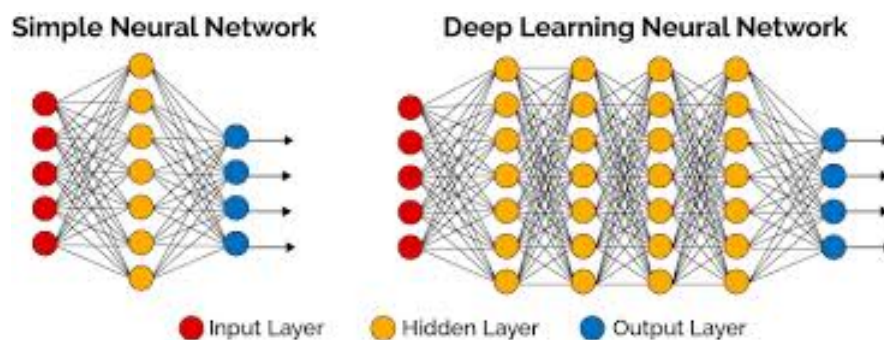


FIGURE 2.17: Réseau de neurones simple Vs réseau de neurones profond

2.3.2.1 Définition de réseau de neurones :

Un réseau neuronal est l'association, en un graphe plus ou moins complexe, d'objets élémentaires, les neurones formels. Les principaux réseaux se distinguent par l'organisation du graphe (en couches, complets. . .), c'est-à-dire leur architecture, son niveau de complexité (le nombre de neurones, présence ou non de boucles de rétroaction dans le réseau), par le type des neurones (leurs fonctions de transition ou d'activation) et enfin par l'objectif visé : apprentissage supervisé ou non, optimisation, systèmes dynamiques. [15]

Neurone formel

Un neurone biologique, de façon très réductrice, est une cellule qui se caractérise par [15] :

- Des synapses, les points de connexion avec les autres neurones, fibres nerveuses ou musculaires.
- Des dendrites ou entrées du neurones ;

- les axones, ou sorties du neurone vers d'autres neurones ou fibres musculaires.
- Le noyau qui active les sorties en fonction des stimulations en entrée.

Un neurone formel (dit aussi artificiel) est essentiellement constitué d'un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées. Le résultat de cette somme est ensuite transformée par une fonction non linéaire pour produire la sortie du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b (biais b du neurone, il s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone), alors l'argument de f devient évidemment positif (ou nul).

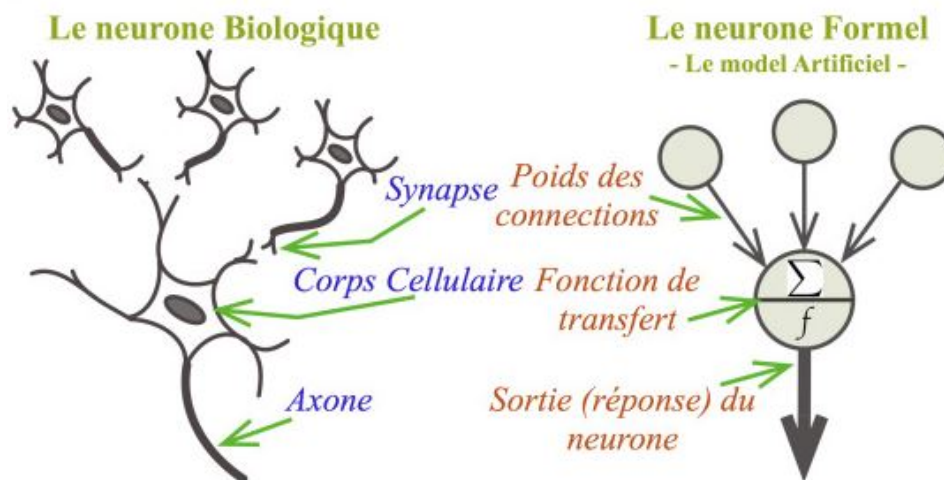


FIGURE 2.18: Correspondance Neurone Biologique-Neurone Artificiel

Un neurone artificiel est une fonction f_j d'entrées $x = (x_1, \dots, x_d)$ pondérées par un vecteur de poids de connexion $W_j = (W_{j,1}, \dots, W_{j,d})$, complétée par le biais de neurone b_j , qui sont associés à une fonction d'activation ϕ , suivant la formule générale :

$$Y_j = f_j(x) = \phi((w_j, x) + b_j).$$

La fonction d'activation :

Les fonctions d'activation, également connues sous le nom de fonctions de transfert, sont utilisées pour mapper les nœuds d'entrée vers les nœuds de sortie d'une certaine manière. Elles opèrent une transformation d'une combinaison affine des signaux d'entrée pondérés par un vecteur de poids $[W_1, \dots, W_n]$ associé à chaque neurone, avec un terme constant, étant appelé le biais du neurone. Les valeurs des poids sont estimées dans la phase d'apprentissage. Ils constituent la mémoire ou connaissance répartie du réseau. Il existe plusieurs fonctions d'activation, citons les plus utilisées :

- fonction identité "id" :

$$\phi(x) = x$$

- fonction " Sigmoid " :

$$\phi(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

- fonction tangente hyperbolique "tanh" :

$$\Phi(x) = \tanh(x) = \frac{\exp(x) - \exp(-x)}{\exp(x) + \exp(-x)} = \frac{\exp(2x) - 1}{\exp(2x) + 1}$$
- fonction "hard threshold" :

$$\Phi(x) = 1_{X \geq \beta}$$
- fonction unit de rectification linéaire "ReLU"

$$\Phi(x) = \max(0, x)$$

Les graphes correspondants aux fonctions d'activation citées ci-dessous sont représentés dans la figure suivante :

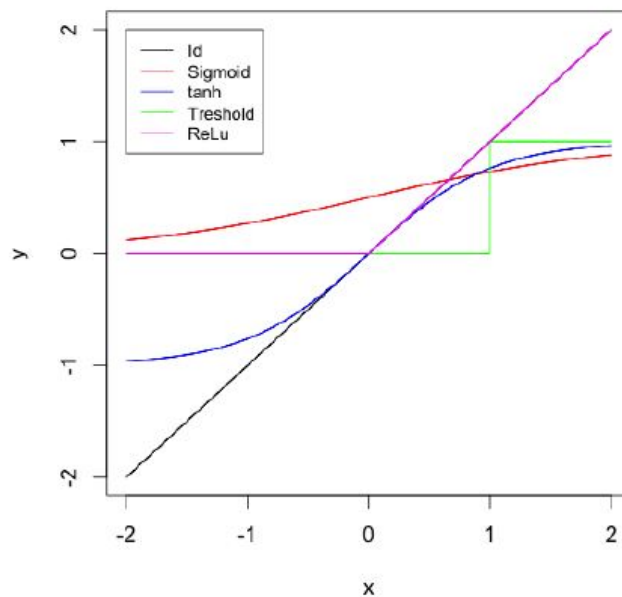


FIGURE 2.19: Fonctions d'activation

Les informations entrent aux réseau de neurones et traversent ses couches en activant certains neurones sans les autres.

2.3.2.2 Les types de réseaux de neurones

Il existe de nombreux types de réseaux neuronaux artificiels, on peut les diviser en deux grandes catégories selon la topologie (architecture) :

[14] :

- **Les réseaux feed-forward** (ex : perceptron, perceptron multi-couche, ...) : où les données circulent de l'entrée vers la sortie à travers les liens sans possibilité de retour en utilisant ces mêmes liens (transmission unidirectionnelle). Dans ce cas, le réseau est similaire à un graphe orienté.
- **Les réseaux récurrents** (ex : réseaux de Hopfield, machines de Boltzmann) : avec existence des retours entre l'entrée et la sortie. Dans ce cas, le réseau est similaire à un graphe non orienté.

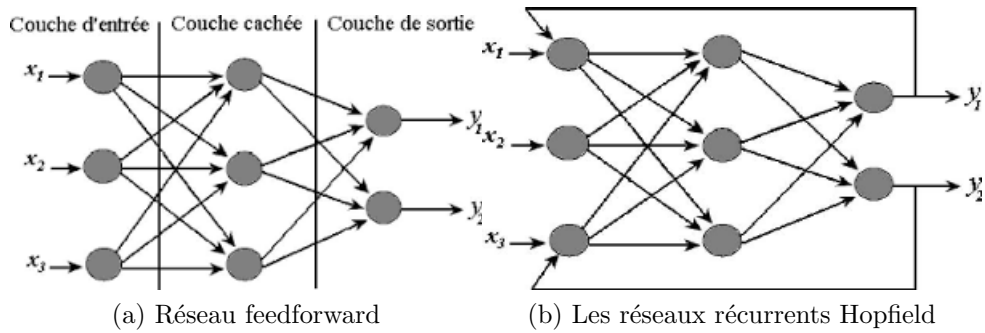


FIGURE 2.20: réseau feedforward VS réseaux récurrents Hopfield

Dans ces deux grands types, on trouve plusieurs réseaux distincts, citons les plus connus :

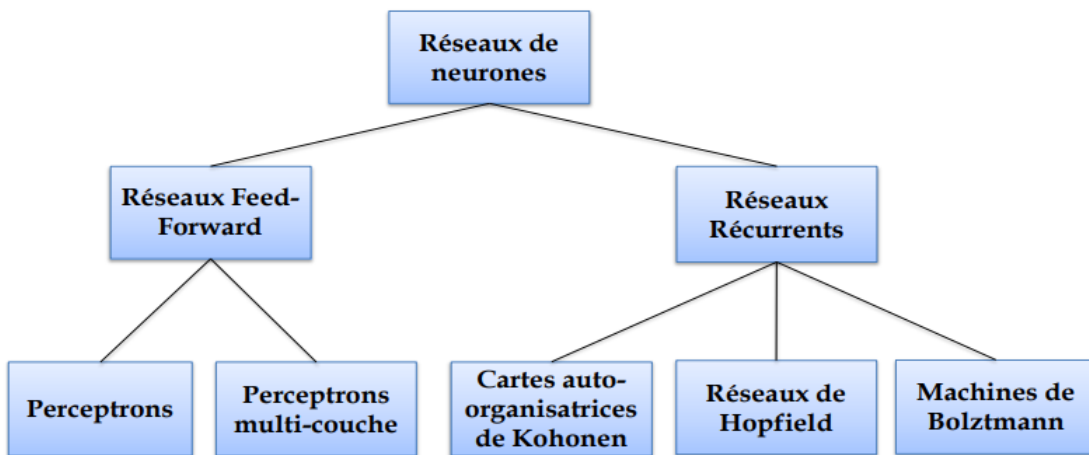


FIGURE 2.21: Classification des réseaux de neurones selon la topologie

- **Le perceptron (réseau à couches)** : C'est un réseau à couche qui permet de positionner en entrées des éléments devant être appris (éléments linéairement séparables afin de ne pas avoir de confusion). Ceux-ci tracent un chemin à travers le réseau. Une fois l'apprentissage effectué, en repassant les mêmes éléments en entrée ils réutilisent le même chemin et activent les mêmes neurones de sorties. Plusieurs neurones de sorties sont activées pour chaque comparaison, les résultats ne sont pas identiques à chaque comparaison, des approximations sont effectuées. Le perceptron peut être utilisé pour l'apprentissage et la reconnaissance d'images.[22]

Single Layer Perceptron

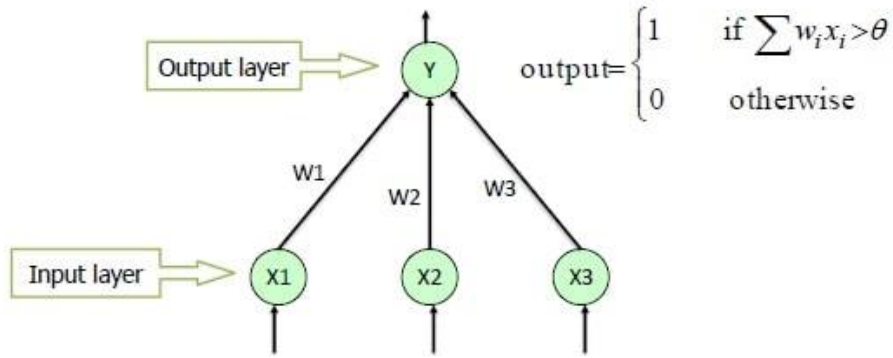


FIGURE 2.22: Perceptron

- **Les perceptrons multicouches (PMC)** : Ils sont une amélioration du perceptron comprenant une ou plusieurs couches cachées. Ils utilisent, pour modifier leurs poids, un algorithme de rétropropagation du gradient, qui est une généralisation de la règle de Widrow-Hoff. Il s'agit toujours de minimiser l'erreur quadratique, ce qui est assez simple quand on utilise une fonction f dérivable (la sigmoïde par exemple). On propage la modification des poids de la couche de sortie jusqu'à la couche d'entrée. Les PMC agissent comme un séparateur non linéaire et peuvent être utilisés pour la classification, le traitement de l'image ou l'aide à la décision. Concrètement, les premières couches permettront d'extraire des caractéristiques simples (comme des contours) que les couches suivantes combineront pour former des concepts de plus en plus complexes et abstraits : assemblages de contours en motifs, de motifs en parties d'objets, de parties d'objets en objets, etc.[24, 22]

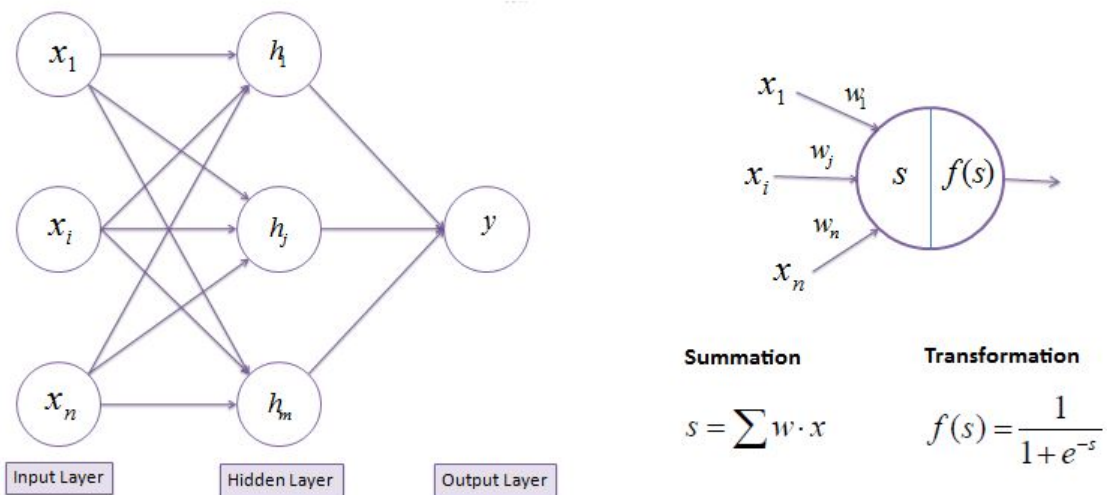


FIGURE 2.23: Perceptron multi-couches

- **Kohonen** : Ce réseau de neurones peut être considéré comme dynamique, des neurones peuvent être détruits et créés, le réseau n'a pas de taille fixe. Généralement ce réseau est appelée carte de kohonen, en effet ce réseau est représenté à plat comme une

grille rectangulaire à 1, 2, 3 ou 4 dimensions. Ces réseaux sont inspirés des observations biologiques du fonctionnement des systèmes nerveux de perception des mammifères. Une loi de Hebb modifiée (tenant compte de l'oubli) est utilisée pour l'apprentissage. La connexion est renforcée dans le cas où les neurones reliés ont une activité simultanée, et diminuée dans le cas contraire. Ainsi, une loi d'interaction latérale (observée biologiquement) est aussi modélisée. Les neurones très proches (physiquement) interagissent positivement (le poids des connexions est augmenté autour quand une synapse est activée), négativement pour les neurones un peu plus loin, et pas du tout pour les neurones éloignés. Les réseaux de Kohonen ont des applications dans la classification, le traitement et compression d'images, l'aide à la décision, sélection de données représentatives dans une grande base de données, diagnostic de pannes, optimisation combinatoire (dont le fameux "voyageur de commerce", modélisation de la cartographie des aires visuelles. [22, 24]

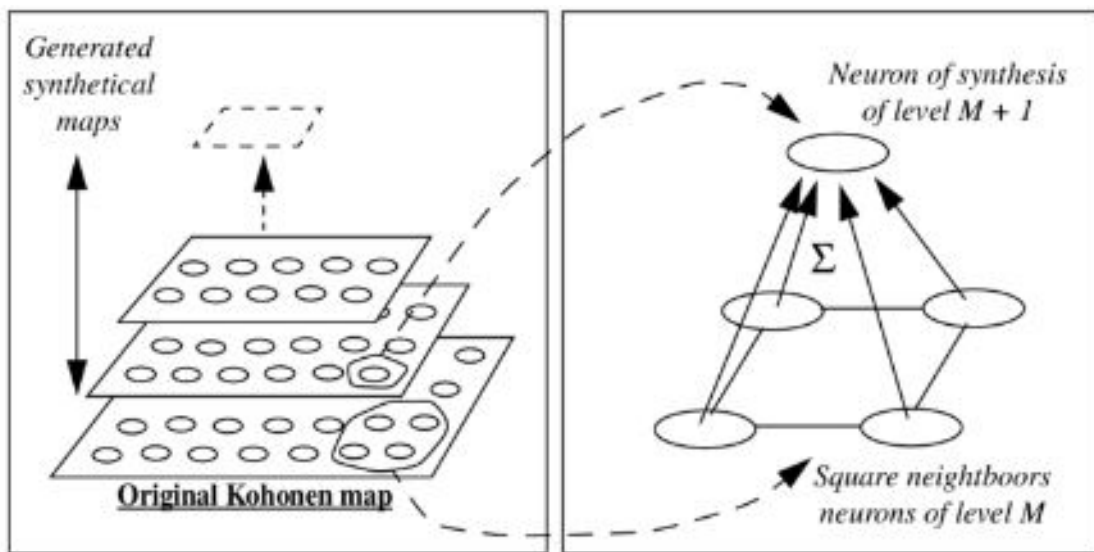


FIGURE 2.24: La carte de Kohonen

- **Hopfield** : Représente un réseau sans structure de couches, ni de sens de propagation, composé de N cellules. Ce réseau se rapproche le plus du fonctionnement du cerveau humain. Un réseau de Hopfield réalise une mémoire adressable par son contenu. Il s'agit d'un réseau constitué de neurones de McCulloch et Pitts (à deux états, -1 et 1 ou 0 et 1), dont la loi d'apprentissage est la règle de Hebb (1949), qui veut qu'une synapse améliore son activité si et seulement si l'activité de ses deux neurones est coraillée (c'est à dire que le poids W_{ij} d'une connexion entre un neurone i et un neurone j augmente quand les deux neurones sont activés au même temps). Pour chaque paire de neurones, $X(i)$ et $X(j)$, il y a un lien appelé la synapse entre et . La conception du filet Hopfield nécessite que $W_{ij} = W_{ji}$ et $W_{ii} = 0$. La figure 7.15 a illustre un réseau à trois nœuds.[24]

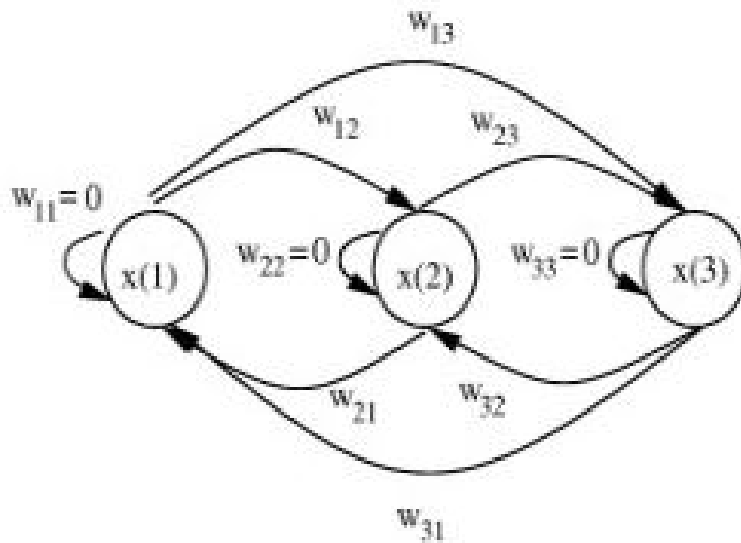


FIGURE 2.25: Réseau de neurones de Hopfield à 3 noeuds

Le choix de quelle architecture repose toujours sur le besoin et le but à atteindre avec celle-ci. Indépendamment de la topologie, tout réseau de neurones a besoin d'algorithme pour son apprentissage. Ces algorithmes sont aussi variés et on abordera quelque uns par la suite.

2.3.3 Algorithmes d'apprentissage

En général, les algorithmes d'apprentissage ont en commun d'extrapoler des données de test ou d'entraînement pour faire des projections ou créer des modèles dans le monde réel. On considère ces algorithmes comme des outils permettant de rassembler des points de données à partir d'une masse de données. L'essentiel est que les ingénieurs rassemblent ces algorithmes d'apprentissage en tant que composants d'une technologie ou d'un programme particulier visant à mieux comprendre les ensembles de données digérés[29]. Ci-dessous les algorithmes les plus utilisés :

— **Algorithme d'apprentissage du perceptron** : Le perceptron est un modèle de réseau de neurones avec algorithme d'apprentissage créé par Frank Rosenblatt.

1. Initialisation des poids et du seuil à de petites valeurs aléatoires
2. Présenter un vecteur d'entrées $x()$ et calculer sa sortie.
3. Mettre à jour les poids en utilisant : $w_j(t+1) = w_j(t) + (d - y) x_j$

Avec d la sortie désirée, w vecteur des poids est une constante positive, qui spécifie le pas de modification des poids.

— **Algorithmes d'apprentissage par correction d'erreur** :

1. Initialiser la matrice des poids au hasard.
2. Choisir un exemple en entrée.
3. Propager le calcul de cette entrée à travers le réseau.

4. Calculer la sortie de cette entrée.
5. Mesurer l'erreur de prédiction par différence entre sortie réelle et sortie prévue.
6. Calculer la contribution d'un neurone à l'erreur à partir de la sortie.
7. Déterminer le signe de modification du poids.
8. Corriger les poids des neurones pour diminuer l'erreur.
9. Le processus recommence ainsi, à partir du choix de l'exemple en entrée, jusqu'à ce qu'un taux d'erreur minimal soit atteint.

— **Algorithmes d'apprentissage par descente de gradient** : c'est un algorithme d'apprentissage se basant sur la minimisation d'un facteur qui est le cout d'erreur (qui utilise 2 paramètres).Ce dernier est un algorithme itératif qui va changer, à chaque itération, les valeurs de θ_0 et θ_1 jusqu'à trouver le meilleur couple possible.l'algorithme se décrit comme suit :

Début de l'algorithme : Gradient Descent Initialiser aléatoirement les valeurs de : θ_j et θ_1

répéter jusqu'à convergence au minimum global de la fonction de coût

pour $j \in N \wedge \forall j \in \{0,1\}$

$[\theta_j \leftarrow \theta_j - \alpha \frac{\sigma}{\sigma_{\theta_j}} J(\theta_0, \theta_1)]$

retourner θ_0 et θ_1

Fin algorithme

— **Algorithmes d'apprentissage WIDROW-HOFF (OU ADALINE)** : L'algorithme de Widrow-Hoff est très souvent utilisé en pratique et donne de bons résultats. La convergence est, en général, plus rapide que par la méthode du gradient. Il est fréquent pour cet algorithme de faire diminuer la valeur de e en fonction du nombre d'itérations comme pour l'algorithme du gradient.

L'utilisation de tel ou tel algorithme dépend fortement de la tâche à résoudre (classification, estimation de valeurs...) et le réseau de neurones ne peut être prêt à utilisation qu'après avoir effectué les réglages et choix de ses paramètres : topologie, nombre de neurones inclus, fonctions d'activation et algorithme d'apprentissage. Ainsi on pourra déployer le réseau et en bénéficier et voir ses performance et apports.

2.4 Domaines d'application et apports des réseaux de neurones

L'importance d'une approche ou technique est reflétée à travers ce qu'elle apporte de nouveau, son utilisabilité et compatibilité avec plusieurs cas d'étude, sa fiabilité, ...etc. Elle peut être aussi évaluée en se basant sur ses avantages et inconvénients.

2.4.1 Domaines d'application

Aujourd'hui, les réseaux de neurones ont de nombreuses applications dans des domaines très variés [16] :

- **Traitement d'image** : compression d'images, reconnaissance de caractères et de signatures, reconnaissance de formes et de motifs, cryptage, classification, ...
- **Traitement du signal** : traitement de la parole, identification de sources, filtrage, classification, ...
- **Contrôle** : diagnostic de pannes, commande de processus, contrôle qualité, robotique, ...
- **Optimisation** : allocation de ressources, planification, régulation de trafic, gestion, finance, ...
- **Simulation** : simulation boîte noire, prévisions météorologiques.
- **Classification** : d'espèces animales étant donnée une analyse ADN.
- **Modélisation de l'apprentissage** et perfectionnement des méthodes de l'enseignement.
- **Approximation d'une fonction inconnue** ou modélisation d'une fonction connue mais complexe à calculer avec précision.

Les réseaux de neurones ont marqué leur importance dans divers domaines, et comme toute technique, elle présente des avantages qui facilite la tâche ou règle un problème, mais aussi elle a des inconvénients qui sont objets d'autres études s'inscrivant dans la volonté du développement de l'efficacité des RNs.

2.4.2 Avantages et inconvénients des RNs

Comme toute méthode, les réseaux de neurones ont des avantages et des inconvénients et c'est bien de les connaître pour se positionner mieux et pour développer les algorithmes afin de minimiser les inconvénients [16].

Les avantages des réseaux de neurones

- Capacité de représenter n'importe quelle fonction, linéaire ou pas, simple ou complexe.
- Faculté d'apprentissage à partir d'exemples représentatifs, par "rétro-propagation des Erreurs".
- L'apprentissage (ou construction du modèle) est automatique.
- Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données.
- Simple à manier, beaucoup moins de travail personnel à fournir que dans l'analyse statistique classique.
- Aucune compétence en mathématiques, informatique statistique requise.

- Comportement moins mauvais en cas de faible quantité de données.
- Pour l'utilisateur novice, l'idée d'apprentissage est plus simple à comprendre que les complexités des statistiques multi-variables.

Les inconvénients

Les inconvénients des réseaux de neurones présentent ses difficultés et ses limites. Ils sont les suivants :

- L'absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie du réseau et le nombre de neurones à placer dans la (ou les) couche(s) cachée(s).
- Le choix des valeurs initiales des poids du réseau et le réglage du pas d'apprentissage, qui jouent un rôle important dans la vitesse de convergence.
- Le problème du sur-apprentissage (apprentissage au détriment de la généralisation).
- La connaissance acquise par un réseau de neurones est codée par les valeurs des poids qui sont inintelligibles pour l'utilisateur.

2.5 Conclusion

Les réseaux de neurones artificiels, inspirés du comportement du cerveau humain, permettent de créer de l'intelligence artificielle. Ils servent à prédire, à identifier et à classifier les données. L'apprentissage, moteur essentiel du système, leur permet d'assimiler un traitement d'information à travers une fonction et de le reproduire pour les données qui lui seront ensuite présentées.

Troisième partie
Conception et Réalisation

Chapitre 3

Conception

3.1 Introduction

Les systèmes de circulation sur les routes sont très complexes du fait que ces changements sont incertains. Dans ces systèmes les changements de flux de trafic dépendent de la pertinence de la circulation routière adjacente. Il est donc difficile de trouver une caractérisation de haute précision à l'aide d'un modèle mathématique, par conséquent, le modèle non mathématique est utilisé pour la prédiction du flux de trafic sur les routes pour assurer plus de précision dans les résultats.

3.2 Collecte et prétraitement de données

Avant d'attaquer le déploiement et mise en place du système, il est impératif de préparer les données à en intégrer du moment que ce sont l'élément crucial et décisif de toute application d'apprentissage automatique.

3.2.1 Collecte de données :

L'objectif de cette étape est de recueillir des données, à la fois pour développer le réseau de neurones et pour le tester. Dans le cas d'applications sur des données réelles, l'objectif est de rassembler un nombre de données suffisant pour constituer une base représentative des données susceptibles d'intervenir en phase d'utilisation du système neuronal. La fonction réalisée résultant d'un calcul statistique, le modèle qu'il constitue n'a de validité que dans le domaine où on l'a ajusté. En d'autres termes, la présentation de données très différentes de celles qui ont été utilisées lors de l'apprentissage peut entraîner une sortie totalement imprévisible [17] .

3.2.2 Analyse et nettoyage des données

Il est souvent préférable d'effectuer une analyse des données de manière à déterminer les caractéristiques discriminantes pour détecter ou différencier ces données. Ces caractéristiques constituent l'entrée du réseau de neurones. Notons que cette étude n'est pas spécifique aux réseaux de neurones, quelque soit la méthode de détection ou de classification utilisée, il est généralement nécessaire de présenter des caractéristiques représentatives. .

De manière générale, les bases de données doivent subir un prétraitement afin d'être adaptées aux entrées et sorties du réseau de neurones. Un prétraitement courant consiste à effectuer une normalisation appropriée, qui tienne compte de l'amplitude des valeurs acceptées par le réseau. [17]. Une étude statistique sur les données peut permettre à son tour d'écarter celles qui sont aberrantes, incomplètes et redondantes.

Cette détermination des caractéristiques a des conséquences à la fois sur la taille du réseau (et donc le temps de simulation), sur les performances du système (pouvoir de séparation, taux de détection), et sur le temps de développement (temps d'apprentissage).

3.2.3 Répartition de jeu de données (Datasets)

Afin de développer une application à base de réseaux de neurones, il est nécessaire de disposer de deux bases de données : une base pour effectuer l'apprentissage et une autre pour tester le réseau obtenu et déterminer ses performances une fois prêt. Afin de contrôler la phase d'apprentissage, une répartition des données d'entraînement est aussi très importante à ce stade. Pour éviter le problème de " overfitting ", la méthode de validation consiste à diviser la base d'entraînement à son tour en deux sous-groupes : Training set et Validation set. Elle conserve une partie des données initiales en validation set, le modèle va les utiliser pour contrôler ses performances, et ne sont pas utilisées dans la phase d'entraînement mais plutôt pour vérifier si le modèle est dans le cas d'overfitting.

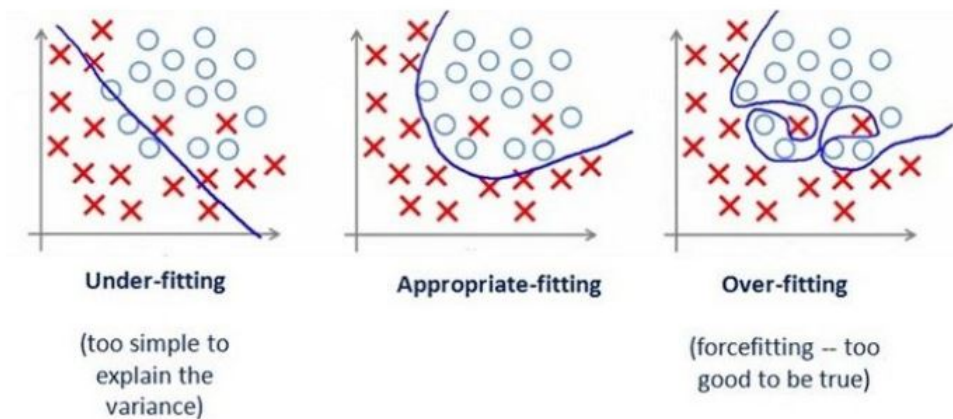


FIGURE 3.1: Les cas possibles du modèle d'apprentissage

Il n'y a pas une règle fixe pour déterminer ce partage de manière quantitatif. Il résulte souvent d'un compromis tenant compte du nombre de données dont on dispose et du temps imparti pour effectuer l'apprentissage.

3.3 Entraînement et mise en production du modèle

Les données bien propres peuvent maintenant commencer à être explorées. Cette étape permet de mieux comprendre les différents comportements (et donc identifier mieux les besoins et buts du traitement) et de bien saisir le phénomène sous-jacent pour en décider des choix à faire.

3.3.1 Choix d'un réseau de neurones

Il existe un grand nombre de types de réseaux de neurones, avec pour chacun des avantages et des inconvénients. Le choix d'un réseau peut dépendre :

- De la tâche à effectuer (classification, association, contrôle de processus, séparation aveugle de sources...).

- De la nature des données (dans notre cas, des données présentant des variations au cours du temps),
- D'éventuelles contraintes d'utilisation temps-réel (certains types de réseaux de neurones, tels que la 'machine de Boltzmann [AZENCOTT et al., 1992], nécessitant des tirages aléatoires et un nombre de cycles de calculs indéfini avant stabilisation du résultat en sortie, présentent plus de contraintes que d'autres réseaux pour une utilisation temps-réel).
- Des différents types de réseaux de neurones disponibles dans le logiciel de simulation que l'on compte utiliser (à moins de le programmer).

Ce choix est aussi en fonction de la maîtrise ou de la connaissance que l'on a sur certains réseaux, ou encore du temps dont on dispose pour tester une architecture prétendu plus performante [17].

3.3.2 Apprentissage du réseau de neurones et entraînement du modèle

Tous les modèles de réseaux de neurones requièrent un apprentissage. Plusieurs types d'apprentissages peuvent être adaptés à un même type de réseau de neurones. Les critères de choix sont souvent la rapidité de convergence ou les performances de généralisation.

Le critère d'arrêt de l'apprentissage est souvent calculé à partir d'une fonction de coût, caractérisant l'écart entre les valeurs de sortie obtenues et les valeurs de références (réponses souhaitées pour chaque exemple présenté). La technique de validation croisée, qui sera précisée par la suite, permet un arrêt adéquat de l'apprentissage pour obtenir de bonnes performances de généralisation.

Certains algorithmes d'apprentissage se chargent de la détermination des paramètres architecturaux du réseau de neurones. Si on n'utilise pas ces techniques, l'obtention des paramètres architecturaux optimaux se fera par comparaison des performances obtenues pour différentes architectures de réseaux de neurones.

Des contraintes dues à l'éventuelle réalisation matérielle du réseau peuvent être introduites lors de l'apprentissage [17].

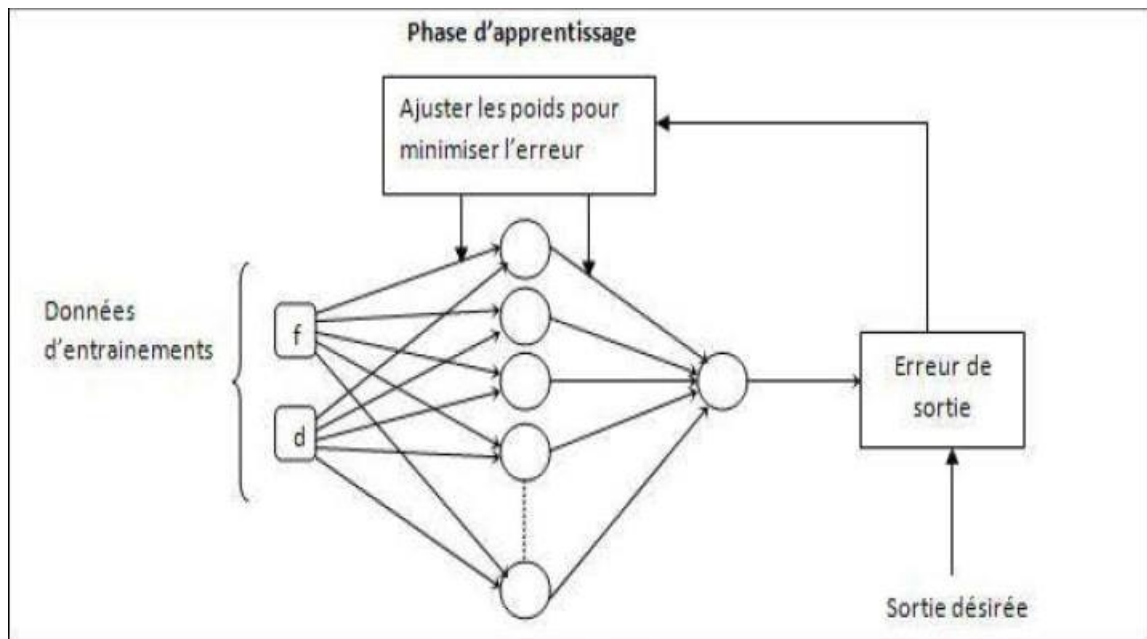


FIGURE 3.2: Phase d'apprentissage du réseau de neurones

3.3.3 Évaluation et déploiement du modèle en production

Une fois le réseau de neurones entraîné (après apprentissage), il est nécessaire de le tester sur une base de données différentes de celles utilisées pour l'apprentissage ou la validation croisée. Ce test permet à la fois d'apprécier les performances du système neuronal et de détecter le type de données qui pose problème.

Si les performances ne sont pas satisfaisantes, il faudra soit modifier l'architecture du réseau, soit modifier la base d'apprentissage (caractéristiques discriminantes ou représentativité des données de chaque classe) Une fois le modèle correctement paramétré sur les données d'entraînement, on peut ensuite le déployer afin qu'il traite de nouvelles données, pour accomplir la tâche spécifique poursuivie (prédiction, recommandation, décision...). [17].

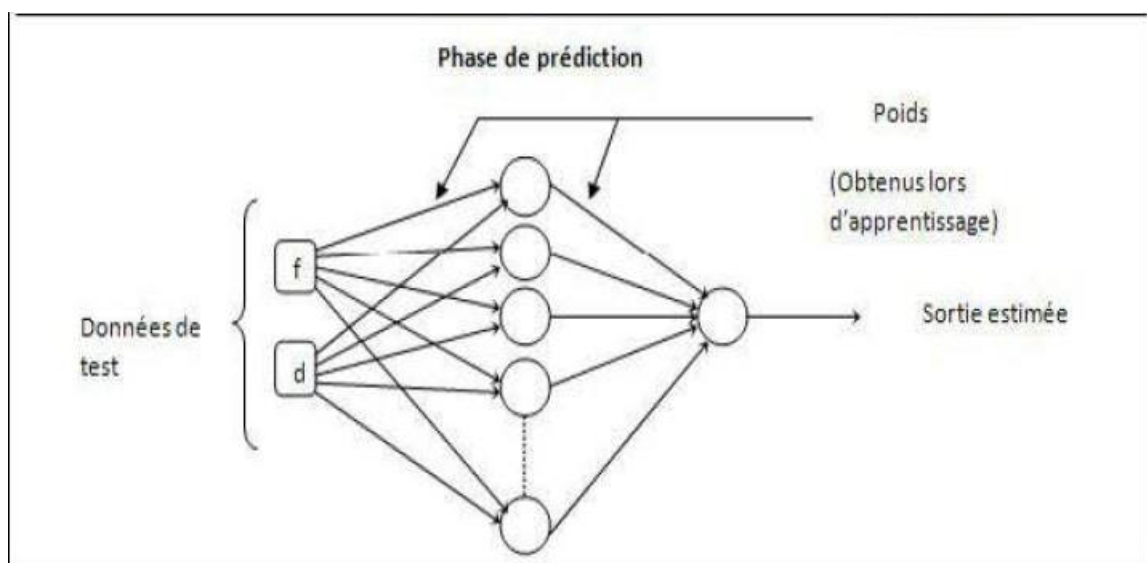


FIGURE 3.3: Phase de mise en production (prédiction)

Une fois qu'on est satisfait de la qualité des performances de notre modèle, on va pouvoir

passer à l'étape suivante, qui est le rendu de nos résultats et le potentiel déploiement du modèle en production. Appliquer donc le travail à de nouvelles données, il suffit de passer les nouvelles entrées dans le modèle obtenu (qui est en principe bien entraîné) afin d'obtenir une sortie.[25] On peut même opter pour le partage des résultats en externe vers les centres de décisions ou tout autre système et autorité intéressée.

3.4 Outils d'implémentation

pour concrétiser le travail, quels sont les plateformes qu'on peut utiliser pour implémenter ce genre de systèmes tout en donnant la capacité de réaliser à la fois le prétraitement de données et la mise en place du système d'apprentissage automatique ?

3.4.1 Les langages de programmation utilisés

Vu l'importance et la révolution des techniques de l'apprentissage automatique, plusieurs langages et frameworks donnent la possibilité d'implémentation de ces dernières tel que :[26]

— Python

Il existe suffisamment de bibliothèques disponibles en Python. NumPy pour les opérations de tenseurs. Pandas qui rend flexible l'importation des données de R à Python. Pour le traitement du langage naturel (NLP en anglais), les bibliothèques NLTK et SpaCy sont disponibles. Pour l'apprentissage automatique, il y a Scikit-learn. Et quand il s'agit de l'apprentissage profond, toutes les bibliothèques actuelles (TensorFlow, PyTorch, Chainer, Apache MXNet, Theano, etc.) sont effectivement des projets Python-first. Bref, la communauté Python travaille d'arrache-pied pour rendre l'utilisabilité du langage très flexible avec des bibliothèques bien fournies.

— Java et ses frères

La famille de langages JVM (Java, Scala, Kotlin, Clojure, etc.) est aussi un excellent choix pour le développement d'applications IA. De nombreuses bibliothèques disponibles pour le traitement du langage naturel (CoreNLP), des opérations de tenseurs (ND4J) ou d'une pile d'apprentissage profond (DL4J : DeepLearning4J) accélérée par le processeur graphique. De plus, les développeurs bénéficient d'un accès facile aux grandes plateformes de données comme Apache Spark et Apache Hadoop.

— Scala

Scala est récemment devenu un autre langage important pour l'analyse rapide des données. Il a gagné en popularité principalement en raison de la montée de Spark, un grand moteur de traitement de données de choix, qui est écrit en Scala et fournit ainsi une API native à Scala. Breeze est connue comme la principale bibliothèque pour Scala. Breeze fournit des manipulations rapides et efficaces avec des tableaux de données, et permet la mise en œuvre de nombreuses autres opérations, y compris les opérations matricielles et vectorielles, les probabilités et fonctions statistiques, l'optimisation, les opérations de traitement du signal, etc.

— C/C++

Le choix du C/C ++ est peu probable lors du développement d'une application IA. Mais pour ceux qui travaillent dans un environnement intégré, et qu'ils ne peuvent pas payer le surcoût d'une machine virtuelle Java ou d'un interpréteur Python, C/C ++ est la solution. Lorsqu'on a besoin d'exploiter les dernières performances du système, il faut retourner dans le monde (terrifiant pour certains) des pointeurs. Mais, le C/C ++ moderne est agréable, car offre de multiples approches. Les développeurs peuvent soit plonger au bas de la pile, en utilisant des bibliothèques comme CUDA pour écrire leur programme qui s'exécute directement sur le GPU, ou ils peuvent utiliser TensorFlow ou Caffe pour accéder à des API de haut niveau flexibles.

— JavaScript

Google avait publié TensorFlow.js, une bibliothèque accélérée par WebGL qui permet de former et d'exécuter des modèles d'apprentissage automatique dans le navigateur Web. Il inclut également l'API Keras et la possibilité de charger et d'utiliser des modèles qui ont été formés dans TensorFlow standard. Bien que JavaScript n'a pas actuellement le même accès aux bibliothèques d'apprentissage automatique que les autres langages cités plus haut, les développeurs ajouteront bientôt des réseaux de neurones à leurs pages Web avec presque la même aisance que s'ils ajoutaient une propriété CSS. TensorFlow.js est encore à ses débuts. Pour l'instant, cela fonctionne dans le navigateur, mais pas dans Node.js. Il n'implémente pas encore l'API TensorFlow complète.

— R

R est le langage que les scientifiques de données aiment. Cependant, d'autres programmeurs trouvent R un peu confus quand ils le rencontrent pour la première fois, en raison de son approche centrée sur les données. Pour un groupe dédié de développeurs R, il peut être judicieux d'utiliser les intégrations avec TensorFlow, Keras ou H2O pour la recherche, le prototypage et l'expérimentation.

— Lua

Il y a quelques années, Lua montait dans le monde de l'intelligence artificielle. Avec le framework Torch, Lua était l'un des langages les plus populaires pour le développement de l'apprentissage profond. Et il existe toujours beaucoup de travail d'apprentissage profond sur GitHub qui définissent les modèles avec Lua/Torch. Avec l'arrivée de frameworks tels que TensorFlow et PyTorch, l'utilisation de Lua a considérablement diminué.

— Julia

Julia est un langage de programmation de haut niveau, performant et dynamique pour le calcul scientifique, avec une syntaxe familière aux utilisateurs d'autres environnements de développement similaires (MATLAB, R, Scilab, Python, etc.). Ce qui en fait un bon choix dans le monde mathématique de l'IA. Bien que ce ne soit pas très populaire en tant que choix de langue en ce moment. Les wrappers comme TensorFlow.jl et Mocha (fortement influencés par Caffe) offrent un bon support d'apprentissage profond.

— Swift

Chris Lattner, créateur du compilateur LLVM et du langage de programmation Swift, a annoncé Swift pour TensorFlow. Swift pour TensorFlow permet d'importer des bibliothèques Python telles que NumPy et de les utiliser dans le code Swift presque comme avec n'importe quelle autre bibliothèque.

— MATLAB

MATLAB rend les parties difficiles de l'apprentissage automatique faciles avec des applications " pointer-cliquer " pour former et comparer des modèles, des techniques avancées de traitement du signal et d'extraction de caractéristiques, sélection des fonctionnalités pour optimiser les performances d'un modèle, la possibilité d'utiliser le même code pour étendre le traitement aux big data et aux clusters, etc.

3.4.2 Les frameworks et bibliothèques

il existe plusieurs frameworks utilisés pour le deep learning, la figure suivante résume les plus connus :

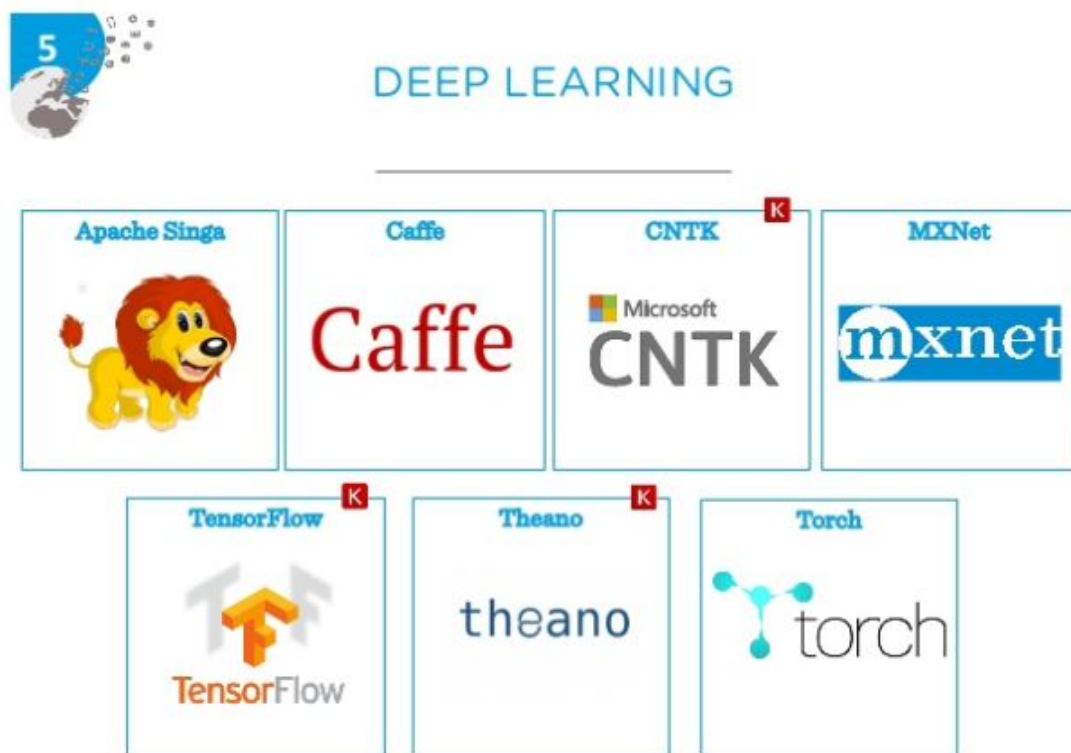


FIGURE 3.4: Frameworks du deep learning

— Apache SINGA

Apache SINGA : est un projet Apache Incubating destiné à développer une bibliothèque d'apprentissage machine open source . Il fournit une architecture flexible pour une formation distribuée évolutive, est extensible pour une vaste gamme de matériel et se concentre sur les applications de soins de santé.

— Caffe

Caffe est un cadre d'apprentissage en profondeur conçu pour l'expression, la rapidité et la modularité. Il est développé par Berkeley AI Research (BAIR) et par des contributeurs de la communauté. Yangqing Jia a créé le projet lors de son doctorat à l'UC Berkeley. Caffe est publié sous la licence BSD 2-Clause .

— CNTK

Microsoft Cognitive Toolkit (<https://cntk.ai>) est une boîte à outils d'apprentissage en profondeur unifiée qui décrit les réseaux de neurones comme une série d'étapes de calcul via un graphe dirigé. Dans ce graphe orienté, les nœuds terminaux représentent les valeurs d'entrée ou les paramètres réseau, tandis que les autres nœuds représentent les opérations de la matrice lors de leurs entrées. CNTK permet aux utilisateurs de réaliser et de combiner facilement les types de modèles courants tels que les DNN avec feed-forward, les réseaux de convolution (CNN) et les réseaux récurrents (RNN / LSTM). Il implémente l'apprentissage par descente de gradient stochastique (SGD, error backpropagation) avec différenciation et parallélisation automatiques sur plusieurs serveurs graphiques et serveurs graphiques. CNTK est disponible sous licence open source depuis avril 2015.

— Apache MXNet

Apache MXNet est une structure logicielle d' apprentissage en profondeur open source , utilisée pour former et déployer des réseaux neuronaux profonds . Il est évolutif et permet une formation rapide des modèles . Il prend en charge un modèle de programmation flexible et plusieurs langages de programmation (notamment C ++ , Python , Julia , Matlab , JavaScript , Go , R , Scala , Perl et Wolfram .)

— TensorFlow

TensorFlow est une plate-forme open source de bout en bout pour l'apprentissage automatique. Il offre un écosystème complet et flexible d'outils, de bibliothèques et de ressources communautaires qui permet aux chercheurs de se familiariser avec les technologies de pointe et aux développeurs de créer et de déployer facilement des applications utilisant ML.

— Theano

Theano est une excellente bibliothèque en termes de performances et vante sa capacité à gérer les calculs requis pour les grands réseaux de neurones. Cependant, sa syntaxe peut être difficile à comprendre pour les débutants et donc perdre son avantage par rapport aux frameworks (comme Tensorflow et pytorch) qui sont faciles à comprendre et à utiliser. Theano peut avoir une syntaxe difficile à comprendre, mais, du fait de son optimisation optimale pour les performances, il peut être utilisé dans le backend par une autre bibliothèque d'apprentissage en profondeur telle que Keras, qui a une syntaxe très facile à comprendre.

— Torch

Torch est une autre bibliothèque de calculs scientifiques qui prend en charge les algorithmes d'apprentissage automatique. Torch est basé sur Lua , un langage de programmation léger et multi-paradigmes. Torch est développé par Facebook et utilisé par des géants comme

Facebook, Twitter et Google. Torch utilise également CUDA , qui permet d'entraîner des modèles plus rapidement sur des GPU.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre on a identifié les étapes essentielles pour réaliser un réseau de neurones approfondis bien que ces étapes se sont pas spécifiques juste pour les réseaux de neurones mais pour tout système, on a parlé aussi des outils utilisés pour l'apprentissage profond. Maintenant que les prérequis sont prêts, on peut passer à la réalisation du système.

Chapitre 4

Réalisation

4.1 Introduction

Dans ce chapitre on reparlera des étapes de conception tout en spécifiant les choix pris ainsi que les résultats obtenus pour un système de réseau de neurone destiné à faire une prédiction de flux de trafic. La démarche est respectée et clarifiée en concret avec des exemples d'application. Pour ce, on a choisi de travailler sur le logiciel MATLAB version 2018a. Il reste donc à savoir les données utilisées, phases d'implémentation du système et ses résultats (pour un seul flux : le flux correspondant aux véhicules et taxis "CarsTaxis" du jeu de données présenté ci-après) en ordre avec quelques clarifications nécessaires.

4.2 Collecte et prétraitement de données

4.2.1 Collecte des données :

La connaissance des trafics repose sur le Système d'Information Trafic (SIT) du ministère au sein duquel il est assuré le recueil des données et l'alimentation d'une base de données locale. Les bases locales sont ensuite ségréguées pour constituer la base nationale des trafics. Le système de recueil de données est basé sur les stations de bases communiquant avec les différents équipement sur la route (capteurs, caméras de surveillance, systèmes de comptage,...etc) qui équipent le réseau routier national. Avec l'émergence de nouveaux capteurs et équipements de mesure, l'enjeu aujourd'hui est l'enrichissement du système de recueil de données, tant en quantité qu'en qualité des mesures de trafic produites.



FIGURE 4.1: Boucles d'induction magnétiques



FIGURE 4.2: Capteurs météo-routiers

Les principales données pertinentes à recueillir sont : le débit tous véhicules, le taux d'occupation et la vitesse moyenne tous véhicules. D'autres données plus détaillées peuvent également être recueillies selon le type d'équipement : on peut citer notamment la répartition des débits par classes de longueurs, de vitesses, de silhouettes, et de poids. Différents indicateurs de trafic sont ensuite élaborés à partir des données de trafic, notamment le trafic moyen journalier annuel (MJA), le trafic moyen journalier mensuel (MJM), et la part du trafic lourd (%PL).[25]

Les données utilisées dans notre étude sont dans un fichier format texte ouvert représentant des données tabulaires sous forme de valeurs séparées par des virgules (Comma-separated values CSV) qu'on a représenté dans un tableau de 32980 lignes et 26 colonnes. ces données sont disponibles sur le site [21] qui offre les statistiques du trafic routier de la Grande Bretagne gratuitement de Londres comme exemple pour travailler dessus.

Ces datasets sont accompagnées par des fichiers pdf pour expliquer les différents champs et paramétrés de la dataset.

Ci-dessous une capture qui illustre la dataset avec laquelle on a travaillé.

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	
Year	CP	Estimation_r	Estimation_r	Region	LocalAuthori	Road	RoadCa	Easting	Northin	StarU	EndJun	LinkLen	Pedal	Motorcycles	CarsTaxis	BusesCoach	LightGoodsV	V2AxleRigid	V3AxleRigid	V4or5AxleRi	
2000	6000	Counted	Manual cour	London	Barnet	M1	TM	522170	189100	A406	M1 spur	2.549999	0	764.360000	29941.27	433.319999	5415.630000	947.549999	84.620000	238.050000	
2000	6001	Counted	Manual cour	London	Barnet	M1	TM	520150	194300			4	4.230000	0	2177.650000	78258.05	1118.130000	12695.75	2325.699999	217.460000	609.190000
2000	6013	Counted	Manual cour	London	Hillingdon	M4	TM	508900	178400			3	1.800000	0	1476.579999	74823.05	1821.890000	6985	3073.530000	237.44	399.240000
2000	6071	Counted	Manual cour	London	Tower Hamlet	A12	TU	538180	181800	A13	A11	1.300000	14.28	538.200000	27162.31	237.66	5461.510000	1069.25	160.509999	335.300000	
2000	6075	Counted	Manual cour	London	Islington	A1	TU	530600	185870	A503 (A503 Se		1.200000	21.23	70.439999	1499.829	37.780000	244.13	48.350000	6.030000	4.129999	
2000	6076	Estimated	Estimated us	London	Barnet	A1	TU	524500	189330	A406	A598 Re	3.100000	3.52	149.009999	8730.569	28.120000	1137.52	238.710000	36.170000	36.969999	
2000	6077	Counted	Manual cour	London	Barnet	A1	TR	520760	195000	Court1 A411 Ba		1.120000	22.05	383.75	16699.5	158.81	2362.900000	410.69	44.909999	55.520000	
2000	6094	Estimated	Estimated us	London	Southwark	A2	PU	532700	179360	A3/A2 A201/A		5.600000	75.31	202.69	4265.5	58.789999	882.820000	122.06	8.980000	8.980000	
2000	6095	Estimated	Estimated us	London	Lewisham	A2	PU	537000	177000	A2 An A2209		3.700000	36.74	145.88	2862.989	161.53	582.700000	157.169999	20.960000	30.620000	
2000	6096	Estimated	Estimated us	London	Greenwich	A2	PU	540600	177000	A2213 A102		1.200000	7.98	50.850000	1408.29	32.479999	227.12	48.810000	15.6	25.039999	
2000	6097	Counted	Manual cour	London	Bexley	A2	TR	550000	174100	A223 LA Bour		8.100000	0	492.970000	20872.65	264.470000	3273.320000	823.779999	87.569999	146.539999	
2000	6107	Estimated	Estimated us	London	Southwark	A3	PU	532300	179600	A3202 A2		2.500000	105.9	165.020000	1538.8	82.010000	306.360000	64.680000	4.719999	1.27	
2000	6108	Estimated	Estimated us	London	Lambeth	A3	PU	531400	178000	A23 A3204		5.600000	337.8	656.039999	6272.420	89.400000	215.139999	691.759999	487.639999	17.350000	
2000	6109	Estimated	Estimated us	London	Wandsworth	A3	PU	528400	175200	A205 A3216		3.700000	88.18	234.19	2695.889	61.240000	492.88	157.44	9.660000	7.21	
2000	6111	Estimated	Estimated us	London	Wandsworth	A3	TU	525000	174600	A205 A218		1.900000	24.82		142	2738.619	78.25	465.600000	101.86	8.640000	
2000	6119	Estimated	Estimated us	London	Westminster	A4	PU	531060	181090	Aldwy LA Bour		1.900000	145.2	156.97	1616.089	115.400000	169.490000	23.469999	1.29	0.270000	
2000	6120	Estimated	Estimated us	London	Westminster	A4	PU	528900	180220	Hyde St Jame		5.600000	382.7	771.37	6957.239	216.37	307.610000	819.139999	559.490000	17.550000	
2000	6121	Counted	Manual cour	London	Kensington & A4	PU	526000	178870	Earl's Thurloe		1.060000	257.1	1196.400000	20994.93	355.490000	2167.619999	444.170000	35.469999	32		
2000	6122	Estimated	Estimated us	London	Hounslow	A4	TU	519000	178500	M4 jn A406		6.800000	49.64	215.300000	8972.569	61.869999	1292.309999	204.080000	24.949999	53.140000	
2000	6123	Estimated	Estimated us	London	Hounslow	A4	TU	511000	176600	A312 A30		3.700000	25.30	57.43	4711.510	75.120000	543.230000	83.150000	9.25	10.07	
2000	6150	Estimated	Estimated us	London	Barnet	A5	PU	519000	191950	A410 A5100		1.930000	45.59	83.010000	6205.939	96.959999	623.929999	60.219999	13.609999	23.469999	
2000	6151	Estimated	Estimated us	London	Brent	A5	PU	522850	186950	A406 A407		1.240000	70.76	389.639999	12982.51	227.710000	1970.900000	447.25	30.390000	27.670000	

FIGURE 4.3: Une vue sur la Dataset-London objet de notre étude

4.2.2 Analyse et nettoyage des données

Une fois avoir les datasets, il faut les analyser. Pour cela on a utilisé les fichier pdfs expliquant les fichiers CSV ainsi que quelque recherches et évidemment notre propre analyse. On a réalisé ensuite le tableau suivant qui récapitule les points importants de notre dataset :

Champs	Type des valeurs contenues	Valeurs possibles
Year	numérique	[2000-2017]
CP	numérique	6000, 6001, 6003
Estimation method et Estimation method detailed	catégorique	calculée / estimée
Region	catégorique	London
Local authority	catégorique	Barnet , Bexley , Hounslow,...
Road	catégorique	M1, A1 , A2,...
Road categorie	catégorique	TM, TU, PU ...
Easting et Northing	numérique (coordonnées)	522170 , 520150 / 189100, 194300
Start junction et End junction	catégorique	A406, 1, 2, A2 Amersham Rd
LinkLength_miles	numérique	2.45 , 104, 0.566
PedalCycles, Motorcycles, CarsTaxis, BusesCoaches, LightGoodsVehicles, V2AxleRigidHGV, V3AxleRigidHGV, V4or5AxleRigidHGV, V3or4AxleArticHGV, V5AxleArticHGV, V6orMoreAxleArticHGV, AllHGVs , AllMotorVehicles	numérique	les différents flux

TABLE 4.1: Les différents champs de la dataset

Notre analyse première donne :

- Le jeu de données ne comportait aucune donnée manquante, mais plutôt des valeurs non numériques (dites catégoriques) qui ne peuvent être injectées au réseau de neurones.
- Le jeu de données donne des informations sur les différents catégories de flux (en moyenne annuelle journalière MAJ) correspondants à des informations spatiotemporelles de la route en question.
- Les données donnent possibilité de faire une étude prédictive sur les sorties de flux différents dans une volonté d'étude statistique à long terme vue l'intervalle de temps (par année).

Pour réaliser le système voulu il faut choisir les données pertinentes qui nous permettent de faire un système cohérent et d'avoir des bons résultats à partir de notre dataset, et comme connu les réseaux de neurone travaillent avec des données numériques.

Donc la première chose à faire c'est d'éliminer toutes données non numériques en phase de nettoyage.

Year	CP	Estimation	Estimation	Region	LocalAuth	Road	RoadCateg.	Easting	Northing	StartJunction	EndJunction	LinkLength	PedalCycles	Motorcycles	CarsTaxi	BusesCoac.	LightG
2000	6000	Counted	Manual co...	London	Barnet	M1	TM	522170	188100	A406	M1 spur	2.54999999...	0	764.360000...	29941.27	433.319999...	5415.62
2000	6001	Counted	Manual co...	London	Barnet	M1	TM	520150	194300	2	4	4.23000000...	0	1476.57999...	78258.0500...	1118.13000...	12695.7
2000	6013	Counted	Manual co...	London	Hillingdon	M4	TM	506900	178400	4	3	1.80000000...	0	1476.57999...	78258.0500...	1118.13000...	12695.7
2000	6071	Counted	Manual co...	London	Tower Ha...	A12	TU	530180	181800	A13	A11	1.20000000...	14.2099999...	538.200000...	27162.2100...	227.56	5461.51
2000	6075	Counted	Manual co...	London	Islington	A1	TU	530600	185870	A593 Camd...	A593 Seven...	1.20000000...	21.23	70.4399999...	1499.82999...	37.7800000...	244.12
2000	6076	Estimated	Estimated ...	London	Barnet	A1	TU	524500	189330	A406	A598 Rege...	3.10000000...	3.52	149.009999...	8730.56999...	28.1200000...	1137.51
2000	6077	Counted	Manual co...	London	Barnet	A1	TR	520760	195000	Countland ...	A411 Barne...	1.12000000...	22.0500000...	383.75	16699.5	158.81	2362.91
2000	6094	Estimated	Estimated ...	London	Southwark	A2	PU	532700	179360	A3/A2198	A201/A100	5.60000000...	75.3199999...	202.69	4265.5	58.7899999...	882.821
2000	6095	Estimated	Estimated ...	London	Lewisham	A2	PU	537000	177000	A2 Amersh...	A2209	3.70000000...	36.7400000...	145.88	2862.98999...	161.53	582.701
2000	6096	Estimated	Estimated ...	London	Greenwich	A2	PU	540600	177000	A2213	A102	1.20000000...	7.98000000...	50.8500000...	1408.29	32.4799999...	227.12
2000	6097	Counted	Manual co...	London	Besley	A2	TR	550000	174100	A223	LA Boundary	81.0000000...	0	492.970000...	20872.6500...	264.470000...	3273.21
2000	6107	Estimated	Estimated ...	London	Southwark	A3	PU	532300	179600	A3202	A2	2.50000000...	105.959999...	163.020000...	1538.8	82.0100000...	306.36
2000	6108	Estimated	Estimated ...	London	Lambeth	A3	PU	531400	178000	A23	A3204	3.60000000...	337.819999...	656.039999...	6272.42000...	89.8000000...	215.131
2000	6109	Estimated	Estimated ...	London	Wandsworth	A3	PU	528400	175200	A205	A3216	3.70000000...	88.1800000...	224.19	2995.88999...	61.2400000...	492.88
2000	6111	Estimated	Estimated ...	London	Wandsworth	A3	TU	525000	174600	A205	A218	1.90000000...	24.8209999...	142	2738.61999...	78.25	465.601
2000	6119	Estimated	Estimated ...	London	Westminster	A4	PU	531060	181090	Aldwych	LA Boundary	1.90000000...	145.270000...	156.97	1616.08999...	115.400000...	169.491
2000	6120	Estimated	Estimated ...	London	Westminster	A4	PU	528900	180220	Hyde Park ...	St James St	5.60000000...	382.730000...	771.37	6957.23999...	216.37	307.611
2000	6121	Counted	Manual co...	London	Kensington	A4	PU	526000	178870	Earl's Court...	Thurloe Pla...	1.06000000...	257.170000...	1196.40000...	20994.9399...	355.480000...	2167.61
2000	6122	Estimated	Estimated ...	London	Hounslow	A4	TU	518000	178500	M4 jn2	A406	6.80000000...	49.6499999...	215.300000...	28972.56999...	61.8699999...	1292.31
2000	6123	Estimated	Estimated ...	London	Hounslow	A4	TU	511000	176600	A312	A30	3.70000000...	25.3099999...	57.43	4711.51000...	75.1200000...	543.231
2000	6150	Estimated	Estimated ...	London	Barnet	A5	PU	518000	191950	A410	A5100	3.90000000...	45.5900000...	83.0100000...	6205.93999...	96.9599999...	623.921
2000	6151	Estimated	Estimated ...	London	Brent	A5	PU	522850	186950	A406	A407	1.24000000...	70.7600000...	389.639999...	12962.51	227.710000...	1970.91

FIGURE 4.4: Les colonnes de valeurs non numériques à omettre (en jaune)

Après avoir terminer de cette étape on passe au choix des entrées et sorties de notre système, et pour cela on a travaillé avec la corrélation pour déterminer la relation entre nos données.

Une fois terminé on a donc les entrés et sortie bien définies.

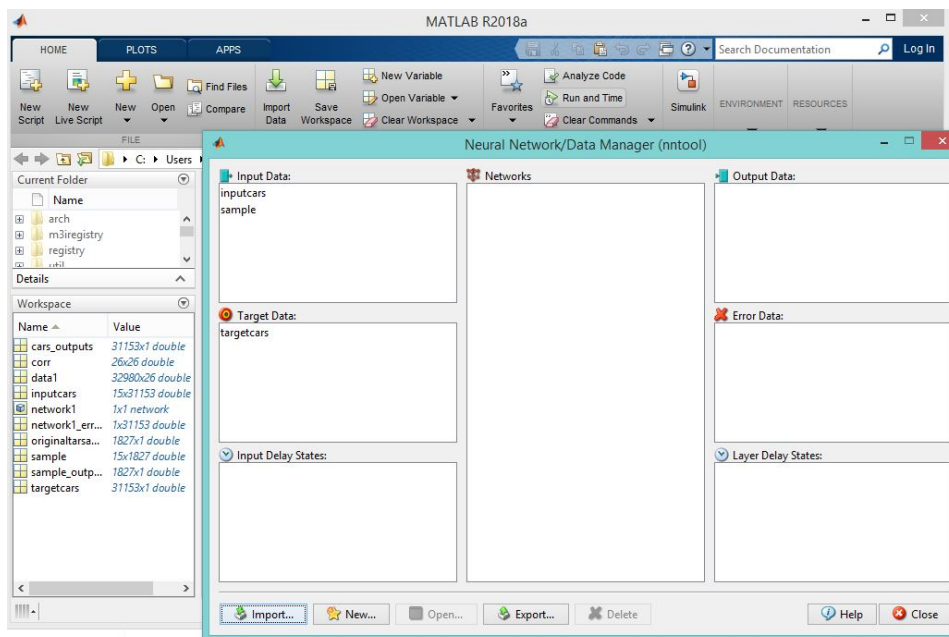


FIGURE 4.5: Récupération et préparation de données à utiliser

4.2.3 Répartition des données

L'outil MATLAB propose des algorithmes prédéfinis assurant la séparation optimale pour les entrées en phase d'entraînement, à savoir **devidblock** qui divise les jeux de données en trois ensembles en utilisant des blocs d'indices et **deviderand** qui divise le jeu de données

en trois ensembles en utilisant des indices aléatoires. Le choix s'ajuste en fonction du type de réseau de neurones utilisé et ses paramètres. Une fois l'entraînement lancé, on peut voir le choix fait automatiquement. Détaillons maintenant l'algorithme utilisé dans notre cas : **Dividerand**.

La syntaxe sous MATLAB :

$$[\text{trainInd}, \text{valInd}, \text{testInd}] = \text{dividerand} (Q, \text{trainRatio}, \text{valRatio}, \text{testRatio})$$

La fonction prédéfinie sépare les cibles en trois ensembles : entraînement, validation et test.

- prend en entrée :
 - Q : Nombre de cibles à diviser.
 - trainRatio : Ratio de vecteurs pour la formation. Par défaut = 0.7 c'est à dire 70% de l'ensemble de données sera réservé dans training set.
 - valRatio : Ratio de vecteurs pour validation. Par défaut = 0.15 , 15% pour validation set.
 - testRatio : Ratio de vecteur à tester. Par défaut = 0.15, i.e 15% pour test set.

- retourne en sortie :
 - trainInd : indices de formation ou training data (valeurs aléatoires).
 - valInd : indices de validation.
 - testInd : indices de test.

4.3 Entraînement et mise en production du modèle

4.3.1 Choix d'un réseau de neurones

Pour le choix du réseau de neurones on a opté pour le Feed-forward avec retro-propagation de gradient expliqué dans le chapitre 2 (apprentissage automatique). La figure suivante illustre les paramètres choisis en terme de fonction d'apprentissage, fonction d'optimisation et évaluation, nombre de couche et nombre de neurones de chaque couche à travers le toolbox des réseaux de neurones "nntool".

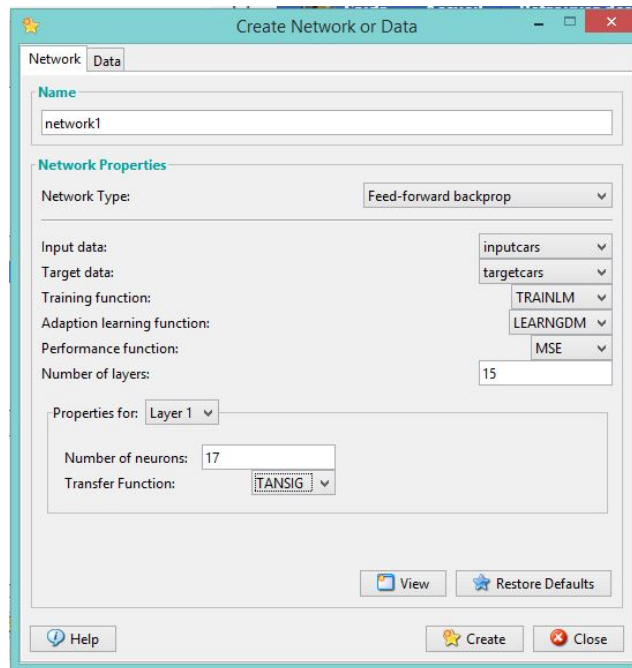


FIGURE 4.6: Paramétrages du réseau

Notre réseau a donc :

- comme données d’entrée : le tableau “inputcars” contenant les 15 colonnes d’entrée ;
- comme sortie cible : le vecteur “targetcars” contenant la colonne des flux réels “Cars-Taxis” ;
- comme fonction d’entraînement : la fonction “TRAINLM” qui met à jour les valeurs de poids et de biais en fonction de l’optimisation de Levenberg-Marquardt. Il est souvent l’algorithme de rétropropagation le plus rapide de la boîte à outils, il est vivement recommandé en tant qu’algorithme supervisé de premier choix ;
- comme fonction d’apprentissage : “LEARNGDM” est la descente de gradient avec la fonction d’apprentissage du poids en moment et des biais ;
- comme fonction de coût : Erreur quadratique moyenne “MSE” mesure la moyenne des carrés des erreurs - c’est-à-dire la différence quadratique moyenne entre les valeurs estimées et ce qui est estimé,
- comme fonction de transfert (activation) : Fonction de transfert sigmoïde hyperbolique “TANSIG”. [30]
- le nombre des couches : 15 couches ; avec 17 neurones dans chacune.

Une fois configuré, une aperçue du réseau peut être consultée :

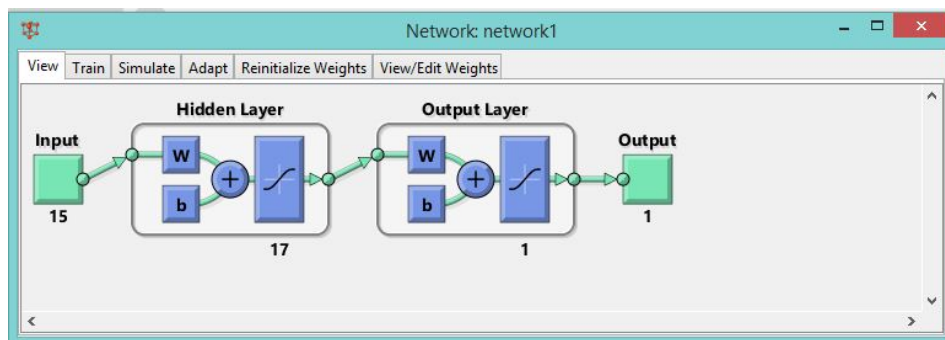


FIGURE 4.7: Aperçue d’architecture du réseau de neurones pour CarsTaxis

4.3.2 Apprentissage et entraînement du réseau de neurones

Tous les modèles de réseaux de neurones requièrent un apprentissage. Plusieurs types d'apprentissages peuvent être adaptés à un même type de réseau de neurones. Les critères de choix sont souvent la rapidité de convergence ou les performances de généralisation.

Le critère d'arrêt de l'apprentissage est souvent calculé à partir d'une fonction de coût, caractérisant l'écart entre les valeurs de sortie obtenues et les valeurs de références (réponses souhaitées pour chaque exemple présenté).

Certains algorithmes d'apprentissage se chargent de la détermination des paramètres architecturaux du réseau de neurones. Si on n'utilise pas ces techniques, l'obtention des paramètres architecturaux optimaux se fera par comparaison des performances obtenues pour différentes architectures.

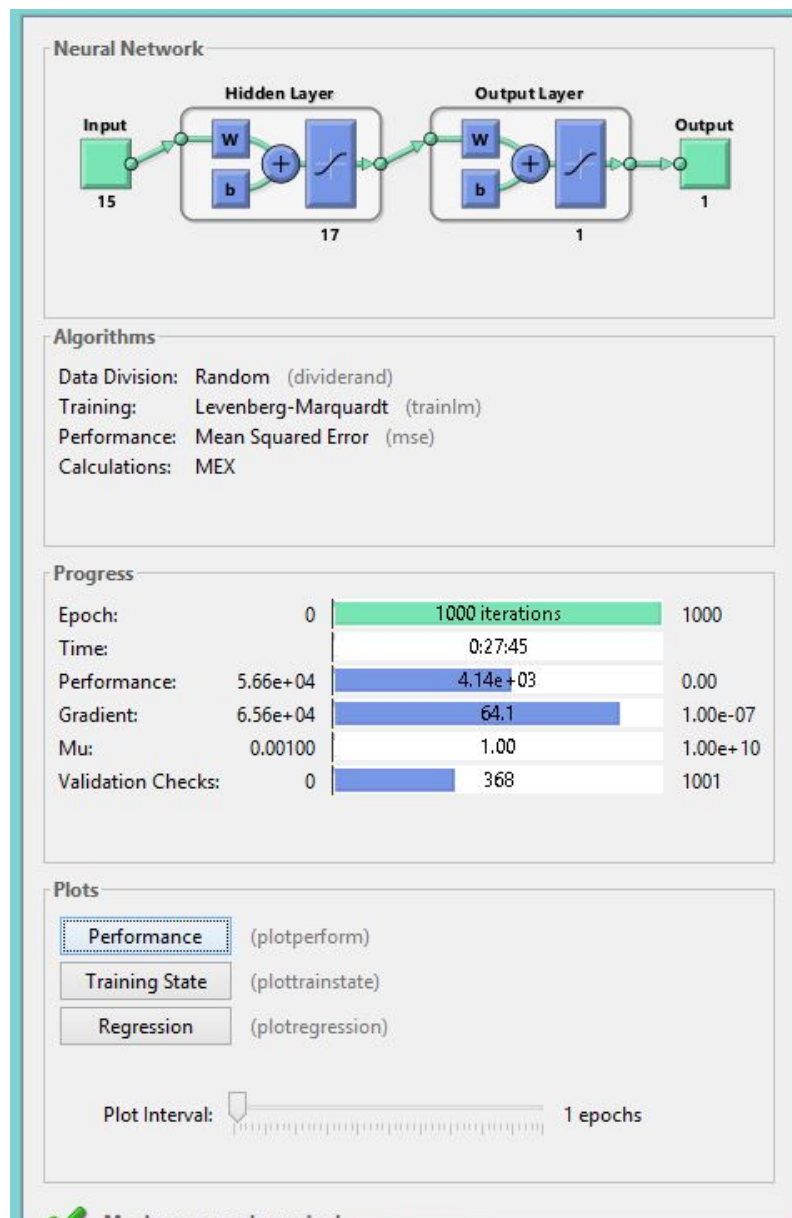


FIGURE 4.8: Capture d'entraînement du réseau de neurones

Des contraintes dues à l'éventuelle réalisation matérielle du réseau peuvent être introduites lors de l'apprentissage. [17]

4.3.3 Évaluation et déploiement du modèle

Une fois le réseau de neurones entraîné (après apprentissage), il est nécessaire de le tester sur une base de données différentes de celles utilisées pour l'apprentissage ("sample" dans notre cas). Ce test permet à la fois d'apprécier les performances du système neuronal et de détecter le type de données qui pose problème. Si les performances ne sont pas satisfaisantes, il faudra soit modifier l'architecture du réseau, soit modifier la base d'apprentissage (caractéristiques discriminantes ou représentativité des données de chaque classe) [17].

MATLAB permet l'accès facile aux plots de régression pour une première évaluation :

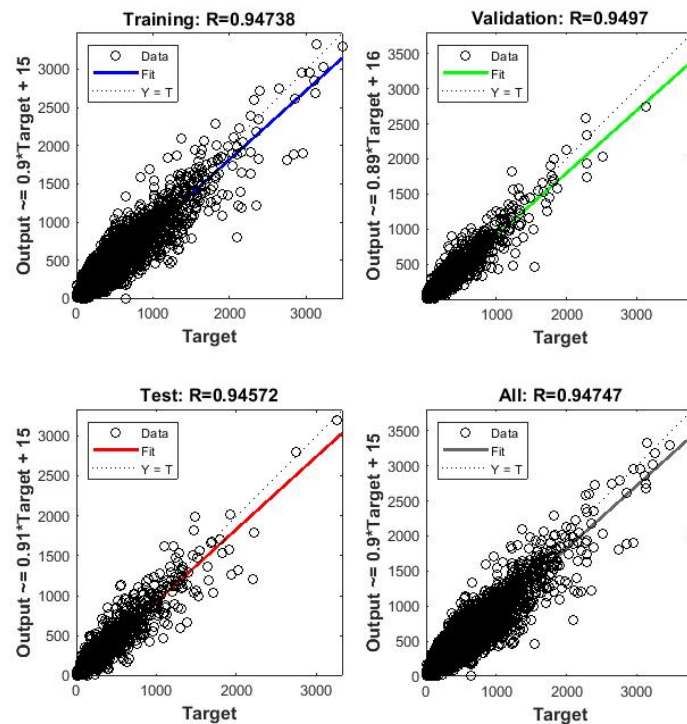


FIGURE 4.9: Plots de régression des différents ensembles de données train , test et validation

Les performances des réseaux de neurones peuvent être améliorées quand on refait l'entraînement, les plots de régression suivants sont du même réseau de neurone après 3 refaits ou on note l'augmentation du acteur R.

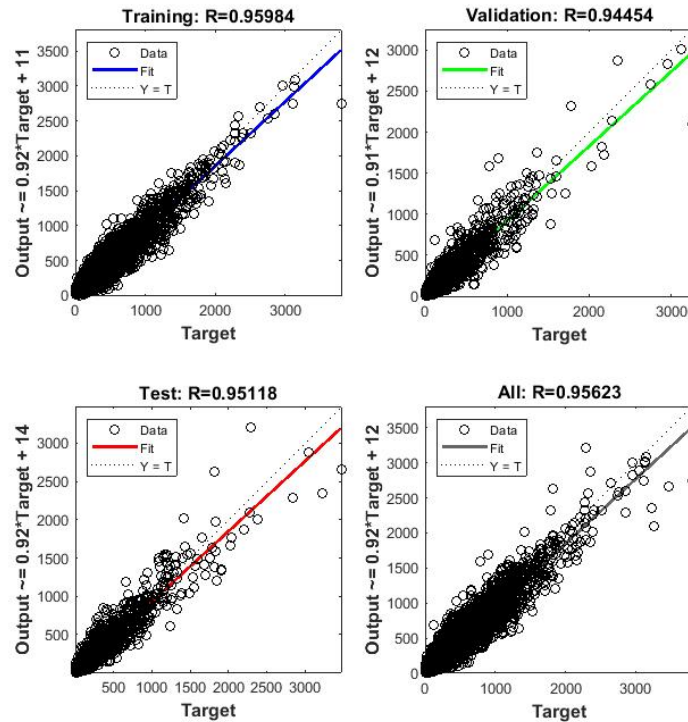


FIGURE 4.10: Amélioration de performance par entrainement répété 3 fois

Pour évaluer les résultats obtenus par valeur exacte, on trace un graphe qui représente la comparaison des valeurs de sortie obtenues par le réseau de neurones (Predicted) en rouge, avec les vraies valeur qu'on doit atteindre (Target) en bleu pour les 100 premières lignes de la dataset pour une bonne visibilité vu sa taille importante.

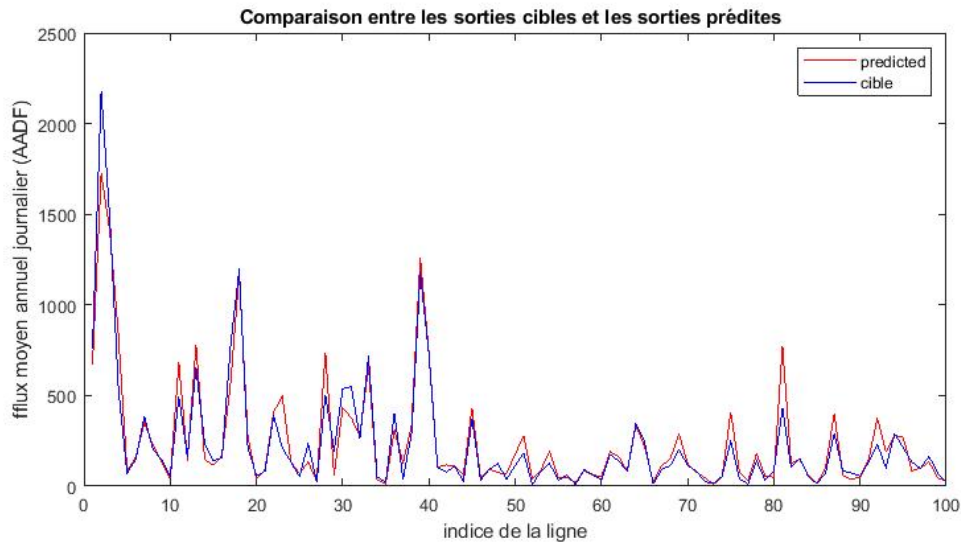


FIGURE 4.11: Graphe de comparaison entre les données prédites et les données cibles

Les résultats présentés jusqu'ici étaient assez satisfaisants, donc on a utilisé le réseau "network1" obtenu pour nous faire une prédiction sur le même flux de l'année d'après : 2017 à l'aide de la commande "sim" pour "simulation" suivant la syntaxe : predicted = sim (network1,sample), où :

predicted : représente la variable qui contiendra la sortie ;

network1 : représente le réseau de neurones utilisé ;

sample : représente la nouvelle entrée.

Pour vérifier ses performances on avait gardé les valeurs réelles enregistrées, qu'on a comparé de même manière avec les sorties du réseau pour ces nouvelles valeurs. Les résultats de comparaison sont illustrés dans le graphe suivant :

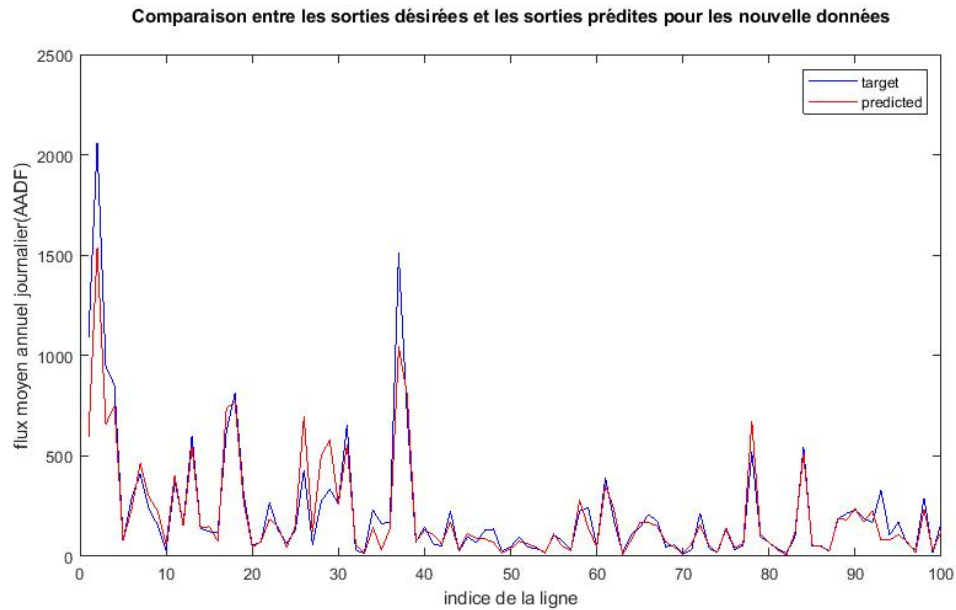


FIGURE 4.12: Graphe de comparaison entre les données prédites et les données cibles des nouvelles entrées

De la même façon, on pourra interroger le réseau pour nous prédire d'autres valeurs du future en changeant juste la variable "Year".

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons illustré toute les étapes de notre système de prédiction du trafic routier dont la procédure est de développement d'un réseau de neurone démontrée et expliquée au 3eme chapitre, nous avons aussi illustré et commenté les résultats obtenus.

Quatrième partie
Conclusion Générale

Assurer en permanence la fluidité du trafic sur les routes n'est pas une mince affaire. D'autant plus que les centres qui en ont la charge font aujourd'hui face à des évolutions de grande ampleur et ne sont pas toujours bien équipés pour y répondre.

On se penche alors vers des systèmes plus concrets et spécifiques aux caractéristiques variantes des routes : des systèmes intelligents et capteurs sont utilisés pour calculer les temps de trajets, connaître les conditions météorologiques, détecter et résoudre les incidents, communiquer avec les conducteurs, etc. En regroupant toutes ces données sur un seul et même système, intégrant des analyses avancées, les différents contrôleurs disposent d'une vision plus globale de la situation sur les routes. En automatisant les tâches routinières et en prévoyant les changements des flux on facilite le quotidien des centres de gestion du trafic. Beaucoup de tâches manuelles et chronophages peuvent être automatisées grâce aux technologies. Ainsi, les opérateurs disposent de plus de temps pour prendre du recul, analyser des tendances et approfondir leur compréhension des routes.

Dans ce travail nous avons réussi à mettre en place un modèle d'apprentissage profond permettant la prédiction d'un facteur de contrôle de trafic qui est les flux de trafic routier en moyenne annuelle journalière sur plusieurs segments de route. Un système prêt à prédire ces flux pour les prochaines années.

l'idéal est permettre aux opérateurs routiers, par exemple, détecter un ralentissement, y relier facilement des informations météorologiques, visionner les vidéos associées pour en définir la nature, évaluer l'impact sur les temps de trajets, et être ensuite guidés dans leurs actions correctives (la mise à jour des panneaux d'affichage dynamique avec des itinéraires conseillés, envoyer une dépanneuse ou les services d'urgence,...etc), avec le tout basé sur l'état du flux de trafic de la route en question ou même les routes adjacentes, mais tout en passant par l'élément de base, le contrôle de flux.

Ainsi la gestion du trafic nécessite de mieux relier les systèmes, les capteurs, les données... mais aussi les personnes. Une plateforme ouverte permet d'améliorer la collaboration entre les centres de gestion, la police, les premiers secours, les services de maintenance et autres. Par ailleurs, face aux changements, les systèmes doivent être en mesure d'évoluer rapidement en évitant les modifications nécessitant d'intervenir sur le code et de déployer une mise à jour par une méthode longue et coûteuse. Le choix d'une plateforme intelligente fluide qui apprend par elle-même, rendra beaucoup plus facile l'intégration des dernières technologies matérielles ou logicielles et voir même les grandes masses de données.

Les réponses à apporter peuvent donc être prédites et programmées à l'avance. Le suivi de procédures prédéfinies laisse en effet peu de place aux oublis et à l'erreur humaine, garantissant ainsi que les actions essentielles sont réalisées à temps et dans le bon ordre. D'où l'objectif principal de la gestion du trafic est atteint grâce aux améliorations apportées par les technologies STIs assurant un retour à la normale plus rapide après un incident.

En entrant dans le domaine des STIs et en découvrant la force, utilité et la variété des domaines d'applications des techniques d'apprentissage automatique, une curiosité ainsi que des volontés de travailler plus dans les STIs s'imposent. Nos perspectives liées à ce travail peuvent être résumées en ce qui suit :

- Pouvoir mettre les systèmes de transport intelligent en Algérie en valeur à fin d'ouvrir les études et projets associés en concurrence pour développer ce secteur vu que c'est une piste dont l'Algérie reste retardée malgré sa nécessité (les statistiques effrayantes enregistrées chaque année dans les routes algériennes en terme de morts et dégâts d'accidents, les embouteillages, l'état des route...etc) .

- Implémenter des systèmes de prédiction de trafic routier en temps réel pour être une base d'autres systèmes de contrôle de trafic ainsi pour la détection d'incidents puis aller en

avant vers les systèmes de notification associés.

Bibliographie

- [1] <https://www.mobilite-intelligente.com/champs-applications/gestion-des-transports/gestion-traffic-routier>
- [2] [openclassrooms.com](https://openclassrooms.com/fr/paths/10444/identifiez-les-differents-types-dapprentissage-automatiques) , chapitre : identifiez-les-differents-types-dapprentissage-automatiques
- [3] <http://road-network-operations.piarc.org/index.php?option=comcontenttask=viewid=39Itemid=71lang=fr>
- [4] F. Doetzer, F. Kohlmayer, T. Kosch and M. Strassberger, "Secure communication for intersection assistance". In Proc. of the 2nd Int. Workshop on Intelligent Transportation, Hamburg, Germany, March 2005
- [5] A. Friedrich, T. Ma, F. Ramond et M. Rohani , "Compléments à la présentation", PWP sur les ITS, 2005
- [6] https://www.researchgate.net/publication/330815113_Speech_Recognition_Using_Deep_Neural_Networks
- [7] <https://www.engie-ineo.fr/maroc-navineo-mis-place-tramway-de-rabat-sale/>
- [8] <http://viewer.zmags.com>
- [9] www.intelligenttransport.com
- [10] OECD SCIENCE, "Technology and industry" , OUTLOOK c OECD, 2012.
- [11] <https://www.univ-tlemcen.dz/~benmammar/IA2.pdf>
- [12] <https://www.futura-sciences.com/tech/definitions/intelligence-artificielle-deep-learning-17262/>
- [13] <http://www-igm.univ-mlv.fr/~dr/XPOSE2001/seguin/final/ReseauNeuro.html>.
- [14] <https://pdfs.semanticscholar.org/0d88/712d8c7a728cfe8962eb65f31ae8ef3714d4.pdf>
- [15] <https://www.math.univ-toulouse.fr/~besse/Wikistat/pdf/st-m-app-rn.pdf>
- [16] <https://fr.slideshare.net/fontainefafany/expos-rseaux-des-neurones-nn-rn>
- [17] http://projets.developpez.com/attachments/download/643/elie_chap2_1_.pdf
- [18] <https://www.ifpenergiesnouvelles.fr/article/systeme-transport-intelligent-et-mobilite-30-definition-enjeux-et-acteurs>
- [19] A. Cornuéjols, L. Miclet, Y.Kodratoff, " Apprentissage Artificiel, Concepts et algorithmes " ISBN 2-212-11020-0 , 2002
- [20] P.Vincent, " Modèles à noyaux à structure locale ", Thèse de Phd en informatique , Université de Montréal,2003
- [21] <https://roadtraffic.dft.gov.uk/#6/55.254/-6.053/basemap-regions-countpoints>
- [22] <https://dataanalyticspost.com/Lexique/reseau-de-neurones-profonds/>
- [23] <https://mrmint.fr/9-algorithmes-de-machine-learning-que-chaque-data-scientist-doit-connaître>
- [24] depositu.uqat.ca/554/1/mMna_Kalakh.pdf

- [25] <https://www.mobilite-intelligente.com/champs-applications/gestion-des-transport/gestion-traffic-routier>
- [26] <https://www.developpez.com/actu/213780/Sondage-quels-sont-les-meilleurs-langages-de-programmation-pour-l-IA-Quels-sont-vos-criteres/>
- [27] <https://www.lemagit.fr/conseil/Machine-Learning-comment-choisir-le-bon-framework>
- [28] <https://enterpriseiotinsights.com/20170626/transportation/20170625transportationwhat-smart-transportation-tag23-tag99>
- [29] <https://www.techopedia.com/definition/33426/learning-algorithm>
- [30] <https://www.mathworks.com/help>
- [31] www.granddictionnaire.com
- [32] <http://www.psychomedia.qc.ca/lexique/definition/apprentissage-automatique>