

UNIVERSITÉ NOUVEAUX HORIZONS



---

**Deep Learning: Étude de la minimisation  
d'erreur dans l'apprentissage supervisé, avec  
une application de la technologie ANPR**

---

*Auteur :*

TSHELEKA KAJILA Hassan

*Directeur :*

Prof. MASAKUNA Jordan

*Mémoire présenté à la Faculté des Sciences Informatiques en vue de  
l'obtention du grade de Licencié en informatique.*

*en*

**Calcul Scientifique**

15 avril 2022

## RÉSUMÉ

---

Au cours de la dernière décennie, la taille des données a augmenté plus rapidement que la vitesse des processeurs. Dans ce contexte, faire un traitement de reconnaissance des formes dans des images et vidéos, les ensembles de données d'entraînement pour les problèmes de détection d'objets sont généralement très volumineux et les capacités des méthodes d'apprentissage automatique statistique sont limitées par le temps de calcul plutôt que par la taille de l'échantillon.

Le cas des problèmes d'apprentissage à grande échelle implique la complexité de calcul de l'algorithme d'optimisation sous-jacent de manière non triviale. Des algorithmes d'optimisation improbables tels que la **descente de gradient stochastique** (en anglais : **Stochastic Gradient Descent** ou SGD) montre des performances étonnantes pour les problèmes à grande échelle, lorsque l'ensemble d'apprentissage est volumineux.

En particulier, les variants du SGD n'utilisent qu'un seul nouvel échantillon d'apprentissage à chaque itération, sont asymptotiquement efficaces après un seul passage sur l'ensemble d'apprentissage.

Ce travail vise à proposer une méthode intelligente, basée sur l'intelligence artificielle, qui permet aux ordinateurs et aux systèmes informatiques de dériver des informations significatives à partir d'images numériques, de vidéos et d'autres entrées visuelles, avec un coût plus bas que possible. Dans notre contexte la reconnaissance des plaques d'immatriculation des véhicules à l'aide d'un classificateur de la famille de descente de gradient stochastique. Pour minimiser la **fonction coût** du classificateur, la SGD adopte un modèle d'optimisation convexe. De plus, pour augmenter la vitesse de convergence du classificateur, la descente de gradient stochastique, à chaque étape, elle tire un échantillon aléatoire de l'ensemble des fonctions ( $f_i$ ), de la fonction objectif, constituant la somme.

**Mots clés :** Apprentissage supervisé, vision par ordinateur, Descente de gradient stochastique, Adaline, ANPR, ALPR.

## ABSTRACT

---

Over the past decade, data size has grown faster than processor speeds. In this context, doing pattern recognition processing in real-time videos, training datasets for object detection problems are usually very large, and the capabilities of statistical machine learning methods are limited by computation time rather than sample size.

The case of large scale learning problems involves the computational complexity of the underlying optimization algorithm in a nontrivial way.

Improbable optimization algorithms such as **Stochastic Gradient Descent** (SGD) show amazing performance for large scale problems, when the training set is bulky.

In particular, SGD variants use only one new training sample at each iteration, are asymptotically efficient after a single pass over the training set.

This work aims to provide an intelligent method, based on artificial intelligence, that allows computers and computer systems to derive meaningful information from digital images, videos and other visual inputs, with a lower cost. as possible. In our context the recognition of vehicle license plates using a classifier of the family of stochastic gradient descent. To minimize the **cost function** of the classifier, the SGD adopts a convex optimization model. Moreover, to increase the speed of convergence of the classifier, the stochastic gradient descent, at each step, it draws a random sample from the set of functions ( $f_i$ ), of the objective function, constituting the sum.

**Key words :** Supervised learning, computer vision, Stochastic gradient descent, Adaline, ANPR, ALPR.

## TABLE DES MATIÈRES

Résumé	ii
o Introduction	2
0.1 Présentation (généralités)	2
0.2 Contexte et problématique de notre recherche	3
0.3 Objectifs de notre étude	4
<b>I État des connaissances (Background material)</b>	
1 Les bases mathématiques pour le Machine Learning	9
1.1 Eléments de calcul différentiel	9
1.1.1 Convexité	9
1.1.2 Fonctions dérivables	12
1.2 Statistique & probabilité	16
1.2.1 Échantillonnage (Statistique)	16
1.2.2 Analyse bayésienne	17
2 Apprentissage automatique : Modélisation et Classification	19
2.1 Introduction	19
2.1.1 Les ingrédients d'apprentissage	19
2.1.2 Modélisation	19
2.2 Régression Linéaire	20
2.2.1 Le problème de la régression linéaire	21
2.2.2 La régression linéaire simple	21
2.2.3 La régression linéaire multivarié	21
2.2.4 La fonction prédictif & d'erreur	22
2.3 Régression Logistique	22
2.3.1 Le problème de classification	22
2.3.2 Le cas séparable	22
2.3.3 Le cas non séparable	22
2.3.4 Le modèle de la régression logistique	23
2.3.5 Classificateurs	23
2.4 Apprentissage profond (Deep Learning)	24
2.4.1 Perceptron	24
2.4.2 Neurones	24
2.5 Réseaux de neurones	24
<b>II Méthodologie</b>	
3 Collecte des données & Dataset	28
3.1 Collecte des données	28
3.1.1 méthode utilisée	28
3.1.2	28
3.2 Construction d'un dataset	28
3.3 Choix des technologies	28

4	Méthode d'optimisation et minimisation d'erreur d'apprentissage	30
4.1	Erreur et fonction coût . . . . .	30
4.1.1	Erreur d'apprentissage . . . . .	30
4.2	Les différent fonction coût . . . . .	31
4.2.1	Erreur quadratique moyenne . . . . .	31
4.2.2	Erreur logarithmique . . . . .	32
4.3	Descente de gradient stochastique . . . . .	32
4.3.1	Descente de gradient (Gradient Descent) . . . . .	32
4.3.2	La convergence de la descente de gradient stochastique . .	33
4.4	Les optimiseurs SGD . . . . .	34
4.4.1	Perceptron Optimizer . . . . .	34
4.4.2	Neurone linéaire adaptatif (ADALINE) . . . . .	35
 <b>iii Expérimentation</b>		
5	Implémentation des optimiseurs pour l'ANPR	39
5.1	Matériel utilisé pour l'implémentation . . . . .	39
5.2	Élaboration de la base de données Dataset . . . . .	39
5.3	Construction d'un modèle d'entraînement . . . . .	39
5.4	Former le modèle . . . . .	39
5.5	Évaluer l'efficacité du modèle . . . . .	40
6	Expérimentation de résultat	41
6.1	Analyse des données . . . . .	41
6.2	Les jeux des testes . . . . .	41
6.3	Critères d'évaluation des tests . . . . .	41
6.3.1	Matrice de confusion . . . . .	42
6.4	Résultats d'expérimentation . . . . .	42
6.4.1	Utiliser le modèle formé pour faire des prédictions . . . . .	42
6.4.2	Problèmes posés . . . . .	42
6.5	Sommaire du chapitre . . . . .	43
 <b>iv Annexes et Bibliographie</b>		
	Bibliographie	45

TABLE DES FIGURES

---

Figure 1	Illustration Fonction convexe [image de Wikipédia] . . . .	9
Figure 2	Classes sont linéairement séparables . . . . .	23

## LISTE DES ACRONYMES

---

ML	Machine Learning
CV	Computer Vision
OCR	Optical character recognition
ANPR	Automatic number-plate recognition
ALPR	Automatic license plate recognition
API	Application Programming Interface
UML	Unified Modeling Language







## INTRODUCTION

---

### 0.1 PRÉSENTATION (GÉNÉRALITÉS)

L'intelligence désigne communément le potentiel des capacités mentales et cognitives d'un individu, animal ou humain, lui permettant de résoudre un problème ou de s'adapter à son environnement. L'intelligence nous fait ressentir ce besoin d'apprendre pour arriver à nos fins, extrinsèquement l'intelligence c'est l'apprentissage. Pour que nous puissions dire qu'une machine est intelligente, premièrement elle doit passer par une phase d'apprentissage. Apprendre à résoudre des problèmes ou à réaliser des tâches par lui-même d'une façon autonome. Dans le IA nous parlons de l'apprentissage automatique (en anglais : machine Learning, ML), nous utilisons plusieurs paradigmes d'apprentissage automatique : apprentissage supervisé, apprentissage non supervisé, apprentissage par renforcement, apprentissage en profondeur.

L'apprentissage supervisé représente une grande partie de l'activité de recherche en apprentissage automatique (ML) et de nombreuses techniques d'apprentissage supervisé ont trouvé une application dans le traitement de contenu multimédia. La caractéristique qui définit l'apprentissage supervisé est la disponibilité de données d'apprentissage annotées[7]. Le nom évoque l'idée d'un **superviseur** qui instruit le système d'apprentissage sur les étiquettes à associer à des modèles <sup>1</sup> d'entraînement.

L'application de cette étude est orientée vers la reconnaissance automatique d'objet dans les vidéos et images, une des applications intéressantes, parmi tant d'autres, dans l'intelligence artificielle.

La reconnaissance automatique d'objet est un problème important dans la vision par ordinateur (Computer Vision <sup>2</sup>) et en traitement d'images. Cette tâche est très utile vue l'accroissement du nombre de vidéos générées par des smartphones, des systèmes de sécurité, des caméras de circulation et autres dispositifs dotés d'instruments visuels. La reconnaissance automatique des objets en vidéo peut ainsi renforcer la sécurité, faciliter la gestion des vidéos ainsi que permettre de nouvelles applications en interaction homme/machine.

---

<sup>1</sup> Un modèle de machine learning est le résultat généré lorsque vous entraînez votre algorithme d'apprentissage automatique avec des données.

<sup>2</sup> La vision par ordinateur est un domaine de l'intelligence artificielle (IA) qui permet aux ordinateurs et aux systèmes de dériver des informations significatives à partir d'images numériques, de vidéos et d'autres entrées visuelles, et de prendre des mesures ou de faire des recommandations sur la base de ces informations.

Par ailleurs, les images numériques et la vidéo sont devenues indispensables pour divers domaines d'application, tels que la détection d'intrusions pour la sécurité, la surveillance du trafic routier, la médecine pour l'imagerie médicale, ou encore lors des événements sportifs (ex., renforcement de l'arbitrage, création automatique de résumés). Des contraintes d'exploitation découlent des observations citées ci-dessus, parmi lesquelles nous citerons celles qui sont liées à la reconnaissance des objets en mouvement dans les vidéos. Par exemple, de nos jours, un très grand nombre de caméras est déployé exclusivement pour la surveillance vidéo [1]. Souvent, le contenu de ces vidéos est interprété par des opérateurs humains qui engendrent des coûts exorbitants pour le suivi et l'analyse du contenu, sans mentionner les erreurs qui peuvent être induites par la fatigue et l'inattention humaine. Une des interrogations importantes abordées lors l'apprentissage supervisé appliqué dans la surveillance vidéo est la reconnaissance des types d'objets en mouvement et leurs actions. Afin de détecter, par exemple, des menaces potentielles (ex., vols, attentats, accidents), ou tout simplement pour des fins de statistiques (ex., compter le nombre d'individus, de voitures dans une entrée de parc). Les applications du monde réel démontrent l'importance de la vision par ordinateur pour les entreprises, les secteurs du divertissement, des transports, des soins de santé et dans la vie quotidienne. L'un des principaux moteurs de la croissance de ces applications est le flot d'informations visuelles provenant des médias numériques (ex., internet, la télévision, les vidéos personnelles, la surveillance vidéo).

## 0.2 CONTEXTE ET PROBLÉMATIQUE DE NOTRE RECHERCHE

Ce travail présente les résultats d'une étude approfondie sur les algorithmes de minimisation d'erreur, la fonction coût<sup>3</sup> (en anglais : loss function).

Dans ce contexte, faire une application dans le traitement de reconnaissance des formes dans des vidéos, les ensembles de données d'entraînement pour les problèmes de détection d'objets sont généralement très volumineux et les capacités des méthodes d'apprentissage automatique statistique sont limitées par le temps de calcul plutôt que par la taille de l'échantillon[3].

Par exemple, pour entraîner une machine à reconnaître des plaques d'immatriculation de voiture, elle doit recevoir de grandes quantités d'images de plaques d'immatriculation et d'éléments liés aux plaques pour apprendre les différences et reconnaître une plaque, en particulier la voiture qui porte une plaque sans défaut. Plus nous avons des données, plus nous gagnons en précision et plus la complexité en temps augmente.

Une analyse plus précise révèle des compromis qualitativement différents pour le cas des problèmes d'apprentissage à petite et à grande échelle [3]. La complexité de calcul de l'algorithme d'apprentissage devient le facteur limitant critique

<sup>3</sup> Dans l'optimisation mathématique et en statistique, une fonction de perte ou une fonction de coût est généralement utilisée pour l'estimation des paramètres, et l'événement en question est une fonction de la différence entre les valeurs estimées et vraies pour une instance de données.

lorsque l'on envisage de très grands ensembles de données. C'est à ce point critique qu'entre en jeu cette étude, la minimisation des erreurs sans alourdir la complexité en temps et espace de l'algorithme d'apprentissage. Minimiser les erreurs dans les modèles d'apprentissage a toujours été une tâche très importante pour renforcer la fiabilité de notre Machine Learning Model[11]. Établir un algorithme d'apprentissage qui s'adapte au mieux à notre modèle, selon la nature du problème métier traité, il existe différentes approches qui varient selon le type et le volume des données. Dans cette section, nous discutons des algorithmes de descente de gradient stochastique parce qu'ils montrent des performances d'optimisation incroyables pour les problèmes à grande échelle [3].

Le travail de Léon Bottou et al (e. g., [3] [14] [4] ), présente *la descente de gradient stochastique comme un algorithme d'apprentissage fondamental*. L'un des piliers de l'apprentissage automatique est l'optimisation mathématique [Jorge Nocedal dans 5, page : 3], qui, dans ce contexte, implique le calcul numérique de minimisation des paramètres d'un système conçu pour prendre des décisions basées sur des données actuellement disponibles, ces paramètres sont choisis pour être optimaux par rapport à un problème d'apprentissage donné.

Dans l'ensemble, ce document tente d'apporter des réponses aux questions suivantes.

1. Comment les problèmes de minimisation surviennent-ils dans les applications d'apprentissage automatique et qu'est-ce qui les rend difficiles ?
2. Quelles ont été les méthodes de minimisation les plus efficaces pour l'apprentissage supervisé à grande échelle et pourquoi ?
3. Comment des algorithmes d'apprentissage supervisé arrivent-ils à résoudre le problème de la reconnaissance automatique d'objet ?
4. Quelles avancées récentes ont été réalisées dans la conception d'algorithmes d'apprentissage et quelles sont les questions ouvertes dans ce domaine de recherche ?

### 0.3 OBJECTIFS DE NOTRE ÉTUDE

Le but de cette étude est de fournir une revue et un commentaire sur le passé, le présent et le futur de l'utilisation des algorithmes d'optimisation numérique, précisément de minimisation, dans le contexte des applications d'apprentissage automatique qui permet aux ordinateurs et aux systèmes informatiques de dériver des informations significatives à partir d'images numériques, de vidéos et d'autres entrées visuelles, avec un coût plus bas que possible.

Expressément, nous faisons la reconnaissance des plaques d'immatriculation des véhicules à l'aide d'un classificateur de la famille de descente de gradient stochastique (SGD) [?]. Pour minimiser la fonction de coût du classificateur, le SGD adopte un modèle d'optimisation convexe. De plus, pour augmenter la vitesse de convergence du classificateur, la descente de gradient stochastique, à

chaque étape, elle tire un échantillon aléatoire de l'ensemble des fonctions ( $f_i$ ), de la fonction objectif, constituant la somme.

Pour chaque algorithme, nous examinons l'efficacité et comparons le score pour différents cas. Les objectifs de notre travail regroupent les points suivants :

1. État des connaissances, c'est sont les éléments sur lequel je me base pour constituer ce travail, nous parlons des base mathématique essentiel pour le Machine Learning : les éléments différentiel, statistique, l'optimisation de modèle linéaire convexe, etc.
2. La méthodologie utilisée parmi tant d'autres, pour entraîner les modèles d'apprentissage automatique (Machine learning Model) de façon optimale. Pour la minimisation de la fonction coût nous utilisons des algorithmes comme SGD, ADAM, ADAGRAD, ADADELTA, ASGD, NAG. Puis faire une étude comparative de leurs performances. Et aussi des méthodes intelligentes de classification des images pour application reconnaissance automatique d'objet.
3. Nous construirons des modèles à partir d'une base de données annotée pour l'apprentissage et pour les tests de reconnaissance d'objets. Les résultats concluants de cette étude pourront conduire à un déploiement de notre système dans les domaines comme celui de la surveillance vidéo de voitures dans une entrée de parking. Des métriques connues pour mesurer les erreurs et en déduire le score du classificateur seront utilisées pour évaluer la qualité de la reconnaissance automatique des plaques d'immatriculation (en anglais : Automatic Number Plate Recognition ou ANPR) par notre approche.



## Première partie

### ÉTAT DES CONNAISSANCES (BACKGROUND MATERIAL)

État des connaissances, c'est sont les éléments sur lequel je me base pour constituer ce travail, nous parlons des base mathématique essentiel pour le Machine Learning : les éléments différentiel, statistique, l'optimisation numérique de modèle linéaire convexe, etc.



## LES BASES MATHÉMATIQUES POUR LE MACHINE LEARNING

### 1.1 ÉLÉMENTS DE CALCUL DIFFÉRENTIEL

Cette section est inspirée des notes écrites par le Professeur TSHIMANGA [voir 10, page :45-82] et d'autres consignes données par Nocedal et al dans [5] [6][? ?].

#### 1.1.1 Convexité

**DÉFINITION : (ENSEMBLE CONVEXE)** Une partie  $\mathcal{C} \subset \mathbb{R}^n$  est dite convexe si et seulement si pour tout  $(x, y) \in \mathcal{C}^2$ , et pour tout  $\alpha \in [0, 1]$ ,  $\alpha x + (1 - \alpha)y \in \mathcal{C}$  combinaison convexe[10].

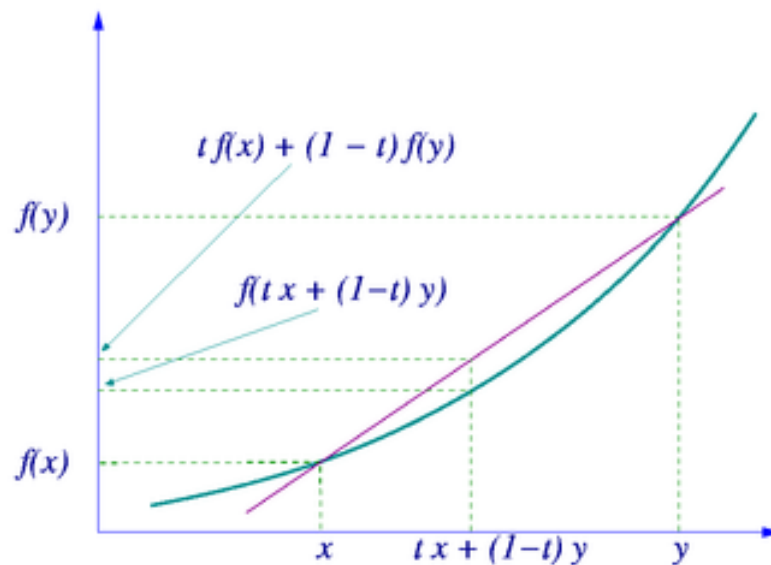


FIGURE 1 : Illustration Fonction convexe [image de Wikipédia]

**DÉFINITION : (FONCTION CONVEXE)** Une fonction  $f$  d'un intervalle réel  $I \in \mathcal{C}$  est dite fonction convexe lorsque,  $\forall (x, y)$  de  $I$  tel que  $(x, y) \in \mathcal{C}^2$  et tout  $\alpha \in [0, 1]$  on a :

$$f(\alpha x + (1 - \alpha)y) \leq \alpha f(x) + (1 - \alpha)f(y) \quad (1)$$



et si

$$f(\alpha x + (1 - \alpha)y) < \alpha f(x) + (1 - \alpha)f(y) \quad (2)$$

on dit que la fonction est strictement convexe dans  $\mathcal{C}$ , [voir dans 10, page :45]

Exemple [10] :

- La fonction  $f(x) = x^2$  est convexe.
- La fonction  $f(x) = x^T x$  est convexe.
- La fonction  $f(x) = x^T A x$  est convexe, ssi  $A$  est symétrique semi-définie positive.

PROPRIÉTÉ D'UNE FONCTION DÉRIVABLE : (Extremum local) Parmi les propriétés de dérivabilité il existe une qui est mise en relation avec l'effet qu'une fonction doit être convexe. énoncé ci-dessous [voir dans 6, page :212].

Soit  $I \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction et  $a$  un point de  $I$ .

- + On dit que  $m$  est un **minimum local** de  $f$  s'il existe  $\alpha > 0$  tel que  $m$  soit le minimum de  $f$  restreinte à  $I \cap ]a - \alpha, a + \alpha[$ .
- + On dit que  $M$  est un **maximum local** de  $f$  s'il existe  $\alpha > 0$  tel que  $M$  soit le maximum de  $f$  restreinte à  $I \cap ]a - \alpha, a + \alpha[$ .

Donc nous pouvons dire qu'une fonction convexe a un unique point minimum.

### A. Développement limité

En physique et en mathématiques, un développement limité (noté DL) d'une fonction en un point est une approximation polynomiale de cette fonction au voisinage de ce point, c'est-à-dire l'écriture de cette fonction sous la forme de la somme d'une fonction polynomiale et d'un reste négligeable au voisinage du point considéré [6].

Soit  $f$  une fonction à valeurs réelles définie sur un intervalle  $I$ , et  $x_0 \in I$ . On dit que  $f$  admet un développement limité d'ordre  $n^2$  (abrégié par  $DL_n$ ) en  $x_0$ , s'il existe  $n + 1$  réels  $a_0, a_1, \dots, a_n$  tels que la fonction  $R : I \rightarrow \mathbb{R}$  définie par :

$$f(x) = a_0 + a_1(x - x_0) + a_2(x - x_0)^2 + \dots + a_n(x - x_0)^n + R(x) = \sum_{i=0}^n a_i(x - x_0)^i + R(x)$$

vérifie :  $R(x)$  tend vers 0 lorsque  $x$  tend vers  $x_0$ , et ce plus rapidement que le dernier terme de la somme, c'est-à-dire que :

$$\lim_{x \rightarrow x_0} \frac{R(x)}{(x - x_0)^n} = 0.$$

La fonction reste  $R(x)$  vérifiant ceci est notée  $o((x - x_0)^n)$  (selon la notation de Landau). On écrit donc :

$$f(x) = \sum_{i=0}^n a_i(x-x_0)^i + R(x) = \sum_{i=0}^n a_i(x-x_0)^i + o((x-x_0)^n)$$

Il est fréquent d'écrire un développement limité en posant  $x = x_0 + h$  on aura :

$$f(x_0 + h) = \sum_{i=0}^n a_i h^i + o(h^n)$$

#### CONSÉQUENCES IMMÉDIATES

- Si  $f$  admet un  $DL_0$  en  $x_0$ , alors  $a_0 = f(x_0)$  [6].
- Si  $f$  admet un  $DL_n$  en  $x_0$ , alors elle admet un  $DL_k$  en  $x_0$  pour tout entier  $k < n$  [6].
- Une condition nécessaire et suffisante pour que  $f$  admette un  $DL_n$  en  $x_0$  est l'existence d'un polynôme  $P$  tel que  $f(x) = P(x) + o((x-x_0)^n)$  [6]. S'il existe un tel polynôme  $P$ , alors il en existe une infinité d'autres, mais un seul d'entre eux est de degré inférieur ou égal à  $n$  : le reste de la division euclidienne de  $P(X)$  par  $(X-x_0)^{n+1}$ . On l'appelle la partie régulière, ou partie principale, du  $DL_n$  de  $f$  en  $x_0$ .

Le théorème de Taylor-Young assure [voir dans 6, page :241] qu'une fonction  $f$  dérivable  $n$  fois au point  $x_0$  (avec  $n \geq 1$ ) admet un  $DL_n$  en ce point :

$$f(x) = f(x_0) + f'(x_0)(x-x_0) + \frac{f''(x_0)}{2!}(x-x_0)^2 + \dots + \frac{f^{(n)}(x_0)}{n!}(x-x_0)^n + o((x-x_0)^n)$$

soit en écriture abrégée

$$f(x) = \sum_{i=0}^n \frac{f^{(i)}(x_0)}{i!}(x-x_0)^i + o((x-x_0)^n)$$

Le développement d'ordre 0 en  $x_0$  revient à écrire que  $f$  est continue en  $x_0$  :

$$f(x) = f(x_0) + o((x-x_0)^0) = f(x_0) + o(1)$$

Le développement limité d'ordre 1 en  $x_0$  revient à approcher une courbe par sa tangente en  $x_0$  on parle aussi d'approximation affine :

$$f(x) = f(x_0) + f'(x_0) \cdot (x-x_0) + o(x-x_0)$$

### B. Différentiabilité au sens de Fréchet

Soient  $E$  un espace vectoriel normé,  $F$  un espace vectoriel topologique séparé,  $f$  une application de  $E$  dans  $F$  et  $a$  un point de  $E$ . On abandonne la notation des vecteurs par des flèches dans ce paragraphe.

On dit que  $f$  est différentiable en  $a$  (au sens de Fréchet) s'il existe une application linéaire continue  $L : E \rightarrow F$  telle que :

$$\forall h \in E \quad f(a + h) = f(a) + L(h) + o(\|h\|)$$

ou, de manière équivalente :

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(a + h) - f(a) - L(h)}{\|h\|} = 0.$$

Une telle application linéaire  $L$  est alors unique. L'opérateur  $L$  est appelé différentielle de Fréchet (ou F-différentielle, ou Fréchet-différentielle) de  $f$  au point  $a$ , et  $f$  est dite Fréchet-différentiable (ou différentiable, ou différentiable au sens de Fréchet) au point  $a$ . La différentielle de  $f$  au point  $a$  est souvent notée  $Df(a)$ , la notation  $f'(a)$  est aussi utilisée.

#### 1.1.2 Fonctions dérivables

##### A. Gradient

**DÉFINITION :** Le gradient d'une fonction de plusieurs variables en un certain point est un vecteur qui caractérise la variabilité de cette fonction au voisinage de ce point. Défini en tout point où la fonction est différentiable, il définit un champ de vecteurs, également dénommé gradient. Le gradient est la généralisation à plusieurs variables de la dérivée d'une fonction d'une seule variable.

**DÉFINITION MATHÉMATIQUE :** Dans un système de coordonnées cartésiennes, le gradient d'une fonction  $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$  est le vecteur de composantes  $\partial f / \partial x_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ), c'est-à-dire les dérivées partielles de  $f$  par rapport aux coordonnées [10].

$$\nabla f(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(x)}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial f(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n$$

**GRADIENT SOUS FORME DE DÉVELOPPEMENT LIMITÉ :** *Si une application admet un gradient en un point, alors on peut écrire ce développement limité du premier ordre (voir le point A.).*

$$f(x + h) = f(x) + \langle \nabla f(x) | h \rangle + o(h)$$

ou

$$f(x - h) = f(x) - \langle \nabla f(x) | h \rangle + o(h)$$

Numériquement, il est très intéressant de faire ensuite la demi-différence des deux développements pour obtenir la valeur du gradient et on note que celui-ci ne dépend pas en fait de la valeur de la fonction au point  $x : f(x)$ . Cette formule a l'avantage de tenir compte des gradients du 2e ordre et est donc beaucoup plus précise et numériquement robuste. L'hypothèse est, en pratique, de connaître les valeurs "passé" et "futur" de la fonction autour d'un petit voisinage du point  $x$ .

**DÉFINITION NUMÉRIQUE :** Une fonction multivariée (à variable vectorielle)  $f(x) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R} : x \rightarrow f(x)$  définie sur un ouvert  $O \in \mathbb{R}^n$  est dite dérivable (au sens de Fréchet, voir le point B.) en  $x$  ssi il existe un vecteur noté  $\nabla f(x) \in \mathbb{R}^n$  tel que

$$f(x + h) = f(x) + \nabla f(x)^T h + o(\|h\|) \quad (3)$$

$\nabla f(x) \in \mathbb{R}^n$  et où l'on a posé que le reste  $o(\|h\|) = \|h\| \epsilon(h) \in \mathbb{R}^n$ , avec  $h \in \mathbb{R}^n$

$$\epsilon(h) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, \quad \lim_{\|h\| \rightarrow 0} \epsilon(h) = 0.$$

Le vecteur  $\nabla f(x)$  est unique et s'appelle **gradient** de  $f(x)$  en  $x$ . Le gradient s'adresse aux fonctions scalaires à variables vectorielles.

**A PROPOS DE LA NOTATION  $o(\|h\|)$  :** La notation de Landau  $o(\|h\|)$  traduit le comportement d'une fonction de  $h$  qui [est??] tend vers 0 d'un ordre de grandeur plus vite que  $\|h\|$ .

Elle est infiniment plus petit que  $h$  dans le voisinage de 0

## B. Hessienne

**DÉFINITION MATHÉMATIQUE :** Étant donnée une fonction  $f$  à valeurs réelles

$$f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}; (x_1, \dots, x_n) \mapsto f(x_1, \dots, x_n)$$

dont toutes les dérivées partielles secondes existent, le coefficient d'indice  $i, j$  de la **matrice hessienne**<sup>1</sup>  $H(f)$  vaut  $H_{ij}(f) = \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}$ .

Autrement dit,

$$H(f) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2} \end{bmatrix}.$$

**DÉFINITION NUMÉRIQUE :** Supposons que  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  définie sur un ouvert  $\mathcal{O} \in \mathbb{R}^n$ . La fonction  $f(x)$  est dite 2 fois continûment dérivable (au sens de Fréchet??) si en tout  $x \in \mathcal{O}$  on a

$$f(x+h) = f(x) + \nabla f(x)^T h + \frac{1}{2} h^T \nabla^2 f(x) h + o(\|h\|^2) \quad (4)$$

avec  $\nabla f(x) \in \mathbb{R}^{n \times n}$  et où on a posé que le reste  $o(\|h\|^2) = \|h\| \epsilon(h) \in \mathbb{R}$  avec  $\lim_{\|h\| \rightarrow 0} \epsilon(h) = 0$ . La matrice carrée symétrique  $\nabla^2 f(x)$  appelée **Hessien** de  $f(x)$  en  $x$ .

Remarque :

$$\lim_{\|h\| \rightarrow 0} \frac{o(\|h\|^2)}{\|h\|} = 0 \in \mathbb{R}$$

La Hessienne s'adresse aux fonctions scalaires à variables vectorielles.

### c. Jacobienne

**DÉFINITION MATHÉMATIQUE :** Soit  $F$  une fonction d'un ouvert de  $\mathbb{R}^n$  à valeurs dans  $\mathbb{R}^m$  ( $F : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ ). Une telle fonction est définie par ses  $m$  fonctions composantes à valeurs réelles :

$$F : \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \mapsto \begin{pmatrix} f_1(x_1, \dots, x_n) \\ \vdots \\ f_m(x_1, \dots, x_n) \end{pmatrix}.$$

<sup>1</sup> En mathématiques, la matrice hessienne (ou simplement la hessienne) d'une fonction numérique  $f$  est la matrice carrée, notée  $H(f)$ , de ses dérivées partielles secondes.

Les dérivées partielles de ces fonctions en un point  $M$ , si elles existent, peuvent être rangées dans une matrice à  $m$  lignes et  $n$  colonnes, appelée **matrice jacobienne**<sup>2</sup> de  $F$  :

$$J_F(M) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \end{pmatrix}.$$

La case sur la ligne  $i$  et la colonne  $j$  contient  $\frac{\partial f_i}{\partial x_j}$  qui est la dérivée partielle de  $f_i$  selon la variable  $x_j$ . Cette matrice est notée :

$$J_F(M), \quad \frac{\partial (f_1, \dots, f_m)}{\partial (x_1, \dots, x_n)} \quad \text{ou} \quad \frac{D(f_1, \dots, f_m)}{D(x_1, \dots, x_n)}$$

Pour  $i = 1, \dots, m$ , la  $i$ -ème ligne de cette matrice est la transposée du vecteur **gradient** (voir le point A.) au point  $M$  de la fonction  $f_i$ , lorsque celui-ci existe. La matrice jacobienne est également la matrice de la différentielle de la fonction, lorsque celle-ci existe.

**DÉFINITION NUMÉRIQUE :** Soit  $f(x) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  définie sur un ouvert  $\mathcal{O} \subset \mathbb{R}^n$ . On dit que  $f(x)$  est dérivable (au sens de Fréchet) en  $x$ , si chacune des composantes  $f_i(x)$  est dérivable en  $x$ . On a alors

$$f(x+h) = f(x) + D_f(x)h + o(\|h\|) \quad (5)$$

avec  $D_f(x) \in \mathbb{R}^{n \times m}$  et/ou  $o(\|h\|) = \|h\|\epsilon(h) \in \mathbb{R}^m$  avec  $\lim_{\|h\| \rightarrow 0} \epsilon(h) = 0$ . Remarque :

$$\lim_{\|h\| \rightarrow 0} \frac{o(\|h\|^2)}{\|h\|} = 0 \in \mathbb{R}$$

Soient  $x = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^n$  et  $f(x) = \begin{bmatrix} f_1(x) & f_2(x) & \cdots & f_n(x) \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^m$

$$D_f(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1(x)}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_1(x)}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_m(x)}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_m(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \nabla f_1(x)^T \\ \nabla f_2(x)^T \\ \vdots \\ \nabla f_m(x)^T \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times m},$$

La matrice  $D_f(x) \in \mathbb{R}^{n \times m}$  est appelée **Jacobienne** de  $f(x)$  en  $x$ . La Jacobienne s'adresse aux fonctions vectorielles à variables vectorielles.

**NOTE :** Lorsque  $m = 1$  ( $m$  : nombre des lignes), la Jacobienne est la même que le gradient car il s'agit d'une généralisation du gradient.

<sup>2</sup> En analyse vectorielle, la matrice jacobienne est la matrice des dérivées partielles du premier ordre d'une fonction vectorielle en un point donné.

## 1.2 STATISTIQUE & PROBABILITÉ

### 1.2.1 Échantillonnage (Statistique)

En statistiques, l'échantillonnage est la sélection d'un sous-ensemble (un échantillon statistique) d'individus au sein d'une population statistique pour estimer les caractéristiques de l'ensemble de la population.

Sur un échantillon, on peut calculer différents paramètres statistiques de position (moyenne, etc.) ou de dispersion (écart type, etc.) issus de la statistique descriptive, de la même manière que l'on peut déterminer des paramètres statistiques d'une population par son recensement exhaustif.

On peut également déduire des propriétés de la population à partir de celles de l'échantillon par inférence statistique. D'après la loi des grands nombres, plus la taille de l'échantillon augmente, plus ses propriétés seront proches de celle de la population. En particulier, on peut estimer une probabilité sur les individus d'une population par la fréquence observée sur un échantillon si sa taille est suffisamment grande.

Cette méthode présente plusieurs avantages : une étude restreinte sur une partie de la population, un moindre coût, une collecte des données plus rapide que si l'étude avait été réalisée sur l'ensemble de la population, la réalisation de contrôles destructifs, etc.

On peut procéder de différentes manières pour collecter les données de l'échantillon, il existe en effet plusieurs méthodes d'échantillonnage[13] :

**Échantillonnage aléatoire et simple** : le tirage des individus de l'échantillon est aléatoire, c'est-à-dire que chaque individu a la même probabilité d'être choisi, et simple, c'est-à-dire que les choix des différents individus sont réalisés indépendamment les uns des autres.

**Échantillonnage systématique** : le premier individu est choisi de manière aléatoire, puis les suivants sont déterminés à intervalle régulier. Par exemple, dans un verger, on choisit au hasard le 7<sup>e</sup> pommier, puis les 27<sup>e</sup>, 47<sup>e</sup>, 67<sup>e</sup>, etc.

**Échantillonnage stratifié** : on subdivise la population en plusieurs parties avant de prendre l'échantillon.

**Échantillonnage par quotas** : la composition de l'échantillon doit être représentative de celle de la population selon certains critères jugés particulièrement importants. On utilise cette méthode pour réaliser les sondages d'opinions.

### A. La collecte de données

La collecte de données est le processus de collecte et de mesure des informations sur des variables ciblées dans un système établi, qui permet ensuite de répondre aux questions pertinentes et d'évaluer les résultats.

Une bonne collecte de données implique :

- Suivre le processus d'échantillonnage défini
- Garder les données dans l'ordre du temps
- Noter les commentaires et autres événements contextuels
- Enregistrement des non-réponses

**ERREUR D'ÉCHANTILLONNAGE :** Dans les statistiques, les erreurs d'échantillonnage se produisent lorsque les caractéristiques statistiques d'une population sont estimées à partir d'un sous-ensemble, ou échantillon, de cette population. Étant donné que l'échantillon n'inclut pas tous les membres de la population, les statistiques de l'échantillon (souvent appelées estimateurs), telles que les moyennes et les quartiles, diffèrent généralement des statistiques de l'ensemble de la population (appelées paramètres). La différence entre la statistique d'échantillon et le paramètre de population est considérée comme l'erreur d'échantillonnage [13].

#### 1.2.2 Analyse bayésienne

La statistique bayésienne est une théorie dans le domaine des statistiques basée sur l'interprétation bayésienne de la probabilité où la probabilité exprime un degré de croyance en un événement. Le degré de croyance peut être basé sur des connaissances antérieures sur l'événement, telles que les résultats d'expériences précédentes, ou sur des croyances personnelles sur l'événement. Cela diffère d'un certain nombre d'autres interprétations de la probabilité, telles que l'interprétation fréquentiste qui considère la probabilité comme la limite de la fréquence relative d'un événement après de nombreux essais.

Les statistiques bayésiennes portent le nom de Thomas Bayes<sup>3</sup>, qui a formulé un cas spécifique du théorème de Bayes dans un article publié en 1763.

**Theorem 1 (Théorème de Bayes)** *Le théorème de Bayes est utilisé dans les méthodes bayésiennes pour mettre à jour les probabilités, qui sont des degrés de croyance, après avoir obtenu de nouvelles données. Compte tenu de deux événements A et B, la probabilité conditionnelle de A étant donné que B est vrai s'exprime comme suit :*

$$\mathbb{P}(A|B) = \frac{\mathbb{P}(B|A)\mathbb{P}(A)}{\mathbb{P}(B)} \quad (6)$$

<sup>3</sup> Thomas Bayes était un Anglais statisticien, philosophe et ministre presbytérien qui est connu pour la formulation d'un cas spécifique du théorème qui porte son nom : théorème de Bayes.



où  $\mathbb{P}(B) \neq 0$  Bien que le théorème de Bayes soit un résultat fondamental de la théorie des probabilités , il a une interprétation spécifique dans les statistiques bayésiennes.

## APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE : MODÉLISATION ET CLASSIFICATION

---

### 2.1 INTRODUCTION

#### 2.1.1 *Les ingrédients d'apprentissage*

Résoudre un problème d'apprentissage, c'est d'abord le comprendre, c'est-à-dire discuter longuement avec les experts du domaine concerné pour identifier quelles sont les "entrées", les "sorties" ou résultats désirés, les connaissances disponibles, les particularités des données, par exemple : valeurs manquantes, taux de bruit dans les mesures des attributs de description, proportions des classes, stationnarité ou pas de l'environnement. C'est aussi réaliser un gros travail de *préparation des données* : nettoyage, ré-organisation, enrichissement, intégration avec d'autres sources de données, etc. Ces étapes de compréhension du problème, de préparation des données, de mise au point du protocole d'apprentissage et des mesures d'évaluation des résultats, prennent, et de loin, la plus grande partie du temps pour (tenter de) résoudre un problème d'apprentissage[2]. Nous avons toujours tendance à largement sous-estimer ces étapes et à vouloir se concentrer uniquement sur la phase excitante de l'essai de méthodes d'apprentissage sur des données supposées bonnes à la consommation.

#### 2.1.2 *Modélisation*

La modélisation est la conception et l'utilisation d'un *modèle*. Selon son objectif et les moyens utilisés, la modélisation est dite mathématique, géométrique, 3D, empirique, etc. En informatique, la modélisation permet de concevoir l'architecture globale d'un système d'information, ainsi que l'organisation des informations à l'aide de la modélisation des données ;

**MODÈLE (INFORMATIQUE) :** En informatique, un modèle a pour objectif de structurer les informations et activités d'une organisation : données, traitements, et flux d'informations entre entités.

**MODÈLE (MATHÉMATIQUE) :** Un modèle mathématique est une description d'un système utilisant des concepts et un langage mathématiques.

Un modèle peut aider à expliquer un système et à étudier les effets de différents composants, et à faire des prédictions sur le comportement.

#### A. *Entraînement du modèle*

Tout modèle, où toutes les informations nécessaires ne sont disponibles, contient certains paramètres qui peuvent être utilisés pour adapter le modèle au système qu'il est censé décrire. Si la modélisation est effectuée par un réseau de neurones artificiels ou un autre apprentissage automatique, l'optimisation des paramètres est appelée **entraînement** (en anglais : **training**), tandis que l'optimisation des hyperparamètres du modèle est appelée **réglage** (en anglais : **tuning**) et utilise souvent la validation croisée[? ?]. Dans une modélisation plus conventionnelle à travers des fonctions mathématiques explicitement données, les paramètres sont souvent déterminés par ajustement de courbe.

Une partie cruciale du processus de modélisation consiste à évaluer si oui ou non un modèle mathématique donné décrit un système avec précision. Il peut être difficile de répondre à cette question car elle implique plusieurs types d'évaluation différents.

## 2.2 RÉGRESSION LINÉAIRE

Dans la modélisation statistique, l'analyse de régression est un ensemble de processus statistiques permettant d'estimer les relations entre une variable dépendante et une ou plusieurs variables indépendantes.

En statistique, la régression linéaire est une approche linéaire pour modéliser (voir le point 2.1.2) la relation entre une réponse scalaire et une ou plusieurs variables explicatives (également appelées variables dépendantes et indépendantes). Le cas d'une variable explicative est appelé régression linéaire simple ; pour plus d'un, le processus est appelé régression linéaire multiple.

Dans la régression linéaire, les relations sont modélisées à l'aide de *fonctions prédictives*<sup>1</sup> linéaires dont les paramètres de modèle inconnus sont estimés à partir des données. De tels modèles sont appelés modèles linéaires.

La régression linéaire a de nombreuses utilisations pratiques. Si l'objectif est la prédiction, la prévision ou la réduction des erreurs, [? ?] la régression linéaire peut être utilisée pour ajuster un modèle prédictif à un ensemble de données observées de valeurs de la réponse et de variables explicatives. Après avoir développé un tel modèle, si des valeurs supplémentaires des variables explicatives sont collectées sans valeur de réponse d'accompagnement, le modèle ajusté peut être utilisé pour faire une prédiction de la réponse.

---

<sup>1</sup> En statistique et en apprentissage automatique, une fonction de prédicteur linéaire est une fonction linéaire d'un ensemble de coefficients et de variables explicatives, dont la valeur est utilisée pour prédire le résultat d'une variable dépendante.

### 2.2.1 *Le problème de la régression linéaire*

Lorem  $O(h^3)$  Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

### *La régression non linéaire ou multiple*

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo. Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec aliquet, tortor sed accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.

### 2.2.2 *La régression linéaire simple*

Nulla malesuada porttitor diam. Donec felis erat, congue non, volutpat at, tincidunt tristique, libero. Vivamus viverra fermentum felis. Donec nonummy pellentesque ante. Phasellus adipiscing semper elit. Proin fermentum massa ac quam. Sed diam turpis, molestie vitae, placerat a, molestie nec, leo. Maecenas lacinia. Nam ipsum ligula, eleifend at, accumsan nec, suscipit a, ipsum. Morbi blandit ligula feugiat magna. Nunc eleifend consequat lorem. Sed lacinia nulla vitae enim. Pellentesque tincidunt purus vel magna. Integer non enim. Praesent euismod nunc eu purus. Donec bibendum quam in tellus. Nullam cursus pulvinar lectus. Donec et mi. Nam vulputate metus eu enim. Vestibulum pellentesque felis eu massa.

### 2.2.3 *La régression linéaire multivarié*

Nulla malesuada porttitor diam. Donec felis erat, congue non, volutpat at, tincidunt tristique, libero. Vivamus viverra fermentum felis. Donec nonummy pellentesque ante. Phasellus adipiscing semper elit. Proin fermentum massa ac

quam. Sed diam turpis, molestie vitae, placerat a, molestie nec, leo. Maecenas lacinia. Nam ipsum ligula, eleifend at, accumsan nec, suscipit a, ipsum. Morbi blandit ligula feugiat magna. Nunc eleifend consequat lorem. Sed lacinia nulla vitae enim. Pellentesque tincidunt purus vel magna. Integer non enim. Praesent euismod nunc eu purus. Donec bibendum quam in tellus. Nullam cursus pulvinar lectus. Donec et mi. Nam vulputate metus eu enim. Vestibulum pellentesque felis eu massa.

#### 2.2.4 *La fonction prédictif & d'erreur*

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

### 2.3 RÉGRESSION LOGISTIQUE

#### 2.3.1 *Le problème de classification*

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit, sed do eiusmod tempor incididunt ut labore et dolore magna aliqua.

#### 2.3.2 *Le cas séparable*

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit, sed do eiusmod tempor incididunt ut labore et dolore magna aliqua.

#### 2.3.3 *Le cas non séparable*

Nulla malesuada porttitor diam. Donec felis erat, congue non, volutpat at, tincidunt tristique, libero. Vivamus viverra fermentum felis. Donec nonummy pellentesque ante. Phasellus adipiscing semper elit. Proin fermentum massa ac quam. Sed diam turpis, molestie vitae, placerat a, molestie nec, leo. Maecenas lacinia. Nam ipsum ligula, eleifend at, accumsan nec, suscipit a, ipsum. Morbi

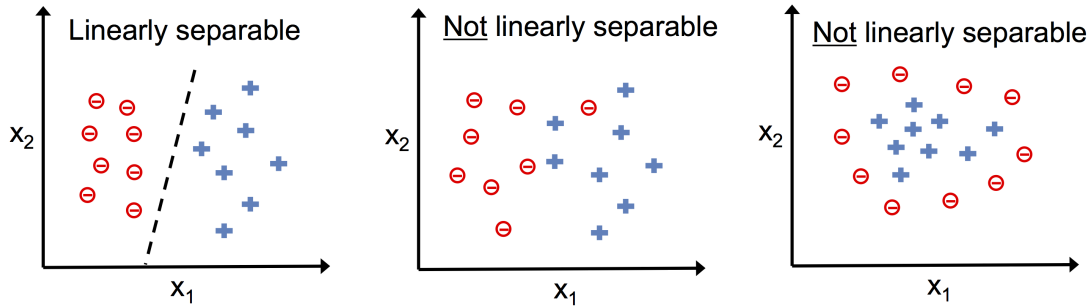


FIGURE 2: Classes sont linéairement séparables

blandit ligula feugiat magna. Nunc eleifend consequat lorem. Sed lacinia nulla vitae enim. Pellentesque tincidunt purus vel magna. Integer non enim. Praesent euismod nunc eu purus. Donec bibendum quam in tellus. Nullam cursus pulvinar lectus. Donec et mi. Nam vulputate metus eu enim. Vestibulum pellentesque felis eu massa.

#### 2.3.4 Le modèle de la régression logistique

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

#### 2.3.5 Classificateurs

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec

varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

## 2.4 APPRENTISSAGE PROFOND (DEEP LEARNING)

### 2.4.1 *Perceptron*

### 2.4.2 *Neurones*

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

## 2.5 RÉSEAUX DE NEURONES

### A. *Réseau neuronal convolutif (CNN)*

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

### B. *Réseau neuronal récurrent (RNN)*

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue

eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada  
fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla  
et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor  
gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc.  
Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla,  
malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec  
varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis,  
diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.



## Deuxième partie

### MÉTHODOLOGIE

Les connaissances sur les quel je me suis basé pour mon travail



## COLLECTE DES DONNÉES & DATASET

---

### 3.1 COLLECTE DES DONNÉES

#### 3.1.1 *méthode utilisée*

#### 3.1.2

### 3.2 CONSTRUCTION D'UN DATASET

### 3.3 CHOIX DES TECHNOLOGIES

TensorFlow pour entrainer le modèle faire du machine learning OpneCV : pour faire du computer vision, la reconnaissance



## MÉTHODE D'OPTIMISATION ET MINIMISATION D'ERREUR D'APPRENTISSAGE

---

### 4.1 ERREUR ET FONCTION COÛT

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

#### 4.1.1 Erreur d'apprentissage

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

$$\exp(x) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{x^k}{k!}$$

Quisque ullamcorper placerat ipsum. Cras nibh. Morbi vel justo vitae lacus tincidunt ultrices. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. In hac habitasse platea dictumst. Integer tempus convallis augue. Etiam facilisis. Nunc elementum fermentum wisi. Aenean placerat. Ut imperdiet, enim sed gravida

sollicitudin, felis odio placerat quam, ac pulvinar elit purus eget enim. Nunc vitae tortor. Proin tempus nibh sit amet nisl. Vivamus quis tortor vitae risus porta vehicula.

#### A. *Fonction cout $\ell$ cas de la régression linéaire*

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

#### B. *Fonction cout $\ell$ cas de la classification*

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

## 4.2 LES DIFFÉRENT FONCTION COÛT

### 4.2.1 *Erreur quadratique moyenne*

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc.

Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

#### 4.2.2 Erreur logarithmique

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

### 4.3 DESCENTE DE GRADIENT STOCHASTIQUE

Cette section est inspirée des articles écrites par Léon Bottou et al, dans [4] [3] [8] [5] [12] [14].

#### 4.3.1 Descente de gradient (Gradient Descent)

Il a souvent été proposé de minimiser le risque empirique [E] en utilisant la descente de gradient (GD). Chaque itération met à jour les poids  $w$  en fonction du gradient de [E] [4].

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

$$A = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & x_{m3} & \cdots & x_{mn} \end{pmatrix}$$

Quisque ullamcorper placerat ipsum. Cras nibh. Morbi vel justo vitae lacus tincidunt ultrices. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. In hac habitasse platea dictumst. Integer tempus convallis augue. Etiam facilisis. Nunc elementum fermentum wisi. Aenean placerat. Ut imperdiet, enim sed gravida sollicitudin, felis odio placerat quam, ac pulvinar elit purus eget enim. Nunc vitae tortor. Proin tempus nibh sit amet nisl. Vivamus quis tortor vitae risus porta vehicula.

#### A. Pourquoi stochastique?

##### Descente de gradient stochastique (SGD)

L'algorithme de descente de gradient stochastique (SGD) est une simplification drastique. Au lieu de calculer exactement le gradient de  $E_n(f, w)$ , chaque itération estime ce gradient sur la base d'un seul exemple  $z_t$  pris au hasard [4] :

$$w := w - \eta \nabla Q(w) = w - \frac{\eta}{n} \sum_{i=1}^n \nabla Q_i(w),$$

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

#### 4.3.2 La convergence de la descente de gradient stochastique

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor



gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

#### 4.4 LES OPTIMISEURS SGD

##### 4.4.1 *Perceptron Optimizer*

Le perceptron est un modèle simplifié d'un neurone biologique . Alors que la complexité des modèles de neurones biologiques est souvent nécessaire pour bien comprendre le comportement neuronal, la recherche suggère qu'un modèle linéaire de type perceptron peut produire certains comportements observés dans de vrais neurones.

Un perceptron est une unité de réseau neuronal (un neurone artificiel) qui effectue certains calculs pour détecter des caractéristiques ou une intelligence économique dans les données d'entrée. Et aussi en Machine Learning (apprentissage automatique), le perceptron est un algorithme d'apprentissage supervisé de classificateurs binaires (qui se fait dans la régression logistique). Un classificateur binaire est une fonction qui peut décider si une entrée, représentée par un vecteur de nombres, appartient ou non à une classe spécifique. [9] Il s'agit d'un type de classificateur linéaire , c'est-à-dire un algorithme de classification qui fait ses prédictions sur la base d'une fonction prédictive linéaire combinant un ensemble de poids avec le vecteur de caractéristiques .

Le premier concept de règle d'apprentissage du perceptron, a été publié par Frank Rosenblatt [??], basé sur le modèle neuronal MCP(???).

(F. Rosenblatt, The Perceptron, a Perceiving and Recognizing Automaton. Cornell Aeronautical Laboratory, 1957).

Avec sa règle de perceptron, Rosenblatt a proposé un algorithme qui apprendrait automatiquement les coefficients de poids optimaux qui sont ensuite multipliés par les caractéristiques d'entrée afin de décider si un neurone se déclenche ou non. Dans le cadre de l'apprentissage supervisé et de la classification, un tel algorithme pourrait alors être utilisé pour prédire si un échantillon appartient à une classe ou à l'autre [Python machine learning].

Il est important de noter que la convergence du perceptron n'est garantie que si les deux classes sont linéairement séparables et que le taux d'apprentissage est suffisamment faible. Si les deux classes ne peuvent pas être séparées par une limite de décision linéaire, nous pouvons définir un nombre maximum de passages sur l'ensemble de données d'apprentissage (époques) et/ou un seuil pour le nombre d'erreurs de classification tolérées - le perceptron n'arrêterait jamais de mettre à jour les poids autrement:

#### 4.4.2 Neurone linéaire adaptatif (ADALINE)

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.



## Troisième partie

### EXPÉRIMENTATION

L'entraînement d'un modèle de Machine Learning par la classification avec un dataset de images. La mise en place, l'implémentation de notre modèle entraîné dans une application desktop pour ???.



## IMPLÉMENTATION DES OPTIMISEURS POUR L'ANPR

---

### 5.1 MATÉRIEL UTILISÉ POUR L'IMPLEMENTATION

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum..

### 5.2 ÉLABORATION DE LA BASE DE DONNÉES DATASET

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

### 5.3 CONSTRUCTION D'UN MODÈLE D'ENTRAÎNEMENT

### 5.4 FORMER LE MODÈLE

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue

eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

## 5.5 ÉVALUER L'EFFICACITÉ DU MODÈLE

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

## EXPÉRIMENTATION DE RÉSULTAT

---

### 6.1 ANALYSE DES DONNÉES

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

### 6.2 LES JEUX DES TESTES

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

### 6.3 CRITÈRES D'ÉVALUATION DES TESTS

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor



gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

#### 6.3.1 *Matrice de confusion*

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

### 6.4 RÉSULTATS D'EXPÉRIMENTATION

#### 6.4.1 *Utiliser le modèle formé pour faire des prédictions*

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

#### 6.4.2 *Problèmes posés*

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada

fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

## 6.5 SOMMAIRE DU CHAPITRE

## Quatrième partie

### ANNEXES ET BIBLIOGRAPHIE

## BIBLIOGRAPHIE

---

- [1] Yaovi AHADJITSE. "Reconnaissance d'objets en mouvement dans la vidéo par description géométrique et apprentissage supervisé". Thèse de doct. Université du Québec en Outaouais, 2013.
- [2] Vincent Barra ANTOINE CORNUÉJOLS Laurent Michet. *Apprentissage automatique : Deep learning, concepts et algorithmes*. 3rd. Eyrolles, 2018, p. 239-263.
- [3] Léon BOTTOU. "Large-scale machine learning with stochastic gradient descent". In : *Proceedings of COMPSTAT'2010*. Springer, 2010, p. 177-186.
- [4] Léon BOTTOU. "Stochastic gradient descent tricks". In : *Neural networks: Tricks of the trade*. Springer, 2012, p. 421-436.
- [5] Léon BOTTOU, Frank E CURTIS et Jorge NOCEDAL. "Optimization methods for large-scale machine learning". In : *Siam Review* 60.2 (2018), p. 223-311.
- [6] F. COULOMBEAU, G. DEBEAUMARCHÉ, B. DAVID, F. DORRA, S. DUPONT et M. HOCHART. *Mathématiques MPSI-PCSI: Programme 2013 avec algorithmique en Scilab*. Cap Prépa. Pearson, 2013. ISBN : 9782744076527. URL : <https://books.google.cd/books?id=e4vfnQEACAAJ>.
- [7] Pádraig CUNNINGHAM, Matthieu CORD et Sarah Jane DELANY. "Supervised learning". In : *Machine learning techniques for multimedia*. Springer, 2008, p. 21-49.
- [8] Kary FRÄMLING. "Scaled Gradient Descent Learning Rate". In : *Reinforcement Learning With Light-Seeking Robot, Proceedings of ICINCO* (2004), p. 1-8.
- [9] Yoav FREUND et Robert E SCHAPIRE. "Large margin classification using the perceptron algorithm". In : *Machine learning* 37.3 (1999), p. 277-296.
- [10] Jean Tshimanga ILUNGA. "Optimisation Numerique". In : *Jorge Nocedal and Steve Wright, (2000), Numerical Optimization, Springer Verlag*. T. 72. UNH. 2021, p. 21-23.
- [11] Daniel Kirsch JUDITH HURWITZ. *Machine Learning For Dummies*. IBM Limited Edition. John Wiley et Sons, Inc., 2018.
- [12] Praneeth NETRAPALLI. "Stochastic gradient descent and its variants in machine learning". In : *Journal of the Indian Institute of Science* 99.2 (2019), p. 201-213.
- [13] Carl-Erik SÄRNDAL, Bengt SWENSSON et Jan WRETMAN. *Model assisted survey sampling*. Springer Science & Business Media, 2003.
- [14] Rob GJ WIJNHOFEN et PHN de WITH. "Fast training of object detection using stochastic gradient descent". In : *2010 20th International Conference on Pattern Recognition*. IEEE. 2010, p. 424-427.