

UNIVERSITÉ NOUVEAUX HORIZONS



**Étude de la minimisation d'erreur dans
l'apprentissage supervisé en utilisant 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

23 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 Choix et intérêt du sujet	2
0.2 Problématique	3
0.3 Hypothèse	4
0.4 État de l’art	4
0.5 Objectifs et division du travail	4
1 Les éléments mathématiques pour l’apprentissage automatique	7
1.1 Les bases d’optimisation numérique et statistique	7
1.1.1 Éléments de calcul différentiel	7
1.1.2 Échantillonnage & probabilité bayésienne	14
1.2 La modélisation et la classification	16
1.2.1 Introduction	16
1.2.2 Régression Linéaire	19
1.2.3 Régression Logistique	22
1.2.4 Classifications	23
1.3 Apprentissage profond (Deep Learning)	23
1.3.1 Perceptron	23
1.3.2 Neurones	23
2 Méthode d’optimisation et minimisation d’erreur d’apprentissage	26
2.1 Collecte des données & Dataset	26
2.2 Erreur et fonction coût	28
2.2.1 Erreur d’apprentissage	28
2.2.2 Erreur quadratique moyenne	29
2.2.3 Erreur logarithmique	30
2.3 Descente de gradient stochastique	30
2.3.1 Descente de gradient (Gradient Descent)	30
2.3.2 La convergence de la descente de gradient stochastique	31
2.4 Les optimiseurs SGD	32
2.4.1 Perceptron Optimizer	32
2.4.2 Neurone linéaire adaptatif (ADALINE)	32
3 Expérimentation	35
3.1 Implémentation des optimiseurs pour l’ANPR	35
3.1.1 Matériel utilisé pour l’implémentation	35
3.1.2 Élaboration de la base de données Dataset	35
3.1.3 Construction d’un modèle d’entraînement	36
3.1.4 Former le modèle	36
3.2 Expérimentation de résultat	36
3.2.1 Analyse des données	36
3.2.2 Les jeux des testes	37

3.2.3	Critères d'évaluation des tests	37
3.2.4	Résultats d'expérimentation	38
3.2.5	Sommaire du chapitre	38

Annexes et Bibliographies

Bibliographie	41
---------------	----

TABLE DES FIGURES

Figure 1	Illustration fonction convexe [image de Wikipédia]	7
Figure 2	Classes linéairement séparables [image de 19 , page-48] . .	22

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 CHOIX ET INTÉRÊT DU SUJET

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, extresinquement 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 et de nombreuses techniques de ce paradigme ont trouvé une application dans le traitement de contenu multimédia [8]. La caractéristique qui définit ce type d'apprentissage est la disponibilité de données d'apprentissage annotées.

Les algorithmes d'apprentissage supervisé font l'expérience d'un ensemble de données contenant des caractéristiques, et chaque exemple est également associé à une étiquette ou à une cible [13].

L'application de cette étude dans l'apprentissage supervisé est orientée vers la reconnaissance automatique des plaques d'immatriculation (en anglais : automatic number plate recognition, ANPR) dans les images. Une des applications intéressantes parmi tant d'autres dans l'intelligence artificielle. Nous présentons une étude approfondie sur les algorithmes de minimisation de la fonction coût (en anglais : loss function) d'un modèle d'apprentissage appliqué à l'ANPR.

Lorsque nous voulons 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 [4]. 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.

Des contraintes d'exploitation découlent des observations citées ci-dessus, parmi lesquelles nous citerons celles qui sont liées à la reconnaissance des objets dans les vidéos et images. 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.

0.2 PROBLÉMATIQUE

La complexité de calcul de l'algorithme d'apprentissage devient le facteur limitant critique 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.

Les ensembles de données d'entraînement pour les problèmes de détection d'objets dans des images sont généralement très volumineux. Minimiser les erreurs dans ces modèles d'apprentissage est une tâche très importante pour renforcer la fiabilité de notre *modèle entraîné* [15].

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.

L'un des piliers de l'apprentissage automatique est l'optimisation mathématique [6], qui, dans ce contexte, implique le calcul numérique de minimisation des paramètres d'un système conçu pour prendre des décisions en fonction des données disponibles. Ces paramètres sont choisis pour être optimaux par rapport à notre problème d'apprentissage.

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 ?
2. Quelles ont été les méthodes de minimisation les plus efficaces pour les ensembles des données d'apprentissage supervisé à grande échelle et pourquoi ?
3. Comment des algorithmes d'apprentissage supervisé arrivent-t-ils résoudre le problème de la reconnaissance automatique d'objet ?
4. Quelles avancées récentes ont été réalisées dans la conception d'algorithmes de minimisation des erreurs dans l'apprentissage et quelles sont les questions ouvertes dans ce domaine de recherche ?

0.3 HYPOTHÈSE

Le cas des problèmes d'apprentissage à grande ou à petite échelle implique la complexité de calcul de l'algorithme d'optimisation sous-jacent de manière non triviale.

En effet, dans ce travail, nous discutons des algorithmes de descente de gradient stochastique parce qu'ils montrent des performances d'optimisation incroyables pour les problèmes à grande échelle [4].

Le travail de Léon Bottou et al (e.g., dans [4] [20] [5]), présente *la descente de gradient stochastique comme un algorithme d'apprentissage fondamental*.

Une analyse plus précise révèle des compromis qualitativement différents pour le cas des problèmes d'apprentissage à grande échelle [6]. 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, le gradient stochastique du second ordre et le gradient stochastique moyennée sont asymptotiquement efficaces après un seul passage sur l' ensemble d'entraînement [4]. Les optimiseurs SGD n'utilisent qu'un seul nouvel échantillon d'apprentissage à chaque itération.

0.4 ÉTAT DE L'ART

0.5 OBJECTIFS ET DIVISION DU TRAVAIL

Nous nous proposons dans ce mémoire d'aborder sur l'utilisation des algorithmes d'optimisation numérique, précisément de minimisation. Appliquée à l'apprentissage automatique qui permet aux ordinateurs et aux systèmes informatiques de dériver des informations significatives à partir d'images numériques et/ou d'autres entrées visuelles, avec un coût plus bas que possible.

En fait, 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, la SGD adopte un modèle d'optimisation convexe [10]. De plus, pour augmenter la vitesse de convergence du classificateur, la descente de gradient stochastique, à chaque étape, tire un échantillon aléatoire de l'ensemble des fonctions (f_i), qui est notre fonction objectif, constituant une somme.

Pour chaque algorithme, nous examinons l'efficacité et comparons le score pour différents cas.

En dehors de cette introduction, la partie conclusive et l'annexe, ce mémoire est organisé en quatre chapitres comme suit.

Chapitre 1 est consacré à quelques rappels des matières sur lesquels je me base pour constituer l'ensemble de ce travail. Nous traitons des

considérations de méthodes numériques impliquées dans la résolution de problèmes de minimisation des erreurs d'apprentissage. Certaines discussions sur les modèles de régression linéaire convexe et de classification dans d'apprentissage supervisé. Nous discutons également du réseau neuronal convolutif le plus adapté pour analyser l'imagerie visuelle.

Chapitre 2 explore une méthodologie parmi tant d'autres, pour entraîner les modèles d'apprentissage automatique de façon optimale, qui nous permettra par la suite de faire une classification d'images pour reconnaissance automatique de plaque d'immatriculation.

Pour la minimisation de la fonction coût nous utilisons des algorithmes comme ASGD, ADAM, ADADELTA, NAG. Puis faire une étude comparative de leurs performances.

Chapitre 3, Ici 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 (ANPR) par notre approche.

LES ÉLÉMENTS MATHÉMATIQUES POUR L'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

1.1 LES BASES D'OPTIMISATION NUMÉRIQUE ET STATISTIQUE

1.1.1 Éléments de calcul différentiel

A. 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 [14].

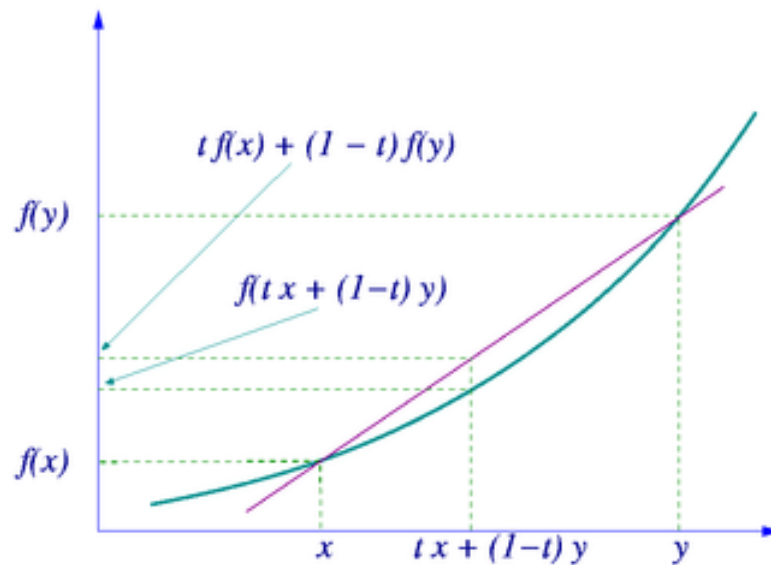


FIGURE 1 : Illustration fonction convexe [image de Wikipédia]

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 14, page :45]

Exemple [14] :

- 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 7, 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 à un unique point minimum.

B. 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 [7].

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 $a_0 = f(x_0)$. [7]
- Si f admet un DL_n en x_0 , alors elle admet un DL_k en x_0 pour tout entier $k < n$ [7].
- Une condition nécessaire et suffisante pour que f admette un DL_n en x_0 est l'existence d'un polynôme P tel que $f(x) = P(x) + o((x-x_0)^n)$ [7]. 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 7, 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 :

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

c. 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.

D. 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 [14].

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

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 [b.](#)).*

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

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 [c.](#)) 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

E. 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**¹ $H(f)$ 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.

F. 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 :

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

¹ 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**² 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 [d.](#)) 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.

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

1.1.2 Échantillonnage & probabilité bayésienne

A. 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 [18] :

- ▷ **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^e pommier, puis les 27^e, 47^e, 67^e, 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.

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 [18].

B. Généralité sur l'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 Bayes³, 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 :*

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

³ 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 [2].

1.2 LA MODÉLISATION ET LA CLASSIFICATION

1.2.1 Introduction

A. 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.

B. 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.

Modèles non paramétriques

E. g. : Prenons l'exemple de données décrites dans l'espace d'entrée $\mathcal{X} = \mathbb{R}^n$ avec n variables réelles et supposons-les étiquetées par \times ou par \bullet . On cherche donc une fonction de décision h , appelée hypothèse ou modèle, telle qu'elle soit capable d'étiqueter toute entrée $x \in \mathcal{X}$, $h : x \rightarrow \{\times, \bullet\}$. Reste à définir l'espace des hypothèses ou modèles \mathcal{H} que l'on est prêt à considérer.

Toujours en considérant le problème de prédiction basique (présenté ci-dessus), on pourrait définir une hypothèse par une procédure qui examine les trois plus proches voisins du point à étiqueter x et qui choisit l'étiquette majoritaire parmi ces trois points pour étiqueter x . Il n'y a évidemment plus de paramètres pour définir les modèles possibles [2, p. 24].

Un **modèle non paramétrique** est construit selon les informations provenant des données. Dans [2] [3, p. 120] il est expliqué que : La régression non paramétrique exige des tailles d'échantillons plus importantes que celles de la régression basée sur des modèles paramétriques parce que les données doivent fournir la structure du modèle ainsi que les estimations du modèle.

Un **modèle paramétrique** est, s'il est approximativement valide, plus puissant qu'un modèle non paramétrique, produisant des estimations d'une fonction de régression qui ont tendance à être plus précises que ce que nous donne l'approche non paramétrique [16]. Cela devrait également se traduire par une prédiction plus précise.

Selon [A. Cornuéjols 2], nous pouvons construire un modèle d'apprentissage, ou l'espaces des hypothèses d'apprentissage, par :

- La classification
- La régression
- Les distributions de probabilités
- Les arbres de décisions
- Les réseaux bayésiens
- Etc.

La table suivante présente d'abord les qualités des différentes représentations des hypothèses en fonction des critères cités ci-dessus.

	Fonctions séparatrices	Distributions de probabilités	Arbres de décision	Hierarchies de concepts	Réseaux bayésiens	Chaînes de Markov
Concept	✓	✓	✓	✓	-	-
Classes multiples	✓	✓	✓	✓	-	-
Ontologies	-	-	✓	✓	-	-
Régression	-	✓	✓	-	-	-
Évolutions temporelles	-	✓	-	-	-	✓
Apprentissage non supervisé	✓	✓	✓	✓	-	-
Données continues	✓	✓	✓	-	-	✓
Connaissances relationnelles				✓	✓	-
Degré de certitude	-	✓	-	-	✓	✓
Degré d'imprécision	-	✓	-	-	✓	-
Transparence, intelligibilité	-	-	-	✓	✓	✓

Entraînement du modèle

Tout modèle, où toutes les informations nécessaires ne sont pas 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 (voir le point ??).

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.

???? Un modèle de régression linéaire ajusté peut être utilisé pour identifier la relation entre une seule variable prédictive x_j et la variable de réponse y lorsque toutes les autres variables prédictives du modèle sont "maintenues fixes". Plus précisément, l'interprétation de β_j est la variation attendue de y pour une variation d'une unité de x_j lorsque les autres covariables sont maintenues fixes,

c'est-à-dire la valeur attendue de la dérivée partielle de y par rapport à x_j . Ceci est parfois appelé l'effet unique de x_j sur y . En revanche, l'effet marginal de x_j sur y peut être évalué à l'aide d'un coefficient de corrélation ou d'un simple modèle de régression linéaire reliant uniquement x_j à y ; cet effet est la dérivée totale de y par rapport à x_j .

1.2.2 Régression Linéaire

L'algorithme d'apprentissage automatique est défini comme un algorithme capable d'améliorer les performances d'un programme informatique à certaines tâches via l'expérience est quelque peu abstraite. Pour rendre cela plus concret, Une des méthode d'apprentissage automatique basique est *la régression linéaire* [13].

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 b.) 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*⁴ linéaires dont les paramètres de modèle inconnus sont estimés à partir des données [16]. 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 [9]. 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.

Dans ce type de tâche, le programme informatique est invité à prédire une valeur numérique à partir d'une entrée donnée. Pour résoudre cette tâche, l'algorithme d'apprentissage est invité à sortir une fonction $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. Ce type de tâche est similaire à la **classification**, sauf que le format de sortie est différent [13].

⁴ 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.

A. Le problème de la régression linéaire

On appelle problèmes de régression de tels problèmes, dans lesquels la sortie est numérique, généralement un vecteur de réels, supposé dépendre de la valeur d'un certain nombre de facteurs en entrée.

Le vecteur d'entrée $x = (1, 2, \dots, x)^T$ est souvent appelé variable indépendante, tandis que le vecteur de sortie y est appelé variable dépendante. On formalise le problème en supposant que la sortie résulte de la somme d'une fonction déterministe f de l'entrée et d'un bruit aléatoire :

$$y = f(x) + \epsilon \quad (7)$$

où $f(x)$ est la fonction inconnue que nous souhaitons approcher par un estimateur $h(x|w)$, où h est défini à l'aide d'un vecteur w de paramètres.

Si l'on suppose que le bruit ϵ est un phénomène gaussien de moyenne nulle et de variance constante σ^2 , c'est-à-dire $\epsilon = \mathcal{N}(0, \sigma^2)$, alors, en plaçant notre estimateur $h(\cdot)$ à la place de la fonction inconnue, on devrait avoir la densité conditionnelle réelle $p(y|x)$ vérifiant :

$$p(y|x) = \mathcal{N}(h(x|w), \sigma^2) \quad (8)$$

On peut estimer le vecteur de paramètres w grâce au principe de maximisation de la vraisemblance. On suppose que les couples (y_t, x_t) de l'échantillon d'apprentissage sont tirés par tirages indépendants d'une distribution de probabilités jointes inconnue $p(x, y)$, qui peut s'écrire :

$$p(y|x) = p(y|x)p(x)$$

où $p(y|x)$ est la probabilité de la sortie étant donnée l'entrée et $p(x)$ est la densité de probabilité sur les entrées.

[16]

B. Le cas de la régression générale

La plupart des modèles de régression proposent que Y_i est une fonction de X_i et β , avec ϵ_i représentant un terme d'erreur additif qui peut remplacer des déterminants non modélisés de Y_i ou bruit statistique aléatoire :

$$Y_i = f(X_i, \beta) + \epsilon_i \quad (9)$$

L'objectif est d'estimer la fonction $f(X_i, \beta)$ qui correspond le mieux aux données.

Pour effectuer une analyse de régression, la forme de la fonction f doit être spécifié. Parfois, la forme de cette fonction est basée sur la connaissance de la relation entre Y_i et X_i . Si ces connaissances ne sont pas disponibles, un formulaire

souple ou pratique pour f est choisi. Par exemple, une simple régression univariée peut proposer

$$f(X_i, \beta) = \beta_0 + \beta_1 X_i$$

ou

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + e_i$$

être une approximation raisonnable du processus statistique générant les données.

Différentes formes d'analyse de régression fournissent des outils pour estimer les paramètres. β . Par exemple, les moindres carrés trouvent la valeur de β qui minimise la somme des carrés des erreurs

$$\sum_i (Y_i - f(X_i, \beta))^2$$

Étant donné un ensemble de données $\{y_i, x_{i1}, \dots, x_{ip}\}_{i=1}^n$ de n unités statistiques, un modèle de régression linéaire suppose que la relation entre la variable dépendante y et le vecteur p des régresseurs x est linéaire. Cette relation est modélisée par un terme de perturbation ou une variable d'erreur ϵ : une variable aléatoire non observée qui ajoute du "bruit" à la relation linéaire entre la variable dépendante et les régresseurs. Ainsi le modèle prend la forme

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} + \epsilon_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + \epsilon_i, \quad \text{avec } i = 1, \dots, n,$$

Souvent, ces n équations sont empilées et écrites en notation matricielle comme

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon},$$

où

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}, \quad \mathbf{X} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^T \\ \mathbf{x}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \cdots & x_{np} \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_p \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\epsilon} = \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{pmatrix}.$$

\mathbf{y} est un vecteur de valeurs observées y_i ($i = 1, \dots, n$) de la variable appelée variable mesurée ou variable dépendante.

\mathbf{X} peut être vu comme une matrice de vecteurs-lignes \mathbf{x}_i ou de vecteurs-colonnes à n dimensions X_j , appelées régresseurs, variables explicatives, variables d'entrée, variables prédictives ou variables indépendantes. La matrice \mathbf{X} est parfois appelée la matrice de conception.

$\boldsymbol{\beta}$ est un vecteur de paramètre de dimension $(p + 1)$, où β_0 est le terme d'interception, s'il n'est inclus dans le modèle $\boldsymbol{\beta}$ est de dimension p . Ses éléments sont appelés effets ou coefficients de régression. En régression linéaire simple, $p = 1$, et le coefficient est appelé **pente** de régression.

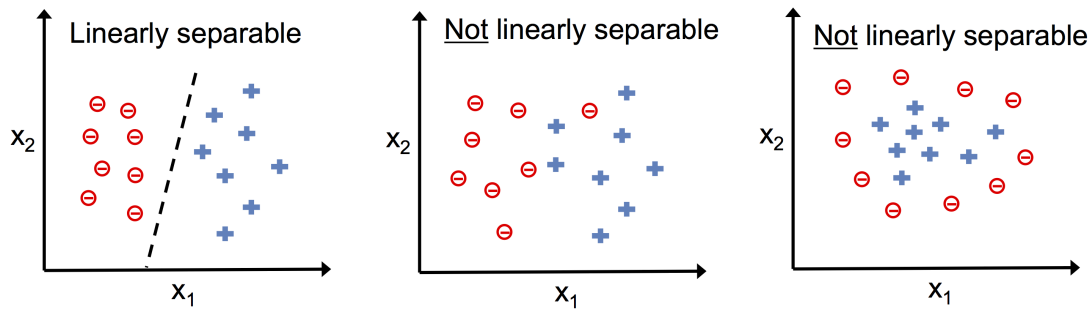


FIGURE 2 : Classes linéairement séparables [image de 19, page-48]

L'estimation statistique et l'inférence dans la régression linéaire se concentrent sur β . Les éléments de ce vecteur de paramètres sont interprétés comme les dérivées partielles de la variable dépendante par rapport aux différentes variables indépendantes.

1.2.3 Régression Logistique

A. Le problème de classification

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

B. Le cas séparable

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

C. 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 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.

D. *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.

1.2.4 *Classifications*

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.

1.3 APPRENTISSAGE PROFOND (DEEP LEARNING)

1.3.1 *Perceptron*

1.3.2 *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.

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.

MÉTHODE DE MINIMISATION DES ERREURS D'APPRENTISSAGE

2.1 COLLECTE DES DONNÉES & DATASET

Collecte 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. 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.

A. *méthode utilisée*

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. ...

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.

Construction d'un 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.

Choix des technologies

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

2.2 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.

2.2.1 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 ℓ 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 ℓ 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.

2.2.2 *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.

2.2.3 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.

2.3 DESCENTE DE GRADIENT STOCHASTIQUE

Cette section est inspirée des articles écrites par Léon Bottou et al, dans [5] [4] [11] [6] [17] [20].

2.3.1 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] [5].

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 [5] :

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

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.

2.3.2 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.

2.4 LES OPTIMISEURS SGD

2.4.1 *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. [12] 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:

2.4.2 *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.

EXPÉRIMENTATION

3.1 IMPLÉMENTATION DES OPTIMISEURS POUR L'ANPR

3.1.1 *Matériel utilisé pour l'implémentation*

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..

3.1.2 *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.

3.1.3 Construction d'un modèle d'entraînement

3.1.4 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.

A. 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.

3.2 EXPÉRIMENTATION DE RÉSULTAT

3.2.1 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.

3.2.2 *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.

3.2.3 *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.

A. *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.

3.2.4 *Résultats d'expérimentation*

A. *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.

B. *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.

3.2.5 *Sommaire du chapitre*

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. 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. 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.

ANNEXES ET BIBLIOGRAPHIES

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] Christopher M. BISHOP. *Pattern Recognition and Machine Learning*. First. Springer-Verlag New York, 2006, p. 179-195.
- [4] Léon BOTTOU. "Large-scale machine learning with stochastic gradient descent". In : *Proceedings of COMPSTAT'2010*. Springer, 2010, p. 177-186.
- [5] Léon BOTTOU. "Stochastic gradient descent tricks". In : *Neural networks: Tricks of the trade*. Springer, 2012, p. 421-436.
- [6] Léon BOTTOU, Frank E CURTIS et Jorge NOCEDAL. "Optimization methods for large-scale machine learning". In : *Siam Review* 60.2 (2018), p. 223-311.
- [7] 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>.
- [8] Pádraig CUNNINGHAM, Matthieu CORD et Sarah Jane DELANY. "Supervised learning". In : *Machine learning techniques for multimedia*. Springer, 2008, p. 21-49.
- [9] R.B. DARLINGTON et A.F. HAYES. *Regression Analysis and Linear Models: Concepts, Applications, and Implementation*. Methodology in the Social Sciences. Guilford Publications, 2016. ISBN : 9781462521135. URL : <https://books.google.cd/books?id=YDgoDAAAQBAJ>.
- [10] Natarajan DEEPA, B PRABADEVI, Praveen Kumar MADDIKUNTA, Thippa Reddy GADEKALLU, Thar BAKER, M Ajmal KHAN et Usman TARIQ. "An AI-based intelligent system for healthcare analysis using Ridge-Adaline Stochastic Gradient Descent Classifier". In : *The Journal of Supercomputing* 77 (2021), p. 1998-2017.
- [11] Kary FRÄMLING. "Scaled Gradient Descent Learning Rate". In : *Reinforcement Learning With Light-Seeking Robot, Proceedings of ICINCO* (2004), p. 1-8.
- [12] Yoav FREUND et Robert E SCHAPIRE. "Large margin classification using the perceptron algorithm". In : *Machine learning* 37.3 (1999), p. 277-296.
- [13] I. GOODFELLOW, Y. BENGIO et A. COURVILLE. *Deep Learning*. Adaptive Computation and Machine Learning series. MIT Press, 2016. ISBN : 9780262035613. URL : <https://books.google.cd/books?id=Np9SDQAAQBAJ>.

- [14] Jean Tshimanga ILUNGA. "Optimisation Numerique". In : *Jorge Nocedal and Steve Wright, (2000), Numerical Optimization, Springer Verlag*. T. 72. UNH. 2021, p. 21-23.
- [15] Daniel Kirsch JUDITH HURWITZ. *Machine Learning For Dummies*. IBM Limited Edition. John Wiley et Sons, Inc., 2018.
- [16] N. MATLOFF. *Statistical Regression and Classification: From Linear Models to Machine Learning*. Chapman & Hall/CRC Texts in Statistical Science. CRC Press, 2017. ISBN : 9781351645898. URL : <https://books.google.cd/books?id=IHs2DwAAQBAJ>.
- [17] 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.
- [18] Carl-Erik SÄRNDAL, Bengt SWENSSON et Jan WRETMAN. *Model assisted survey sampling*. Springer Science & Business Media, 2003.
- [19] Vahid Mirjalili SEBASTIEN RASCHKA. *Python Machine Learning and Deep Learning, with scikit-learn and Tensorflow*. 2nd. Packt, 2017, p. 17-139.
- [20] 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.