Université Nouveaux Horizons



Machine Learning: Minimisation d'erreur dans l'apprentissage suppervisé, avec une application ANPR

Auteur : Directeur : TSHELEKA KAJILA Hassan Prof. Unknwon Name

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

en



We have seen that computer programming is an art, because it applies accumulated knowledge to the world, because it requires skill and ingenuity, and especially because it produces objects of beauty.

— Donald E. Knuth [4]

REMERCIEMENTS

Arrivant à l'aboutissement de ma tâche, je me trouve dans l'obligation respectueuse de devoir présenter mes chaleureux remerciements et témoignage de ma gratitude à tous ceux qui ont contribué aimablement et avec patience à l'élaboration de ce mémoire.

Tout d'abord, je tiens à remercier profondément les membres du jury qui m'ont fait l'honneur de juger mon travail. Merci à...

Je tiens à remercier toutes les personnes qui ont contribué au succès de ... et qui m'ont aidé lors de la rédaction de ce memoire. à ceux qui m'ont beaucoup appris au cours de la redaction, et même à ceux qui ont eu la gentillesse de faire de ce ... un moment très profitable.

Enfin, je tiens à remercier toutes les personnes qui m'ont conseillé et relu lors de la rédaction de ce rapport de stage : ma famille, mes ami(e)s et camarade de promotion.

TABLE DES MATIÈRES

Re	merc	iement	S	iv					
O	Introduction								
	0.1	0.1 Généralités							
	0.2	Conte	xte de notre recherche	3					
	0.3	Problé	ématique	3					
	0.4		tifs	4					
_	Ť.	d.oo.	maniscan acc (Daglemann d material)						
Ι	Etat des connaissances (Background material) Les bases mathématiques pour le Machine Learning								
1		Les bases mathématiques pour le Machine Learning							
	1.1		ents de calcul différentiel	8					
		1.1.1	Convexité	8					
		1.1.2	Développement limité	8					
		1.1.3	Fonctions dérivables	9					
	1.2		ique & probabilité	13					
	1.3	Série :	statistique	13					
		1.3.1	Echantillonnage	13					
		1.3.2	Analyse bayésienne	13					
	1.4	Métho	ode d'optimisation et de minimisation d'erreur	14					
		1.4.1	Erreur et fonction coût	14					
		1.4.2	Moindres carrés linéaires	16					
		1.4.3	Descent de gradiant	16					
		1.4.4	Descente de gradiant stochastique	17					
2	Apprentissage de modèles linéaires								
	2.1 Régression Linéaire								
		2.1.1	Le probleme de la régression linéaire	18					
	2.2	Régre	ssion Logistique	19					
		2.2.1	Le problème de classification	19					
		2.2.2	Le cas séparable	19					
		2.2.3	Le cas non séparable	19					
		2.2.4	Le modèle de la régression logistique	19					
	2.3	'	ux de neurones	2 0					
	,	2.3.1	Perceptron	20					
		2.3.2	Neurones	20					
		2.3.3	CNN	20					
		2.3.4	RNN	20					
		2.3.4		20					
II	Méthodologie								
3	Mét	hodolo	gie	23					
	3.1	Métho	ode de détection et de reconnaissance d'objets	2 3					
	3.2	Détec	tion d'objets en mouvement	23					
		3.2.1	Représentation d'une vidéo						

	3.2.2 Extraction des régions d'intérêt	24					
III	Expérimentation & Implémentation						
4	Expérimentation (Implémentation)	27					
	4.1 Materiel utilisé pour l'implementation	27					
	4.2 Élaboration de la base de données	27					
	4.3 Construiction d'un model d'entrainment	27					
	4.4 Résultats d'expérimentation	28					
5	Conclusion	29					
IV	Annexes et Bibliographie						
Ar	nnexe A : Adaline SGD Training Code	31					
Ar	Annexe B : Result of Test						
Ar	nnexe C : Dataset & Model	32					
	Bibliographie	34					

TABLE DES FIGURES

Figure 1	Fonction convexe (image de Wikipédia)	 . 9

LISTE DES ACRONYMES

- ML Machine Learning
- CV Computer Vision
- API Application Programming Interface
- UML Unified Modeling Language



INTRODUCTION

0.1 GÉNÉRALITÉS

La reconnaissance d'objet dans les vidéos est un problème important dans la vision par ordinateur (Computer Vision ¹) 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 vidéos peut ainsi renforcer la sécurité, faciliter la gestion des vidéos ainsi que permettre de nouvelles applications en interaction personne/machine.

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. Un des problèmes importants abordés 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). Ces données pourraient jouer un rôle majeur dans les opérations de toutes les industries, mais elles sont aujourd'hui inutilisées. Ces informations constituent un banc d'essai pour la formation des applications de vision par ordinateur et

¹ 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.

une rampe de lancement pour leur intégration dans toute une série d'activités humaines :(IBM, Computer Vision)

- IBM a utilisé la vision par ordinateur pour créer My Moments pour le tournoi de golf Masters 2018. IBM Watson a regardé des centaines d'heures d'enregistrements filmés de Masters et a pu identifier les images (et les sons) des plans importants. Ces moments clés ont été organisés et livrés aux fans sous forme de séquences personnalisées.
- Google Translate² permet aux utilisateurs de pointer la caméra d'un smartphone vers un panneau dans une autre langue et d'obtenir presque immédiatement une traduction du panneau dans la langue de leur choix.
- Le développement des véhicules autonomes repose sur la vision par ordinateur, qui donne un sens aux données visuelles fournies par les caméras et autres capteurs de la voiture. Il est essentiel d'identifier les autres voitures, les panneaux de signalisation, les marqueurs de voie, les piétons, les vélos et toutes les autres informations visuelles rencontrées sur la route.
- IBM applique la technologie de vision par ordinateur avec des partenaires comme Verizon afin d'amener l'IA intelligente à la périphérie et d'aider les constructeurs automobiles à identifier les défauts de qualité avant qu'un véhicule ne quitte l'usine.

??? completer la liste des existants?

0.2 CONTEXTE DE NOTRE RECHERCHE

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 sur des vidéos en temps réel, 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.[2]??? sur quoi se base mes recherche?

0.3 PROBLÉMATIQUE

Pour le système de vision humain, la reconnaissance des objets est une tâche simple et triviale. La vision par ordinateur fonctionne de la même manière que la vision humaine, sauf que les humains ont une longueur d'avance. La vue humaine a l'avantage de pouvoir s'entraîner à distinguer les objets, à en déterminer la distance, à savoir s'ils sont en mouvement et si quelque chose ne va pas dans une image. L'humain est capable de faire la distinction, d'une part, entre des objets et

² Google Translate est un service de traduction automatique fourni par Google, qui permet de traduire un texte ou une page Web dans une autre langue.

l'arrière-plan d'une image et d'autre part, entre plusieurs objets présents dans une scène de vidéo.

La vision par ordinateur a besoin de beaucoup de données. Elle exécute des analyses de données encore et encore jusqu'à ce qu'elle perçoive des distinctions et reconnaisse finalement les images. Par exemple, pour entraîner un ordinateur à reconnaître des plaques d'immatriculation de voiture, elle doit recevoir de grandes quantités d'images de plaque d'immatriculation et d'éléments liés aux plaques pour apprendre les différences et reconnaître une plaque, en particulier un pneu sans défaut.

```
??? qu'est-ce que ça résout comme problème???? c'est quoi ma retouche, pour le problème, par rapport à l'existant?
```

0.4 OBJECTIFS

Ce travail vise à proposer une méthode intelligent, basé sur 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, dans notre contexte la reconnaissance des plaques d'immatriculation des véhicules à l'aide du classificateur de descente de gradient stochastique Ridge-Adaline (en anglais : Ridge Adaline Stochastic Gradient Descent ou RASGD). Pour minimiser la fonction de coût du classificateur, le RASGD adopte un modèle d'optimisation sans contrainte. De plus, pour augmenter la vitesse de convergence du classificateur, le classificateur de descente de gradient stochastique Adaline, (Adaline Stochastic Gradient Descent) est intégré à Ridge Régression.[3]

??? pourquoi faire un système de reconnaissance des formes?

Première partie

ÉTAT DES CONNAISSANCES (BACKGROUND MATERIAL)

Les connaissances sur les quel je me suis basé pour mon travail, Les bases mathématiques pour le Machine Learning, L'optimistion numerique, La statistique.

LES BASES MATHÉMATIQUES POUR LE MACHINE LEARNING

1.1 ELÉMENTS DE CALCUL DIFFÉRENTIEL

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.

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

$$f(\alpha x + (1 - \alpha)y) \leqslant \alpha f(x) + (1 - \alpha)f(y) \tag{1}$$

et si

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

on dit que la fonction est strictement convexe dans $\ensuremath{\mathfrak{C}}$

Ex:

- 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.

1.1.2 Développement limité

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

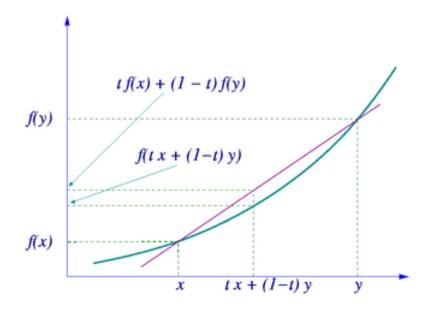


FIGURE 1 : Fonction convexe (image de Wikipédia)

A Différentiabilité au sens de Frechet

??? paler de son implication dans le gradient Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit, sed do eiusmod tempor incididunt ut labore et dolore magna aliqua. Ut enim ad minim veniam, quis nostrud exercitation ullamco laboris nisi ut aliquip ex ea commodo consequat. Duis aute irure dolor in reprehenderit in voluptate velit esse cillum dolore eu fugiat nulla pariatur. Excepteur sint occaecat cupidatat non proident, sunt in culpa qui officia deserunt mollit anim id est laborum.

1.1.3 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 $f(x_1, x_2, ..., x_n)$ est le vecteur de composantes

 $\partial f/\partial x_i$ ($i=1,2,\ldots,n$), c'est-à-dire les dérivées partielles de f par rapport aux coordonnées.

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

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 1.1.2)

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

ou

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

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 (a variable vectorielle) $f(x) : \mathbb{R}^n \to \mathbb{R} : x \to f(x)$ définie sur un ouvert $O \in \mathbb{R}^n$ est dite dérivable (au sens de Fréchet??) en x ssi il existe un vecteur noté $\nabla f(x) \in \mathbb{R}^n$ tel que

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

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

$$\varepsilon(h):\mathbb{R}^n\to\mathbb{R},\qquad \lim_{\|h\|\to 0}\varepsilon(h)=0.$$

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.

в Hessienne

DÉFINITION MATHÉMATIQUE: Etant donnée une fonction f à valeurs réelles

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

dont toutes les dérivées partielles secondes existent, le coefficient d'indice i, j de la **matrice hessienne¹** 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 $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ définie sur un ouvert $\mathfrak{O} \in \mathbb{R}^n$. La fonction f(x) est dite 2 fois continûment dérivable (au sens de Fréchet??) si en tout $x \in \mathfrak{O}$ on a

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

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

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

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 : $\mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$). Une telle fonction est définie par ses m fonctions composantes à valeurs réelles :

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

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:

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

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

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

Pour i = 1, ..., 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 $f(x) : \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ définie sur un ouvert $0 \subset \mathbb{R}$. 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

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

 $\text{avec } D_f(x) \in \mathbb{R}^{n \times m} \text{ et/où } o(\|h\|) = \|h\|\varepsilon(h) \in \mathbb{R}^m \text{ avec } \lim_{\|h\| \to 0} \varepsilon(h) = 0. \text{ Remarque :}$

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

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

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

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

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 la Jacobienne est la même que le gradient car il s'agit d'une généralisation du gradient.

1.2 STATISTIQUE & PROBABILITÉ

1.3 SÉRIE STATISTIQUE

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer 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.

1.3.1 Echantillonnage

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer 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.

1.3.2 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 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 :

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

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.

1.4 MÉTHODE D'OPTIMISATION ET DE MINIMISATION D'ERREUR

1.4.1 Erreur et fonction coût

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer 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 Erreur d'apprentissage

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

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.

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, consectetuer 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.

B Fonction cout l cas de la régression linéaire

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer 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.

c Fonction cout ℓ cas de la classification

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

1.4.2 Moindres carrés linéaires

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer 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.

1.4.3 Descent de gradiant

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer 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, consectetuer 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.

1.4.4 Descente de gradiant stochastique

APPRENTISSAGE DE MODÈLES LINÉAIRES

2.1 RÉGRESSION LINÉAIRE

2.1.1 Le probleme de la régression linéaire

Lorem O(h³) Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer 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 Le cas de le régression linéaire

в La fonction d'erreur

2.2 RÉGRESSION LOGISTIQUE

2.2.1 Le problème de classification

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

2.2.2 Le cas séparable

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

2.2.3 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 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 Le modèle de la régression logistique

2.3 RÉSEAUX DE NEURONES

2.3.1 Perceptron

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

- 2.3.2 Neurones
- 2.3.3 CNN
- 2.3.4 RNN

Deuxième partie

MÉTHODOLOGIE

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

MÉTHODOLOGIE

3.1 MÉTHODE DE DÉTECTION ET DE RECONNAISSANCE D'OBJETS

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer 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 DÉTECTION D'OBJETS EN MOUVEMENT

3.2.1 Représentation d'une vidéo

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer 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.

3.2.2 Extraction des régions d'intérêt

Troisième partie

EXPÉRIMENTATION & IMPLÉMENTATION

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

EXPÉRIMENTATION (IMPLÉMENTATION)

4.1 MATERIEL UTILISÉ POUR L'IMPLEMENTATION

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer 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 ÉLABORATION DE LA BASE DE DONNÉES

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer 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 CONSTRUICTION D'UN MODEL D'ENTRAINMENT

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer 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 RÉSULTATS D'EXPÉRIMENTATION

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer 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.

CONCLUSION

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.

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.

Quatrième partie

ANNEXES ET BIBLIOGRAPHIE

Quelques programmes

ANNEXE A: ADALINE SGD TRAINING CODE

ANNEXE B: RESULT OF TEST

ANNEXE C: DATASET & MODEL

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.

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] Léon Bottou. "Large-scale machine learning with stochastic gradient descent". In: *Proceedings of COMPSTAT'2010*. Springer, 2010, p. 177-186.
- [3] 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.
- [4] Donald E. Knuth. "Computer Programming as an Art". In: *Communications of the ACM* 17.12 (1974), p. 667-673.

COLOPHON

Cette étude a été très enrichissant pour moi, car il m'a permis de découvrir le domaine du Machine Learning, apprentissage supervisé, ses acteurs. Elle m'a permis de participer concrètement à ses enjeux au travers mes missions en apprentissage supervisé et la vision par ordinateur. Je préfère ainsi m'orienter vers un domaine lié à ma mission en Calcul Scientifique et le Data Science.

https://www.katangamining.com

Ce mémoire pour le travail de fin de cycle 2021 — 2021 qui traite la thématique du Machine Learning & Computer Vision a été rédigé par TSHELEKA KAJILA Hassan, étudiant de l'Université Nouveaux Horizons, conformément aux exigences du diplôme de Licencié en Sciences informatique, département : *Calcul Scientifique*.

https://www.unhorizons.org