Université Nouveaux Horizons

Apprentissage supervisé, la reconnaissance de plaque d'immatriculation utilisant l'algorithme de descente de gradient stochastique.

(Supervised learning, License Recognition using the stochastic gradient descent algorithm)

par TSHELEKA KAJILA HASSAN

Faculté des Sciences Informatiques 2022 Calcul Scientifique

Mémoire présenté à la Faculté des Sciences Informatique en vue de l'obtention du grade de Licencié en Sciences informatique. Filière : Calcul Scientifique

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 sur des vidéos en temps rée, 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 à des problèmes d'apprentissage 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 (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 la SGD moyenné, 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 intelligent basé sur l'intelligence artificielle pour une reconnaissance des plaques d'immatriculation des véhicules à l'aide du classificateur de descente de gradient stochastique Ridge-Adaline (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.

Mots clés: Suppervised Learning, Computer Vision, Stocastic Gradiant Descent, Pattern recognition.

Abstract

Recent cationic technological advancements in the field of information and communication have introduced intelligent ways to manage various aspects of life.

In this context, doing pattern recognition processing on videos in real time, the capabilities of statistical machine learning methods are limited by computing time rather than sample size. A more precise analysis reveals qualitatively different trade-offs for the case of small and large-scale learning problems. The large-scale case involves the computational complexity of the underlying optimization algorithm in a non-trivial way. Unlikely optimization algorithms such as stochastic gradient descent show amazing performance for large scale problems. In particular, the second order stochastic gradient and the averaged stochastic gradient are asymptotically efficient after a single pass over the training set. This work aims to provide an artificial intelligence (AI) -based intelligent system for vehicle license plate recognition using the Ridge Stochastic Gradient Descent Adaline (aka RASGD) Ridge Stochastic Gradient Descent Classifier. To minimize the cost function of the classifier, the RASGD adopts an unconstrained optimization model. In addition, to increase the speed of convergence of the classifier, the Adaline Stochastic Gradient Descent classifier is integrated with Ridge Regression. Finally, to validate the efficiency of intelligent system, the results of the proposed scheme were compared with advanced machine learning algorithms such as Support Vector Machine (SVM) and logistic regression methods. The intelligent RASGD system achieves 92% accuracy, which is better than other selected classifiers.

Keywords: Suppressed Learning, Computer Vision, Stocastic Gradiant Descent, Objects recognition.

Remerciements

Je remercie... Rappelez-vous de remercier \LaTeX

Table des matières

Résumé Abstract Remerciements								
					0	Intr	$\mathbf{roduction}$	2
						0.1	Généralités	2
	0.2	Contexte de notre recherche	3					
	0.3	Problématique	3					
	0.4	Objectifs	3					
1	Éta	at des connaissances	4					
	1.1		4					
	1.2	Les bases mathématiques de l'optimsation dans le Machine						
		Learning	4					
	1.3	Eléments de calcul différentiel	4					
		1.3.1 Convexité	4					
		1.3.2 Développement de Mac Taylor	4					
		1.3.3 Fonctions dérivables : Gradient	5					
		1.3.4 Fonctions dérivables : Hessienne	5					
		1.3.5 Fonctions dérivables : Jacobienne	5					
	1.4	Statistique & probabilité	5					
		1.4.1 Analyse bayésienne	5					
	1.5	Apprentissage de modèles linéaires	6					
		1.5.1 Régression Linéaire	6					
		1.5.2 Classificateur linéaire	7					
		1.5.3 Neurone Linéaire	7					
	1.6	Méthode d'optimisation et de minimisation d'erreur	7					
		1.6.1 Erreur et fonction coût	7					
		1.6.2 Moindres carrés linéaires	7					

		1.6.3 Descent de gradiant	8		
		1.6.4 Descente de gradiant stochastique	8		
	1.7	Perceptron	8		
2	Mé	hodologie	9		
	2.1	Méthode de détection et de reconnaissance d'objets	9		
	2.2	Détection d'objets en mouvement	9		
		2.2.1 Représentation d'une vidéo	9		
		2.2.2 Extraction des régions d'intérêt	9		
3	Exp	érimentation (Implémentation)	10		
	3.1	Materiel utilisé pour l'implementation	10		
	3.2		10		
	3.3		10		
	3.4		11		
4	Conclusion				
	4.1	First class test	12		
\mathbf{A}	Annexe A: Adaline SGD Training Code				
\mathbf{A}	Annexe B : Result of Test				
\mathbf{A}	Annexe C : Dataset & Model				
References					

Introduction

0.1 Généralités

La reconnaissance des formes dans les vidéos est un problème important en vision artificielle et en traitement d'images. Cette tâche est très utile vue l'accroissement du nombre de vidéos générées par les médias numériques (ex., internet, la télévision, les vidéos personnelles, la surveillance vidéo). 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).

??? parler de existant?

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.[7]

0.3 Problématique

Pour le système de vision humain, la reconnaissance des objets est une tâche simple et triviale. L'humain est capable de faire la distinction, d'une part, entre des objets et l'arrière-plan d'une image et d'autre part, entre plusieurs objets présents dans une scène de vidéo.??? pourquoi faire un système de reconnaissance des formes???? qu'est-ce que ça résout comme problème?

0.4 Objectifs

Ce travail vise à proposer une méthode intelligent basé sur l'intelligence artificielle pour une reconnaissance des plaques d'immatriculation des véhicules à l'aide du classificateur de descente de gradient stochastique Ridge-Adaline (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.[9]

État des connaissances

1.1

1.2 Les bases mathématiques de l'optimisation dans le Machine Learning

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.

1.3 Eléments de calcul différentiel

1.3.1 Convexité

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

1.3.2 Développement de Mac Taylor

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

1.3.3 Fonctions dérivables : Gradient

Une fonction multivariée (c-a-d a variable vectorielle)

$$f(x): \mathbb{R}^n \Longrightarrow \mathbb{R}: x \Longrightarrow f(x)$$

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

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

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

1.3.4 Fonctions dérivables : Hessienne

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.

1.3.5 Fonctions dérivables : Jacobienne

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.

1.4 Statistique & probabilité

1.4.1 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 Bayes¹, 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 :

$$\mathbb{P}(A|B) = \frac{\mathbb{P}(B|A)\mathbb{P}(A)}{\mathbb{P}(B)}$$
 (1.1)

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.

1.5 Apprentissage de modèles linéaires

1.5.1 Régression Linéaire

Le probleme de la régression linéaire

Lorem $O(h^3)$ 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.

Le cas de le regréssion linéaire

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. 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 .

La fonction d'erreur

1.5.2 Classificateur linéaire

A. Le cas séparable

B. Le cas non séparable

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.

C. Perceptron

1.5.3 Regression Logistique

1.6 Méthode d'optimisation et de minimisation d'erreur

1.6.1 Erreur et fonction coût

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.

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

Quis autem vel eum iure reprehenderit qui in ea voluptate velit esse quam nihil molestiae consequatur, vel illum qui dolorem eum fugiat quo voluptas nulla péariatur.

1.6.2 Moindres carrés linéaires

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.

1.6.3 Descent de gradiant

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

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

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.

1.6.4 Descente de gradiant stochastique

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.

1.7 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,

Méthodologie

2.1 Méthode de détection et de reconnaissance d'objets

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.

2.2 Détection d'objets en mouvement

2.2.1 Représentation d'une vidéo

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.

2.2.2 Extraction des régions d'intérêt

XXX ...

Expérimentation (Implémentation)

3.1 Materiel utilisé pour l'implementation

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.

3.2 Élaboration de la base de données

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.

3.3 Construiction d'un model d'entrainment

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 cil-

lum dolore eu fugiat nulla pariatur. Excepteur sint occaecat cupidatat non proident, sunt in culpa qui officia deserunt mollit anim id est laborum.

3.4 Résultats d'expérimentation

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.

At vero eos et accusamus et iusto odio dignissimos ducimus qui blanditiis praesentium voluptatum deleniti atque corrupti quos dolores et quas molestias excepturi sint occaecati cupiditate non provident, similique sunt in culpa qui officia deserunt mollitia animi, id est laborum et dolorum fuga. Et harum quidem rerum facilis est et expedita distinctio. Nam libero tempore, cum soluta nobis est eligendi optio cumque nihil impedit quo minus id quod maxime placeat facere possimus, omnis voluptas assumenda est, omnis dolor repellendus. Temporibus autem quibusdam et aut officiis debitis aut rerum necessitatibus saepe eveniet ut et voluptates repudiandae sint et molestiae non recusandae. Itaque earum rerum hic tenetur a sapiente delectus, ut aut reiciendis voluptatibus maiores alias consequatur aut perferendis doloribus asperiores repellat

Conclusion

4.1 First class test

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.

Sed ut perspiciatis unde omnis iste natus error sit voluptatem accusantium doloremque laudantium, totam rem aperiam, eaque ipsa quae ab illo inventore veritatis et quasi architecto beatae vitae dicta sunt explicabo. Nemo enim ipsam voluptatem quia voluptas sit aspernatur aut odit aut fugit, sed quia consequuntur magni dolores eos qui ratione voluptatem sequi nesciunt. Neque porro quisquam est, qui dolorem ipsum quia dolor sit amet, consectetur, adipisci velit, sed quia non numquam eius modi tempora incidunt ut labore et dolore magnam aliquam quaerat voluptatem. Ut enim ad minima veniam, quis nostrum exercitationem ullam corporis suscipit laboriosam, nisi ut aliquid ex ea commodi consequatur? Quis autem vel eum iure reprehenderit qui in ea voluptate velit esse quam nihil molestiae consequatur, vel illum qui dolorem eum fugiat quo voluptas nulla pariatur

Annexe A : Adaline SGD Training Code

Annexe B : Result of Test

Annexe C: Dataset & Model

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.

Bibliographie

- [1] Yaovi Ahadjitse. Reconnaissance d'objets en mouvement dans la vidéo par description géométrique et apprentissage supervisé. PhD thesis, Université du Québec en Outaouais, 2013.
- [2] T Syed Akheel, V Usha Shree, and S Aruna Mastani. Stochastic gradient descent linear collaborative discriminant regression classification based face recognition. *Evolutionary Intelligence*, pages 1–15, 2021.
- [3] Shun-ichi Amari. Backpropagation and stochastic gradient descent method. *Neurocomputing*, 5(4-5):185–196, 1993.
- [4] Vincent Barra Antoine Cornuéjols, Laurent Michet. Apprentissage automatique: Deep leaning, concepts et algorithmique. Eyrolles, 3rd edition, 2018.
- [5] Unkown Author. Python Machine Learning. Unkown Publisher, 2008.
- [6] Christopher M. Bishop. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer-Verlag New York, first edition, 2006.
- [7] Léon Bottou. Large-scale machine learning with stochastic gradient descent. In *Proceedings of COMPSTAT'2010*, pages 177–186. Springer, 2010.
- [8] Léon Bottou. Stochastic gradient descent tricks. In *Neural networks : Tricks of the trade*, pages 421–436. Springer, 2012.
- [9] Natarajan Deepa, B Prabadevi, Praveen Kumar Maddikunta, Thippa Reddy Gadekallu, Thar Baker, M Ajmal Khan, and Usman Tariq. An ai-based intelligent system for healthcare analysis using ridgeadaline stochastic gradient descent classifier. The Journal of Supercomputing, 77:1998–2017, 2021.
- [10] Kary Främling. Scaled gradient descent learning rate. Reinforcement Learning With Light-Seeking Robot, Proceedings of ICINCO, pages 1–8, 2004.
- [11] Thilo-Thomas Frieß and Robert F Harrison. A kernel based adaline. In *ESANN*, volume 72, pages 21–23. Citeseer, 1999.

[12] Rob GJ Wijnhoven and PHN de With. Fast training of object detection using stochastic gradient descent. In 2010 20th International Conference on Pattern Recognition, pages 424–427. IEEE, 2010.