

Compte : **Gghouibi**

Identifiant :

Titre : **Fiche-de-lecture.pdf**

Dossier : **Dossier par défaut**

Commentaires : *Non renseigné*

Chargé le : 15/06/2020 21:17

Similitudes document :

 **1%**

## INFORMATIONS DÉTAILLÉES

---

Titre : fiche-de-lecture.pdf

Description :

Analysé le : 16/06/2020 01:18

Identifiant : q4kfur3m

Chargé le : 15/06/2020 21:17

Type de chargement : Remise manuelle des travaux

Nom du fichier : fiche-de-lecture.pdf

Type de fichier : pdf

Nombre de mots : 2219

Nombre de caractères : 13162

Taille originale du fichier (kb) : 1536.43

## TOP DES SOURCES PROBABLES PARMI 1 SOURCE PROBABLE

---

## SIMILITUDES TROUVÉES DANS CE DOCUMENT/CETTE PARTIE

---

Similitudes à l'identique : **<1 %** 

Similitudes supposées : **<1 %** 

Similitudes accidentelles : **0 %** 

Sources très probables - 0

Sources peu probables - 0

Sources accidentelles - 12 Sources

Sources ignorées - 0 Sources

## SOURCES TRÈS PROBABLES

---

0 Source

Similitude

## SOURCES PEU PROBABLES

---

0 Source

























Similitude

## SOURCES ACCIDENTELLES

---

12 Sources

Similitude

1.	 Document: gu72wzh8 - appartient à un autre utilisateur	 <1%
2.	 Source Compilatio.net ws9z15yv	 <1%
3.	 Source Compilatio.net arxz25	 <1%
4.	 Source Compilatio.net 42xbpafq	 <1%
5.	 Source Compilatio.net blivrm6y	 <1%
6.	 Source Compilatio.net t5ge2hls	 <1%
7.	 Source Compilatio.net hucdrs6g	 <1%
8.	 Source Compilatio.net oq9k5vvt	 <1%
9.	 Source Compilatio.net 1cnhp8zw	 <1%
10.	 Source Compilatio.net u4qict28	 <1%
11.	 Source Compilatio.net gne938f7	 <1%
12.	 Source Compilatio.net ggetkauv	 <1%

## SOURCES IGNORÉES

---

0 Source

Similitude

## SIMILITUDES TROUVÉES DANS CE DOCUMENT/CETTE PARTIE

---

Similitudes à l'identique : <1 % 

Similitudes supposées : <1 % 

Similitudes accidentelles : <1 % 

Légende : Textes entre guillemets

Fiche de lecture

Les réseaux de neurones convolutifs dans le monde des

e

cylindriques

e

Auteur

GHOUIBI Ghassen

Encadré

e

Mr.Jean Jacques Mariage

Table des matières

e

I Introduction

I .1 Problématique . . . . .

e

I .2 Contexte . . . . .

II Réseaux de neurones convolutifs

e

Couche de convolution .

Couche de pooling . . .

Couche de correction . .

Couche FC . . . . .

Couche de perte . . . .

2

2

2

.

.

.

.

.

.

.

.

.

.





4  
4  
4  
5  
6

6

7

IV Mon avis

—

8

V Conclusion

8

1

I

Introduction

Le mixage entre l'informatique et la mécanique se fait en toute douceur

e

si on prend comme exemple les voitures.

Dans certaines tâches les humaines sont plus rapides puisqu'ils ont acquis un

a

point de vue humain qu'une machine n'a pas. C'est pour ,el` par exemple

c a

qu'on vous demande de prouvez votre humanité ` traves un formulaire faea

cile, CAPTCHA ou autre o` le but est par exemple der trouve les images

u

qui contiennent des voitures.

Pour les ordinateurs c'est un peu plus compliqué d'identifier dans des images

e

qui contiennent des panneaux par exemple vu qu'il doivent absorber une

quantité de données importantes et se d`ter de performance de calcul.

e

e

o

Les entreprises spécialisées comme GAFA et Tesla investissent des millions

e

e

de dollar dans le domaine du Big Data qui est en explosion continu. Dans

notre rapport on va se focaliser sur les voitures autonomes.

En eet, la reconnaissance de millions d'images ou de vidéos pour identifier

er un contenu précis est coûteux et demande une démarche particulière

e

u

e

e

et pourtant il existe très peu de techniques pour analyser ces données de

e

e

manière automatisée et efficace.



e

e

## I .1 Problématique

e

Les solutions de classification d'image présentent actuellement dans les

e

voitures intelligentes vont-elles permettre de réduire les accidents de la route ?

e

## I .2 Contexte

Dans ce rapport on peut définir notre contexte comme un problème de

e

e

classification, d'où on va présenter quelque variante des réseaux de neurones

u

e

e

convolutifs qui est une approche très populaire pour résoudre des problèmes

e

e

e

de reconnaissance de formes.

II

## Réseaux de neurones convolutifs

e

Les réseaux de neurones convolutifs sont des méthodes d'apprentissage

e

e

supervisé, ils suivent ce cycle ci-dessous :

e

Images

Classifieur

Detection

2

Plus en détail la réception des images en entrées ensuite les réseaux de

e

e

e

e

neurones convolutifs détectent les features de chaque image puis entraînent un classifieur dessus.

Comme détaillé auparavant on s'intéresse au problème de classification,

et  
et  
et  
et

Le réseau va donc calculer à partir de nos entrées un score pour chaque

et  
,

et

classe, Finalement la classe sera affectée à l'objet d'entrée qui a le meilleur

et a

et

a

score.

Une architecture de réseau de neurones se compose à travers un empilement

a

de couches de traitement :

1. couche de convolution qui traite les données d'un champ récepteur.

et

et

2. couche de pooling qui permet de compresser l'information.

3. couche de correction en référence à la fonction d'activation.

et

a

4. couche entièrement connectée qui est une couche de type perceptron.

et

et

5. couche de perte (LOSS).

Couche de convolution

La couche convolution est un bloc de construction indispensable d'un CNN.

Elle contient trois paramètres qui sont :

et

— La Profondeur

— Le Pas

— La marge

L'entrée d'une couche convolution est soit une image soit la sortie d'une

e

autre couche de convolution. Pour calculer le nombre de neurones de sortie

voici la formule :

$W = \frac{W_i - K + 2P}{S} + 1$

W =

0

—

—

—

—

i

S

+1

(1)

W<sub>i</sub> volume d'entrée

e

K nombre de champs récepteurs

e

S le pas

P taille de la marge

Couche de pooling

Cette partie permet de découper une image en entrée en petite série de

e

e

e

e

rectangles de n pixels.

3

Couche de correction

Pour améliorer le traitement entre les couches une fonction mathématique

e

e

appelée fonction d'activation de neurones sur les sorties par exemple la core

rection Unité Linéaire Rectifiée , la correction par tangente hyperbolique

e

e

e

, fonction sigmoïde.

Couche FC

Les neurones d'une couche entièrement connectée sont connectés avec

e

e

e

**toutes les sorties de la couche précédente.**

e e

Couche de perte

La couche de perte mesure la manière dont l'entraîne-

e

u

nement du réseau pénalise

e

e

l'écart entre le signal prévu et réel, en utilisant plusieurs fonctions de pertes

e

e

e

peuvent être utilisées par exemple Softmax, Euclidienne et Entropie croisée

e

e

e

sigmoïde.

III

Solution CNN

III.1 Reconnaissance de signalisation en temps réel

e

**Dans cette partie on se base sur l'article**

de Alexander Shustanov et Pavel

Yakimov, qui expliquent l'implémentation de reconnaissance de signalisation

e

a

à travers un réseau de neurones convolutifs.

e

La reconnaissance d'une signalisation se fait sur deux étapes, d'abord la

e

localisation ensuite la classification.

La solution proposée dans l'article montre que l'utilisation de l'algorithme

e

GHT ` donné un résultat final de 97.3% de précision testé sur le dataset

a

e

e

e

e

GTSRB 1

Implémentation proposée

e

Comme détaillé auparavant l'article utilise la bibliothèque Deep Leare

e

e

ning de TensorFlow sur le dataset GTSRB avec l'architecture suivante :

Convolutional, stride 2, kernel 3x3x16

Convolutional, stride 2, kernel 3x3x32

Convolutional, stride 2, kernel 3x3x64

Fully connected-512

SoftMax

Le test sur d'autres architectures ` donné un résultat de 0.9 d'occurrence de

a

e

e

classification, en revanche on a décidé de réduire le nombre de layers. Cette

e

e

1. <http://benchmark.ini.rub.de/?section=gtsrb&subsection=news>

4

architecture montre qu'un seul layer n'est pas suffisant pour avoir l'occurrence souhaitée.

e

Méthode

e

Occurrence FPS

Sliding window + SVN

100%

1

Modied GHT with preprocessing + CNN

99.94%

50

ConvNet

99.55%

38

Modied GHT with preprocessing

97.3%

43

Modied GHT without preprocessing

89.3%

25

Viola-Jones

90.81%

15

HOG

70.33%

20

Les algorithmes d'velopp's dans cet article ont 't' test' sur des vid'os

e

e

ee

e

e

prises avec un Anroid Nvidia Shield Tablet install' dans une voiture voici

e

un exemple :

Finalement pour l'valuation du temps d'ex'cution pour la classication

e

e

voici les ressources utilis'es :

e

Hardware

Training Clasication d'une image (64x64)

Nvidia GeForce GTX 650

7 min

0.05 ms

Nvidia GeForce GTX 650M 12 min

0.14 ms

Intel Core i7

16 min

0.37 ms

Conclusion

Dans cet article l'implémentation d'algorithme de classification pour la reconnaissance de trac montre un très bon résultat avec 99.94% d'images classées correctement.

e

5

III .2 Détection de collision

e

**Dans cette partie on va se baser sur**

l'article écrit par XIAOHUI HUANG,PAN

e

HE de l'université de Floride aux États-Unis.

e

e

De nos jours les caméras de surveillance submergent les rues des grandes

e

ville pour des raisons de sécurité par exemple. En effet, utiliser ces caméras

e

e

e

pour détecter en temps réel les collisions présentent un défi vu que les

e

e

e

e

scénarios de conduite sont trop variés. Par exemple chaque conducteur aura

e

e

un réflexe différent par rapport à une situation de danger.

e

a

Implémentation proposer

e

En g n ral un outil de surveillance vid o devrait r pondre   plusieurs

e e

e

e

a

exigences :

  D tecter tous les v hicules (arr t s ou en mouvement)

e

e

ee

  Classier les v hicules d tect s en cat gories (bus,voitures,moto,v lo)

e

e

e

e

e

  Extraire des caract ristiques spatiales (mouvement,vitesse, trajectoire),d tection d'anomalies

e

  D tection de condition de circulation (vitesses variables entre les

e

voies,trac l ger) , condition d clairage (ensoleill ,couvert,nuit,pluvieux)

e

e

e

2 qui contient trois types de donn es vid os des inL'article utilise TNAD

e

e

tersections de trac qui sont utilis s pour d tection d'accident et aussi pour

e

e

des t ches de surveillance.

a

Les m thodes de d tection d'objets sont g n ralement des approches

e

e

e e

bas es sur l'apprentissage automatique ou l'apprentissage approfondi sur



e

des propositions régionales (zones ou partitions) ou des approches d'apprentissage approfondi de bout en bout.

Au début à l'aide R-CNN on va résoudre le problème de sélection d'un

e

a

e

e

e

grand nombre de régions pour générer un certain nombre de propositions

e

e e

régionales et ensuite classer ces régions à l'aide de SVM.

e

e

a

L'algorithme de recherche sélective est ensuite utilisé pour les propositions

e

sions de région et pour générer une sous-segmentation initiale ainsi que

e

e e

de nombreuses régions candidates. Ensuite il va permettre de combiner

e

itérativement les régions similaires en plus grandes, et finalement utiliser

e

e

les régions générées pour produire la version finale de proposition de région

e

e ee

e

candidate.

## 2. Trac Near Accident Dataset

6

Ces propositions de régions candidates sont transformées en carrés et alignées

e

e

mentées en réseau de neurones convolutionnels qui prennent le rôle d'un

e

e

o

extracteur de fonctionnalités.

e

La couche en sortie sert à alimenter un SVM pour classer la présence de

a

e

l'objet dans cette proposition de région candidate.

e

L'apprentissage approfondi de bout en bout YOLO 3 utilise un seul

réseau convolutionnel pour prédire ce qu'on appelle bounding-box, des boîtes

e

e

tes

englobantes, ainsi que les probabilités correspondantes.

e

Il prend d'abord l'image et la divise en une grille  $S \times S$ , dans chacune des

parties de la grille, nous prenons  $m$  boîtes

tes englobantes. Pour chacune des

boîtes

tes englobantes à échelle multiple. Le réseau génère une probabilité de

a e

e

e e

e

classe et des valeurs de décalage pour le cadre de sélection.

e

e

Ensuite, il sélectionne les boîtes englobantes qui ont la probabilité de classe

e

tes

e

au-dessus d'une valeur seuil et les utilise pour localiser l'objet dans l'image.

Voici une image qui nous permet de mieux comprendre :

Conclusion

Les expériences dans cet article ont montré l'avantage du modèle proposé

e

e

e

e

par rapport à d'autres modèles avec des performances quantitatives des

a

e

a

fréquences d'images élevées.

e

e e

3. un algorithme de détection d'objet qui considère la détection comme un problème

e

e

e

e

de régression de bout en bout

e

7

IV

Mon avis

Pour minimiser les accidents de la route il sera indispensable d'utiliser

la technologie. En effet ceci pourra être résolu avec des voitures autonomes

e

e

sachant qu'il existe quelques prototypes de voitures intelligentes. Cependant

la passation du modèle classique de voitures aux voitures électriques se fait

e

e

de manière très lente, les recherches actuelles ne font que prouver la stabilité

e

limité et l'incertitude des algorithmes comme CNN. Au final la transition vers

e

e

e

l'automatisation des voitures peut donc être longue. De plus, ces voitures

e

permettront peut-être de protéger les humains et réduire de beaucoup le

e

e

e

nombre d'accidents mais il faudra s'attendre à d'autres problèmes de la part

a

e

des voitures autonomes.

V

Conclusion

Les travaux effectués dans les articles sont très intéressants, en apprenant

e

e

dissant dans ces articles on constate que chaque problème de classification

e

ou autre demande certain pré-requis, il faudrait donc étudier d'autres algorithmes

e

algorithmes afin d'avoir une connaissance large et pouvoir mettre en concurrence

ces derniers.

Tesla dépassent de loin toutes les concurrences dans le monde des véhicules

e

e

mais est-ce qu'on arrivera à avoir des voitures complètement autonomes dans

a

e

le futur proche ouvert au public avec des prix abordables.

8