CERTIFICAT D'ANALYSE



Compte : Gghouibi

Identifiant:

Titre : Fiche-de-lecture (1).pdf
Dossier : Dossier par défaut

Commentaires : *Non renseigné*Chargé le :03/06/2020 15:10

Similitudes document:



INFORMATIONS DÉTAILLÉES

Titre: fiche-de-lecture (1).pdf

Description:

Analysé le: 03/06/2020 16:21

Identifiant:xgy7n4jh

Chargé le : 03/06/2020 15:10

Type de chargement : Remise manuelle des travaux

Nom du fichier : fiche-de-lecture (1).pdf

Type de fichier : pdf Nombre de mots : 2568 Nombre de caractères : 15050

Taille originale du fichier (kb): 2561.35

TOP DES SOURCES PROBABLES- PARMI 12 SOURCES PROBABLES

1. Document: rgu7m3zl - appartient à un autre utilisateur

2%

SIMILITUDES TROUVÉES DANS CE DOCUMENT/CETTE PARTIE

Similitudes à l'identique : 2 % 👽

Similitudes supposées : 1 % 🕠

Similitudes accidentelles : <1 %

Sources très probables - <u>12</u> Sources peu probables - <u>2</u> Sources accidentelles- <u>5 Sources</u> Sources ignorées - <u>0 Sources</u>

SOURCES TRÈS PROBABLES

12 Sources	,	Similitud
1. Document: Id93pnyw - appartient à un autre utilisateur		2%
2. Source Compilatio.net 6izepurb		2%
3. Source Compilatio.net 7e8d9mwu		2%
4. Source Compilatio.net 17cujywg		2%
5. Source Compilatio.net 819a7obx		2%
6. Source Compilatio.net pcdnoiq4		2%
7. fr.m.wikipedia.org//wiki/Réseau neuronal convolutif		2%
8. Source Compilatio.net dnbou6p5		2%
9. Source Compilatio.net m25opkgs		2%
10. Source Compilatio.net rgu7m3zl		2%
11. Source Compilatio.net xr96ze4o		2%
12. Source Compilatio.net aoickw2m		2%

SOURCES PEU PROBABLES

2 Sources	Similitude
1. Document: 2vk3zy1I - fiche de lecture reda SAIDANI.pdf	1 %
2. Source Compilatio.net 6tzaur57	1 %

SOURCES ACCIDENTELLES

5 Sources	Similitude
1. Document: vw2gbn9y - appartient à un autre utilisateur	<1%
2. Source Compilatio.net dxeuil2w	<1%
3. Source Compilatio.net 3xizl9wc	<1%
4. Source Compilatio.net td75xrgf	<1%
5. Source Compilatio.net 4h7ylmrn	<1%

SOURCES IGNORÉES

0 Source Similitude

SIMILITUDES TROUVÉES DANS CE DOCUMENT/CETTE PARTIE

Similitudes à l'identique : 2 %
Similitudes supposées : 0 %

Similitudes accidentelles : <1 % 🕡

Légende : Textes entre guillemets

TEXTE EXTRAIT DU DOCUMENT

Fiche de lecture
Les r'seaux de neurones convolutifs dans le monde des
e
cylindr´es
e
Auteur
GHOUIBI Ghassen
Encadr´ par
e
Mr.Jean Jacques Mariage
Contents
I Introduction
2
I.1. Contexte
I.2. Probl´matique
e
II CNN
3
II.1. D'nition
e
II.2. Algorithme
III Solution CNN
III.1.
III.2.
III.3.
III.4.
2
2
3
4

4
D'tection de signalisation
е
D´tection de collision
е
D´tection de dommages mat´riel
е
е
Voiture autonome
IV Mon avis

•		
•		
•		
•		
•		
•		
•		

•
•
•
•
•
4
6
7
7
8
V Conclusion
8
1
I Introduction
Les t^ches que les humains pensent qu'il sont acquises sont souvent les plus
a
diciles `accomplir pour les machines.
a

C'est pourquoi quand on vous demande de prouver votre humanit´` travers
ea
ces tests CAPTCHA, on vous pose toujours une question ridicule et simple,
par exemple si une image contient ou non un panneau routier.
Ces tests sont ecaces pour d'terminer si un utilisateur est humain parce
e
que la reconnaissance d'image en contexte est dicile pour les machines.
Les ordinateurs pour r'pondre avec pr'cision ` ce type de questions de
e
e
a
mani`re automatis´e et ecace pour de grandes quantit´s de donn´es est
e
e
e
e
compliqu´e.
e
Pour r'pondre ` ce probl`me, des entreprises comme Amazon d'pensent
e
а
е
е
beaucoup d'argent pour traiter manuellement les probl`mes de classication
е
des images et des vid´os.
е
L''tiquetage manuel des donn'es est quelque chose que nous voyons d'j`
е
е
ea
dans des entreprises comme Facebook pour organiser des histoires de ux
d'actualit´s.
e
L'examen manuel de millions d'images et de vid´os pour identier certains
e
types de contenu est extr^mement fastidieux et co^teux.
e
u

Pourtant, malgri cela il existe peu de techniques pour analyser ecacement
е
le contenu d'images et de vid'os de mani`re automatis'e.
e
е
е
I.1 Contexte
La classication avec des r'seaux de neurones articiels est une approche
е
tr`s populaire pour r'soudre les probl`mes de reconnaissance de formes.
е
е
е
Un r'seau de neurones est un mod`le math'matique bas' sur la connexion
е
е
е
е
a
`traves l'autre unit´s neuronales de la m^me mani`re que les r´seaux neue
е
е
е
ronaux biologiques.
Dans notre pr'sentation on va 'tudier de plus proche les r'seaux de neurones
е
е
е
convolutifs sur un sujet important c'est les accidents en voiture.
Les accidents de voitures en France provoque 9 morts par jour !
La distraction est une cause majeure des accidents de la route en t^te de liste
е
on trouve qu'envoyer des messages ou t'l'phoner peut augmenter vos chance
ee
que faire un accident fatal bien s'r align' avec l'alcool au m'me d'gr'.
u
е
e

e e
I.2 Probl'matique
е
Est ce que les nouvelles solutions trouv's dans le domaine de classication
е
d'image, machine learning et pr'diction peuvent r'duire les accidents de la
е
е
route voir les 'liminer compl'tement ?
е
е
2
II CNN
II.1 D´nition
е
Les r'seaux de neurones convolutifs ont une m'thodologie similaire `celle
e -
e 2
des m'thodes traditionnelles d'apprentissage supervis' : ils re,oivent des ime
e
ages en entr´e, d´tectent les features de chacune d'entre elles, puis entraˆ
e
e
nent
un classieur dessus.
Les principaux 'I'ments sont les suivants :
ee
• Un r'seau de neurones est un syst`me compos' de neurones, g'n'ralement
e
e
e
e e
r'partis en plusieurs couches connect'es entre elles
е
е

• Un tel syst`me s'utilise pour r'soudre divers probl`mes statistiques,
е
е
е
mais nous nous int'ressons ici qu'au probl`me de classication (tr`s
е
е
е
courant).
Dans ce cas, le r´seau calcule` partir de l'entr´e un score (ou probae
a
е
bilit') pour chaque classe.
е
La classe attribu'e ` l'objet en entr'e correspond
` celle de score le
e a
e
a
plus 'lev'
e e
Chaque couche re,oit en entr'e des donn'es et les renvoie transform'es.
C
e -
e •
Pour cela, elle calcule une combinaison lin´aire puis applique ´ventuellement
e
e
une fonction non-lin´aire, appel´e fonction d'activation.
e -
e
Les coecients de la combinaison lin'aire d'nissent les param'tres
e
e
e
(ou poids) de la couche
Un r´seau de neurones est construit en

empilant les couches : la sortie
е
d'une couche correspond ` l'entr´e de la suivante.
а
е
Cet empilement de couches d'nit la sortie nale du r'seau comme le
е
е
r´sultat d'une fonction di´rentiable de l'entr´e
е
e
e
• La derni`re couche calcule les probabilit´s nales en utilisant pour
e
e
fonction d'activation la fonction logistique (classication binaire) ou
la fonction softmax (classication multi-classes)
• Une fonction de perte (loss function) est associ´e` la couche nale
e a
pour calculer l'erreur de classication, Il s'agit en g'n'ral de l'entropie
e e
crois´e.
е
• Les valeurs des poids des couches sont
appris par r´tropropagation du
е
gradient : on calcule progressivement (pour chaque couche, en partant
de la n du r´seau) les param`tres qui minimisent la fonction de perte
е
е
r´gularis´e.
e
е
L'antimisation se fait avec une descente du gradient
L'optimisation se fait avec une descente du gradient stochastique
3
II.2 Algorithme

Une architecture de r'seau de neurones convolutifs est form'e par un eme

e

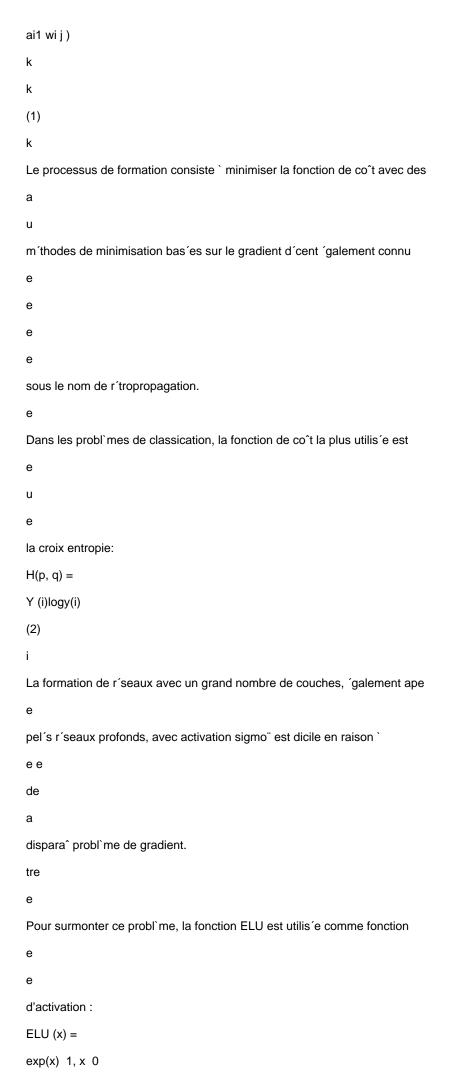
а

е

pilement de couches de traitement :



trac dans le but de lire les panneaux de signalisation.
En eet on doit ître au courant de tous les venements dans un champ de
e
е
vision pour savoir comment se comporter dans notre cas c'est les objets sur
la route(voitures,camion) et les panneauxetc
En r`gle g´n´rale, les neurones sont organis´s en couches et les connexions
e
e e
е
sont 'tablie entre des neurones provenant uniquement de couches adjacentes.
e
Le vecteur d'entit´ de bas niveau d'entr´e est plac´ dans la premi`re couche
e
e
e
e
et passer d'un calque ` l'autre, est transform´ en vecteur d'entit´s de haut
a
е
е
niveau.
La quantit´ de neurones de la couche de sortie est ´gal au nombre de classes
е
е
de classication.
Ainsi, le vecteur de sortie est le vecteur de probabilit's montrant la possie
bilit' que le vecteur d'entr'e appartienne ` une classe correspondante.
е
е
a
Un neurone articiel impl´mente l'additionneur pond´r´, dont la sortie est
e
ee
d'crite comme suit:
е
aj = (
i



x, x > 0
(3)
Pour r'soudre la t^che de reconnaissance des panneaux de signalisation,
е
a
nous avons utilis' la biblioth`que d'apprentissage en profondeur TensorFlow.
e
е
Formation et tests ont 't' mis en œuvre
en utilisant l'ensemble de donn'es,
ee
е
La m'thode d'velopp'e permet de classer les 16 plus populaires types de
е
е
е
panneaux de signalisation.
5
L'algorithme d'velopp' dans l'article a 'galement 't' test' sur les images
е
е
е
ee
е
vid´o obtenues dans les rues ` l'aide d'un appareil Android Tablette Nvidia
е
a
Shield int'gr'e ` une voiture.
e e a
La gure montre les fragments des images originales avec des panneaux
de signalisation marqu's sur l'image.
е
III.2 D´tection de collision
е
La reconnaissance des 'v'nements dans les sc'nes naturelles pose un d'
e e
е
е

pour les approches d'apprentissage en profondeur de la reconnaissance des
activit´s, car un nombre insusant d'exemples de formation sont g´n´ralement
е
e e
disponibles pour apprendre ` se g´n´raliser ` toutes les conditions d'observation
a
e e
a
requises et aux variations d'apparence.
Par exemple, dans les sc'narios de conduite, les 'v'nements critiques
е
e e
sont souvent fonction de la relation spatiale des objets pro'minents, mais
е
les donn´es d'apprentissage sur les ´v´nements disponibles peuvent ne pas
е
e e
pr´senter de variation sur une gamme d'aspects susamment large.
е
Il est donc important de d'velopper des mod`les de reconnaissance d'activit'
е
е
е
qui peuvent g'n'raliser ecacement ` travers l'apparence des objets et les
e e
a
interactions inter-objets.
La gure montre la d'tection d'une collision dans un trac.
e
Dans cette article l'architecture propos´ de r´seau convolutionnel ` deux
е
е
a
ux qui eectue la d'tection, le suivi et la d'tection des accidents proches
е
е
des usagers de la route dans les donn'es vid'o de circulation.

е

е	
6	
Les r'seaux convolutionnels ` deux ux consistent en un r'seau de ux	
e	
а	
e	
pour d'tecter les v'hicules individuels et probablement pr`s des r'gions accie	
e	
e	
е	
dent'es au niveau de la trame unique, en capturant fonctionnalit's d'apparence	
е	
е	
avec une m´thode de d´tection d'objets de pointe.	
е	
е	
III.3 D'tection de dommages mat'riel	
е	
е	
La d'tection automatis e des dommages ext'rieurs aux voitures et leur quane	
е	
е	
tication (gravit' des dommages) aideraient les concessionnaires de voitures	
е	
d'occasion (Marketplace) ` 'valuer les voitures avec pr'cision et rapidit' en	
ae	
е	
е	
'liminant le processus manuel d''valuation des dommages.	
e	
e	
Le concept est tout aussi avantageux pour les assureurs, en termes de	
r`glement plus rapide des sinistres et donc de plus grande satisfaction client.	
e	
Dans cette partie on va parler de la d'tection de rayures de voiture ` l'aide	
е	
a	
de l'apprentissage par transfert CNN tirant parti du backend Tensorow.	
• Extraction des r'gions d'int'r't (ROI): l'image est transmise ` un	

е
ee
a
r´seau CNN qui renvoie la r´gion d'int´r^ts bas´e sur des m´thodes
e
е
ee
е
е
telles que la recherche s'lective (RCNN) ou RPN
e
• les r'gions sont transmises ` un r'seau enti`rement connect' qui les
е
a
е
е
е
classe en di´rentes classes d'images.
е
Dans notre cas, il s'agira de rayures (dommages) ou d'arri`re-plan
е
(carrosserie sans dommage).
• Enn, une r'gression de bo^ englobante (BB) est utilis'e pour pr'dire
е
te
е
е
les bo^ englobantes pour chaque r'gion identi'e pour resserrer les
tes
е
е
bo^ englobantes (obtenir BB exact d'nissant les coordonn'es relates
е
е
tives)
tives) Le masque R-CNN est un mod`le de segmentation d'instance qui permet

е
int´resse.
е
Ainsi, Mask R-CNN a deux grandes t^ches: 1) d'tection d'objet bas e sur
a
e
e
BB ('galement appel'e t^che de localisation) et 2) segmentation s'mantique,
e
e a
e
qui permet de segmenter des objets individuels au pixel d'une sc`ne, quelles
e
que soient les formes.
Ensemble, ces deux t^ches Masque R-CNN obtient la segmentation d'instance
a
pour une image donn'e.
e
III.4 Voiture autonome
La gure montre un sch'ma de principe simpli' du syst'me de collecte des
е
е
е
donn´es d'apprentissage de DAVE-2.
e
Trois cam´ras sont mont´es derri`re le pare-brise de la voiture d'acquisition
e
e
е
7
de donn'es, et la vid'o horodat'e des cam'ras est captur'e simultan'ment
е
е
е
е
е
е
avec l'angle de braquage appliqu´ par le conducteur humain.
е

La commande de direction est obtenue en tapant sur le bus CAN (Controller
Area Network) du v'hicule.
е
An de rendre notre syst`me ind´pendant de la g´om´trie de la voiture,
е
е
e e
nous repr´sentons la commande de direction comme 1 / r, o` r est le rayon
e
u
de braquage en m`tres.
е
Nous utilisons 1 / r au lieu de r pour 'viter une singularit' lors de la conduite
е
е
en ligne droite (le rayon de braquage pour la conduite en ligne droite est
l'inni). 1 / r passe en douceur par le biais de z´ro des virages ` gauche
е
a
(valeurs n´gatives) aux virages ` droite (valeurs positives).
е
a
IV Mon avis
Pour r'soudre notre probl`me d'accident de la route il sera indispensable de
е
е
se d'rigier vers des voitures autonome puisque les recherches actuelles fait
е
que prouver la stabilit´ de ces algorithmes.
е
Au nal des points qu'on gagne ` traves l'automatisation des voitures mise
a
a
`part la r'duction des accidents et d'embouteillage
c'est on a plus besoin
e
de permis de conduire pour conduire.
V Conclusion

Les travaux faits dans les articles sont vraiment tr's int'ressante il serait ime
e
portant d'´tudier d'autres algorithmes d'apprentissage automatique pour la
e
gravit´ des accidents de circulation et appliquer ces algorithmes sur di´rents
e
e
ensembles de donn'es pour mettre en comp'tition ces algorithmes sachant
e
e
que l'avanc´ de Tesla par rapport aux autres marques fera la di´rence dans
e
e
le future proche.

8