

UNIVERSITATEA “ALEXANDRU IOAN CUZA” DIN IAȘI
FACULTATEA DE INFORMATICĂ



LUCRARE DE LICENȚĂ

**Identificarea semnelor de circulație prin rețele
convulutionale**

propusă de

George-Alin Atodiresei

Sesiunea: *iulie, 2019*

Coordonator științific

Lect. Dr. Anca Ignat

UNIVERSITATEA “ALEXANDRU IOAN CUZA” DIN IAȘI
FACULTATEA DE INFORMATICĂ

**Identificarea semnelor de circulație prin rețele
convulsionale**

George-Alin Atodiresei

Sesiunea: *iulie, 2019*

Coordonator științific

Lect. Dr. Anca Ignat

Avizat,

Îndrumător Lucrare de Licență

Titlul, Numele și prenumele _____

Data _____

Semnătura _____

DECLARAȚIE privind originalitatea conținutului lucrării de licență

Subsemnatul(a)

domiciliul în

născut(ă) la data de, identificat prin CNP

absolvent(a) al(a) Universității „Alexandru Ioan Cuza” din Iași, Facultatea de

specializarea, promoția, declar pe

propria răspundere, cunoscând consecințele falsului în declarații în sensul art. 326 din Noul

Cod Penal și dispozițiile Legii Educației Naționale nr. 1/2011 art.143 al. 4 și 5 referitoare la

plagiat, că lucrarea de licență cu titlul:

_____elaborată sub îndrumarea dl. / d-na

_____, pe care urmează să o susțină în fața comisiei este originală, îmi aparține și îmi asum conținutul său în întregime.

De asemenea, declar că sunt de acord ca lucrarea mea de licență să fie verificată prin orice modalitate legală pentru confirmarea originalității, consimțind inclusiv la introducerea conținutului său într-o bază de date în acest scop.

Am luat la cunoștință despre faptul că este interzisă comercializarea de lucrări științifice în vederea facilitării falsificării de către cumpărător a calității de autor al unei lucrări de licență, de diploma sau de disertație și în acest sens, declar pe proprie răspundere că lucrarea de față nu a fost copiată ci reprezintă rodul cercetării pe care am întreprins-o.

Data azi,

Semnătură student

DECLARAȚIE DE CONSIMȚĂMÂNT

Prin prezenta declar că sunt de acord ca Lucrarea de licență cu titlul „*Identificarea semnelor de circulație prin rețele convoluționale*”, codul sursă al programelor și celelalte conținuturi (grafice, multimedia, date de test etc.) care însoțesc această lucrare să fie utilizate în cadrul Facultății de Informatică.

De asemenea, sunt de acord ca Facultatea de Informatică de la Universitatea „Alexandru Ioan Cuza” din Iași, să utilizeze, modifice, reproducă și să distribuie în scopuri necomerciale programele-calculator, format executabil și sursă, realizate de mine în cadrul prezentei lucrări de licență.

Iași,

Absolvent *George-Alin Atodiresei*

(semnătura în original)

Cuprins

Introducere.....	6
Contributii	9
1. Glosar	10
2. Setul de date	10
2. Preprocesarea imaginilor	13
3. Construirea rețelei convulutionale.....	14
4. Antrenarea rețelei	21
5. Clasificarea semnelor de circulatie.....	22
6. Concluzii si directii viitoare.....	22
7. Bibliografie	24

Introducere



Mai sus avem un semn de circulatie oarecare. Pentru unii dintre noi acesta reprezinta doar un cerc si un numar. Pentru altii, reprezinta limita dintre o amenda usturatoare sau o luna fara permis de conducere. Fie ca suntem soferi, biciclisti, motociclisti sau pietoni, semnele de circulatie sunt peste tot in jurul nostru si incearca sa organizeze haosul care este traficul de pe sosele, sa ofere informatii tuturor celor care le vad si sa impuna restrictiile necesare cand este nevoie.

Odata cu trecerea timpului, omul a tot cautat sa-si delege din atributii catre calculator si roboti, care deveneau si devin din ce in ce mai inteligenti si capabili sa preia din responsabilitatile cotidiene. Astfel au aparut si primii asistenti in trafic, prima oara prin intermediul GPS-ului, care nu recunoaste semnele de circulatie in timp real, ci are zonele in care sunt aplicate salvate odata cu traseul. Insa, dupa ceva timp, odata ce toate masinile au inceput sa aiba camera ce sunt capabile sa filmeze in toate directiile, au inceput sa apara si sisteme inteligente care se ocupa cu recunoasterea semnelor de circulatie, a semafoarelor si mai nou, a benzilor de circulatie, cu tehnologia Lane

Assist. In momentul actual, Tesla este aproape pregatita sa scoata o masina total autonoma pe piata, dar si celelalte marci nu se lasa mai prejos, masina autonoma fiind urmatorul mare punct al evolutiei industriei automotive.

Exemplu de sistem de identificare al semnelor de circulatie:



1

Toate aceste progrese se datoreaza computer vision-ului.

Computer vision este un domeniu care in ultimii ani a ajuns sa fie foarte folosit in viata de zi cu zi a oamenilor. Fie ca este vorba de recunoastere faciala pentru deblocarea telefonului, de filtrele folosite pe aplicatiile de social media sau pentru a vedea orice oras din lume in 3D, cu ajutorul Google Maps, acest domeniu capata din ce in ce mai mult teren in viata oamenilor. Computer vision poate fi impartit in mai multe subdomenii: clasificare de imagini, restaurare de imagini, motion tracking etc.

Clasificarea de imagini reprezinta unul dintre campurile care avanseaza cel mai rapid, fiind nevoie de aceasta tehnologie mai ales in industria auto, unde masinile autonome incep sa fie din ce in ce mai sigure, fiind capabile sa se descurce in orice situatie din trafic. Pentru a ajunge in stadiul acesta, ele au trebuit intai sa poata intelege mediul in care isi desfasoara activitatea, de liniile de pe strada pana la semnele de circulatie pe care le intampina. O cautare mai in detaliu arata si modul in care

¹ Ford Focus-Traffic Sign Recognition: <https://www.youtube.com/watch?v=kJfa2HsTtlg>

aceste probleme au fost rezolvate, mai ales în cazul semnelor de circulație. Soluția este folosirea metodelor de învățare automată pentru a antrena o rețea specializată pentru recunoașterea acestor semne. Pentru antrenament avem nevoie de o bază de date destul de mare cu semne de circulație și o platformă pe care să antrenăm rețeaua respectivă. Setul de date este cea de la GTSRB, care conține 43 de clase, câte una pentru fiecare semn de circulație și peste 30000 de imagini pe care putem antrena rețeaua. Pentru antrenamentul propriu zis, vom folosi rețele convoluționale cu backend Tensorflow, pentru a putea face antrenamentul pe laptop-ul personal. Vom urmări astfel, cum se găsește și cum se folosește setul de date, cum se construiește rețeaua, cum se antrenează aceasta și cum este folosită pentru cazuri noi.

În final, pentru verificarea corectitudinii soluției, vom testa rețeaua pe poze cu semne de circulație care nu se regăsesc în setul de antrenament și vom vedea dacă aceasta îl identifică corect.

Contributii

- Construirea unei retele potrivite pentru sarcina urmarita
- Gasirea si utilizarii unei baze de date cu peste 30000 de imagini pentru antrenament
- Realizarea unui mediu unde antrenamentul retelei se poate face in timp util
- Compararea intre diferite medii de executie
- Testarea retelei pe imagini neintalnite de aceasta
- Construirea unor grafice ce reflecta capacitatile retelei

1. Glosar

- Acuratete - probabilitatea modelului de a prezice corect un termen
- Functie de activare – o functie ce transforma un input dintr-un strat printr-o anumita formula in input pentru urmatorul strat
- Batch- numar de elemente folosite intr-o iteratie
- Epoch- reprezinta o trecere prin tot setul de date
- Layer- un set de neuroni unde se proceseaza un set de input sau output-ul altor layere
- Loss – o unitate de masura care indica cat de departe este predictia rețelei de rezultatul asteptat
- Neuron- reprezinta un nod din retea, care de obicei ia mai multe valori ca si input si genereaza un output
- One-hot encoding- reprezinta un vector in care unul din elemente este 1 iar restul 0
- Prediction- output-ul unui model atunci cand ii primeste un input
- Underfitting- reprezinta caracteristica unui model care nu are o acuratete mare
- Overfitting- reprezinta caracteristica unui model care devine prea specializat pe setul de data antrenat si nu este pregatit sa lucreze cu date noi²

2. Setul de date

In momentul de fata, cel mai mare impediment in fata progresului aplicatiilor bazate pe clasificarea de imagini este lipsa de seturi de date de mari dimensiuni pe care sa se poate face antrenamentul. Cu cat setul de date de antrenament este mai mare, cu atat aplicatia v-a fi mai sigura si de incredere. In cazul de fata, avem nevoie de un set de date care sa contina cat mai multe imagini cu semne de circulatie. Solutia la aceasta problema a fost oferita in cadrul Conferintei Internationale de Retele Neuronale, unde a fost introdus GTSRB (The German Traffic Sign Benchmark) care contine 43 de clase, fiecare reprezentand un semn de circulatie gasit pe strazile din Germania si peste 25000 de imagini pentru antrenament si peste 10000 de imagini pentru validarea modelului.

Exemple de imagini:

² Machine Learning Glossary: <https://developers.google.com/machine-learning/glossary/>



3

Figure 1

De asemenea, imaginile sunt destul de diversificate, neexistand o anumita clasa care sa contina prea multe imagini fata de celelalte clase. Acest lucru asigura faptul ca toate semnele de circulatie au sanse aproximativ egale pentru a fi recunoscute dupa antrenament.

³ GTRSB: <http://benchmark.ini.rub.de/?section=gtsrb&subsection=dataset>

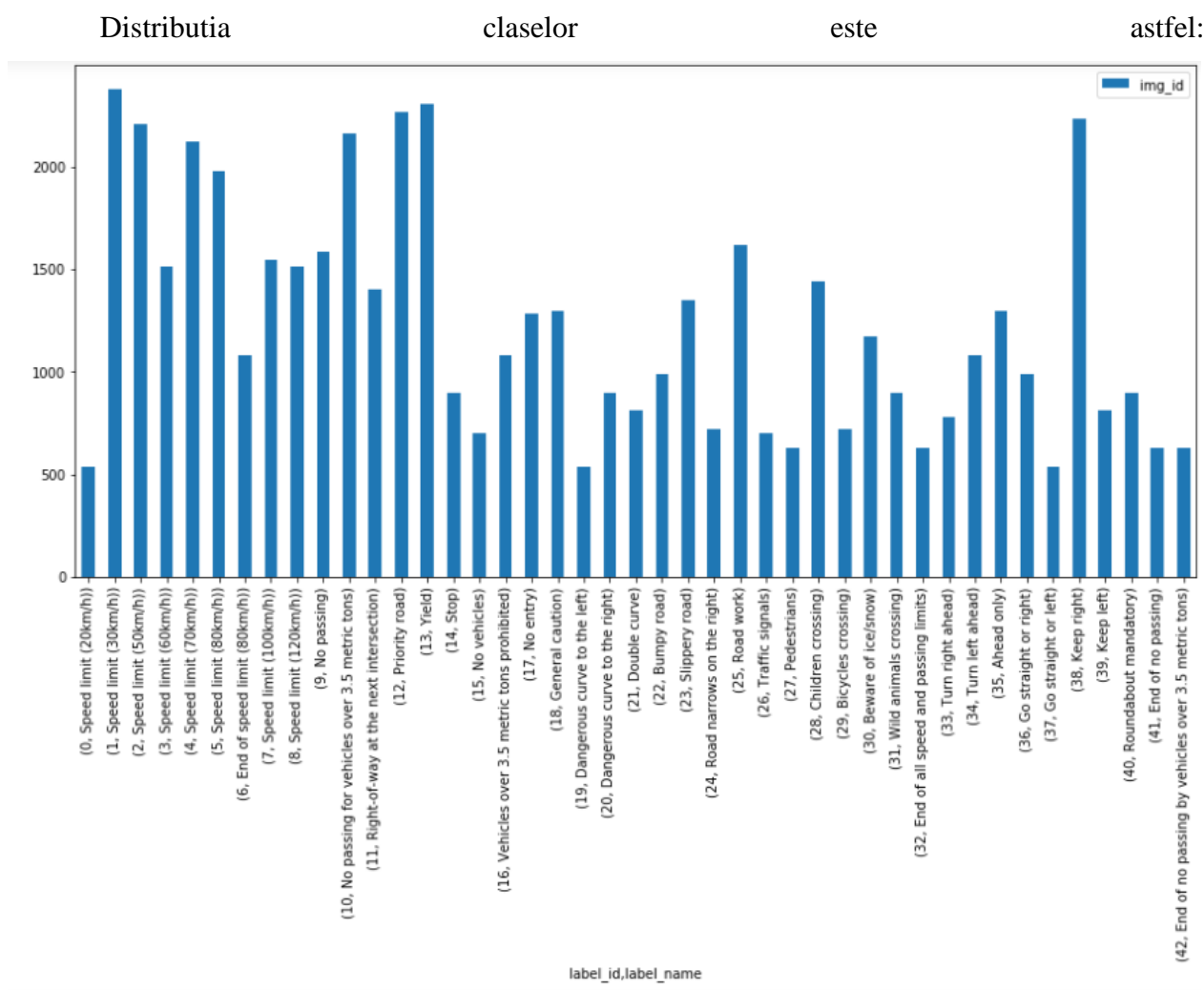


Figure 2⁴

Imaginile au dimensiuni intre 15x15 si 250x250 de pixeli, ceea ce pune dificultati retelei. Pentru a rezolva aceasta problema, am introdus un pas de preprocesare, unde imaginile sunt redimensionate la dimensiunea standard de 48x48 de pixeli.

O alta optiune pentru setul de date ar fi fost BelgiumTS Dataset, care contine mai multe clase de imagini decat GTSRB, 62 mai exact si peste 4000 de imagini de antrenament. Deci, acest set de data contine are doar 10% din dimensiunile celui ales. De asemenea, acest set nu are o

⁴ Recognising Traffic Signs With 98% Accuracy Using Deep Learning: <https://towardsdatascience.com/recognizing-traffic-signs-with-over-98-accuracy-using-deep-learning-86737aedc2ab>

varietate foarte mare in luminozitatea imaginilor, unghiul de vizualizare, claritatea si, in mare, diversitatea pe care o ofera cel german.

Exemple de imagini:



Figure 3

Daca comparam exemplele de imagini din Figura 1 si Figura 3, putem observa diferentele notabile dintre cele doua seturi de date. Cele din Figura 1 captureaza un spectru mai larg de conditii de luminozitate si vizualizare. Imaginile din Figura 3 au, in mare parte, aceeasi luminozitate si aproximativ acelasi unghi, fiind prea rigid pentru nevoile retelei noastre. Dupa cum am spus in Introducere, o retea are nevoie de cat mai multe date pe care sa se antreneze, din care sa obtina informatii noi si sa le valorifice. In cazul nostru, diversitatea parametrilor imaginii reprezinta unul dintre cei mai importanti metrice in alegerea setului de date de lucru.

2. Preprocesarea imaginilor

In acest pas, imaginile sunt preprocesate pentru pregatirea lor de intrare in retea. In cazul nostru, preprocesarea consta in modificarea dimensiunilor fiecarei imagini in dimensiunile

standard de 48x48. In mod normal, incarcarea imaginilor in memorie nu ar trebui sa dureze foarte mult timp. Insa, luand in calcul preprocesarea si volumul mare de date, acest pas dureaza foarte mult timp, aproximativ 10 minute din timpul total de executie.

3. Construirea rețelei convulutionale

O retea convulutionala este o retea capabila sa ia o imagine ca date de intrare, sa asigneze importanta diferitelor aspecte din imagini si sa faca diferenta intre ele. Conexiunile dintr-o retea convulutionala este asemanatoare conexiunilor neuronale din creierul uman.⁵

Structura grafica a unei rețele convulutionale generale:

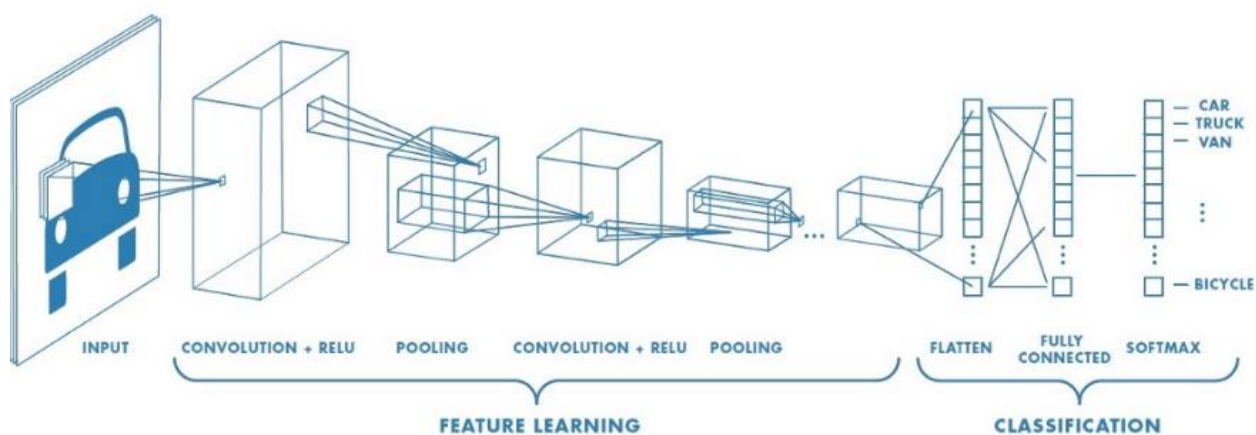


Figure 4

1

In Figura 2 sus regasim urmatoarele notiuni:

- Input
- Convolution layer
- ReLU activation
- Pooling
- Flatten
- Fully Connected

⁵ A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks: <https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53>

- Softmax

In cazul nostru, structura rețelei este următoarea:

```
model = Sequential ([Conv2D (16, (3, 3), padding='same',
                             input_shape= (3, 48, 48),
                             activation='relu'),
                    Conv2D (16, (3, 3), activation='relu'),
                    MaxPooling2D (pool_size= (2, 2)),
                    Dropout (0.5),
                    Conv2D (32, (3, 3), padding='same',
                             activation='relu'),
                    Conv2D (32, (3, 3), activation='relu'),
                    MaxPooling2D (pool_size= (2, 2)),
                    Dropout (0.5),
                    Conv2D (64, (3, 3), padding='same',
                             activation='relu'),
                    Conv2D (64, (3, 3), activation='relu'),
                    MaxPooling2D (pool_size= (2, 2)),
                    Dropout (0.5),
                    Flatten (),
                    Dense (512, activation='relu'),
                    Dropout (0.5),
                    Dense (43, activation='softmax'))])
```

Observăm astfel că rețeaua este una generală, adaptată la datele problemei prezentate.

Pentru a înțelege întregul proces de învățare, vom parcurge rețeaua de la un capăt la altul:

1. Primul strat convolutional (Conv2D) – Primul parametru din metoda, 16, reprezintă batch_size, mai exact, dimensiunea grupurilor pe care rețeaua le va folosi pentru antrenament. Dimensiunea acestor grupuri trebuie să fie în concordanță cu setul de date, ele influențând viteza cu care se va face antrenamentul și validitatea acestuia. La finalul trecerii unui batch prin rețea, se recalculează greutățile din matricea filtru. De asemenea, primul layer din rețea este și locul unde se primește input-ul, care, aici, este de (3,48,48), unde 3 este numărul de canale de culoare, și 48 reprezintă lungimea și lățimea imaginilor pe care

rețeaua le va primi ca și input. În acest prim strat, pentru a “învăta” imaginea, rețeaua are un **filtru**, reprezentat de o matrice, care drept elemente niste greutăți, alese aleatoriu pentru prima iterație. Acest filtru, în cazul nostru de (3,3), parcurge imaginea, care la rândul ei este tot o matrice, în cazul nostru de 48x48x3, fiecare element reprezentând un pixel din imaginea primită ca input. Filtrul începe parcurgerea din colțul stanga sus, și înmulțește valorile elementelor din matricea filtru și valorile elementelor din matricea ce reprezintă pixelii din imagini, după care adună valorile între ele plus un bias, și obține un număr, care este stocat. Apoi filtrul este mutat către dreapta cu o valoare dată, în cazul de față, 1, și se repetă procesul anterior. Când ajungem în marginea din dreapta, filtrul este mutat în partea din stanga, cu valoarea dată mai jos. Astfel, se produce o glisare a filtrului pe toată imaginea dată ca și input. La final, pentru cazul nostru, vom avea o matrice de 46x46x3. Această matrice obținută după parcurgerea imaginii se numește activation map.⁶

În Figura 5 avem reprezentată operația de convoluție:

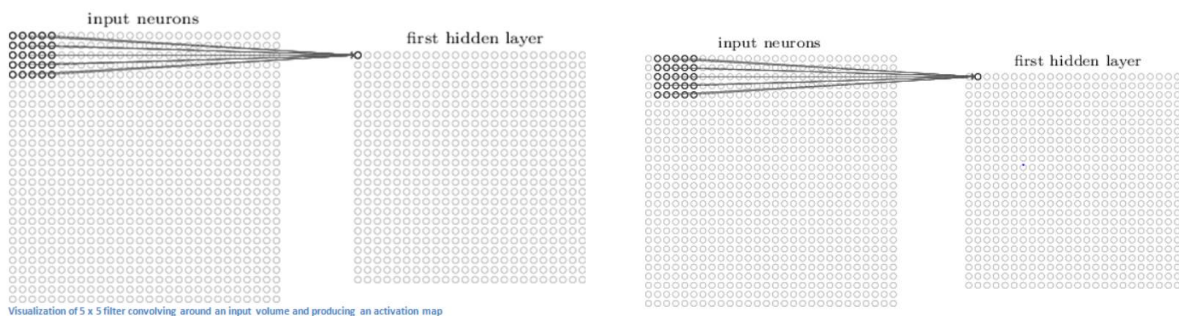


Figure 5⁷

2. Funcția de activare (ReLU activation) – Funcția de activare decide dacă un neuron din rețea trebuie activat sau nu, prin calcularea greutății acestui neuron. Acesta decide dacă informația primită de neuron este relevantă sau trebuie ignorată. Principalul rol este de a adăuga non-linearitate în output-ul unui neuron. O rețea neuronală fără o funcție de activare este doar un

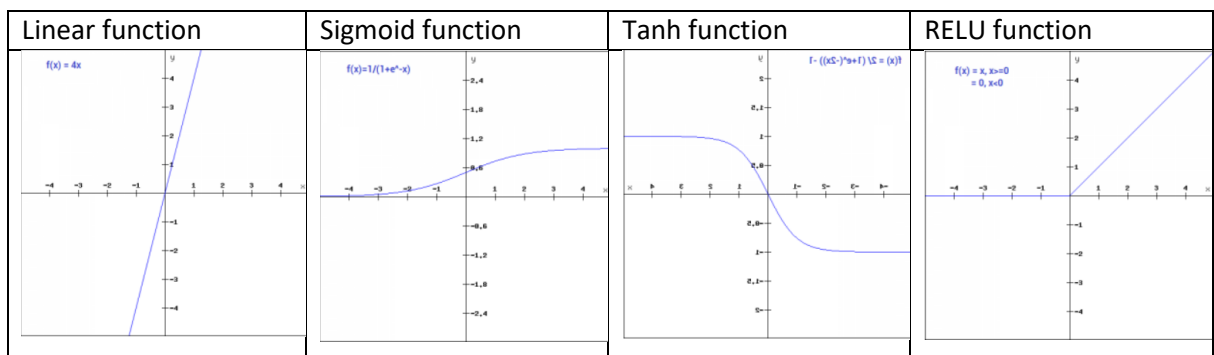
⁶ A Beginner's Guide To Understanding Convolutional Neural Networks: <https://adeshpande3.github.io/A-Beginner%27s-Guide-To-Understanding-Convolutional-Neural-Networks/>

⁷ Deep Learning By Michael Nielsen: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/index.html>

model de regresie liniar. Prin adaugarea functiei de activare, modelul capata abilitatea de a invata si realiza actiuni mai complexe. Neuronii nu pot invata doar cu functie liniara atasata. Din acest motiv, neuronii au atasate functii non-liniare.

Printre cele mai folosite functii de activare sunt:

- Linear function: $f(x)=ax$
- Sigmoid function: $f(x)=1/(1 + e^{-x})$
- Tanh function: $f(x)=\frac{2}{1+e^{-2x}} - 1$
- RELU (Rectified linear unit): $f(x)=\max (0, x)$



8

Functia de activare folosita in cazul nostru este cea RELU, din urmatoarele motive:

- Este o functie non-liniara, dupa cum putea vedea din graphic.
 - Calculele necesare nu necesita la fel de multa putere de calcul ca in cazul altor functii.
 - Nu activeaza toti neuronii in acelasi timp, facand retea eficienta.
 - RELU lucreaza cel mai bine ca un aproximator general.
3. Pooling (MaxPooling2D) – Acest strat este folosit pentru a reduce dimensiunea input-ului pentru fiecare strat de convolutiune. Stratul de pooling impiedica retea sa devina prea specifica (fenomenul de overfitting), sa generalizeze. Astfel, prin aplicarea stratului de pooling, retea nu devine prea rigida cu localizarea caracteristicilor, mai ales prin schimbarea orientarii caracteristicii detectate. Spre exemplu, daca la un nivel inferior o caracteristica gasita este o anumita linie, prin pooling, ne asiguram ca acea linie va fi

⁸ Fundamentals of Deep Learning – Activation Functions and When to Use Them? : <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/10/fundamentals-deep-learning-activation-functions-when-to-use-them/>

identificata si in nivelele superioare, indiferent de orientarea liniei. De asemenea, ne asiguram se afla definitorie.

Pooling-ul

12	20	30	0
8	12	2	0
34	70	37	4
112	100	25	12

max pooling

20	30
112	37

average pooling

13	8
79	20

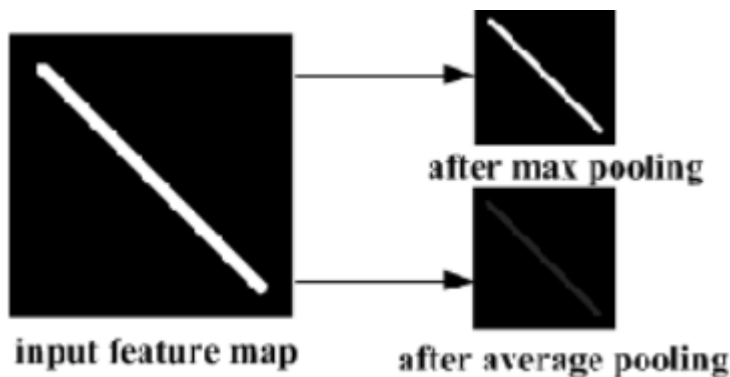
ca zona exacta in care caracteristica nu este

poate fi de doua feluri:

- Max pooling
- Average pooling

Reprezentare pentru pooling:

Pentru a intelege diferentele dintre cele doua tipuri de pooling, exemplul de mai jos este sugestiv



10

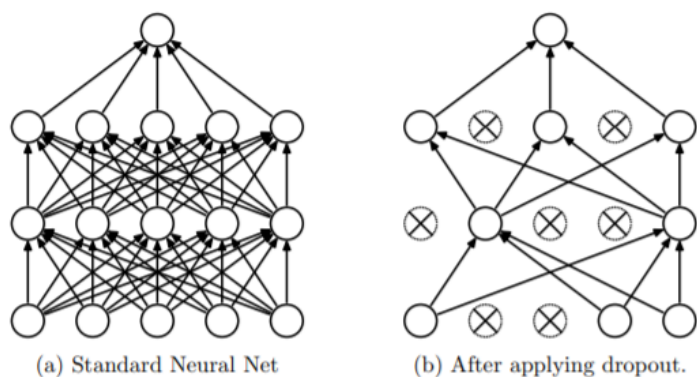
Din cate putem observa mai sus, max pooling-ul este mai potrivit pentru setul nostru de date, intrucat acest procedeu pastreaza mai efficient caracteristicile ce ne intereseaza dintr-o imagine, cum ar fi marginile si colturile.

4. Dropout – Dropout-ul este o tehnica prin care se previne tendinta retelei de a deveni prea specifica. Tehnica consta in dezactivarea unor neuroni, eliminarea acestora temporar din retea, cu tot cu conexiunile pe care acestia le au, input si output. Prin eliminarea unor neuroni, vom obtine astfel o noua arhitectura de retea. Modul in care se elimina neuronii este dupa un parametru p , care reprezinta probabilitatea unui neuron de a fi eliminat. In cazul de fata, p are valoare 0.5, adica fiecare neuron are probabilitate de 50% de a fi eliminat din retea. Odata eliminate, fiecare neuron care inca este activ trebuie sa invete sa lucreze cu alte unitati alese aleator. Asta ar trebui sa faca ca fiecare strat sa fie mai robust si sa ii ofere abilitatea de a fi independent de unitati din alte straturi pentru a-si corecta greselile.¹¹

Exemplu de retea inainte si dupa aplicarea dropout-ului:

¹⁰ Sursa: https://www.researchgate.net/figure/Toy-example-illustrating-the-drawbacks-of-max-pooling-and-average-pooling_fig2_300020038

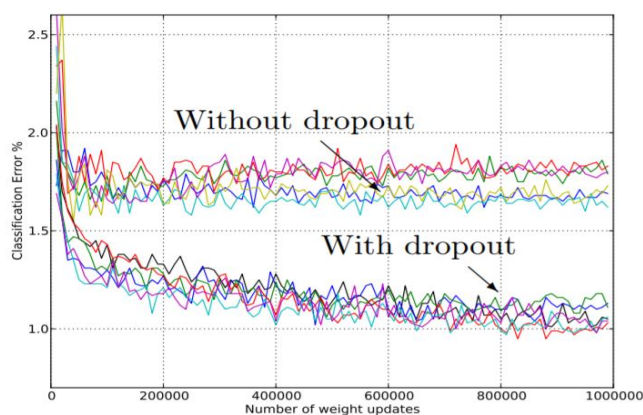
¹¹Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting: <http://jmlr.org/papers/volume15/srivastava14a/srivastava14a.pdf>



11

Prin folosirea dropout-ului si asigurarea capabilitatii rețelei de a evita overfitting-ul, ne putem astepta ca aceasta sa fie mai performanta decat una in care nu s-a folosit.

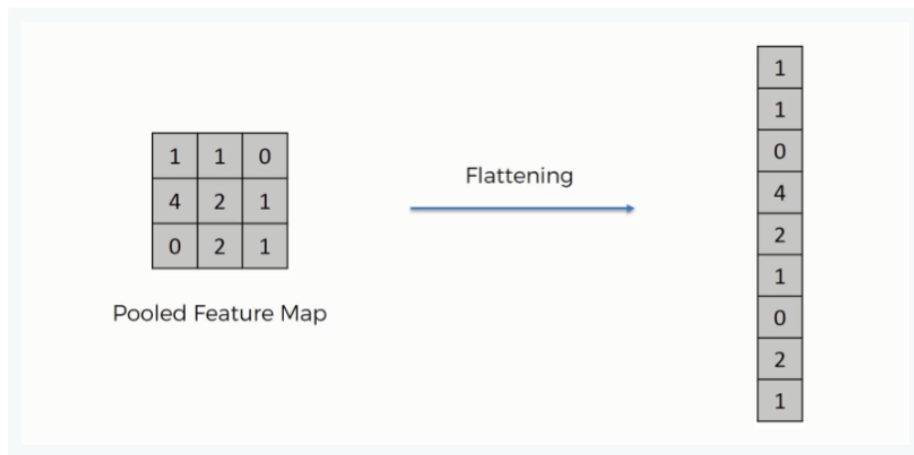
Pentru a vedea efectele dropout-ului asupra performantei modelului, avem urmatorul grafic:



12

5. Flatten – Este stratul in care rețeaua se pregătește de clasificarea propriu-zisă. Aici, input-ul este transformat din 2D în 1D, rezultând un vector ce va fi transmis straturilor fully connected pentru clasificare.

¹² Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting: <http://jmlr.org/papers/volume15/srivastava14a/srivastava14a.pdf>



13

6. Fully connected – Dense – Este ultimul layer din cadrul rețelei, unde se procesează tot antrenamentul interior. În acest layer, fiecare neuron din layerul anterior este conectat cu fiecare neuron din layerul curent. Acest layer este cel mai dens, cu cei mai mulți parametri. De asemenea, aici este pusă și o funcție de activare, în cazul nostru RELU, ca și în cazul straturilor anterioare, iar la final, folosim funcția softmax. Funcția softmax face clasificarea efectivă. Clasificatorul softmax returnează probabilitatea fiecărei clase din setul nostru de date de a se regăsi în imagine. În cazul nostru, după aplicarea clasificatorului, vom avea un vector de 43 de elemente, fiecare element i reprezentând probabilitatea semnului cu id-ul i să fie cel din imagine. Spre exemplu, dacă pe poziția 10 avem o probabilitate de 75%, atunci înțelegem că rețeaua consideră, în proporție de 75% că semnul din imagine este cel cu id-ul 10.

4. Antrenarea rețelei

După ce am parcurs construirea rețelei, urmează să vedem cum antrenăm această rețea. Pentru antrenamentul rețelei am folosit Tensorflow și Keras, care sunt tool-uri pentru Python specializate pe folosirea rețelelor neuronale. Pentru că lucrăm cu imagini, am ajuns să folosim o versiune specială de Tensorflow, unde, pentru viteză, antrenamentul rețelei se face cu puterea de procesare a plăcii video.

În prima fază, antrenarea rețelei se facea cu ajutorul CPU-ului, iar, pentru un ciclu de 10 epochs, rularea programului dura aproximativ 26 de minute, 10 pentru a încărca imaginile și 16

pentru antrenamentul propriu-zis. Dar având în vedere că datele noastre sunt imagini, ar fi indicat să folosim o unitate specială pentru lucrul cu imagini, și anume, placa video. Tensorflow oferă un posibilitatea de a face acest lucru. Pentru a lucra eficient, am recurs la Anaconda, o platformă pentru Python, unde se pot crea diferite environment-uri, fiecare cu pachetele sale. Astfel, am creat un environment unde procesarea se face pe CPU și unul unde procesarea se face pe GPU.

Pentru a observa diferențele dintre cele două avem următorul tabel:

	CPU	GPU
Timp total de execuție	~26 de minute	~ 12 minute
Timp total per epoch	~78 secunde	~6 secunde
Acuratete	87.23%	92.11%

Din câte putem observa din tabelul de mai sus, antrenarea unui epoch durează de aproximativ 12 ori mai mult pe CPU decât pe GPU. De aici, observăm că folosirea plăcii video pentru antrenament este necesară pentru obținerea unui timp decent de antrenament. De asemenea, acuratețea este mai mare în cazul antrenamentului pe GPU.

5. Clasificarea semnelor de circulație

Odată obținut modelul antrenat, acesta trebuie testat pe semne de circulație pe care nu le-a văzut vreodată, pentru a-i verifica corectitudinea. Acest lucru se face foarte ușor cu ajutorul Keras-ului. Pentru clasificare, încarcăm modelul în memorie și-i oferim ca și input o imagine cu un semn de circulație. De asemenea, imaginea este preprocesată înainte de a fi bagată în rețea, pentru a se asemăna cu imaginile pe care modelul le-a văzut.

6. Concluzii și direcții viitoare

După implementarea acestei soluții, am dedus că această nouă arie are foarte multe de oferit și foarte mult spațiu de progres. Pentru că ne-am axat pe circulație și vehicule, considerăm că soluția poate fi îmbunătățită, astfel încât să poată juca un rol de asistent de drum pentru orice om. Pe viitor, o recunoaștere a semafoarelor ar trebui să fie următorul pas. După aceea, recunoașterea pietonilor, a marcărilor stradale și chiar a altor mașini ar fi niște pași evidenti în continuarea aplicației. Deși, multe din noile mașini vin cu asemenea sisteme, considerăm că soluția oferită în lucrarea prezentată este pentru cei dintre noi care încă se află la volanul unor mașini, la ieșirea din fabrică, aveau drept

cel mai performant sistem sistemul audio MP3. Astfel, o implementare care sa poata fi integrata in masinile mai vechi ar putea feri oamenii de niste accidente produse din neatenție.

7. Bibliografie

1. Ford Focus-Traffic Sign Recognition:<https://www.youtube.com/watch?v=kJfa2HsTtlg>
2. GTRSB: <http://benchmark.ini.rub.de/?section=gtsrb&subsection=dataset>
3. Recognising Traffic Signs With 98% Accuracy Using Deep Learning:
<https://towardsdatascience.com/recognizing-traffic-signs-with-over-98-accuracy-using-deep-learning-86737aedc2ab>
4. A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks: <https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53>
5. A Beginner's Guide To Understanding Convolutional Neural Networks:
<https://adeshpande3.github.io/A-Beginner%27s-Guide-To-Understanding-Convolutional-Neural-Networks/>
6. Deep Learning By Michael qNielsen: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/index.html>
7. Fundamentals of Deep Learning – Activation Functions and When to Use Them? :
<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/10/fundamentals-deep-learning-activation-functions-when-to-use-them/>
8. The Ultimate NanoBook to understand Deep Learning based Image Classifier:
<https://towardsdatascience.com/https-medium-com-rishabh-grg-the-ultimate-nanobook-to-understand-deep-learning-based-image-classifier-33f43fea8327>
9. Sursa: https://www.researchgate.net/figure/Toy-example-illustrating-the-drawbacks-of-max-pooling-and-average-pooling_fig2_300020038
10. Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting:
<http://jmlr.org/papers/volume15/srivastava14a/srivastava14a.pdf>
11. Convolutional Neural Networks (CNN): Step 3 – Flattening:
<https://www.superdatascience.com/blogs/convolutional-neural-networks-cnn-step-3-flattening>