SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET ELEKTROTEHNIKE I RAČUNARSTVA

DIPLOMSKI RAD br. 1115

DUBOKE KONVOLUCIJSKE NEURONSKE MREŽE ZA RASPOZNAVANJE ZNAKOVA

Matija Ilijaš

Zagreb, lipanj 2015.

Umjesto ove stranice umetnite izvornik Vašeg rada.
Da bi ste uklonili ovu stranicu obrišite naredbu `\izvornik`.

Sadržaj

1. Uvod

Uvod rada. Nakon uvoda dolaze poglavlja u kojima se obrađuje tema.

2. Optičko prepoznavanje znakova

3. Umjetne neuronske mreže

Umjetna neuronska mreža je algoritam strojnog učenja inspiriran strukturom i funkcionalnošću ljudskog mozga. Zasniva se na paralelnoj obradi podataka, te vrlo dobro rješava sve probleme kod kojih postoji složena nelinearna veza ulaza i izlaza. Radi s velikim brojem parametara i varijabli, te može raditi s nejasnim podacima što ju čini robusnom na pogreške. Zbog svoje robusnosti, najčešća primjena neuronske mreže je u raspoznavanju uzoraka, obradi slike i govora, nelinearnom upravljanju itd.

Mreža se sastoji od tri vrste sloja: ulaznog, izlaznog, te skrivenog koji povezuje prethodna dva. Čvorišta, tzv. neuroni, skrivenog sloja povezani su težinskim vezama s ulaznim i izlaznim neuronima. Dvije su faze rada umjetnih neuronskih mreža: učenje (treniranje) i obrada podataka (eksploatacija). Učenje je iterativan postupak predočavanja ulaznih primjera i očekivanog izlaza pri čemu dolazi do postupnog prilagođavanja težina veza neurona. Nakon što se težine skrivenog sloja prilagode postupkom treniranja, eksploatacijom neuronske mreže može se za do tad neviđeni ulazni primjer dobiti pripadajući izlaz.

4. Duboko učenje

Duboko učenje se u zadnjih nekoliko godina pojavilo kao novo obečavajuće područje statističkog strojnog učenja. Iako je sama ideja prezentirana u radovima Yanna Lecuna i Georgea Hintona prije gotovo 30 godina, duboko učenje je postalo predmetom istraživanja relativno nedavno. Razlog tome su bila tada nedovoljno snažna računala za učenje velikih modela karakterističnih za taj pristup. Koncept dubokog učenja zasniva se na učenju korisnih prezentacija podataka povezanih u obliku hijerarhije. Ideja je djelomično inspirirana vizualnim korteksom mozga sisavaca koji se sastoji od niza procesirajućih elemenata koji obrađuju vizualni podražaj. Dokaz da duboko učenje u nekoj mjeri oponaša vizualni korteks su i nedavna istraživanja gdje su se naučene značajke pokazale slične onima u korteksu. Glavna karakteristika algoritama dubokog učenja je velik broj slojeva kroz koje ulazni podatak mora proći do izlaza, gdje se prvi dio prolaza može zamisliti kao formiranje hijerarhijskog prikaza podatka, a drugi kao proces klasifikacije. Time jedan algoritam dubokog učenja ustvari preuzima zadatak izvlačenja korisnih značajki iz podataka uz sami zadatak klasifikacije. Kod učenja takvog algoritma cijeli se postupak uči na temelju podataka, te se time gubi potreba za ručnim definiranjem značajki podataka.

4.1. Hijerarhijski prikaz podataka

Slika se može klasifikatoru prikazati na mnogo načina, od kojih je najjednostavniji vektor vrijednosti intenziteta piksela. Apstraktniji prikaz bio bi recimo skup rubova na slici, a još apstraktniji skup različitih oblika. Neki prikazi olakšavaju klasifikatoru proces učenja, a različiti problemi klasifikacije zahtijevaju razvijanje različitih prikaza odnosno značajki ulaznih podataka. Stoga se tradicionalno razvijanje rješenja problema klasifikacije sastoji od dva dijela, razvijanja kvalitetnih značajki koje olakšavaju učenje te razvijanja klasifikatora.

Proces razvoja kvalitetnih značajki podrazumijeva promatranje svojstva ulaz-

nih podataka te naglašavanje onih koja su maksimalno diskriminantna. Napredak u točnosti klasifikacije većim dijelom se ostvarivao razvijanjem boljih značajki, tako je na primjer značajni napredak u prepoznavanju čovjeka ostvaren razvijanjem HoG značajki koje su dobro opisivale lokalne oblike te u isto vrijeme bile invarijantne na promjene osvijetljenja i geometrijske transformacije. No s obzirom da se takav postupak razvijanja značajki bazira na ljudskom promatranju podataka, dolazi do gubitka informacija koje čovjek nije u stanju vidjeti.

Kako bi se koristile sve informacije iz podataka, potrebne su metode koje određuju diskriminantne značajke izravno iz skupa podataka. Među popularnijim metodama tog tipa su metoda linearne diskriminantne analize (LDA) te metoda glavnih komponenata (PCA). Linearna diskriminantna analiza pronalazi prikaz podataka koji maksimalno diskriminira podatke različitih klasa, dok metoda glavnih komponenata prikazuje podatke kao linearnu kombinaciju linearno nekoreliranih varijabli koje imaju najveću varijancu.

Istraživanja vizualnog korteksa mozga sisavaca pokazala su da vizualni podražaj prolazi kroz više procesirajućih slojeva koji tvore hijerarhiju gdje svaki dodatni sloj predstavlja dodatnu razinu apstrakcije. Značajke dobivene prethodno navedenim metodama predstavljaju jednu razinu apstrakcije, te se mogu zamisliti kao imitacija najnižeg sloja vizualnog korteksa. Ideja dubokog učenja je inspirirana je vizualnim korteksom te se zasniva na učenju korisnih prezentacija podataka povezanih u obliku hijerarhije razina apstrakcije. Cilj dubokog učenja je razviti što kvalitetniji hijerarhijski prikaz objekata klasifikacije uz pomoć velike količine podataka.

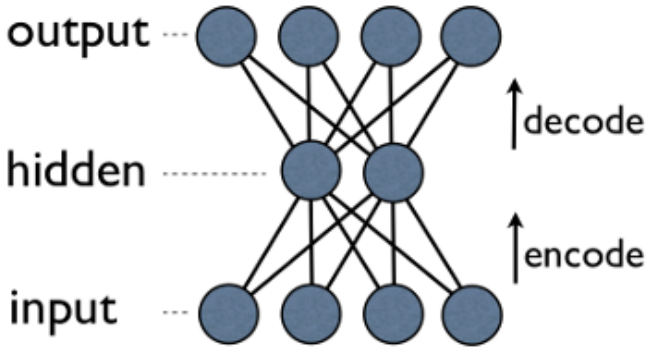
4.2. Učenje dubokih mreža

Kao što je ranije spomenuto ideja dubokog učenja je naučiti hijerarhiju značajki iz podataka. S obzirom da to zahtijeva nekoliko dodatnih slojeva mreže, kompleksnost dubokih modela značajno je veća od standarnih. Poznato je da količina potrebnih podataka za kvalitetno učenje modela raste proporcionalno sa brojem njegovih slobodnih parametara. Stoga je za učenje dubokih mreža potrebno za red veličine više podataka nego kod učenja standarnih klasifikatora. Nedovoljna količina podataka za učenje, te nedovoljno jaka računala za učenje tako velikih modela, razlog su zašto duboko učenje nije zaživjelo 1980-ih godina kada je prvi put predstavljeno kao ideja. Dolazak specijaliziranih razvojnih alata za brzo učenje mreža na grafičkim karticama, kao i sve veća količina dostupnih podataka

za učenje, omogućili su da duboko učenje u zadnjih nekoliko godina pokaže svoj potencijal na raznim problemima strojnog učenja. Jedna od velikih prednosti dubokog učenja je što uz metode nadziranog učenja ima razvijene i metode nenadziranog učenja. Sve veća količina podataka postaje dostupna za učenje, no velikim dijelom radi se o neoznačenim podatcima. Kako bi se i ti podatci iskoristili potrebne su metode nenadziranog učenja.

Kao što je ranije spomenuto, duboki modeli predstavljaju hijerarhiju značajki podataka, a jednu razinu apstrakcije moguće je postići metodom glavnih komponenata (PCA). Stoga se u teoriji postavlja pitanje da li uzastopnim primjenjivanjem metode glavnih komponenata možemo dobiti traženu hijerarhiju. Odgovor na to pitanje je da ne možemo, a razlog tome je linearnost te metode. Uzastopnom linearnom transformacijom konačno se uvijek dobiva linearna transformacija, što onemogućuje stvaranje željene hijerarhije. Iz tog razloga razvijene su dvije nove metode sa dodanom nelinearnošću, autoenkoderi i ograničeni Boltzmann strojevi. U sklopu ovog rada opisati će se autoenkoderi, jednostavnija i intuitivnija metoda od dvije navedene.

Autoenkoder je jednostavna troslojna neuronska mreža kod koje su izlazni neuroni izravno povezani sa ulaznim neuronima.



Slika 4.1

Broj neurona u srednjem sloju manji je od onog u ulaznom i izlaznom sloju. Kao posljedica toga prolaskom podataka kroz mrežu događaju se dvije radnje, enkodiranje i dekodiranje. Zato što je broj neurona srednjeg sloja manji od broja elemenata ulaznog sloja, ulazni vektor se kompresira, odnosno podatak se u srednjem sloju prikazuje pomoću apstraktnijih značajki. Nakon toga vrši se dekompresija, odnosno dekodiranje, kako bi se na temelju značajki iz srednjeg sloja rekonstruirao ulazni vektor. Vrijednosti izlaznog vektora zatim se uspoređuju sa onima ulaznog vektora kako bi se dobila informacija o kvaliteti rekonstrukcije,

odnosno koliko dobro značajke iz srednjeg sloja predstavljaju ulazni podatak.

Proces učenja autoenkodera sastoji se od iterativnog enkodiranja i dekodiranja ulaznih podataka za učenje te korigiranja njegovih težina na temelju greške u rekonstrukciji. Rezultat učenja je autoenkoder sa težinama koje čine elemente njegovog srednjeg sloja apstraktnim značajkama koje dobro opisuju prezentirane podatke.

S obzirom da autoenkoder radi nelinearnu transformaciju nad ulaznim podatcima, možemo ostvariti hijerarhiju apstraktnih značajki slijednim povezivanjem više autoenkodera. Učenje se provodi iterativno, odnosno prvi autoenkoder uči se na temelju ulaznih podataka, a svaki idući na temelju naučenih značajki svojeg prethodnika.

Ovako dobivena mreža naučena je isključivo na neoznačenim podatcima te predstavlja hijerarhiju značajki podataka bez mogućnosti klasifikacije. Konačni klasifikator dobiva se dodavanjem jedne manje mreže koja na ulaz prima značajke zadnjeg autoenkodera a na izlaz vraća klase zadanog problema. Tako povezana mreža autoenkodera i mreža za klasifikaciju zatim se uče na označenim podatcima kao jedna velika mreža.

5. Duboke konvolucijske neuronske mreže

6. Implementacija

U sklopu ovog rada razvijen je sustav za učenje i testiranje različitih arhitektura neuronskih mreža. Prilikom razvijanja takvog sustava bilo je važno zadovoljiti dva glavna uvjeta: brzo učenje novih arhitektura na velikoj količini podataka te detaljna analiza rada naučenih mreža. Iz tog razloga sustav je podijeljen na dva podsustava razvijena sa zasebnim alatima. Podsustav zadužen za učenje implementiran je u razvojnom alatu Torch koji omogućuje paralelno izvođenje procesa učenja na grafičkoj kartici. Podsustav koji provodi analizu rada naučenih mreža implementiran je u jeziku C++ korištenjem OpenCV biblioteke.

6.1. Sustav za učenje

Kako bi cijeli proces istraživanja različitih arhitektura mreža i podataka bio što efikasniji, potrebno je prije svega imati brzi sustav za učenje. Učenje velikih arhitektura na velikoj količini podataka može trajati tjednima, pa i mjesecima, sekvencijalnim računanjem na standarnom procesoru računala. Stoga je tek pojavom kvalitetnih biblioteka, koje omogućuju optimizirano paralelno računanje na grafičkoj kartici, postalo moguće provoditi istraživanje u području dubokog učenja. Osim brzine učenja, važna je i jednostavnost definiranja parametara mreže koja se uči, kao i parametara samog procesa učenja. Kod implementacije ovog rada odabran je razvojni alat Torch zbog svoje jednostavnosti i brzine, ali i podrške velikih kompanija kao što su Facebook i Google, koje nerijetko dijele korisne implementacije sa zajednicom.

6.1.1. Torch razvojni alat

Prilikom odabira razvojnog alata uzeti su u obzir i alati Caffe i Theano. Možda najpopularniji alat za duboko učenje Caffe ima izrazito jednostavno sučelje za odabir parametara mreže i procesa učenja, no kao posljedica toga teško je

raditi promjene u postojećoj implementaciji u svrhu istraživanja ili razvoja. Theano s druge strane pruža puno manju razinu apstrakcije te ostavlja mogućnost lake izmjene većine implementacije, no postaje nepraktičan kod česte upotrebe standarnih algoritama. Torch je po razini apstrakcije negdje između prethodno navedenih alata, dovoljno je niske apstrakcije za laku izmjenu implementacije kod razvoja i istraživanja, ali ima i sučelje za standarne algoritme koje ga čini praktičnim.

Brzina samog izvođenja procesa učenja na grafičkim karticama velikim dijelom ovisi o pozadinskoj implementaciji paralelnog računanja koja je za sve navedene alate otprilike podjednako brza, te se toliko često mijenja da nema smisla uspoređivati njihove brzine. S druge strane, važan faktor kod odabira alata je podrška akademske zajednice i industrije s obzirom da o tome ovisi koliko brzo se razvijaju implementacije novih koncepata. Torch ima implementaciju za većinu novih koncepata u dubokom učenju zbog podrške kompanija kao što su Google, Facebook i Twitter. Tako je primjerice implementirana relativno nova metoda Dropout za regularizaciju prilikom učenja mreže te ReLU funkcija prijelaza koja je pokazale bolje rezultate od standardne sigmoidalne funkcije u nedavnim istraživanjima.

Sama implementacija Torcha podijeljena je na dva dijela. Sve računske operacije na grafičkoj kartici napisane su kao C/CUDA implementacija za maksimalnu brzinu, dok je ostatak funkcionalnosti implementiran u skriptnom jeziku LuaJIT za lakše korištenje alata.

6.1.2. Definiranje arhitekture

Neuronska mreža je u Torch alatu definirana kao model koji se sastoji od sekvencijalno povezanih slojeva koji vrše različite računske operacije. Tako bi na primjer standarna neuronska mreža s jednim skrivenim slojem bila definirana kao sekvencijalni niz prikazan na Slici ???.

```
-- Simple 2-layer neural network
model = nn.Sequential()
model:add(nn.Reshape(ninputs))
model:add(nn.Linear(ninputs,nhiddens))
model:add(nn.Tanh())
model:add(nn.Linear(nhiddens,noutputs))
```

Slika 6.1

Primjer duboke konvolucijske mreže definirane kao Torch model prikazan je

na Slici ???.

```
-- hidden units, filter sizes
nstates = {20,40,180}
filtsize = 3
poolsize = 2

model = nn.Sequential()

-- stage 1 : filter bank -> squashing -> max pooling
model:add(nn.SpatialConvolutionMM(1, nstates[1], filtsize, filtsize))
model:add(nn.ReLU())
model:add(nn.SpatialMaxPooling(poolsize,poolsize,poolsize,poolsize))

-- stage 2 : filter bank -> squashing -> max pooling
model:add(nn.SpatialConvolutionMM(nstates[1], nstates[2], filtsize, filtsize))
model:add(nn.ReLU())
model:add(nn.SpatialMaxPooling(poolsize,poolsize,poolsize,poolsize))

-- stage 3 : standard 2-layer neural network
model:add(nn.View(nstates[2]*filtsize*filtsize))
model:add(nn.Dropout(0.5))
model:add(nn.Linear(nstates[2]*filtsize*filtsize, nstates[3]))
model:add(nn.ReLU())
model:add(nn.Linear(nstates[3], noutputs))
```

Slika 6.2

6.1.3. Definiranje parametara učenja

6.2. Sustav za testiranje

7. Rezultati

8. Zaključak

Zaključak.

DUBOKE KONVOLUCIJSKE NEURONSKE MREŽE ZA RASPOZNAVANJE ZNAKOVA

Sažetak

Ključne riječi: Ključne riječi, odvojene zarezima.

Deep convolutional neural networks for character recognition

Abstract

Abstract.

Keywords: Keywords.