

Razvoj LSTM neuronske mreže i primena nad problemom sekvencijalnog učenja

Seminarski rad u okviru kursa
Računarska inteligencija
Matematički fakultet

Milena Kurtić, Nevena Soldat
mimikurtic67@gmail.com, nevenasoldat@gmail.com

1. maj 2020.

Sažetak

U okviru ovog rada predstavljen je primer implementacije LSTM neuronske mreže u programskom jeziku Python, uz korišćenje biblioteka za rad kao što su pandas, numpy, keras i druge. Prvi deo rada opisuje teorijsku osnovu iza ovih mreža. Zatim je opisana primena na problem generisanja teksta. Videćemo koje su njene prednosti, kao i ograničenja. Pokazana je razlika u ponašanju modela sa različitim konfiguracijama.

Sadržaj

1	Uvod	2
1.1	Opis rada	2
2	Rekurentne neuronske mreže	2
2.1	Arhitektura RNN	3
2.2	Problemi sa RNN	3
2.3	LSTM neuronske mreže	4
3	Problem generisanja teksta	6
3.1	Preprocesiranje ulaznih podataka	6
3.1.1	Način predstavljanja teksta	7
3.2	Kreiranje i treniranje modela	8
4	Rezultati	9
4.1	Veličina mreže i broj epoha	9
5	Zaključak	12
5.1	Dalji razvoj	12
	Literatura	12

1 Uvod

Neuronske mreže (eng. neural networks) predstavljaju najpopularniju i jednu od najprimenjenijih metoda mašinskog učenja. Njihove primene su mnogobrojne i pomeraju domete veštačke inteligencije, računarstva i primenjene matematike. Postoji više vrsta neuronskih mreža: potpuno povezane, konvolutivne, rekurentne, grafovske neuronske mreže. U vrstu rekurentnih spada i LSTM neuronska mreža.

Osnovna ideja veštačke neuronske mreže je simulacija velike količine gusto napakovanih, međusobno povezanih nervnih ćelija u okviru računara, tako da je omogućeno učenje pojmova, prepoznavanje šablona i donošenje odluka na način koji je sličan čovekovom. Suštinski, veštačke neuronske mreže su softverske simulacije, napravljene programirajući obične računare koji rade u uobičajenom režimu sa svojim tranzistorima i serijski povezanim logičkim kolima, tako da se ponašaju kao da su napravljene od milijardu međusobno povezanih ćelija mozga koje rade paralelno.

1.1 Opis rada

U ovom radu je implementirana rekurentna neuronska mreža koja automatski generiše određeni tekst. Podaci koje koristimo predstavljaju kratke opise filmova. Cilj nam je da za određenu sekvencu reči uspemo da pretpostavimo koja će biti sledeća. Korišćena je posebna verzija rekurentne mreže koja ume da pamti duge sekvence - kratka dugoročna memorija (eng. Long Short Term Memory - LSTM).

Mnogi radovi bave se automatskim generisanjem teksta. Rad koji je sličan našem opisuje automatsko generisanje kratkih priča na nivou generisanja pojedinačnih reči [6]. Automatsko generisanje teksta može biti implementirano i na nivou karaktera, što je opisano u radu [8].

LSTM mreže koriste se za razne probleme nad sekvencijalnim podacima. Tako imamo radove koji se bave automatskim generisanjem reči pesama [7], ili čak automatskim komponovanjem muzike [2].

2 Rekurentne neuronske mreže

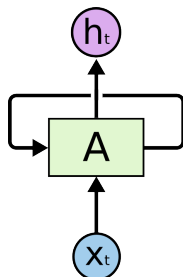
Rekurentne neuronske mreže (eng. Recurrent Neural Networks - RNN) predstavljaju arhitekturu mreža specijalizovanu za obradu sekvencijalnih podataka, poput rečenica prirodnog jezika i vremenskih serija. Sekvence nameću važnost redosleda zapažanja podataka, kako prilikom treniranja modela, tako i prilikom predviđanja. Mreže su konstruisane sa idejom da se modeluje zavisnost među instancama. Elementi ulazne sekvence se obrađuju u koracima, mreža ima skriveno stanje koje akumulira informaciju o elementima sekvence obrađenim u prethodnim koracima, a parametri određuju na koji način se to stanje menja iz koraka u korak na osnovu prethodnog stanja i tekućih ulaza i kako se generiše izlaz u zavisnosti od tekućeg stanja.

"Learning of sequential data continues to be a fundamental task and a challenge in pattern recognition and machine learning. Applications involving sequential data may require prediction of new events, generation of new sequences, or decision making such as classification of sequences or sub-sequences."

— On Prediction Using Variable Order Markov Models, 2004.

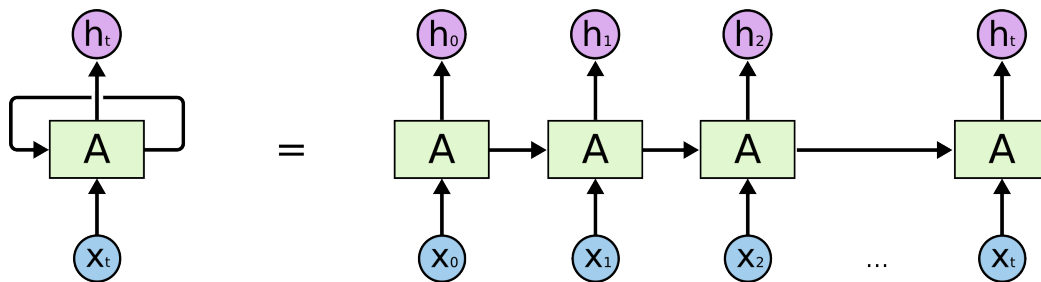
2.1 Arhitektura RNN

Rekurentne neuronske mreže sadrže petlje koje obezbeđuju čuvanje informacija [1].



Slika 1: Prikaz RNN mreže

Na slici 1 prikazan je jedan deo neuronske mreže, A, čiji je ulaz x_t , a izlaz h_t . Petlja omogućava da se informacije prosleđuju iz jednog koraka u mreži u drugi. Biće jednostavnije ako ih zamislimo na sledeći način:



Slika 2: Prikaz RNN mreže u obliku lanca

Rekurentna mreža predstavlja veći broj istih mreža, koje prenose poruke narednom delu u lancu, što je prikazano na slici 2.

2.2 Problemi sa RNN

Postoje dva osnovna problema rekurentnih neuronskih mreža u njihovoj osnovnoj formi. Prvi se tiče problema nestajućih i eksplodirajućih gradijenata. Naime, graf izračunavanja rekurentne neuronske mreže je tipično vrlo dubok zbog velike dužine sekvence. Usled toga, prilikom izračunavanja gradijenta propagacijom u prošlost, dolazi do velikog broja množenja koja neretko čine da koordinate gradijenta ili eksplodiraju ili nestanu.

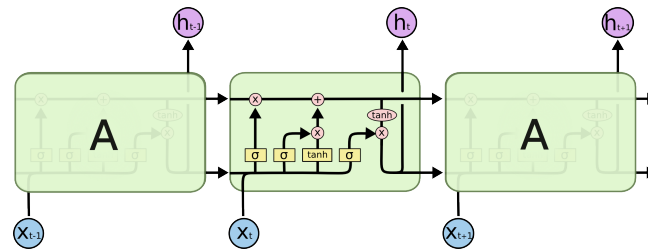
Drugi problem se odnosi na dugoročno čuvanje informacije i modelovanje dugoročnih zavisnosti u podacima. Kako se skriveno stanje u svakom koraku dobija linearnom kombinacijom prethodnog stanja i ulaza, doprinos starijih ulaza se brzo gubi pod uticajem novih. Dugoročno čuvanje relevantnih informacija nije moguće.

Oba ova problema se prevazilaze upotrebom duge kratkoročne memorije (eng. long short term memory), skraćeno LSTM, što je složena jedinica mreže sa specifičnom strukturom koja omogućava kontrolu čitanja i upisa u jedinicu. Upravo ova jedinica dovela je do ključnih uspeha rekurentnih

neuronskih mreža i predstavlja standardni izbor prilikom formulisanja modela rekurentne mreže. [5]

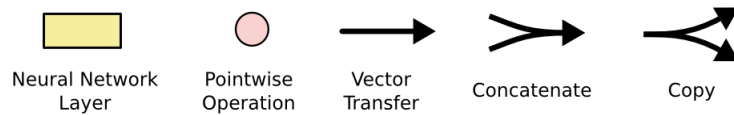
2.3 LSTM neuronske mreže

LSTM neuronske mreže su specijalizovane za prevazilaženje problema kratkotrajne memorije. Pamćenje dugih sekvenci je praktično njihovo podrazumevano ponašanje, a ne nešto sa čime se muče. Kao što je već prikazano, sve rekurentne mreže imaju lančanu formu, sastavljenu od modula mreže koji se ponavljaju. Kod LSTM mreža, struktura ovih modula je malo drugačija. Umesto jednog sloja mreže, imamo četiri koja su povezana na veoma poseban način (Slika 3).



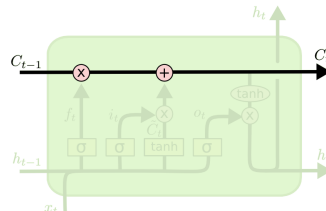
Slika 3: Prikaz lanca LSTM mreže

Na slici iznad, svaka linija prenosi vektor podataka, od izlaza iz prethodnog čvora, do ulaza u naredni. Roze krugovi predstavljaju operacije, poput sabiranja vektora, dok žuti pravougaonici predstavljaju slojeve mreže. Linije koje se spajaju obeležavaju spajanje informacija, dok linije koje se razdvajaju predstavljaju sadržaj koji se kopira, gde kopije idu na različita mesta (Slika 4).



Slika 4: Notacija

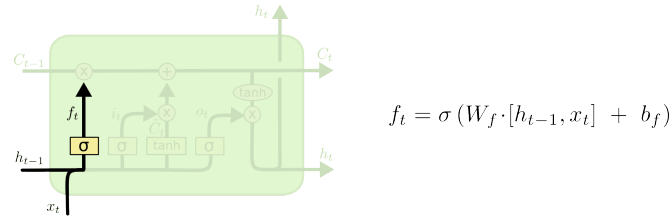
Osnovna ideja LSTM-a je postojanje takozvane ćelije koja čuva skriveno stanje, uz kontrolu pisanja, čitanja i zaboravljanja. Na slici 5 je to horizontalna linija na vrhu dijagrama.



Slika 5: Ćelija LSTM mreže

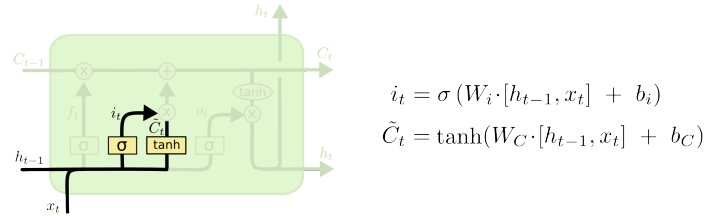
Stanje ćelije prolazi kroz ceo lanac, uz male linearne interakcije. Informacije se veoma lako prenose nepromenjene. LSTM može da doda ili ukloni informacije iz stanja ćelije, pomoću struktura koje se nazivaju kapije. Kapije odlučuju koje informacije i u kojoj količini će biti očuvane.

Prvi korak u našoj LSTM mreži je odabir informacija koje će biti obrisane iz stanja ćelije. Kapija koja kontroliše ovu operaciju naziva se „kapija zaboravljanja“. Ovaj sloj koristi sigmoidnu aktivacionu funkciju, čiji je izlaz interval brojeva između 0 i 1. Vrednost 1 znači da se potpuno zadržava sadržaj, a 0 da se potpuno briše (Slika 6).



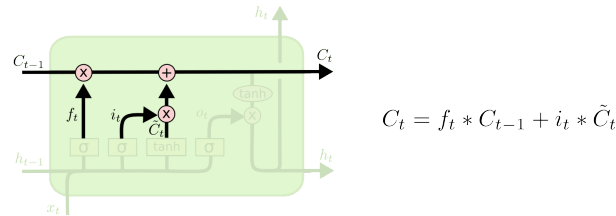
Slika 6: Kapija zaboravljanja

Sledeći korak predstavlja odlučivanje o tome koje nove informacije ćemo dodati u stanje ćelije. Sastoji se iz dva dela. Prvo, sloj koji predstavlja „ulaznu kapiju“ odlučuje koje će vrednosti ažurirati. Zatim naredni sloj, čija je aktivaciona funkcija tangens hiperbolički, pravi vektor novih vrednosti (\tilde{C}_t), koje se mogu dodati u stanje ćelije. U sledećem koraku kombinujemo ova dva dela i pravimo novo stanje ćelije (Slika 7).



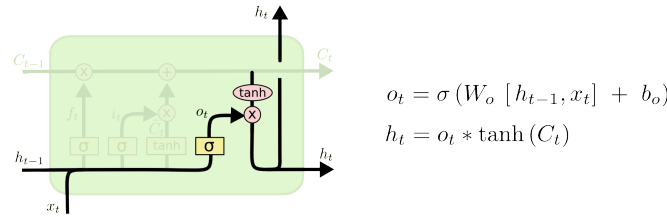
Slika 7: Ulazna kapija

Sada prethodno stanje ćelije C_{t-1} ažuriramo u novo C_t . Pomnožimo staro stanje sa f_t , time zaboravljajući ono što smo odlučili da zaboravimo. Zatim dodamo $i_t \times \tilde{C}_t$. Ovo su potencijalne nove vrednosti, skalirane za onoliko koliko smo odlučili da ažuriramo svaku vrednost stanja (Slika 8).



Slika 8: Računanje novog stanja ćelije

Na kraju je potrebno da odlučimo šta će biti izlaz. Ova vrednost zavisi od stanja ćelije, uz male promene. Prvo prolazimo kroz sloj sa sigmoidnom aktivacionom funkcijom koji odlučuje koje delove ćelije ćemo staviti u izlaz. Zatim prođemo kroz aktivacionu funkciju tangens hiperbolički (kako bismo uokvirili vrednosti u interval između -1 i 1), i pomnožimo sa izlazom iz sloja sa sigmoidnom funkcijom kako bismo u izlaz stavili samo ono što smo odlučili (Slika 9).



Slika 9: Računanje izlaza

3 Problem generisanja teksta

Generisanje prirodnog jezika (eng. Natural Language Generation - NLG) se intenzivno proučava zahvaljujući bitnim primenama koje ima, kao što su automatsko generisanje dijaloga, automatsko prevođenje jezika, sumariizacija teksta, generisanje opisa fotografija, i mnogih drugih. Pобољшanje kvaliteta automatskog generisanja teksta (u smislu sintakse i semantike) dolazi sa primenom tehnika mašinskog učenja [9].

Ovaj rad bavi se automatskim generisanjem teksta na nivou reči. Podaci koje koristimo sadrže kratke opise filmova, preuzete sa vikipedije (mogu se preuzeti sa adrese: <https://www.kaggle.com/jrobischon/wikipedia-movie-plots>). Cilj je da se dobije kratak opis neke radnje filma, sa zadatim ulaznim tekstom. Ne očekujemo da rezultati budu precizni, bitno je da predviđeni tekst bude čitljiv.

Generisanje teksta vrši se tako da za datu početnu sekvencu teksta mreža predviđa sledeću reč, a zatim na osnovu novodobijene reči ponovo predviđa novu reč sve dok ne izgeneriše traženi broj reči. Faze rešavanja problema su sledeće:

- Preprocesiranje ulaznih podataka
- Kreiranje i treniranje modela
- Rezultati

3.1 Preprocesiranje ulaznih podataka

Ulazni podaci su preuzeti iz baze podataka koja sadrži radnje filmova. Na slučajan način biramo 150 filmova. Različiti filmovi imaju različite i radnje, pa je potrebno da model prvo razume reči i kontekst svake radnje.

Prvi korak u svim projektima koji podrazumevaju korišćenje reči prirodnog jezika je uklanjanje stop¹ reči. Ipak, nama je cilj generisanje teksta koji će ličiti na povezanu priču, te nam je potrebno da sačuvamo sve reči. Naredni koraci u obradi teksta podrazumevaju:

¹ovo su uglavnom veznici, kao i reči koje su veoma učestale i koje iz tog razloga ometaju istraživanje

- konvertovanje svih slova u male
- uklanjanje znakova interpunkcije, kao i ostalih netipičnih karaktera
- uklanjanje belina
- ...

Dodatno, neuronske mreže ne mogu da rade sa rečima, te tekstualne podatke kodiramo kao brojeve koji će predstavljati ulaz, odnosno izlaz iz mreže. Tokenizer API iz biblioteke keras obavlja ovaj posao za nas. Naime, pozivom funkcije `fit_on_texts` obrađuje se tekst na gorenaveden način, i kreira se rečnik čiji su ključevi reči, a vrednosti brojevi koji su im dodeljeni.

3.1.1 Način predstavljanja teksta

Najjednostavniji način predstavljanja reči u metodama mašinskog učenja je vektor sa jednom jedinicom, tzv. 1-hot vektor. Ovim pristupom dobijaju se vektori velike dužine, a to u realnim primenama gde je vokabular koji se koristiti prilično velikih razmera nije optimalno. Drugi problem ovog pristupa je što algoritam nema nikakvo znanje o eventualnoj sličnosti između reči.

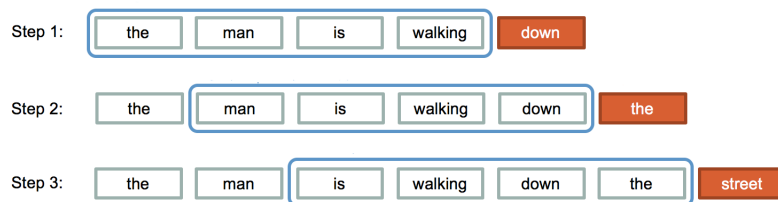
Pristup koji koristimo podrazumeva reprezentaciju reči u latentnom prostoru (eng. word embedding). Ovim pristupom vrši se redukcija dimenzionalnosti 1-hot reprezentacije u vektorski prostor čije koordinate nemaju direktno jasnog smisla čoveku (stoga i naziv latentni vektorski prostor). Dimenzionalnost tog vektorskog prostora zavisi od dalje primene, ali kreće se od nekoliko desetina do nekoliko hiljada. Ključna razlika u odnosu na 1-hot reprezentaciju je što je ona gusta (eng. dense), dok je prethodna retka (eng. sparse). Retke reprezentacije imaju svojih prednosti kada je u pitanju vremenska složenost nekih algoritama, prvenstveno onih u kojima ima operacija sa retkim vektorima i matricama. S obzirom na prirodu i arhitekturu neuronskih mreža, ova prednost ne postoji - neuronskim mrežama pogodna je gusta predstava, odnosno gusti vektori osobina reči.

Biblioteka Keras nam nudi Embedding sloj koji se može koristiti u ove svrhe. Sloj se inicijalizuje nasumičnim težinama, a zatim uči vektore svih reči pri treniranju skupa podataka. Sastoji se od tri argumenta:

- `input_dim` - veličina rečnika koji se koristi
- `output_dim` - dimenzija vektorskog prostora u kom su reči reprezentovane. Definiše dužinu vektora koji predstavljaju izlaz iz sloja za svaku reč. Može biti na primer 32, 100, ili čak više. Testiranjem treba proveriti šta najviše odgovara.
- `input_length` - dužina ulazne sekvence. Broj reči po dokumentu

Kako svi filmovi imaju opise različite dužine, radimo poravnanje. Uzmamo 200 reči iz svakog opisa. Sve opise spajamo u jedan korpus i na osnovu njega formiramo ulazne i izlazne podatke. Ulazni su sekvence dužine 4 reči, izlaz je naredna reč.

Na slici 10 prikazan je primer kreiranja ulaza i izlaza nad rečenicom: "The man is walking down the street.". Ulaz je uokviren plavom linijom, a izlaz je obojen u narandžasto.



Slika 10: Primer kreiranja ulaza i izlaza

3.2 Kreiranje i treniranje modela

Koristićemo dva LSTM sloja u mreži. Dodatni skriveni slojevi produbljuju mrežu, čime ovaj model više zasluuže naziv tehnike dubokog učenja. Dubina mreže se generalno povezuje sa njihovim uspehom, pri primeni na razne probleme predviđanja.

"The success of deep neural networks is commonly attributed to the hierarchy that is introduced due to the several layers. Each layer processes some part of the task we wish to solve, and passes it on to the next. In this sense, the DNN can be seen as a processing pipeline, in which each layer solves a part of the task before passing it on to the next, until finally the last layer provides the output."

— Training and Analyzing Deep Recurrent Neural Networks, 2013 [4]

U okviru rada „Speech Recognition with Deep Recurrent Neural Networks“ [3] zaključeno je da je dubina neuronske mreže bitnija od broja neurona u okviru datog sloja.

Mreža sadrži:

1. **Ulazni sloj.** Koristimo Embedding sloj radi pogodne reprezentacije reči.
2. **Prvi LSTM sloj.** Sadrži nekoliko stotina skrivenih neurona. O uticaju broja neurona na uspešnost mreže biće reči kasnije.
3. **Prvi sloj izbacivanja.** Radi sprečavanja pojave preprilagođavanja. Konvergencija je sporija, ali i kvalitetnija. Generalizacija je bolja zahvaljujući tome što se u treniranju izbegava to da jedan neuron bude sam odgovoran za neke primere, s obzirom na to da prisustvo neurona nije garantovano.
4. **Drugi LSTM sloj**
5. **Drugi sloj izbacivanja**
6. **Izlazni sloj.** Koristi softmax funkciju aktivacije, koja dodeljuje verovatnoću svakom mogućem izlazu.

U praksi se često posle svakog LSTM sloja dodaje jedan sloj izbacivanja kako bi se sprečilo preprilagođavanje. Takođe, uobičajena vrednost parametra za sloj izbacivanja je oko 20%. Konfiguraciju mreže možemo videti na slici 11.


```

import keras
from keras.layers import LSTM, Dense, Embedding, Dropout
from keras.models import Sequential
from keras.callbacks import ModelCheckpoint

model = Sequential()
model.add(Embedding(vocab_size+1, 32, input_length = trainX.shape[1]))
model.add(LSTM(100, return_sequences = True))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(LSTM(200))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(trainy.shape[1], activation = 'softmax'))

```

Slika 11: Kod za kreiranje mreže

4 Rezultati

U ovom poglavlju analiziraćemo uspešnost rešavanja problema predikcije sledećih N reči u rečenici. Opisane su uočene razlike u ponašanju modela sa promenom broja neurona i broja epoha.

Napomena: Bolja preciznost je dobijena ograničavanjem broja ciljnih reči na 5000, tako da Tokenizer uzima samo 5000 najfrekventnijih reči.

4.1 Veličina mreže i broj epoha

Jedno od pitanja koje nema definitivan odgovor kada god se radi o neuronskim mrežama je veličina mreže. Drugim rečima, pitanje je koliko skrivenih neurona staviti kako bi se izbalansiralo između dobrih performansi na trening delu podataka i dovoljno dobre generalizacije. Suština ove dileme leži u balansiraju između prilagođavanja i preprilagođavanja. Naime, ukoliko skrivenim slojevima dodelimo previše neurona, tada će model veoma dobro naučiti podatke trening skupa, ali će varijansa biti prevelika. S druge strane, previše jednostavan model nije u stanju da nauči sve zakonitosti koje vladaju u skupu koji mu je dodeljen.

Broj epoha je parametar koji definiše koliko će puta algoritam učenja raditi sa čitavim skupom trening podataka. Jedna epoha znači da je svaki uzorak u skupu podataka za obuku imao mogućnost ažuriranja internih parametara modela.

U nastavku je prikazana tabela (1) u kojoj se može videti ponašanje modela sa menjanjem broja epoha i broja neurona u LSTM slojevima, odnosno, greška i tačnost modela za test podatke.

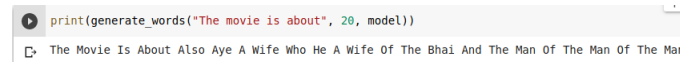
Broj epoha	Broj neurona	Tačnost	Gubitak
20	100/100	21.53	6.68
50	100/100	20.30	7.98
100	100/100	20.22	10.95
300	100/100	20.23	14.64
20	100/200	21.43	7.13
50	100/200	19.80	8.92
100	100/200	19.68	10.77
300	100/200	20.22	14.02

Tabela 1: Varijacije modela

Možemo primetiti da tačnost nema prevelika odstupanja za prikazane modele, ali da se gubitak više razlikuje.

Problem generisanja teksta je suviše kompleksan. Ocenjivanje modela nije najpreciznije merama prikazanim u tabeli 1, a koje se inače koriste u mašinskom učenju. Ocenu ovakvih modela najbolje daje sam čovek. Naime, za sve probleme generisanja teksta, ljudski faktor ima veliku ulogu. Određen broj ljudi ocenjuje osobine teksta kao što su sintaksna ispravnost, fluidnost teksta, semantika, i druge. Preciznost predviđanja reči nije nam najbitniji faktor. U nastavku je prikazan tekst izgenerisan datim modelima. Ulazni tekst je "The movie is about", i generišemo 20 narednih reči.

Na slikama 12, 13, 14 i 15 dati su rezultati za model sa manjim brojem memorijskih ćelija, odnosno sa po 100 neurona u svakom LSTM sloju.



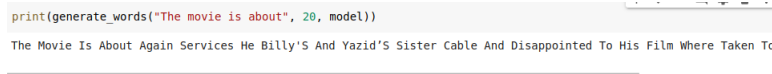
```
print(generate_words("The movie is about", 20, model))
```

The Movie Is About Also Aye A Wife Who He A Wife Of The Bhai And The Man Of The Man Of The Man

Slika 12: Rezultat za 20 epoha

Model koji je pokazao u tabeli dobre rezultate za tačnost i gubitak ipak ne daje najbolje generisan tekst. Treniranje kroz 20 epoha za dva sloja od 100 neurona ipak nije dovoljno da izgeneriše nešto razumljivo.

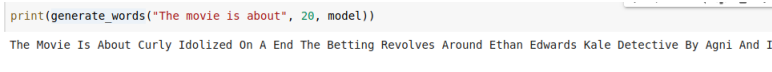
Ipak, drastičnim povećanjem broja epoha dobijamo bolje generisan tekst, iako je gubitak prikazan u tabeli veći.



```
print(generate_words("The movie is about", 20, model))
```

The Movie Is About Again Services He Billy'S And Yazid'S Sister Cable And Disappointed To His Film Where Taken To

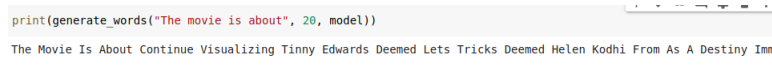
Slika 13: Rezultat za 50 epoha



```
print(generate_words("The movie is about", 20, model))
```

The Movie Is About Curly Idolized On A End The Betting Revolves Around Ethan Edwards Kale Detective By Agni And Is

Slika 14: Rezultat za 100 epoha



```
print(generate_words("The movie is about", 20, model))
```

The Movie Is About Continue Visualizing Tinny Edwards Deemed Lets Tricks Deemed Helen Kodhi From As A Destiny Imme

Slika 15: Rezultat za 300 epoha

Dalje, prikazani su rezultati modela koji ima malo više neurona, u prvom sloju 100, a u drugom 200 za iste brojeve epoha (slike 16, 17, 18 i 19). I ovde možemo primetiti da se kroz manji broj epoha javlja određeno ponavljanje reči. Što više treniramo model, to je tekst povezaniji i smisleniji. Ipak, treba paziti da ne dođe do preprilagođavanja modela trening podacima.

Testiran je i model sa tri LSTM sloja, sa 50, 200 i 250 memorijskih ćelija redom (slika 20). Dobijeni rezultati su prikazani u tabeli 2. Preciznost kroz epohe opet se ne razlikuje mnogo u odnosu na prethodne

```
print(generate_words("The movie is about", 20, model))
```

The Movie Is About Who California Own Way And A City Of The Country Of The Boys Of The Boys Of The Boys Of

Slika 16: Rezultat kroz 20 epoha

```
print(generate_words("The movie is about", 20, model))
```

The Movie Is About And Receive The School And They Marshall And Goes To Her Near She Been A Of Dress Is Is Is

Slika 17: Rezultat kroz 50 epoha

```
print(generate_words("The movie is about", 20, model))
```

The Movie Is About To Escort A Patrol Is Her Crimes In The Palace Or A Man Bursting One Soldiers And Both His On

Slika 18: Rezultat kroz 100 epoha

```
print(generate_words("The movie is about", 20, model))
```

The Movie Is About The Person She Is The Broken Surgeon Who And Pardon Assistants Their Broadway Realises When Wants To Replace Him On

Slika 19: Rezultat kroz 300 epoha

```
model = Sequential()
model.add(Embedding(vocab_size+1, 32, input_length = trainX.shape[1]))
model.add(LSTM(50, return_sequences = True))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(LSTM(200, return_sequences = True))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(LSTM(250))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(trainy.shape[1], activation = 'softmax'))
```

Slika 20: Konfiguracija modela sa 3 LSTM sloja

modele. Međutim, greška ovog modela nešto je manja za veće vrednosti broja epoha. Bitno je da greška bude manja kako bismo imali sigurniji model. Kada je preciznost ista, a greška se povećava znači da model, iako dobro predviđa postaje nesigurniji. To može biti znak prilagođavanja. Odavde možemo da zaključimo da se model sa tri LSTM sloja ponaša bolje od modela sa manje slojeva.

Broj epoha	Broj neurona	Tačnost	Gubitak
20	50/200/250	21.08	7.12
50	50/200/250	19.08	8.88
100	50/200/250	20.55	10.27
300	50/200/250	19.35	13.64

Tabela 2: Prikaz rezultata za model sa 3 LSTM sloja

Na slikama 21, 22, 23 i 24 dat je izlaz iz troslojnog modela.

```
print(generate_words("The movie is about", 20, model))
```

The Movie Is About A New Woman And Howard Denmark A Goldberg Disaster Ignorance And Or 4 Guilt In The Film Of The Successful

Slika 21: Rezultat kroz 20 epoha

Kao što je bio slučaj i sa prethodnim modelima, kroz više epoha tekst je smisleniji. Međutim ono što još možemo primetiti u odnosu na modele

```
print(generate_words("The movie is about", 20, model))
```

The Movie Is About The Marshal License To Hook Rid To Her House And The Airport Eventually Louise He A Language Of Youths Along

Slika 22: Rezultat kroz 50 epoha

```
print(generate_words("The movie is about", 20, model))
```

The Movie Is About A Duke Marries An American Woman Rev Ed Turns May To Get So They The Rev Girls Whilst Girl Harry

Slika 23: Rezultat kroz 100 epoha

```
print(generate_words("The movie is about", 20, model))
```

The Movie Is About A Six Causes Survive In The Meantime Soon Is Live In A Meeting Where He Him For The Year Cesspool

Slika 24: Rezultat kroz 300 epoha

sa dva LSTM sloja je da kod ovog modela već kroz 20 epoha dobijamo bolje izlaze, odnosno nema ponavljanja sekvenci teksta.

5 Zaključak

Zahvaljujući tome što modeluju prelaze iz stanja u stanje, umesto direktne zavisnosti izlaza od celokupnog ulaza, rekurentne mreže su u stanju da predstavljaju vrlo duboke strukture zavisnosti i da obrađuju sekvence promenljive, a velike dužine. Iako nismo dosli do baš najboljeg modela u ovom radu, uspeali smo da prikazemo razumljive izlaze za zadatu sekvencu reči. Svakako, ovaj model se može unaprediti tako da bude još bolji.

Zbog kompleksnosti podataka koje modeluju i broja parametara koje LSTM jedinice imaju, nije ih lako obučavati. Poznato je da je njihovo obučavanje teže hardverski ubrzati zbog visokog obima memorijskog protoka i sekvencijalne prirode izračunavanja.

5.1 Dalji razvoj

Ono što posebno treba istaknuti jeste da je radjeno generisanje teksta nad opisima filmova koji imaju različitu tematiku što povećava kompleksnost opisanog problema. Postoje razni načini kojima se rešenje ovog problema može unaprediti. Par saveta:

- Dobra analiza podataka sa kojima se radi.
- Eksperimentišite sa brojem neurona kao i brojem slojeva mreže.
- Razmisliti o slojevima napustanja, odnosno, zaboravljanja i procentima za iste.
- Menjati parametre, uočiti kako utiču na rezultat i jedni na druge.

Literatura

- [1] Understanding lstm networks. <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>.
- [2] Keunwoo Choi, George Fazekas, and Mark Sandler. Text-based lstm networks for automatic music composition. *arXiv preprint arXiv:1604.05358*, 2016.

- [3] Alex Graves, Abdel rahman Mohamed, and Geoffrey Hinton. Speech recognition with deep recurrent neural networks, 2013.
- [4] Michiel Hermans and Benjamin Schrauwen. Training and analysing deep recurrent neural networks. In C. J. C. Burges, L. Bottou, M. Welling, Z. Ghahramani, and K. Q. Weinberger, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 26*, pages 190–198. Curran Associates, Inc., 2013.
- [5] Mladen Nikolić i Anđelka Zečević. *Mašinsko učenje*. 2019.
- [6] D Pawade, A Sakhapara, M Jain, N Jain, and K Gada. Story scrambler–automatic text generation using word level rnn-lstm. *International Journal of Information Technology and Computer Science (IJITCS)*, 10(6):44–53, 2018.
- [7] Peter Potash, Alexey Romanov, and Anna Rumshisky. Ghostwriter: Using an lstm for automatic rap lyric generation. In *Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 1919–1924, 2015.
- [8] Ilya Sutskever, James Martens, and Geoffrey E Hinton. Generating text with recurrent neural networks. In *Proceedings of the 28th international conference on machine learning (ICML-11)*, pages 1017–1024, 2011.
- [9] Ziwen Wang, Jie Wang, Haiqian Gu, Fei Su, and Bojin Zhuang. Automatic conditional generation of personalized social media short texts. In *Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence*, pages 56–63. Springer, 2018.