### LSTM neuronske mreže

primena nad problemom sekvencijalnog učenja

Nevena Soldat i Milena Kurtić

Matematički fakultet, Univerzitet u Beogradu

24. april 2020.

## Pregled

- Uvod
- Rekurentne neuronske mreže
- Problem generisanja teksta
- Rezultati
- Dalji razvoj

### Uvod

#### Neuronske mreže:

- jedna od najprimenjenijih metoda mašinskog učenja
- različite vrste (potpuno povezane, konvolutivne, rekurentne...)
- simulacija velike količine povezanih nervnih ćelija

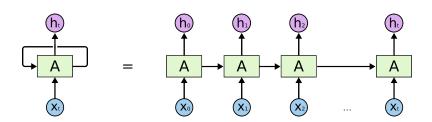
## Opis rada

- Implementacija LSTM neuronske mreže i primena na problem generisanja teksta
- Baza opisi filmova
- Cilj: za ulaznu sekvencu reči pretpostaviti koje će biti naredne

### Rekurentne neuronske mreže

- Rekurentne neuronske mreže (eng. Recurrent Neural Network
  - RNN) arhitektura neuronskih mreža specijalizovana za obradu sekvencijalnih podataka
- Sekvence nameću važnost redosleda zapažanja podataka
- Elementi ulazne sekvence se obrađuju u koracima
- Mreža ima skriveno stanje koje akumulira informaciju o elementima sekvence obrađenim u prethodnim koracima

## Arhitektura RNN



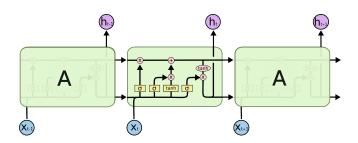
### Problemi sa RNN

- Koordinate gradijenta eksplodiraju ili nestanu prilikom izračunavanja gradijenta propagacijom u prošlost zbog velikog broja množenja
- 2 Dugoročno čuvanje relevantnih informacija nije moguće doprinos starijih ulaza se brzo gubi pod uticajem novih.

### LSTM neuronske mreže

- duga kratkoročna memorija (eng. Long Short-Term Memory -LSTM)
- podvrsta rekurentnih neuronskih mreža
- rešavaju oba prethodno navedena problema
- pamćenje dugih sekvenci je praktično njihovo podrazumevano ponašanje
- osnovna ideja postojanje ćelije koja čuva skriveno stanje, uz kontrolu pisanja, čitanja i zaboravljanja

## Arhitektura LSTM



## Problem generisanja teksta

- Generisanje teksta ima brojne primene, kao što su automatsko prevođenje jezika, sumarizacija teksta, generisanje opisa...
- Naš cilj je da dobijemo kratak opis filma, uz zadavanje ulaznih reči.
- Faze rešavanja:
  - Preprocesiranje teksta
  - Kreiranje i treniranje modela
  - 3 Rezultati

## Preprocesiranje teksta

- Neuronske mreže ne mogu da rade sa sirovim podacima, odnosno tekstom
- Kodiramo reči kao brojeve uz pomoć Tokenizer API-a
- Proces tokenizacije:
  - konvertovanje svih slova u mala
  - uklanjanje belina
  - uklanjanje znakova interpunkcije
  - ...
- Token jedna reč kodirana kao broj

## Preprocesiranje teksta

- maksimalan broj reči 10 000
- rečnik sa odgovarajućim vrednostima reč : broj
- inverzni rečnik za dekodiranje broj : reč

```
from keras.preprocessing.text import Tokenizer

max_words = 10000
tokenizer = Tokenizer(num_words = max_words)
tokenizer.fit_on_texts(sample)

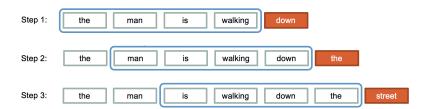
reverse_word_map = dict(map(reversed, tokenizer.word_index.items()))
```

## Kreiranje ulaza i izlaza

- Biramo nasumično 100 filmova
- Uzimamo po 200 reči iz svakog opisa
- Sve opise spajamo u jedan korpus
- Broj reči u korpusu 20 000
- Broj različitih reči (veličina rečnika) 7003
- Ulaz sekvenca od 20 reči
- Izlaz naredna reč

### Primer

 Kreiranja ulaza i izlaza od sledeće rečenice: The man is walking down the street



### Arhitektura mreže

Mreža za rešavanje problema sastoji se od narednih slojeva:

- Ulazni sloj
- Prvi LSTM sloj
- 3 Sloj izbacivanja
- 4 Drugi LSTM sloj
- Izlazni sloj

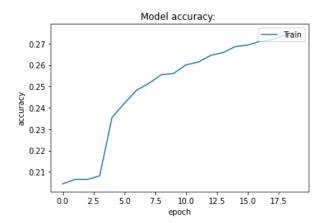
## Arhitektura mreže

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

### Arhitektura mreže

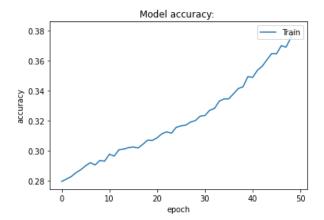
## Rezultati: Brzina konvergencije

■ rezultat kroz 20 epoha



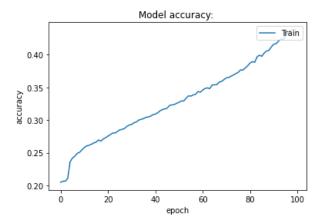
## Rezultati: Brzina konvergencije

■ rezultat kroz 50 epoha



## Rezultati: Brzina konvergencije

rezultat kroz 100 epoha



## Rezultati: Preciznost i greška

Broj epoha	Broj neurona	Preciznost	Gubitak
20	100	27.38	5.11
50	100	38.18	4.27
100	100	43.88	3.88
20	200	27.80	4.83
50	200	38.78	3.96

### Rezultati: Izlaz

### rezultat kroz 20 epoha

```
print(generate words("The movie", 50, model))
```

The Movie And A Family And A Family And Is Has And Has

### Rezultati: Izlaz

#### rezultat kroz 50 epoha

```
print(generate_words("The movie", 50, model))
```

The Movie And Harford Phil Wheeler In Paradise Overhearing Reptiles The Fight Of A Local Woman And Has Been Forced To Be A Wife Technician And His Friend Who Is An Mother Who Is An Illegitimate Family Jr A J And Thief A Wife Tech nician And Says And Says And Tells By

#### Rezultati: Izlaz

#### rezultat kroz 100 epoha

```
print(generate words("The movie", 50, model))
```

The Movie And Everyone But Is Kidnapped To Be A Young Woman Who Is An Matador And Uses His Contented Hack Benet Breaks A Merry Strife That He Has Been Forced To Be Changed By Ghostface In The Family But Been Slaughtered By His S traight Priest Who Is An Dominates Who Is

# Dalji razvoj

- povećanje broja epoha na više stotina
- eksperimentisanje sa brojem neurona i brojem slojeva mreže
- korišćenje GPU
- smanjenje broja ciljnih reči
- ...

# **HVALA NA PAŽNJI!**