

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

15. april 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
4	Zaključak	6
	Literatura	6
A	Dodatak	7

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 [4]. Automatsko generisanje teksta može biti implementirano i na nivou karaktera, što je opisano u radu [6].

LSTM mreže koriste se za razne probleme nad sekvencijalnim podacima. Tako imamo radove koji se bave automatskim generisanjem reči pesama [5], ili čak automatskim komponovanjem muzike [2].

2 Rekurentne neuronske mreže

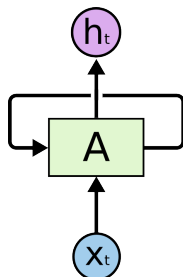
Rekurentne neuronske mreže (eng. Recurrent Neural Networks - RNN) predstavljaju arhitekturu mreža specijalizovanu za obradu sekvencijalnih podataka, poput rečenica prirodnog jezika i vremenskih serija. Sekvence nameću važnost redosleda zapažanja podataka, kako prilikom treniranja modela, tako i prilikom 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.

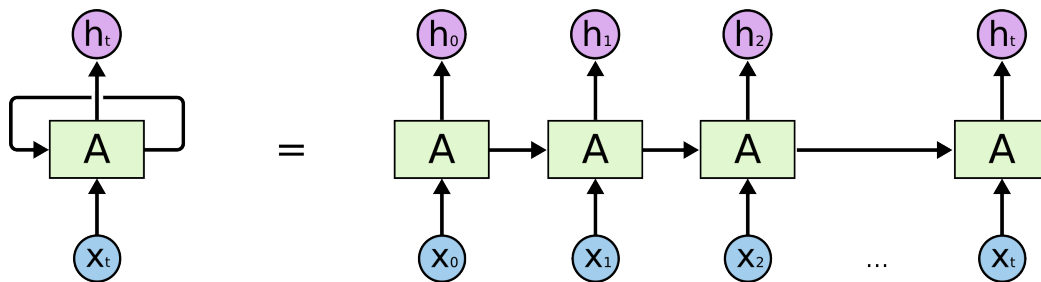
2.1 Arhitektura RNN

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.

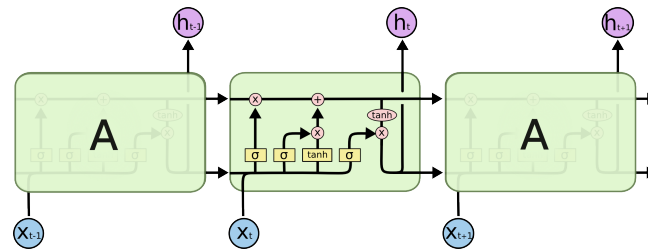
Drugi problem se odnosi na dugoročno čuvanje informacije i modelovanje dugoročnih zavisnosti u podacima. Kako se skriveno stanje u svakom koraku dobija linearnom kombinacijom prethodnog stanja i ulaza, doprinos starijih ulaza se brzo gubi pod uticajem novih. Dugoročno čuvanje relevantnih informacija 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. [3]

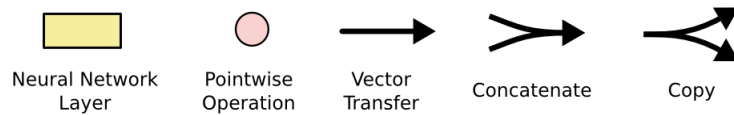
2.3 LSTM neuronske mreže

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).



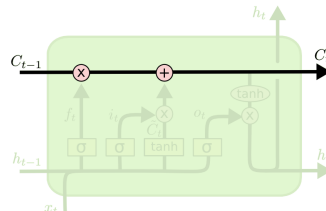
Slika 3: Prikaz lanca LSTM mreže

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

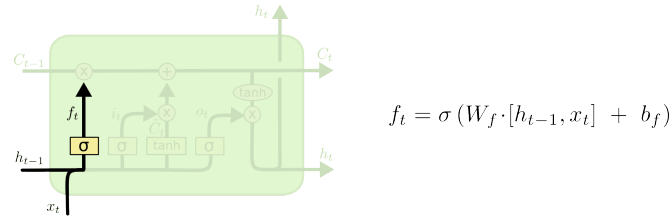
Osnovna ideja LSTM-a je postojanje takozvane ćelije koja čuva skriveno stanje, uz kontrolu pisanja, čitanja i zaboravljanja. Na slici 5 je to horizontalna linija na vrhu dijagrama.



Slika 5: Ćelija LSTM mreže

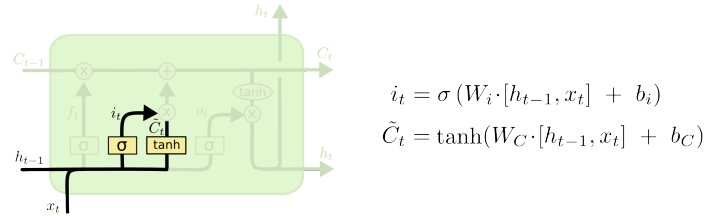
Stanje ćelije prolazi kroz ceo lanac, uz male linearne interakcije. Informacije se veoma lako prenose nepromenjene. LSTM može da doda ili ukloni informacije iz stanja ćelije, pomoću struktura koje se nazivaju kapije. Kapije odlučuju koje informacije i u kojoj količini će biti očuvane.

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).



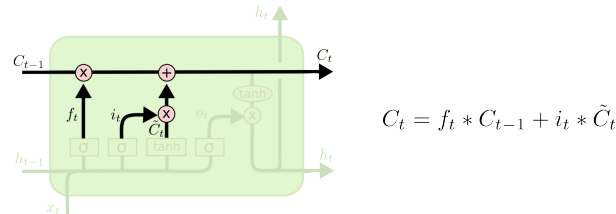
Slika 6: Kapija zaboravljanja

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).



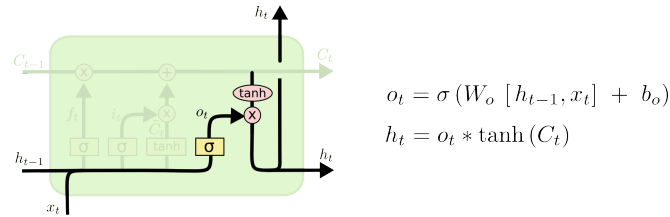
Slika 7: Ulazna kapija

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. Poboljšanje kvaliteta automatskog generisanja teksta (u smislu sintakse i semantike) dolazi sa primenom tehnika mašinskog učenja. [7].

4 Zaključak

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] Mladen Nikolić i Anđelka Zečević. *Mašinsko učenje*. 2019.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.

- [7] 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.

A Dodatak