

Neuronske mreže

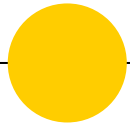
Autoenkoderi



Agenda

- Autoenkoderi
- *Transfer Learning*
- *Sequence To Sequence*
- Dodatno čitanje

Autoenkoderi





Autoenkoderi

- Veštačka neuronska mreža koja se koristi za učenje efikasnog kodiranja
- Cilj je naučiti kompresovanu, distribuiranu reprezentaciju podataka
- Isti podaci se dovode i na ulaz i na izlaz:
 - Formalno nema labele \Rightarrow nenadgledano učenje
 - Tehnički, pošto se podaci dovode i na ulaz \Rightarrow nadgledano učenje.



Autoenkoderi

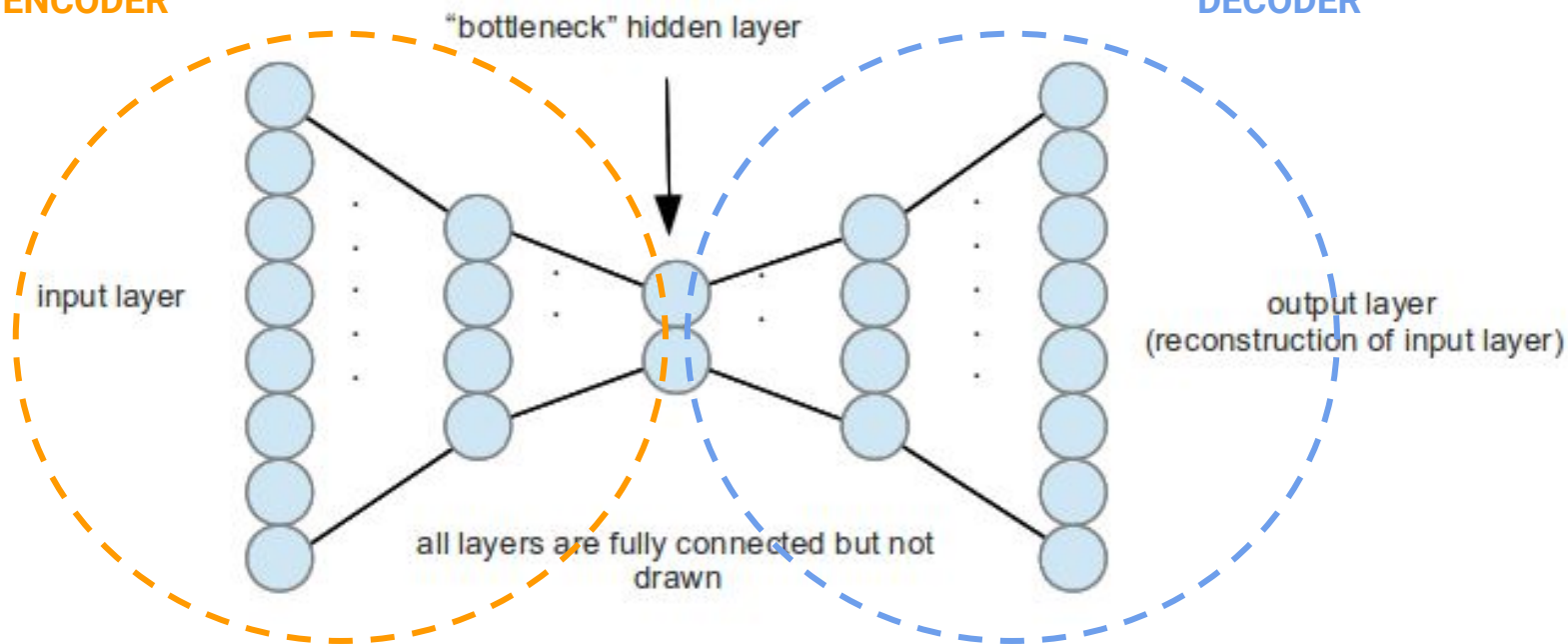
- Osnovna struktura:
 - *Feed-forward MLP* sa:
 - Istim brojem ulaznih i izlaznih neurona
 - Nekoliko skrivenih slojeva
 - Za razliku od standardnog *MLP*, autoenkoder uči da rekonstruiše ulaz
 - **Enkoder** - deo mreže koji uči efikasno kodiranje podataka
 - **Dekoder** - deo mreže koji uči efikasno dekodiranje (rekonstrukciju) podataka.



Autoenkoderi

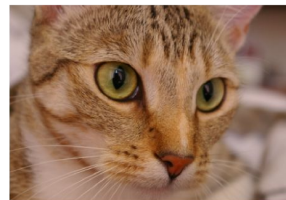
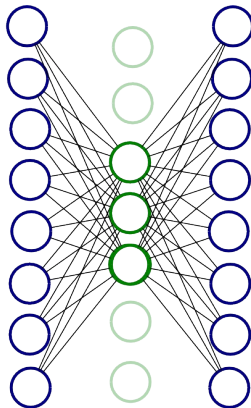
ENCODER

DECODER



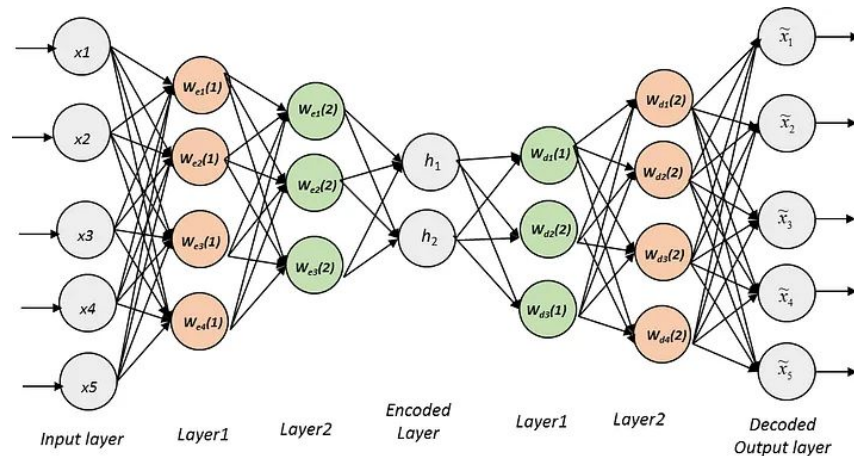
Autoenkoderi

- Varijacije:
 - *Denoising Autoencoder (DAE)* - ulaz sa šumom, na izlazu se očekuje rekonstruisan ulaz, ali bez šuma



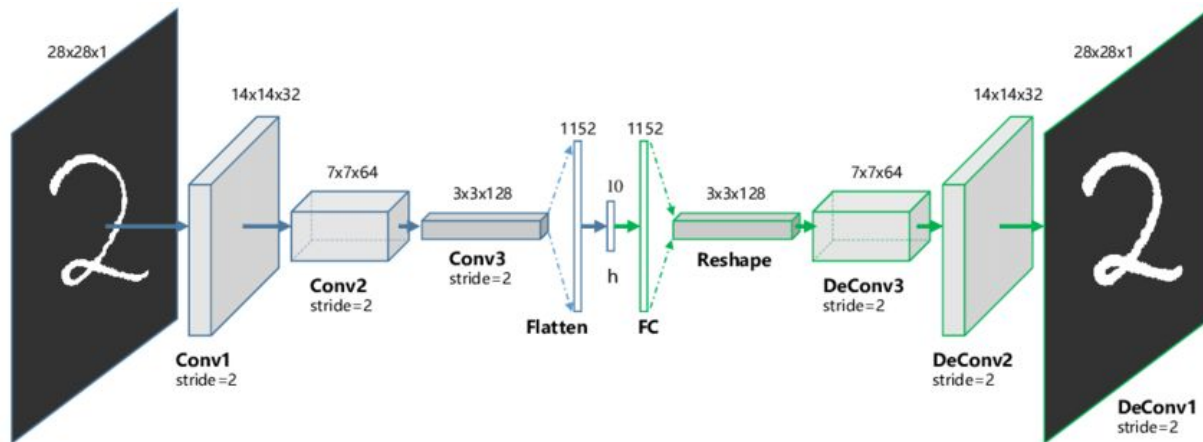
Autoenkoderi

- Varijacije:
 - **Stacked Autoencoder (SAE)** - suštinski *deep* autoenkoder, ima više skrivenih slojeva



Autoenkoderi

- Varijacije:
 - *Convolutional Autoencoder (CAE)* - autoenkoder sa konvolutivnim slojevima





Autoenkoderi

- Obučavanje:
 - Standardni *Backpropagation* sa nekim od *Gradient Descent* algoritama
 - Cilj je što više smanjiti razliku između ulaza i rekonstruisanog izlaza:
 - Često se minimizuje *MSE* (*Mean Squared Error*) između svih ulaznih neurona i njima odgovarajućih izlaznih neurona.



Autoenkoderi

- Upotreba:
 - Učenje osobina podataka
 - Smatra se da će autoenkoder tokom učenja rekonstrukcije ulaza naučiti i neke osobine podataka:
 - Konvolutivni autoenkoder nauči iste filtere kao i *CNN*

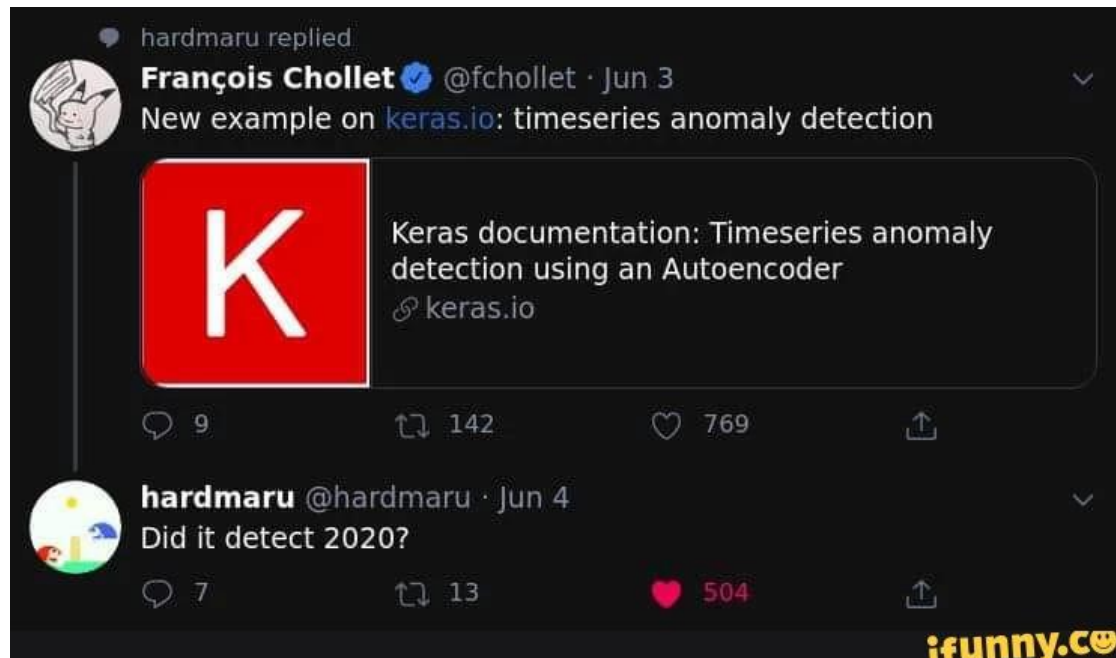


Autoenkoderi

- Upotreba:
 - Jako korisni ako nema puno obeleženih podataka:
 - Neobeleženi podaci se daju autoenkoderu - *pretraining*
 - Nakon *pretraining*-a, uzima se samo enkoder deo mreže
 - Na pretrenirani enkoder doda se još par slojeva i takva mreža se obučava nad obeleženim podacima - *fine-tuning*.

● Autoenkoderi

- Upotreba:

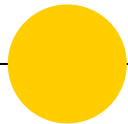




Autoenkoderi

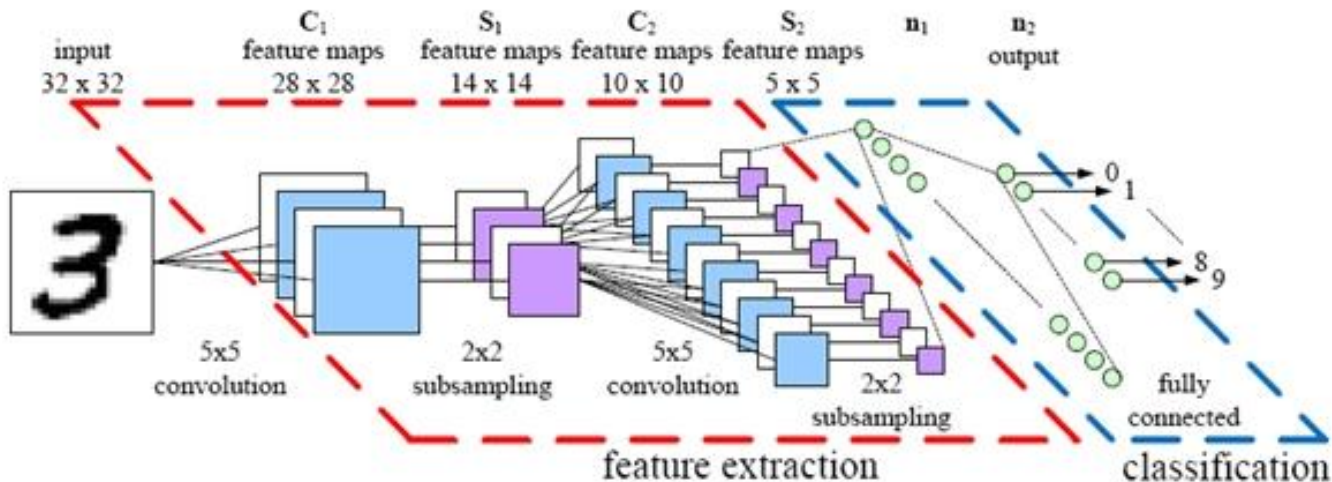
- Primeri:
 - *Simple Autoencoder*
 - *Convolutional Autoencoder*

Transfer Learning



Transfer Learning

- *CNN* - podsetnik:





Transfer Learning

- Poznate CNN:
 - *LeNet-5*
 - *AlexNet*
 - *GoogLeNet*
 - *VGGNet*
 - *ResNet*

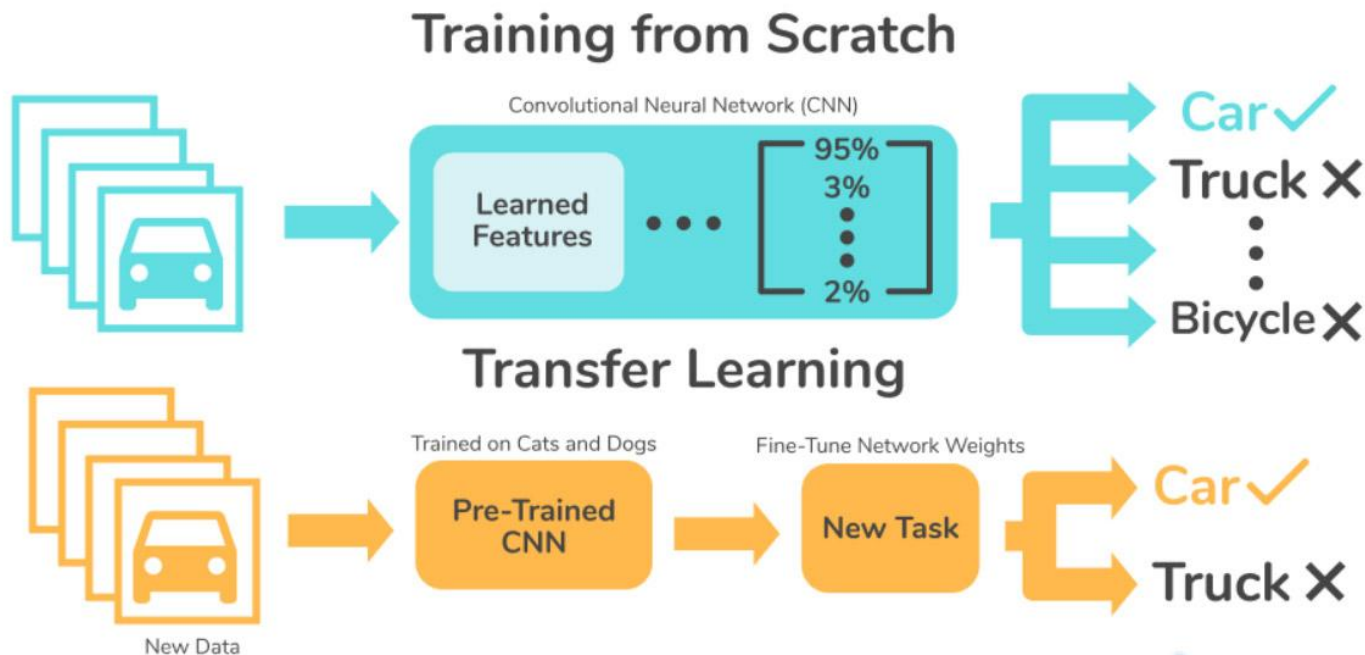


Transfer Learning

- *Transfer Learning:*
 - *CNN* kao fiksni ekstraktor osobina
 - Fiksiramo težine unutar *CNN*, a ponovo treniramo samo *MLP*
 - Menja se samo klasifikator koji dolazi posle *CNN*

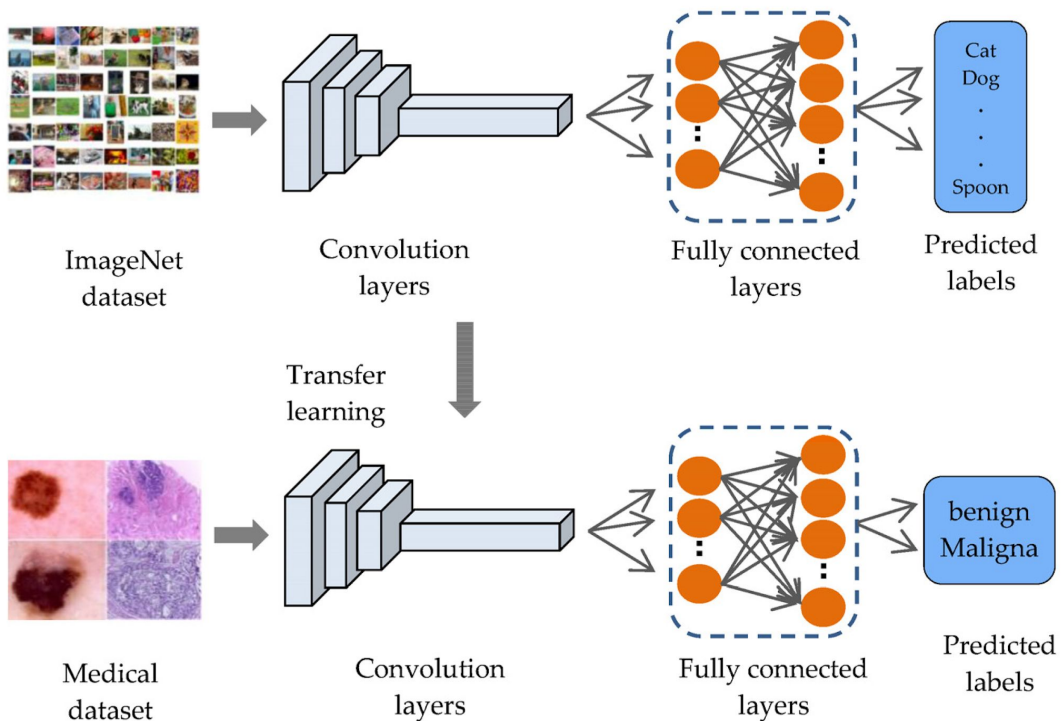


Transfer Learning





Transfer Learning





Transfer Learning

Transfer learning be like



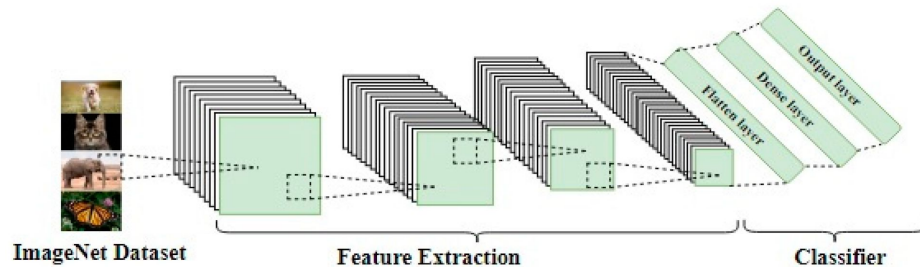


Transfer Learning

- *Fine-tuning:*
 - Fiksiraju se težine unutar početnih slojeva (pretpostavka o jednostavnosti osobina), a kasniji slojevi se dotreniraju nad novim skupom podataka
 - Ne retrenira se samo *MLP*, nego i dublji slojevi *CNN*

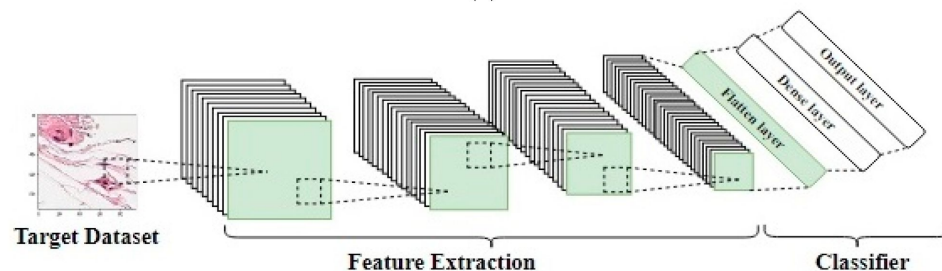


Transfer Learning



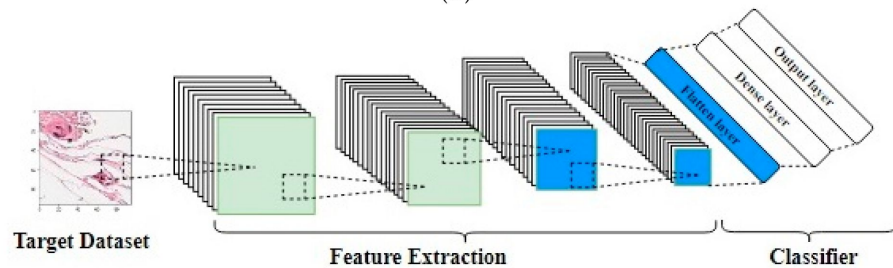
(a)

Transfer Learning



(b)

Fine-tuning



(c)



Transfer Learning

- Primer:
 - *VGG16 Fine tuning*



Transfer Learning

- Da li je moguće napraviti univerzalan *Language model* koji bi se mogao koristiti u raznim *NLP (Natural Language Processing)* zadacima (kao što koristimo pretrenirane *VGGNet, ResNet, ...*)?
- Više pokušaja istraživanja u ovom smeru.



Primeri

- *RNN* - Primer klasifikacije sekvence (podsetnik):

What time is it?

Tokenizacija rečenice na reči

Primeri

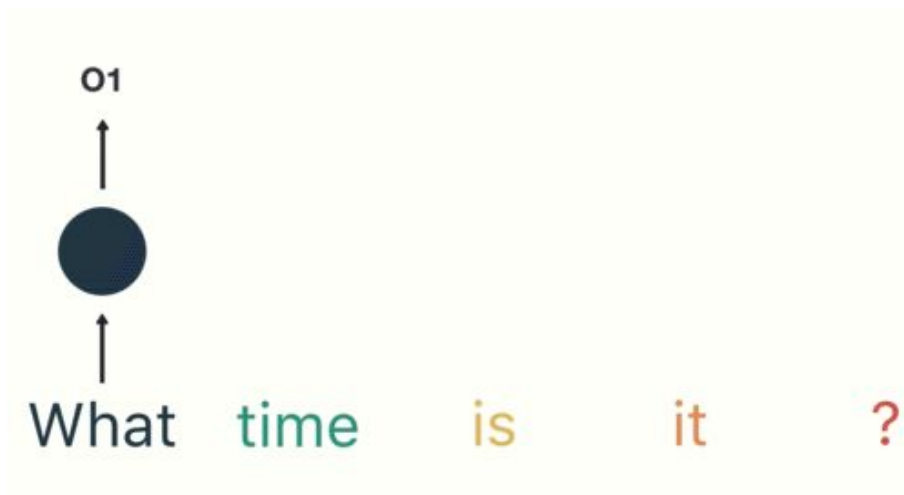
- *RNN* - Primer klasifikacije sekvence (podsetnik):

What time is it ?

Dovođenje prve reči na *RNN*. *RNN* kodira ulaz i vraća rezultat.

● Primeri

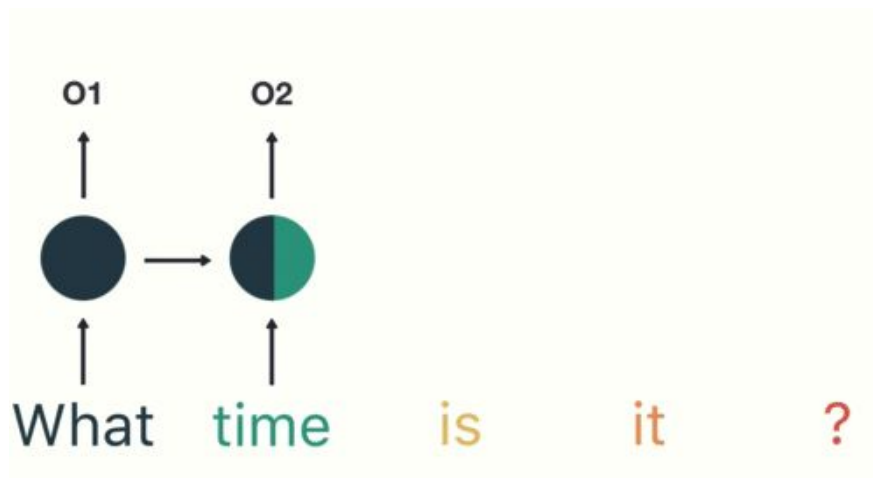
- *RNN* - Primer klasifikacije sekvence (podsetnik):



Dovođenje druge reči na *RNN*. Pored druge reči, dovodi se i skriveno stanje iz prethodnog koraka.
RNN ima transformaciju i "What" i "time".

● Primeri

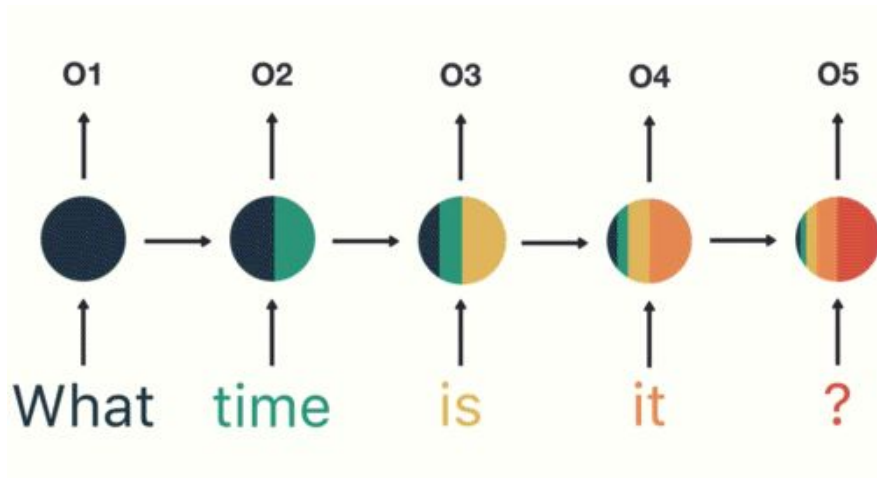
- Primer klasifikacije sekvence:



Proces se ponavlja do kraja sekvence. Rezultat je kodiranje cele ulazne sekvence reči.

● Primeri

- *RNN* - Primer klasifikacije sekvence (podsetnik):



Pošto vektor **O5** sadrži kodirane informacije o celoj sekvenci, njega možemo poslati na neki klasifikator (recimo običan MLP) da bi izvršili klasifikaciju sekvence.



Transfer Learning

- Kako smo vršili kodiranje reči?
 - *One-hot encoding*
 - Svaka reč je imala svoj *word vector*, koji u sebi sadrži samo jednu jedinicu i $n-1$ nula, gde je n ukupan broj svih poznatih reči
 - *Word vector* smo dobijali tako što stavimo 1 na indeks date reči u rečniku svih poznati reči
 - Širina vektora = veličina rečnika
 - Jako loša osobina *One-hot encoding-a*



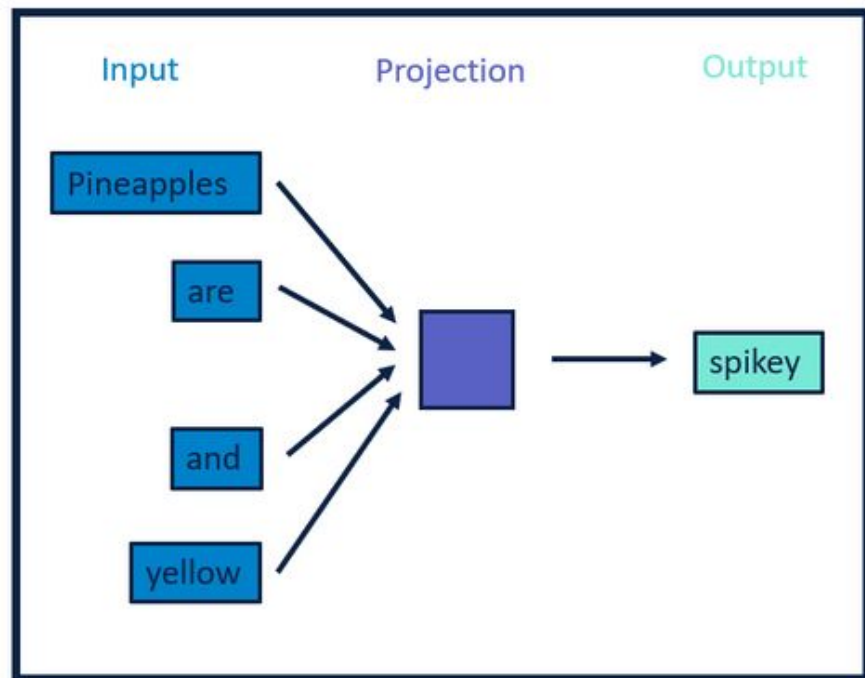
Transfer Learning

- Da li kod *one-hot encoding*-a imamo informaciju o tome koliko su određene reči “slične”?
 - Ako u rečniku imamo reči [“doberman”, “senka”, “vernost”, “dresiran”], *one-hot* nam neće dati informaciju o tome koje reči su potencijalno bliske.

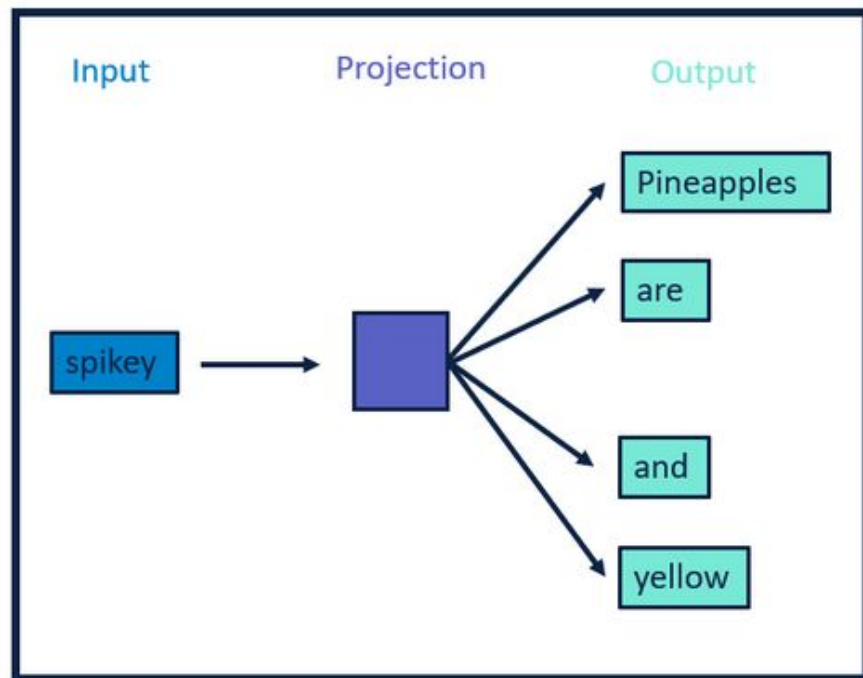


Transfer Learning

- *Word2Vec*:
 - Koncept prvi put predstavljen 2013. godine
 - Ideja je u tome da se ulazni *one-hot* (*sparse*) vektori projektuju na prostor mnogo manjih dimenzija (*dense* prostor), u kome će sami vektori sadržavati i neke osnovne informacije o semantici koju te reči nose
 - Dve implementacije:
 - *skip-gram*
 - *continuous bag of words (CBOW)*



CBOW

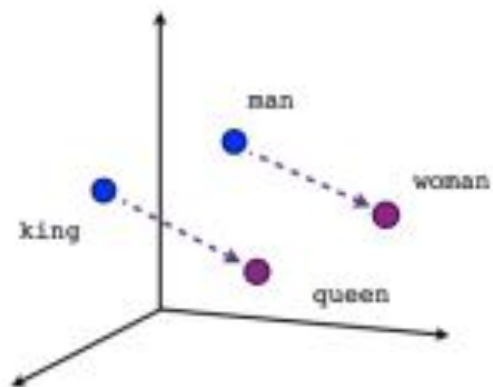


Skip-gram

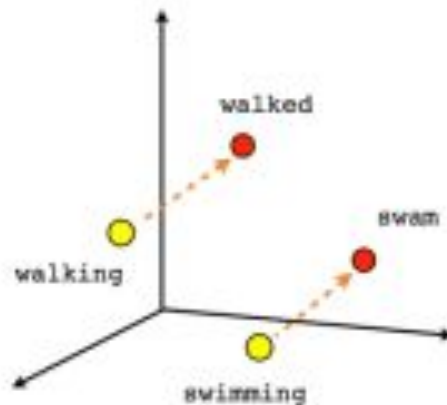
Transfer Learning

- *Word* vektori obučeni kroz *Word2Vec* pristup pokazuju interesantno ponašanje:

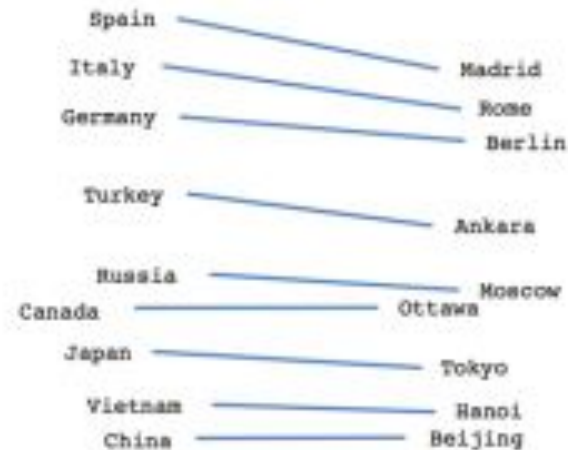
Type of relationship	Word Pair 1		Word Pair 2	
Common capital city	Athens	Greece	Oslo	Norway
All capital cities	Astana	Kazakhstan	Harare	Zimbabwe
Currency	Angola	kwanza	Iran	rial
City-in-state	Chicago	Illinois	Stockton	California
Man-Woman	brother	sister	grandson	granddaughter
Adjective to adverb	apparent	apparently	rapid	rapidly
Opposite	possibly	impossibly	ethical	unethical
Comparative	great	greater	tough	tougher
Superlative	easy	easiest	lucky	luckiest
Present Participle	think	thinking	read	reading
Nationality adjective	Switzerland	Swiss	Cambodia	Cambodian
Past tense	walking	walked	swimming	swam
Plural nouns	mouse	mice	dollar	dollars
Plural verbs	work	works	speak	speaks



Male-Female

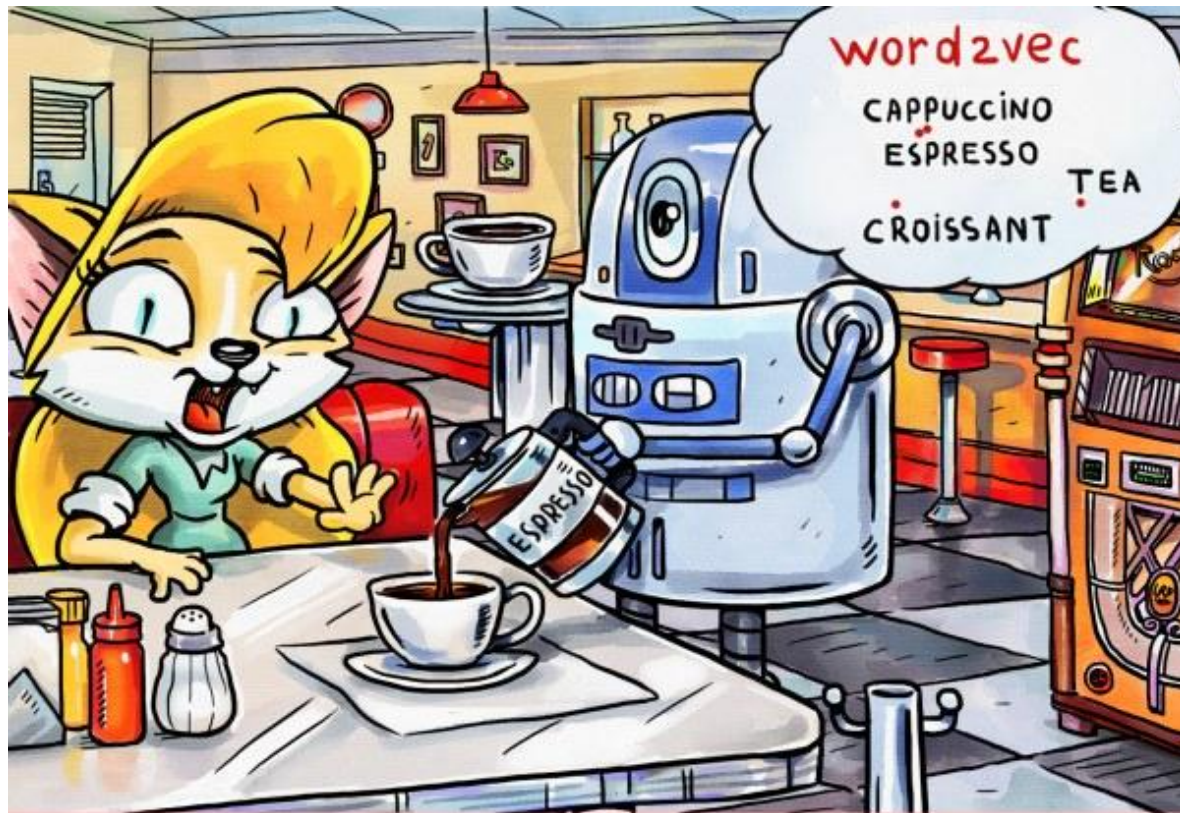


Verb tense



Country-Capital

Moguće vršiti vektorsku aritmetiku: ***king - man + woman = queen***



- Espresso? But I ordered a cappuccino!
- Don't worry, the cosine distance between them is so small that they are almost the same thing.



Transfer Learning

- *GloVe*:
 - Prvi put objavljen 2014. godine
 - *GloVe* vektori se baziraju na *co-occurence count* matrici
 - U početku se napravi velika matrica nad kojom se vrši faktORIZACIJA
 - Ideja jeste da se smanji dimenzionalnost tako što će se zadržati komponente koje će u sebi sadržati većinu varijanse iz početnog skupa podataka.
 - Stranica projekta



Transfer Learning

- Primer:
 - *Word2Vec*



Transfer Learning

- *Embedding* - Keras implementacija:
 - Dovoljno je dodati *Embedding Layer*
 - Omogućava i učitavanje pretreniranih *embedding* vektora

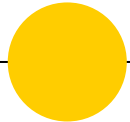
```
model_forward = Sequential()
model_forward.add(Embedding(max_features, embedding_size, input_length=maxlen, mask_zero=True))
model_forward.add(LSTM(hidden_size))
...
```




Transfer Learning

- Primer:
 - *RNN Binary Classification*

Sequence To Sequence





Sequence To Sequence

- Primene *RNN* u *NLP* za *Sequence-To-Classification* klasu problema:
 - Klasifikacija teksta
 - Detekcija sentimenta
 - *Topic modeling (supervised)*
 - ...

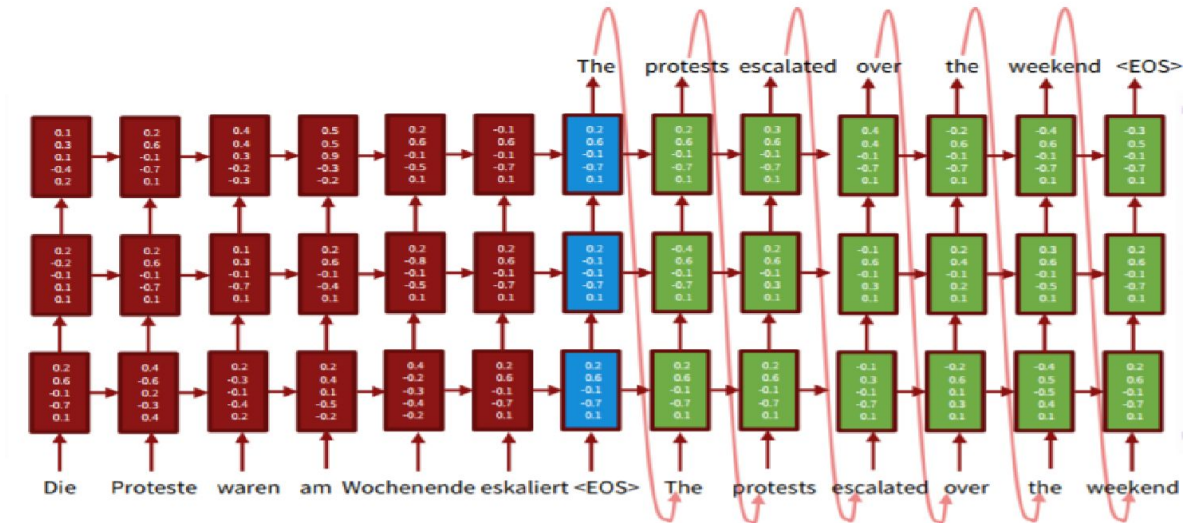


Sequence To Sequence

- Druga klasa problema, čijem se rešavanju često pristupa korišćenjem *RNN* je *Sequence-To-Sequence*:
 - *Named Entity Recognition (NER)*
 - *Neural Machine Translation (NMT)*
 - *Chatbot*
 - *Text Summarization*
 - *Question Answering*
 - *Speech-to-Text*
 - ...

Sequence To Sequence

- Sequence To Sequence model:
 - Ideja: Na osnovu ulazne sekvence generisati izlaznu sekvencu





Sequence To Sequence

- *Sequence To Sequence* model:
 - Transformacija teksta u vektor fiksne dužine:
 - Kreiranje rečnika (svaka reč opisana svojim indeksom u rečniku)
 - Tretiranje nepoznatih reči
 - *Zero Padding*:
 - dopunjavanje kraćih sekvenci

```
[ [3, 2, 1, 4, 12, 7, 8, 6, 5, 0],  
  [3, 2, 1, 4, 16, 7, 8, 6, 5, 0],  
  [3, 2, 1, 4, 16, 14, 16, 16, 16, 5],  
  [3, 16, 9, 16, 16, 0, 0, 0, 0, 0],  
  [10, 11, 15, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
```

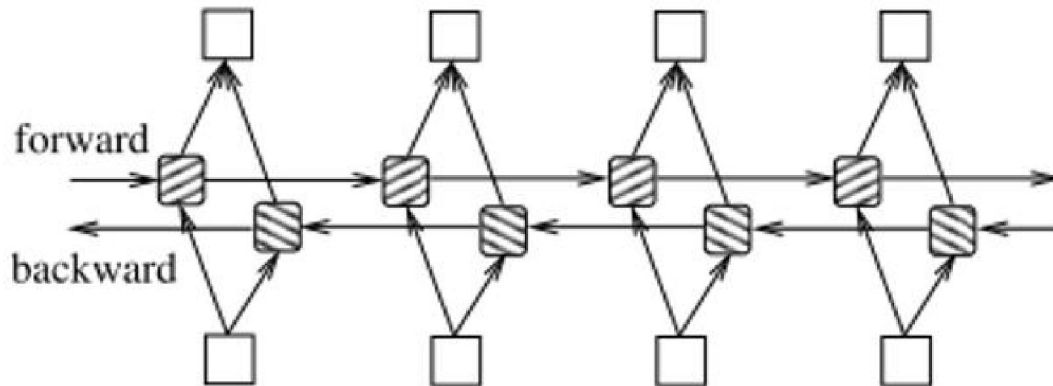


Sequence To Sequence

- *Sequence To Sequence* model:
 - Česti koraci:
 - *Word Embedding (Word2Vec, GloVe)*
 - *Reversed input*
 - *Bidirectional LSTM*
 - *Teacher Forcing*
 - *Attention Mechanism*

● Sequence To Sequence

- Sequence To Sequence model:
 - Bidirectional LSTM:
 - 2 LSTM mreže (za svaki smer po jedna)





Sequence To Sequence

- *Sequence To Sequence* model:
 - *Teacher Forcing*:
 - Koristi se u modelima gde izlaz modela zavisi od izlaza u prethodnom trenutku (*output as input in sequence prediction*) i predstavlja tehniku obučavanja *RNN*
 - Primena u *NMT*, sumarizaciji...
 - Razlika *Teacher Forcing* tehnike i obučne rekurentne tehnike je u tome što se u sledećem momentu ne dovodi izlaz iz prethodne iteracije, nego se dovodi stvarna vrednost (iz skupa podataka) koja je trebala biti izlaz u prethodnoj iteraciji



Sequence To Sequence

- *Sequence To Sequence* model:
 - *Teacher Forcing*:
 - Npr., neka sekvenca bude “Neuronske mreže master”
 - Početna reč je “Neuronske”, predviđamo sledeću:
 - Obična rekurentna tehnika nakon prve iteracije može da vrati reč “proteze”
 - Reč “proteze” bi se dovodila u sledećoj iteraciji i samo produbljivala grešku u toku obučavanja, što usporava proces
 - Kod *Teacher Forcing* tehnike, čak i ukoliko *RNN* vrati “proteze” kao sledeću reč u sekvenci, mi ćemo tu reč odbaciti kao sledeći ulaz u sekvenci i u trening fazi na *RNN* dovesti reč “mreže”, kako je navedeno u skupu podataka.

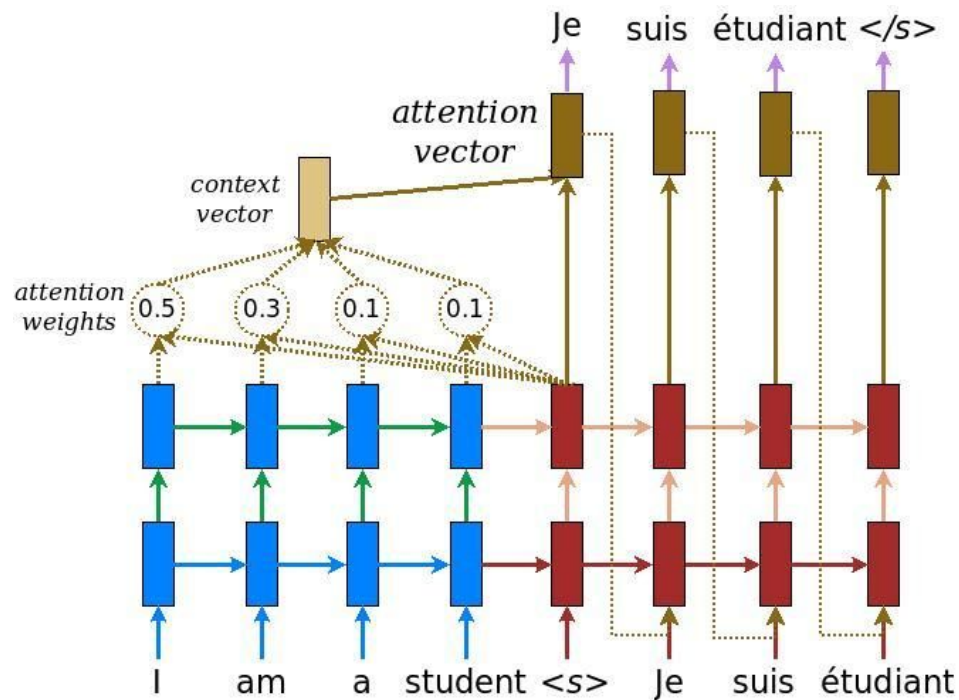


Sequence To Sequence

- *Sequence To Sequence* model:
 - *Attention Mechanism:*
 - Jednostavan mehanizam koji se ubacuje u prostor između enkodera i dekodera
 - Ovo dekomeru omogućava da uhvati više “globalnih” informacija, a ne samo poslednje skriveno stanje iz enkodera

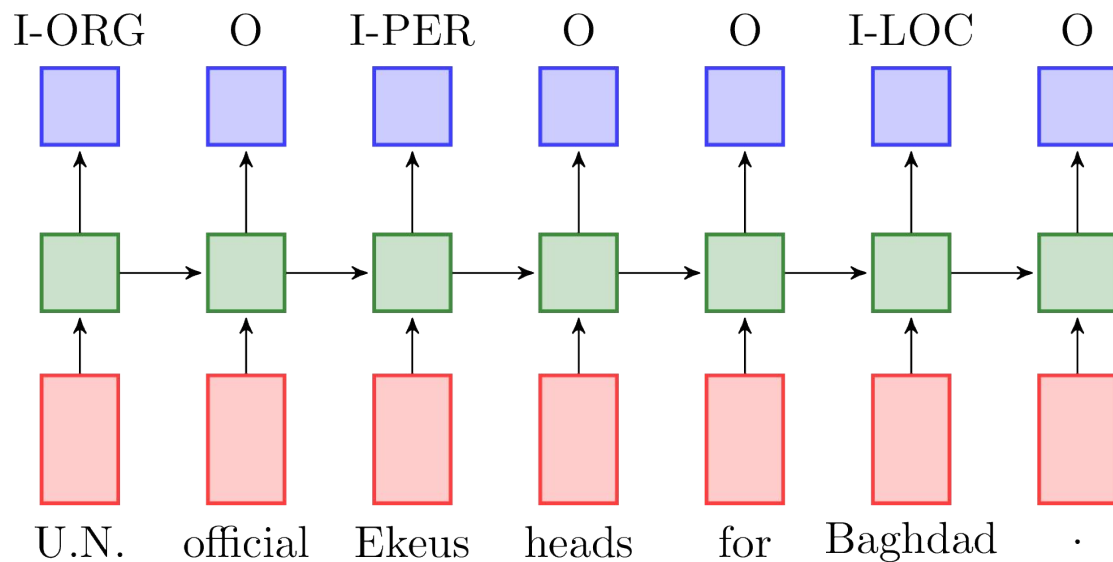
Sequence To Sequence

- Neural Machine Translation



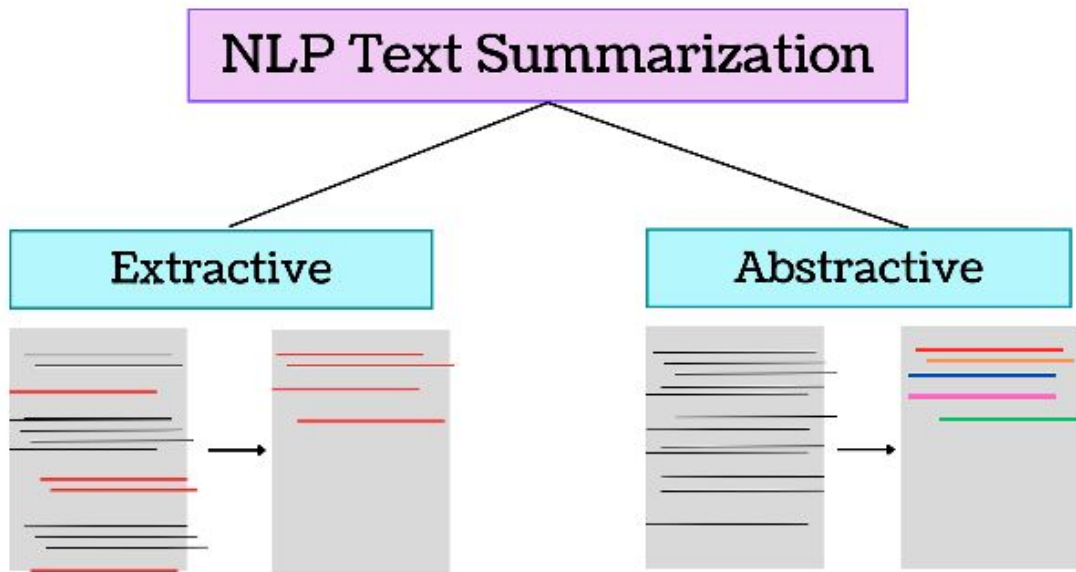
Sequence To Sequence

- Named Entity Recognition (NER)



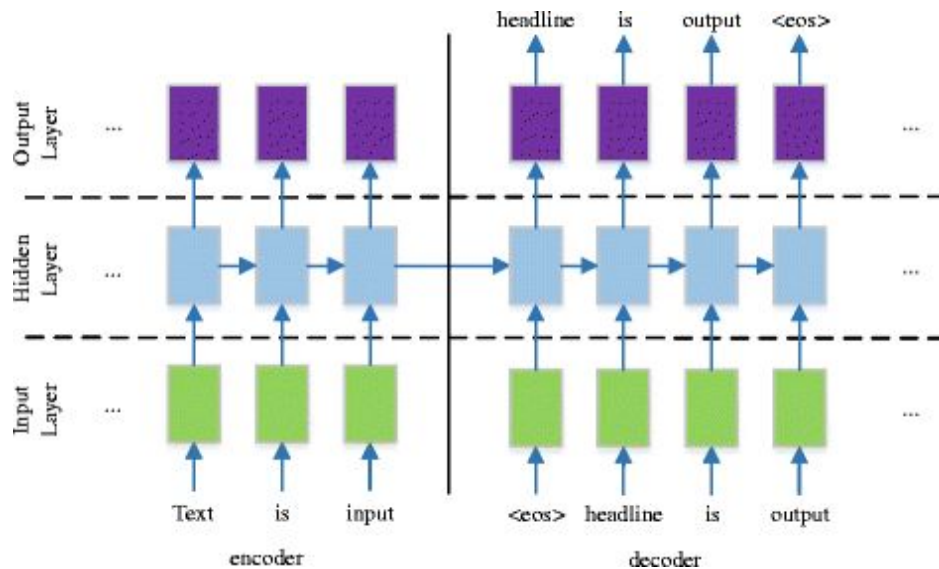
● *Sequence To Sequence*

- *Text Summarization*



Sequence To Sequence

- Abstractive Text Summarization*





Sequence To Sequence

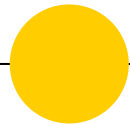
- *NLP* resursi:
 - CoreNLP
 - CoreNLP - Demo
 - spaCy
 - Software.



Sequence To Sequence

- Korišćenjem *word embedding*-a podižemo tačnost modela, pošto smo uveli semantički bogatije vektore nižeg nivoa dimenzionalnosti, u odnosu na *one-hot* vektore.
- Šta ako se pojavi reč koja ne postoji u rečniku?
 - Možda nam nije poznata
 - Možda je *typo*
 - Možda se samo nalazi u drugom obliku (recimo u množini)
 - ...
 - O ovome na sledećem terminu :)

Dodatno čitanje





Dodatno čitanje

- *Transfer Learning and Fine-tuning Convolutional Neural Networks*
- *Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space*
- *GloVe: Global Vectors for Word Representation*
- *Attention Is All You Need*

Hvala na pažnji!

Pitanja?