SE 801: Final Presentation

Bengali Word Embedding and Next Word Prediction

Presented by Ishita Sur Apan

Exam roll: 0932

Supervised By
Dr. Mohammad Shoyaib
Professor

Institute of Information Technology
University of Dhaka



05-04-2021

ঢাকা বিশ্ববিদ্যালয় বেন বিশ্ববিদ্যালয়

পরীক্ষার রেশক লং 932 (পরীক্ষা নিয়ন্তক আফস কর্তৃক প্রণীন)

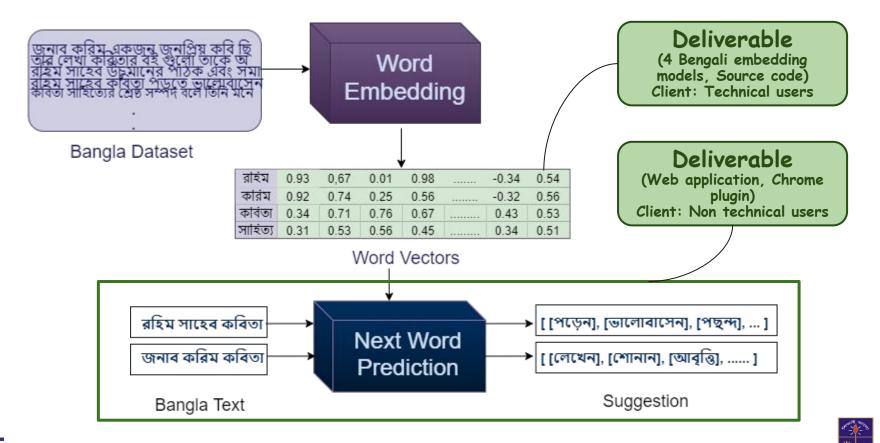
পরীক্ষার্থী স্বছন্তে নীচের সংশ্লিষ্ট তথ্যাবলী পুরণ করিবেন ত্র ব্রার্থ প্রাম্মেরর সংমান (সমহিত) কোর্স আইনার পরীভা । । ২০০ তি । সন कन्यान विषय :... अपरेत अग्रात चे जिस्मित्रा विषय

, the color of the	Avia de la
त्यम् नाम न्याप्य निर्धा राज्यान् न्या	हान्यां विश्वविभागतस्त्रतः निवक्तः नरः २२०७४:४::२०७४:४:४०९
শিহ্নাবর্থ ·· 10.22 ·- 20 · · · · · · · · ·	निक्वा वर्ष (20) (- 70)
	the state of the state of
अवीक्षाधीत वर्श ताम वर्शनाम वर्शनाम	वेष्ठं व्यावप
	HITA SUR APAW
ঃ ইংরেজীতে (বড় সকরে) 🗥	::::::::::::::::::::::::::::::::::::::
विणात नाव : प्राया न्या विष्या १	
माठात नाम : भूपिक रामी प्रथा	
পরীক্ষায় অবতার্ণ হইবার বিষ	ਸ ও ਨਗੜੀ ਅਕ ਕਃ
1817.	<u> </u>
	ভাগ বহির্ভু বিষয় ও কোর্স/পত্র নং (শিরোনালসহ)
SE 701: Intership	
1 1 1	
31	
	ı
পরীক্ষারীর পূর্ব বাকর স্ক ক্রিত্রা প্রস্থা ত্যাপাস	
그 사용하는 하는 얼마나 그 구락하는 그 나가 다른	१मा चारावर २६८० में
পরীক। স্বারম্ভ হেইবার ডারিব (পরীক: সাত্রমকের অফিল কর্তৃক পূহণীয়) 2 8 JAN 2021	412 142 200 1151
(भवाक) माज्यस्य यास्य २०० मूहशान)	পরীক। নিয়ন্তক চাক। বিশুবিদ্যালয়।

ৰি: এ: ১। প্রভোগ্ট মহোতর পরীক্ষাধীর ফটো গীল মোহরবুক্ত সভ্যারিত করিবেন।

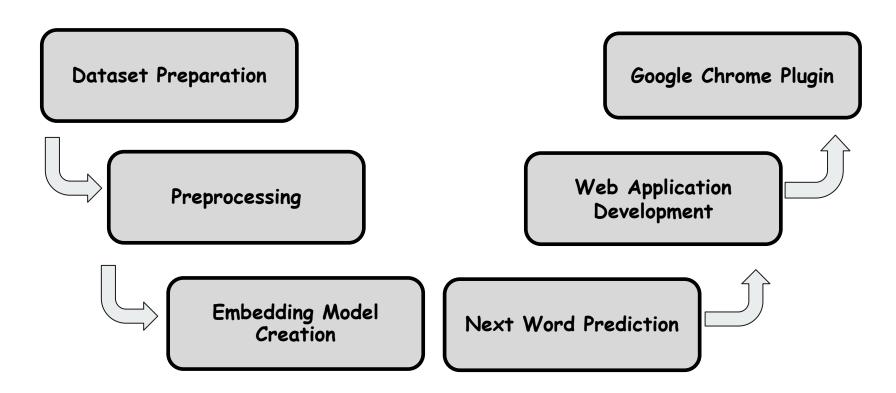
- २। शास्त्रांके महातक कर्ड्क निवीकांक्छ स्थापकी हुसाछ बनिया वित्विष्क श्टेरव ।
- া পরীক্ষার পত্র/কোর্য কোন কাটাকাটি বা যথাসালা চলিবে না। (অপর পূর্চা এংটবা)

Bengali Word Embedding & Next Word Prediction





Methodology (At a glance)







Dataset

Datasource

- News portals
 - Prothom Alo, Kaler Kantho, Ittefak
- Bengali websites
 - Banglapedia, Bengali wikipedia
- Bengali bolg
 - **Sachalayaton**
- **Bengali Books**
- About dataset
 - 10.2 million sentences
 - **Total size 5 GB**













Preprocessing

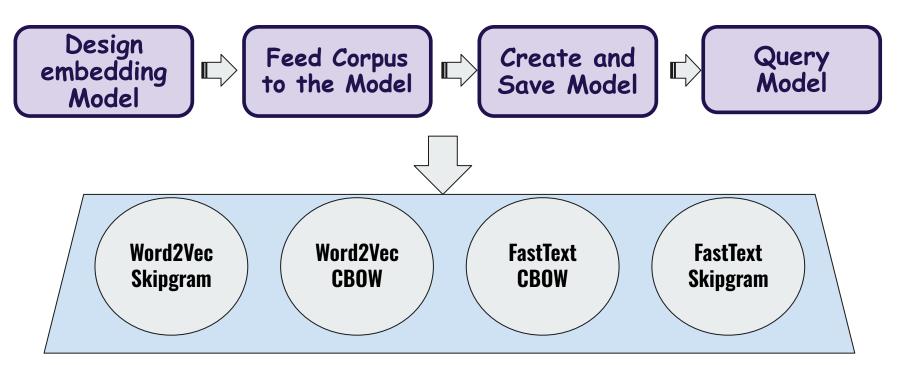
Remove unwanted characters and digits **Remove English words** Remove punctuation **Extract sentences** Tokenize words Save preprocessed files in pkl

Different approaches
of preprocessing is
required to find out
Best embedding
model





Word Embeddings





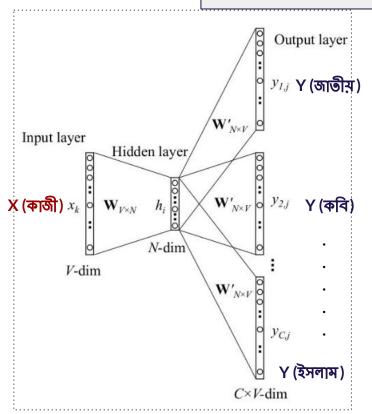


Sequence: [জাতীয় কবি কাজী নজরুল ইসলাম]

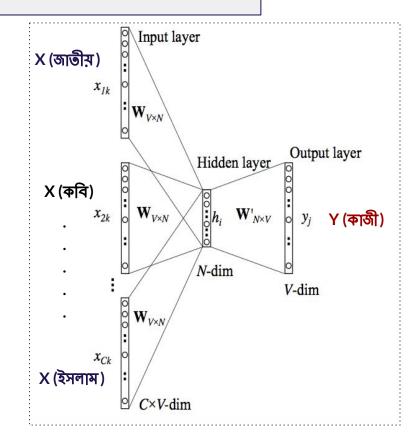
Context window size: 5

Target word: **কাজী**

CBOW



SkipGram







Word2Vec vs FastText

→ Word2Vec

- Treats each word an atomic entity
- Generates a vector for each word
- Cannot produce vector for out-of-vocabulary words

→ FastText

- Extension of Word2Vec
- Treats a word composed of its character ngrams
- Mean of target word vector and its component ngram vectors

```
[জাতীয় কবি কাজী নজরুল ইসলাম]
["নজরুল"]
নজরুল → [-0.44, 0.957,....,-0.013, 0.64]
জারুল → Error
```

```
[জাতীয় কবি কাজী নজরুল ইসলাম]

["<নজ", "জর ু", "র ুল", "ৢল>", "নজরুল"]

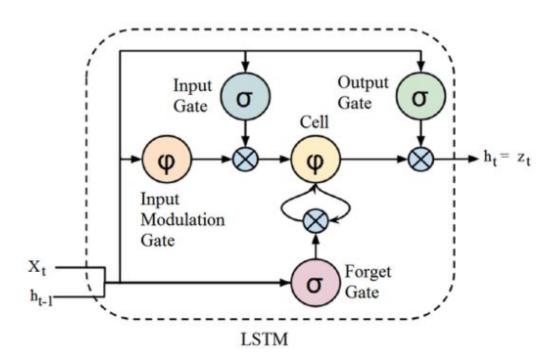
নজরুল → [-0.57, 0.9,.....,-0.001, 0.934]

জারুল → [-0.37, 0.84,....,-0.012, 0.734]
```





Long Short Term Memory



LSTM

- Special kind of RNN
- Input gate, output gate
- Cell state, forget gate
- Activation Function: SoftMax
- Loss Function: Cross Entropy
- Adam Optimizer
- Metrics: Accuracy





Next Word Prediction

Take input Text

Build Model using LSTM

Use Embedding in input layer

Preprocess user input text

Generate Text

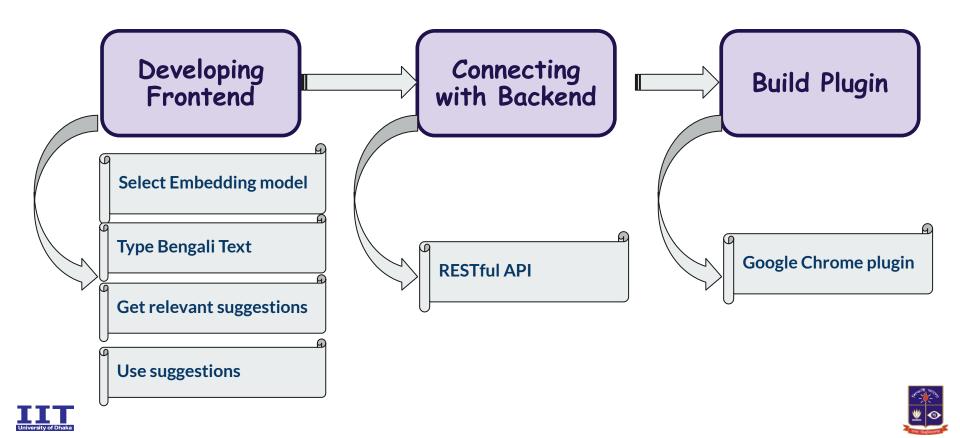


Suggest Next Word





Web Application and Plugin



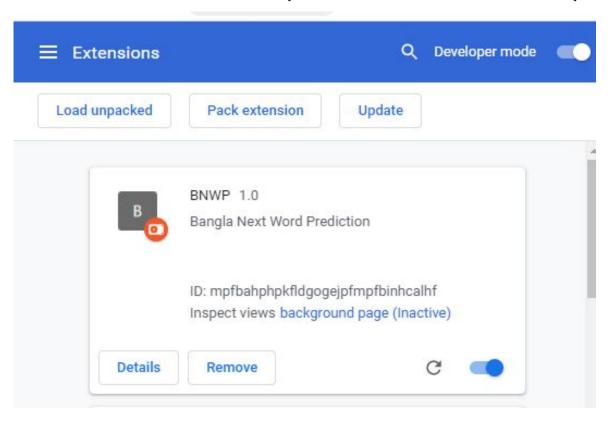
Tools and Technology

- Backend→ Python 3
 - Embedding
 - Word2Vec, FastText, CBOW, Skipgram
 - Gensim Library
 - Next Word Prediction
 - Algorithm: LSTM
 - Keras Library
- Frontend→ Django
 - Web application
 - Html, Css, Bootstrap, Javascript
 - Web API
 - Django RESTful framework
- Plugin
 - Google Chrome Extension





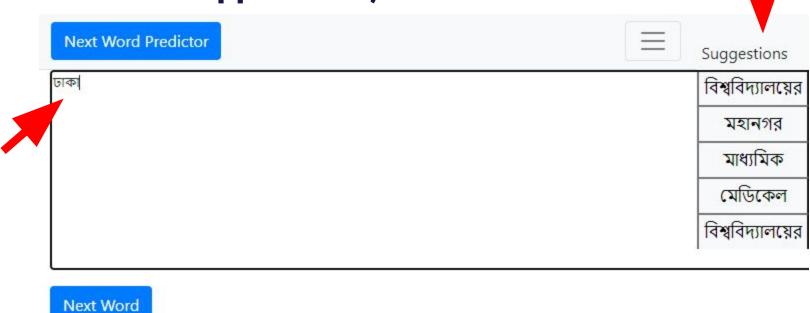
Demonstration(Chrome Extension)







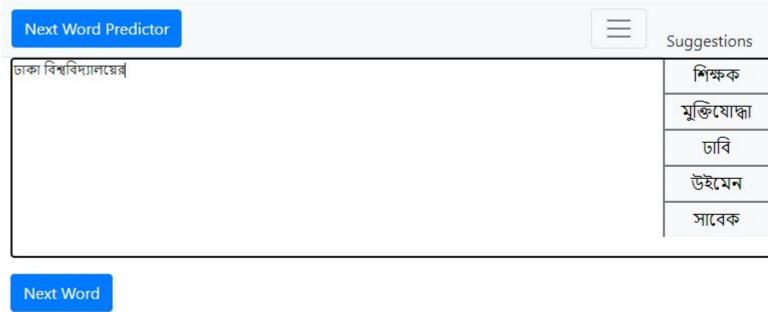
Demonstration(Web Application)







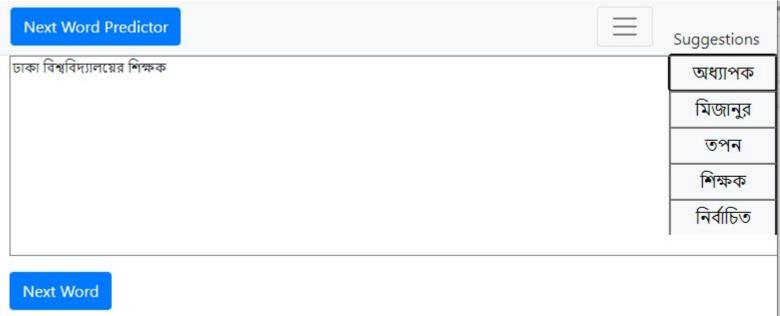
Demonstration(Web Application)





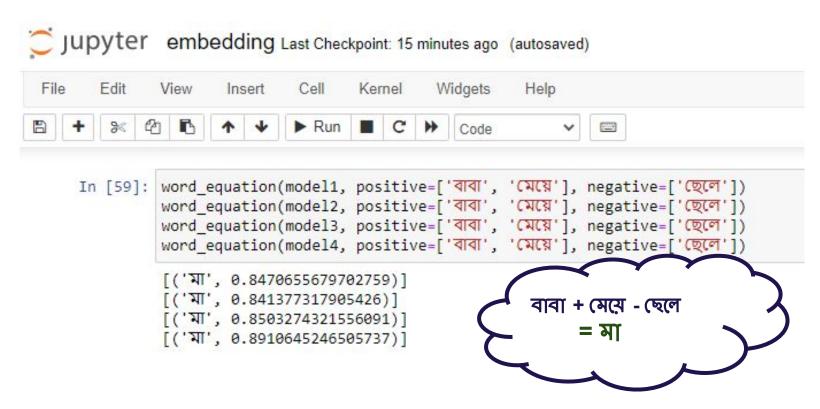


Demonstration(Web Application)



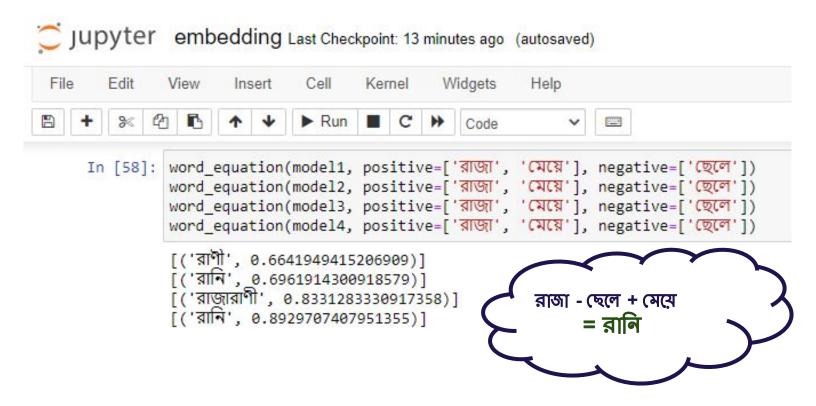
















```
In [104]: word_equation(model1, positive=['লেখক', 'নারী'], negative=[])
          word equation(model2, positive=['লেখিকা', 'পুরুষ'], negative=['নারী'])
          word_equation(model1, positive=['ঢাকা'], negative=['রাজ্ধানী'])
          word_equation(model1, positive=['রবীন্দ্রনাথ', 'ভ্রাতা'], negative=[])
           word equation(model1, positive=['শেখ','হাসিনা'], negative=[])
           [('লেখিকা', 0.724480390548706)]
           [('ঔপন্যাসিক', 0.618572473526001)]
           [('জাহাঙ্গীরনগর', 0.46925368905067444)]
           [('দেবেল্রনাথ', 0.7047825455665588)]
           [('বঙ্গবিদ্ধাকন্যা', 0.6981199979782104)]
```





```
: find similar words(model1,'ঢাকা')
  find similar words(model2, 'ন্ডারুল')
  find similar words(model2, 'কলম')
  find similar words(model4, 'সোমবার')
  [('রাজশাহী', 0.8118138909339905), ('চট্টগ্রাম', 0.7809731364250183), ('কুমিল্লা', 0.760356605052948)]
[('কাজী', 0.8067245483398438), ('রফিকুল', 0.7441709637641907), ('ইসলামগীতিকারঃ', 0.7411827445030212)]
  [('কলমও', 0.7381693124771118), ('পেন্সিল', 0.6929911971092224), ('কলমের', 0.6923819780349731)]
  [('বুধবার', 0.995028018951416), ('মঙ্গলবার', 0.9946527481079102), ('বৃহস্পতিবার', 0.9931206703186035)]
: find similarity(model1, 'বিশ্বিদ্যালয়', 'ফুল')
  find similarity(model1, 'বিশ্ববিদ্যালয়', 'কলেজ')
  find similarity(model1, 'কণেজ', 'কুণ')
  find similarity(model2, 'বাবা', 'মা')
  0.50
  0.67
  0.74
  0.81
```





WHENEYWHAT?
HOW?WHEN?
WHAT?WHO?
WHAT?WHEN?
WHEN?HOW?WHEN?
HOW?WHER!WHO?WHEN?
WHENEYWHO?
WHENEYWHO?

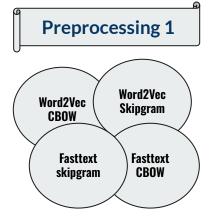
Word Embeddings

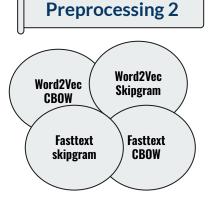
Different Approaches of Preprocessing

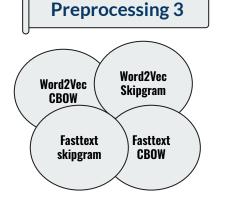
- Without data cleaning
- With data cleaning
- Extract sentences regarding " | "
- Extract sentences regarding "|", "?" and "!"

Different Approaches of Algorithms

- Word2Vec CBOW
- Word2Vec Skipgram
- FastText CBOW
- FastText Skipgram











Methodology (Preprocessing)

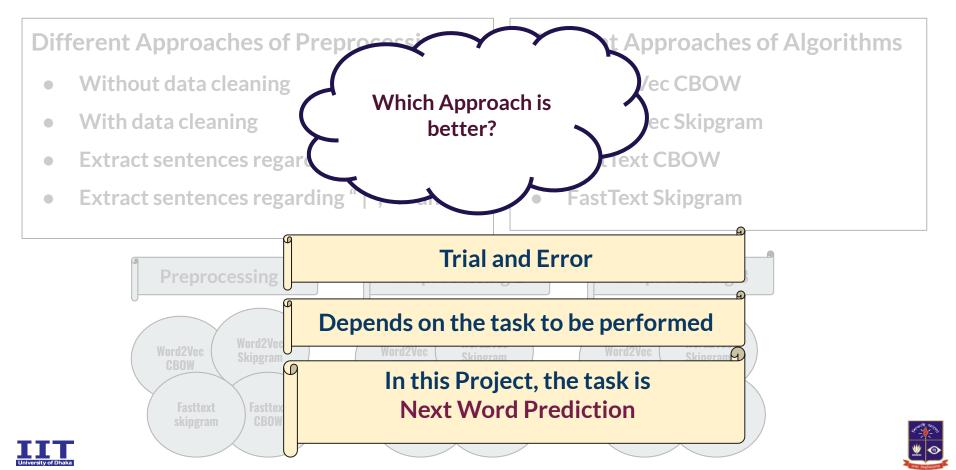
Remove unwanted characters and digits **Remove English words** Remove punctuation **Extract sentences Tokenize words** Save preprocessed files in pkl







Word Embeddings



Word2Vec vs FastText

The key difference between FastText and Word2Vec is the use of n-grams.

- **→** Word2Vec → Google, FastText → Facebook
- → Word2Vec is Faster to train
- → FastText works better for rare words
- → Fastext can create word vectors for out-of-vocabulary words



