YACRA - Yet Another Code Retrieval Approach

Um estudo preliminar sobre o uso de uma arquitetura deep learning para seleção de respostas no problema de recuperação de código-fonte

Marcelo de Rezende Martins[1], Marco Aurélio Gerosa[2]

[1]Instituto de Pesquisas Tecnológicas (IPT)

[2]Northern Arizona University (NAU)

Índice

Introdução

Definição

A tarefa do *code retrieval* ou recuperação de trecho de código-fonte consiste em:

Dado uma descrição em linguagem natural, recuperar o trecho de código-fonte mais relevante, tal que os desenvolvedores possam encontrar rapidamente os trechos de código que atendam as suas necessidades. [2]

Definição

Code Retrieval: Dada uma questão em linguagem natural Q, um modelo F_r irá aprender a recuperar o trecho de código-fonte $C^* \in \mathbb{C}$ com a maior pontuação [6]:

$$C^* = \underset{C \in \mathbb{C}}{argmax}\ F_r(Q, C) \tag{1}$$

Abordagem

Hipótese inicial

Hipótese inicial: *software é uma forma de comunicação humana e tem propriedades estatísticas similares a corpora de linguagem natural [1]*

Joint embedding

Seja $\mathbb{Q}$ o conjunto formado pelas questões e $\mathbb{C}$ o conjunto composto por trechos de código-fonte [3]:

$$\mathbb{Q} \xrightarrow{f} \mathbb{V}_q \rightarrow h_\theta(\mathbb{V}_q, \mathbb{V}_c) \leftarrow \mathbb{V}_c \xleftarrow{g} \mathbb{C} \tag{2}$$

Forma de aprendizagem

Função de perda *hinge* [5, 3]:

$$L = max(0, m - h_\theta(q_i, c_i^+) + h_\theta(q_i, c_i^-)) \tag{3}$$

Arquitetura

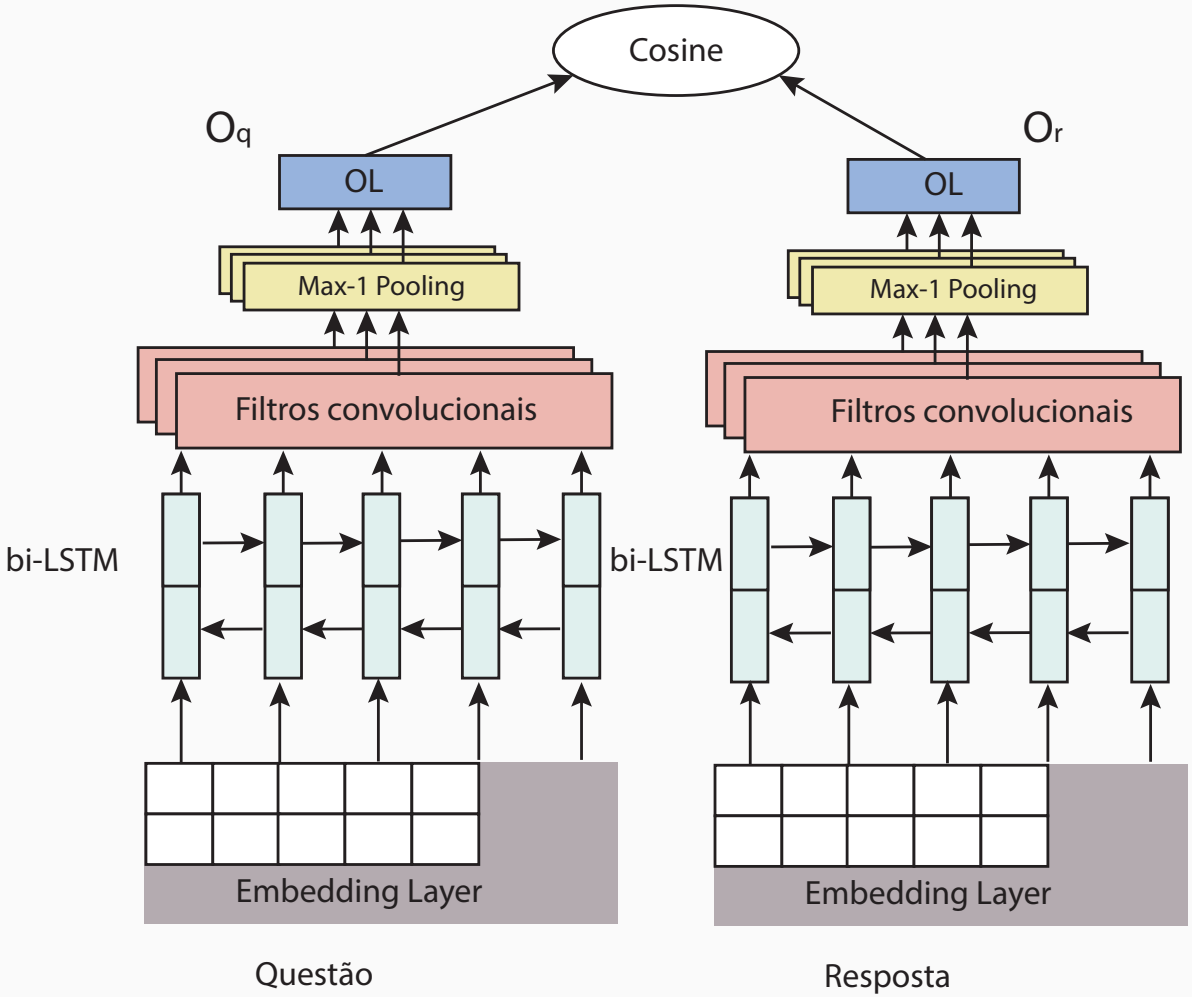


Figure 1: Figura adaptada do [5].

Experimento

Treinamento

Amostras	Quantidade de (q_i, c_i^+)
Treinamento	60.083
DEV	1.085
EVAL	1.084
Total	**62.252**

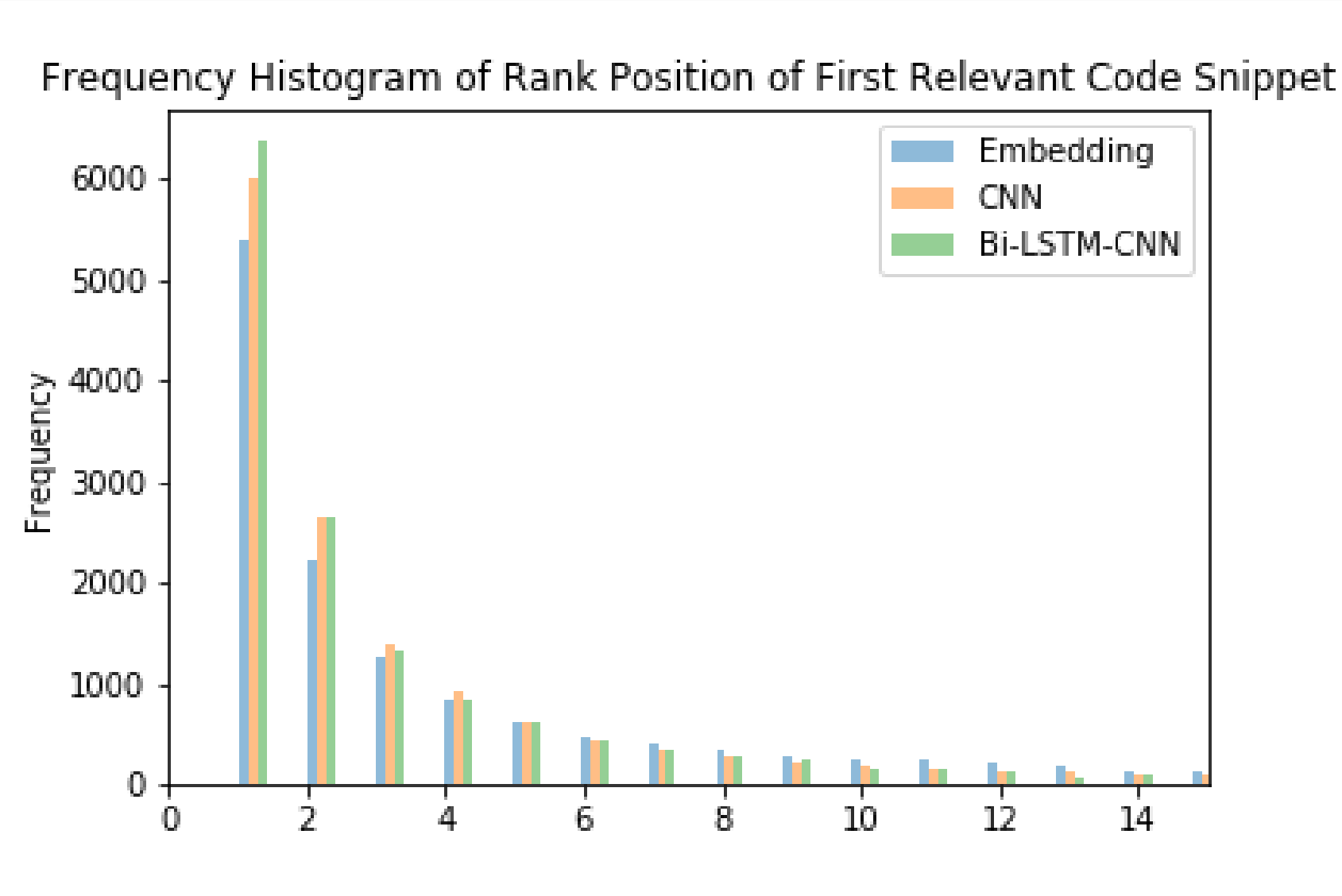
Table 1: Divisão das amostras para treinamento conforme os critérios adotados por [4].

Resultados preliminares

Modelos	Resultados (MRR)
Embedding	$0,52 \pm 0,01$
CNN	$0,58 \pm 0,01$
bi-LSTM-CNN	**0,60 $\pm$ 0,02**

Table 2: Resultado preliminar do modelo bi-LSTM-CNN proposto em comparação a outros dois modelos (CNN e Embedding). Estes resultados foram obtidos a partir da amostra EVAL.

Histograma das posições dos trechos de código-fonte relevantes



Exemplos

Python and appending items to text and excel file[1]

BiLSTM-CNN

```
Yvalues = [1, 2, 3, 4, 5]
file_out = open('file.csv','wb')
mywriter= csv.writer(file_out, delimiter = '\n')
mywriter.writerow(Yvalues)
file_out.close()
```

CNN

```
import csv

with open("output.csv", "wb") as f:
    writer = cwv.writer(f)
    writer.writerows(a)
```

[1] https://stackoverflow.com/questions/24593478/python-and-appending-items-to-text-and-excel-file

Perguntas?

Referências i

M. Allamanis, E. T. Barr, P. Devanbu, and C. Sutton.
A survey of machine learning for big code and naturalness.
ACM Comput. Surv., 51(4):81:1–81:37, July 2018.

Q. Chen and M. Zhou.
A neural framework for retrieval and summarization of source code.
In *Proceedings of the 33rd ACM/IEEE International Conference on Automated Software Engineering*, ASE 2018, pages 826–831, New York, NY, USA, 2018. ACM.

Referências ii


X. Gu, H. Zhang, and S. Kim.
Deep code search.
In *Proceedings of the 40th International Conference on Software Engineering*, ICSE '18, pages 933–944, New York, NY, USA, 2018. ACM.


S. Iyer, I. Konstas, A. Cheung, and L. Zettlemoyer.
Summarizing source code using a neural attention model.
In *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, pages 2073–2083, Berlin, Germany, Aug. 2016. Association for Computational Linguistics.

Referências iii


M. Tan, C. dos Santos, B. Xiang, and B. Zhou.
Lstm-based deep learning models for non-factoid answer selection.
CoRR, abs/1511.04108, 2015.


Z. Yao, D. S. Weld, W.-P. Chen, and H. Sun.
Staqc: A systematically mined question-code dataset from stack overflow.
In *Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference*, WWW '18, pages 1693–1703, Republic and Canton of Geneva, Switzerland, 2018. International World Wide Web Conferences Steering Committee.