

## GALs: 基於對抗式學習之整列式摘要法

### GALs: A GAN-based Listwise Summarizer

郭家銓 Chia-Chih Kuo

國立臺灣科技大學資訊工程系

Department of Computer Science and Information Engineering

National Taiwan University of Science and Technology

M10815022@mail.ntust.edu.tw

陳冠宇 Kuan-Yu Chen

國立臺灣科技大學資訊工程系

Department of Computer Science and Information Engineering

National Taiwan University of Science and Technology

kychen@mail.ntust.edu.tw

#### 摘要

抽取式摘要 (Extractive Summarization) 著眼於選擇文本中的幾個句子，使其組成足以代表整篇文本內容的摘要。排序學習 (Learning to Rank) [1] 最早興起於資料檢索領域，並被應用於各種排序的任務之中。在本研究中，我們將抽取式摘要視為一個整列式 (listwise) 句子排序問題，提出一套基於對抗式學習之整列式摘要法 (GAN-based Listwise Summarizer, GALs)。GALs 以生成對抗網路為架構，將抽取式摘要器作為生成器，並將其生成的摘要與參考答案的表面特徵 (Surface Features) 輸入給判別器，最後利用強化學習的方式，將判別器的預測做為回饋獎勵用於更新整個模型的參數。因此，本研究所提出之 GALs 融合了對抗式學習、整列式排序的概念、句子與文本的表面特徵以及強化學習，旨於提出一套經典的摘要模型方法。實驗中，我們不僅發現 GALs 在 CNN/Daily Mail 數據集上相較於傳統的最佳模型有明顯的分數提昇，我們亦對 GALs 模型所使用的參數，做了細節上的調查與分析。

關鍵詞：抽取式摘要，整列式排序，生成對抗網路，表面特徵

#### Abstract

Extractive summarization aims at selecting a set of sentences to form a summary for a given document. Learning-to-rank is first appeared in the field of information retrieval, and it has been employed to solve several ranking-based tasks. In this study, we regard the task of extractive summarization as a listwise sentence ranking problem, and thus a GAN-based

listwise summarizer (GALs) is proposed. On top of the generative adversarial network (GAN), an extractive summarizer is introduced to be the generator, and a discriminator is employed to distinguish the generated summary from the ground truth. Especially, the input to the discriminator is a set of surface features, which are extracted from the generated summary and the ground truth. Finally, GALs can be optimized by leveraging the reinforcement learning (RL) strategy. The experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed framework on the CNN/Daily Mail corpus. Moreover, we make detailed investigation and analysis of the parameters used in GALs.

Keywords: Extractive summarization, listwise, GAN, surface features

## 一、緒論

抽取式摘要 (Extractive Summarization) 著眼於選擇文本中最顯著且具代表性的句子組成摘要，這些句子不僅須盡可能地保留文本中重要的資訊，也必須限制選取的摘要長度，因此確保摘要結果的低冗餘性就相當重要。為了達成這個目標，許多方法先對文本中的每個句子進行評分，再利用貪婪算法或線性規劃等方法，基於評分與長度等規則挑選理想的句子組合成摘要。在深度神經網路模型盛行的現在，多數模型以各式類神經網路為基礎，搭建句子評分模型，並以句子回歸 (Sentence Regression) 做為模型訓練的目標[2]。雖然這些方法在許多數據集中已驗證其成效，但實際上它們因為仰賴於手動調整評分、冗餘性與句子長度間的平衡性，而難以獲得全域最佳解。近年來，如指針網路 (Pointer Network) [3]等生成模型的使用，也在抽取式摘要的研究中獲得成功[4]，將指針網路運用在抽取式摘要問題上時，模型將能夠自動決定句子選擇的順序與理想的摘要長度，克服了句回歸架構之弊端。然而近年的摘要研究中，許多模型仰賴深度神經網路的各式元件，例如詞嵌入 (Word Embedding) [5]與長短期記憶模型 (Long Short-Term Memory) [6]等，對文本與句子進行建模以進行各種預測，而疏於使用在文本摘要中富有價值之表面特徵 (Surface Features)。

排序學習 (Learning-to-Rank) [1]最早興起於資料檢索領域，並被應用於文本排序。在文本排序問題中，給予一串文本與查詢 (Query) 後，首先須對每筆文本與查詢評定兩者間的相關性，再依相關性之高低排序文本，其中逐點式 (Pointwise) 排序法會對每個文本做獨立的相關性評分，而整列式 (Listwise) 排序法則一次考慮所有的文本。我們觀察到逐點式文本排序，與基於句回歸架構的抽取式摘要具有高度的相似

性，因而猜想文本排序的研究設計同樣可適用於抽取式摘要問題，並參考整列式文本排序法，提出一套基於對抗式學習之整列式摘要法(GAN-based Listwise Summarizer, GALs)。我們的方法主要發想於 Jun Wang 所提出之 IRGAN[7]，IRGAN 的架構分為生成器與判別器兩部份，各自代表著資料檢索的兩大派系思想，其中生成器擅於利用向量空間（例：詞向量）對文本與查詢建模，用於預測與查詢較為相關的文本；判別器則擅於學習文本表面特徵與查詢間的潛在相關性分布；利用對抗式學習，IRGAN 能自然地融合生成器與判別器彼此的優勢，使兩者成效皆獲得提昇。因此，在 GALs 的設計上，也分為生成器與判別器，生成器採用以生成模型為基礎的抽取式摘要器，由生成器產生的每一組摘要與真實的摘要，我們同時抽取其表面特徵作為判別器的輸入，判別器的目標為區分真實的摘要與由生成器產生的摘要。最後，透過基於策略梯度（Policy Gradient）的強化學習，GALs 融合了表面特徵、基於深度神經網路的生成器與判別器，以及整列式學習，希望可以進一步地提昇摘要品質。

## 二、相關研究

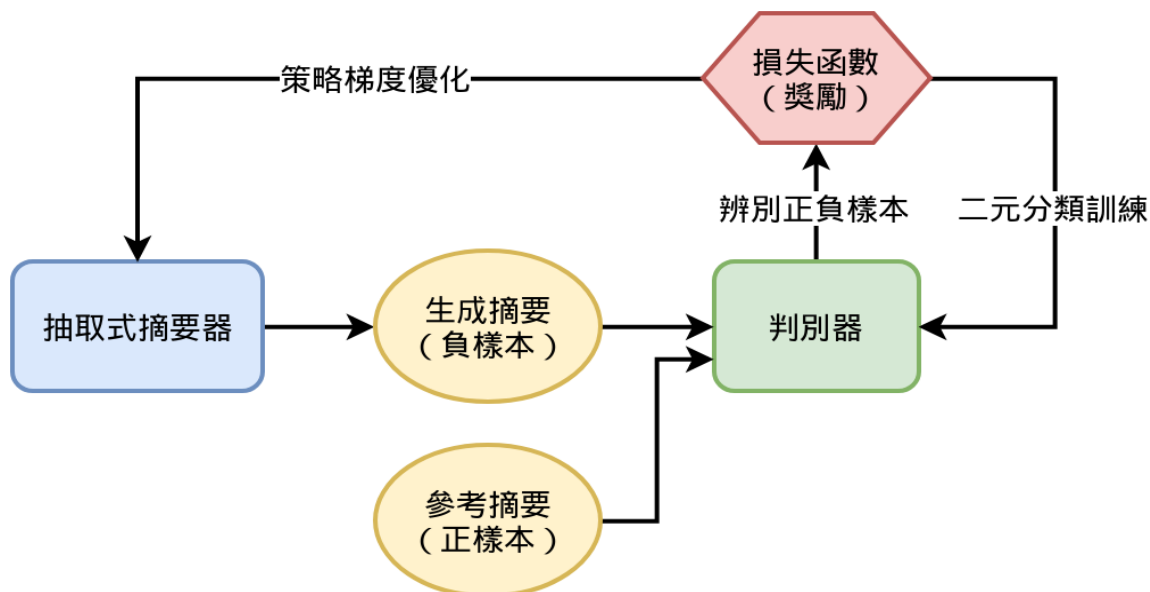
在 Pengjie Ren 提出的基於句回歸架構之抽取式摘要方法中[2]，ROUGE-2 [8]被作為句子重要性評分的參考值，並以類神經網路模型試圖預測之，最後用貪婪算法挑選句子以組成摘要。Pengjie Ren 展示其使用之四項表面特徵與 ROUGE-2 間具有高度的相關性。為了進一步利用文本前後文的特性以提昇摘要品質，Pengjie Ren 使用長短期記憶模型與卷積注意力（Convolutional Attention）機制來評估相鄰句子間的相似度。

Yen-Chun Chen [4] 並未使用表面特徵，而是採用詞嵌入[5]與基於序列到序列[9]與注意力機制[10]的指針網路（Pointer Network）[3]實作抽取式摘要，指針網路之編碼器首先以卷積神經網路對每個句子建立向量，再以雙向長短期記憶模型抽取文本的前後文特徵，而後解碼器將在每個時間步中，抽取最具注意力的句子以組成抽取式摘要。

## 三、基於對抗式學習之整列式摘要法

### （一）總覽

本研究所提出之基於對抗式學習之整列式摘要法(GAN-based Listwise Summarizer, GALs)，是由生成器（抽取式摘要器）與判別器兩大部分所組成。在模型訓練時，當給予一篇文本與參考摘要作為正確答案，首先生成器將對文本生成一份抽取式摘要，



圖一、基於對抗式學習之整列式摘要法 (GALs) 之模型訓練架構

接著兩份摘要（即正確答案與由生成器產生的摘要）將輸入給判別器，以預測何者為參考摘要（正樣本）、何者為生成摘要（負樣本）。判別器的任務為二元分類問題，其損失函數同時也將作為抽取式摘要器的獎勵，以對其進行基於策略梯度的強化學習，使得抽取式摘要器所生成之摘要能夠更近似於參考摘要，如圖一所示。

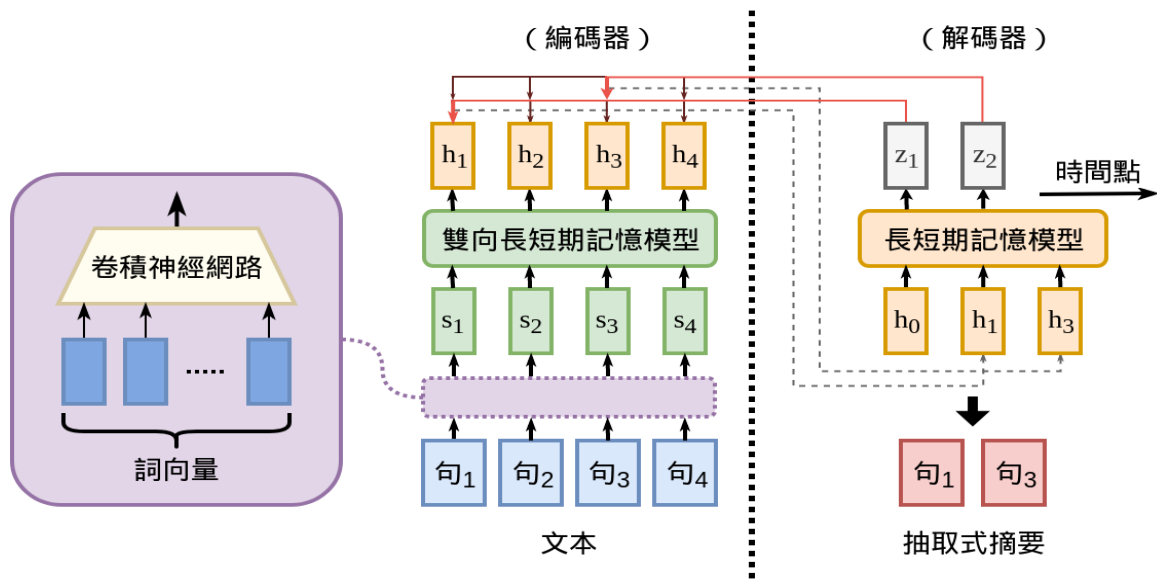
## （二）生成器

在本研究中，我們選用 Yen-Chun Chen 於 2018 年所提出的基於指針網路之抽取式摘要器 [4]，如圖二所示。我們選用的抽取式摘要器分為編碼器與解碼器兩部分，編碼器首先會利用文本中每個句子的詞向量序列，以卷積神經網路計算出所有句子的向量表示  $s_j$ 。接著卷積神經網路輸出之一序列句子向量  $s_j$ ，將再被輸入進雙向長短期記憶模型中，以取得一序列情境導向 (Context-aware) 之句子向量表示  $h_j$ 。解碼器則由單向長短期記憶模型所組成，並基於編碼器輸出之句子向量  $h_j$  以選擇欲抽取之句子，在每個時間點  $t$ ，長短期記憶模型會以上一個時間點被抽取之句子的向量  $h_{j_{t-1}}$  作為輸入，並輸出一向量  $z_t$ 。 $z_t$  首先會與文本中的句子向量  $h_j$  計算注意力以取得前後文向量  $c_t$ 。

$$\alpha^t = \text{softmax}(v_c^T \tanh(W_{c1}h_j + W_{c2}z_t)) \quad (1)$$

$$c_t = \sum_j \alpha_j^t W_{c1}h_j \quad (2)$$

接著將前後文向量  $c_t$  再次與文本中的句子向量  $h_j$  計算注意力，並排除過去的時間點中已抽取的句子  $j_1, \dots, j_{t-1}$ ，最後取得當前時間點抽取句子之機率分佈  $P(j_t | j_1, \dots, j_{t-1})$ 。



圖二、基於指針網路之抽取式摘要器

$$e_j^t = \begin{cases} v_p^T \tanh(W_{p1}h_j + W_{p2}c_t), & \text{if } j_t \neq j_k \forall k < t \\ -\infty, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$$P(j_t | j_1, \dots, j_{t-1}) = \text{softmax}(e^t) \quad (4)$$

基於上述解碼流程，解碼器將遞回抽取句子，直到觸發設定之停止條件。

### (三) 判別器

GALs 的判別器是一個用於分辨正負樣本的二元分類器，我們單純採用多層感知器 (Multilayer Perceptron) [11]組成之類神經網路模型作為判別器。因為一份摘要通常包含了多個句子，因此我們計算句子間各個特徵的平均值與標準差作為判別器的輸入；若摘要中只有一個句子，則設定標準差為零。為了使判別器能提供更富價值之獎勵，我們利用遞歸特徵消除 (Recursive Feature Elimination, RFE) [12] 篩除不具效益之特徵，最後挑選出以下八種特徵：

#### 1、句子長度

長度較長的句子含有更多的詞彙，可能涵蓋的資訊量也較多，因此較長的句子通常較為重要，然而抽取過長的句子也可能造成摘要的冗餘性提昇。

#### 2、絕對位置

文本中的前三至前六句話通常有高度的重要性，因此句子在文本中的絕對位置也是判別器的輸入之一。

### 3、相對位置

撰筆者常常會將多個重要的句子集中在文本中的一處，因此我們將句子的絕對位置除以文本的總句數，計算得相對位置作為特徵。

### 4、停用詞比例

停用詞（Stop Words）意指語言中極常出現的詞彙（例如英文中的 to, the, and 等等），具有較高停用詞比例之句子很有可能比其他句子來得更不具實際意義。

### 5、平均詞頻

詞頻（Word Frequency）即詞在文本中出現的頻率，可用於評估詞在文本中的重要性。我們計算句子中所有詞之詞頻的平均值作，平均詞頻較高的句子可能更為重要。

### 6、平均文本頻

文本頻（Document Frequency）常與詞頻一起使用，若某一詞彙在語料中的大多數文本中都出現過（即文本頻較高），則此詞彙難以突顯出句子間的差異性。我們計算句子中所有詞彙的文本頻平均值作為特徵，平均文本頻較高的句子可能較不重要。

### 7、句嵌入

我們使用 Sent2Vec [13]，一種旨於探究語意特徵的非監督方法，用以將句子形成分散式表示法（Distributed Representations），也納入考量之中。我們於 CNN/Daily Mail 的訓練集上訓練 100 維的 Sent2Vec 模型，以生成各個句子的句嵌入向量。

### 8、餘弦相似度

優良的摘要應避免冗餘的語句，意即任兩個句子間都不該擁有過高的相似性。基於句嵌入空間的特性，我們計算摘要中任兩個句子間句嵌入向量的餘弦相似度，以評估任兩個句子間的相似性，最後以平均值與標準差作為特徵使用。

## （四）模型細節

在訓練時，GALs 將於生成器與判別器交替訓練，判別器需要一組參考摘要（正樣本）與生成器所生成之摘要（負樣本）作為輸入，以作二元分類的訓練，其中正負樣本的標準答案分別為 1.0 與 0.0。因為輸入之樣本必為一正一負，我們捨棄傳統的二元交叉

熵 (Binary Cross-Entropy)，改採將負樣本之預測分數減去正樣本之預測分數作為判別器的損失函數，此損失函數同時亦將作為生成器在訓練時使用的獎勵值。我們注意到因為此種計算方式有可能產生負值，這使得生成器與判別器可能傾向於攻擊彼此而非優化自身，因此我們將負值皆歸為 0：

$$D_{loss} = \max(0, score_{neg} - score_{pos}) \quad (5)$$

而在優化生成器時，我們首先使用生成器產生最多前五個時間點的預測機率分佈  $dec_t$ ，分別從中取樣一個句子  $s$ ，並加總被取樣句子之負對數似然 (Negative Log-likelihood) 乘上其獎勵值 (即  $D_{loss}$ ) 作為生成器的損失函數：

$$G_{loss} = \sum_{t=1}^5 \mathbb{E}_{s \sim p(s|dec_t)} [-\log p(s|dec_t)] \cdot D_{loss} \quad (6)$$

## (五) 訓練流程

我們首先對參考摘要中的每個句子，在文本中提取與其 ROUGE-L 最高的句子組成抽取式摘要的參考答案，以預訓練抽取式摘要器。接著，我們將預訓練過的抽取式摘要器作為 GALs 的生成器，隨機初始化判別器的參數，並交替訓練生成器與判別器，以將作為抽取式摘要器進一步優化，直到在驗證集上獲得最佳的 ROUGE-1 評分。

## 四、實驗

### (一) CNN/Daily Mail 數據集

為了測試本研究所提出之基於對抗式學習之整列式摘要法 GALs 的摘要成效，我們首先依照 Yen-Chun Chen 其論文[4]所附之公開原始碼，重製其在 CNN/Daily Mail 數據集上的實驗，這個結果將是 GALs 的基準系統(Baseline System)。為了克服策略梯度在訓練時的不穩定性與頻繁的梯度爆炸，我們採用 Adam 優化器與 0.00001 的學習率，並裁剪梯度至 2.0。我們在驗證集上根據 ROUGE-1，自動決定早停法 (Early Stopping) 與學習率衰減的時機。從表一之實驗結果可以看到，經優化後的模型在抽取式摘要的表現上，所有 ROUGE 成績皆有明顯的提昇。

### (二) 早停法與學習率衰減

在 GALs 優化模型的過程中，我們觀察模型在驗證集上 ROUGE-1、ROUGE-2 與

表一、各式模型於 CNN/Daily Mail 數據集之摘要結果

	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
Lead-3	40.34	17.70	36.57
Lead-3 (our implementation)	40.27	17.73	36.48
Baseline System [4]	40.17	18.11	36.41
Baseline System (our implementation)	39.69	17.91	36.01
REFRESH [14]	40.00	18.10	36.60
CRSum [2]	40.52	18.08	36.81
EXTRACT [15]	40.62	18.45	37.14
GALs	<b>40.93</b>	<b>18.51</b>	<b>37.19</b>

表二、參考指標與優化結果

		ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
參考指標	ROUGE-1	<b>40.93</b>	18.51	<b>37.19</b>
	ROUGE-2	40.77	<b>18.52</b>	37.07
	ROUGE-L	40.48	18.39	36.80

ROUGE-L 的成績表現，發現三者收斂之時間點不同。為了最大化 GALs 的優化效果，我們嘗試分別以驗證集上的 ROUGE-1、ROUGE-2 與 ROUGE-L 指標，參考其漲跌以自動決定早停法 (Early Stopping) 與學習率衰減的時機。在實驗於 CNN/Daily Mail 數據集之結果顯示 (見表二)，參考 ROUGE-1 能帶來最佳的整體 ROUGE 成績

### (三) 優化的句子數量

在 CNN/Daily Mail 數據集中，大多數文本的參考摘要只包含了三至四句話，對此 Yen-Chun Chen 設定抽取式摘要器固定抽取前三句話，以取得最佳的抽取式摘要成績。上述之設定依然皆適用在 GALs 的抽取式摘要器上，然而我們在實驗過程中發現 (見表三)，讓抽取式摘要器固定抽取前五個句子以做摘要層次的全局優化，能大幅提昇抽取式摘要器的表現。我們認為原因在於語料中有不少文本，其參考摘要由超過四個句子所組成，當我們將抽取之第四與第五句話也納入優化的對象中，能使抽取式摘要器對這些文本生成更優質之摘要，同時亦不會過度損傷抽取之前三句話的品質。

## 五、結論

我們將抽取式摘要問題視為整列式文本排序問題，提出 GALs：基於對抗式學習之整列



表三、優化句數與優化結果

優化句數	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
3	39.97	17.98	36.34
4	40.34	18.26	36.69
5	<b>40.55</b>	<b>18.39</b>	<b>36.89</b>
6	40.48	18.39	36.80
7	40.40	18.33	36.72

式摘要法，是一種對抽取式摘要器做摘要層次優化的方法。相較於曾是世界最佳結果之研究所用的基準系統，我們所提出之 GALs 能在 CNN/Daily Mail 數據集的抽取式與重寫式摘要結果上，所有 ROUGE 成績皆獲得明顯的提昇。最後，我們對 GALs 所使用的參數與特徵，進行細部的調查與分析，藉以觀察發想於資料檢索之研究而設計的 GALs，在優化抽取式摘要時所展現的特性與效能。

## 致謝

This work is supported by the Ministry of Science and Technology (MOST) in Taiwan under grant MOST 108-2636-E-011-005 (Young Scholar Fellowship Program), and by the Project J367B83100 (ITRI) under the sponsorship of the Ministry of Economic Affairs, Taiwan.

## 參考文獻

- [1] T.-Y. Liu, "Learning to rank for information retrieval," *Foundations and Trends in Information Retrieval*, vol. 3, no. 3, pp. 225-331, 2009.
- [2] P. Ren, Z. Chen, Z. Ren, F. Wei, J. Ma, M. de Rijke, "Leveraging contextual sentence relations for extractive summarization using a neural attention model," *Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pp. 95-104, 2017.
- [3] O. Vinyals, M. Fortunato, N. Jaitly, "Pointer networks," *Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems*, vol. 2, pp. 2692-2700, 2015.
- [4] Y.-C. Chen, M. Bansal, "Fast abstractive summarization with reinforce-selected sentence rewriting," *Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, vol. 1, pp. 675-686, 2018.

- [5] T. Mikolov, J. Dean, “Distributed representations of words and phrases and their compositionality,” Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems, vol. 2, pp. 3111-3119, 2013.
- [6] S. Hochreiter, J. Schmidhuber, “Long Short-Term Memory,” Neural Computation, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, 1997.
- [7] J. Wang, L. Yu, W. Zhang, Y. Gong, Y. Xu, B. Wang, P. Zhang, D. Zhang, “IRGAN: A minimax game for unifying generative and discriminative information retrieval models,” Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, pp. 515-524, 2017.
- [8] C.-Y. Lin, “ROUGE: A package for automatic evaluation of summaries,” Text Summarization Branches Out, pp. 74-81, 2004.
- [9] I. Sutskever, O. Vinyals, Q. V. Le, “Sequence to sequence learning with neural networks,” Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems, vol. 2, pp. 3104-3112, 2014.
- [10] D. Bahdanau, K. Cho, Y. Bengio, “Neural machine translation by jointly learning to align and translate,” International Conference on Learning Representations, 2015.
- [11] D. W. Ruck, S. K. Rogers, M. Kabrisky, M. E. Oxley, B. W. Suter, “The multilayer perceptron as an approximation to a Bayes optimal discriminant function,” IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 1, no. 4, pp. 296-298, 1990.
- [12] I. Guyon, J. Weston, S. Barnhill, V. N. Vapnik, “Gene selection for cancer classification using support vector machines,” Machine Learning, vol. 46, no. 13, pp. 389-422, 2002.
- [13] M. Pagliardini, P. Gupta, M. Jaggi, “Unsupervised learning of sentence embeddings using compositional n-gram features,” Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, vol. 1, pp. 528-540, 2018.
- [14] S. Narayan, S. B. Cohen, M. Lapata, “Ranking sentences for extractive summarization with reinforcement learning,” Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, vol. 1, pp. 1747-1759, 2018.
- [15] X. Zhang, M. Lapata, F. Wei, M. Zhou, “Neural latent extractive document summarization,” Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp. 779-784, 2018.