

# 修士学位論文

題目

BERT を用いた原文と要約文の  
分散表現の統合手法

主査 森 直樹 教授

副査 黄瀬 浩一 教授

副査 吉岡 理文 教授

令和 6 年（ 2024 年）度修了

(No. 2210104043 ) 高山 裕成

大阪府立大学大学院工学研究科  
電気・情報系専攻 知能情報工学分野

# BERT を用いた原文と要約文の分散表現の統合手法

## Integration Method for Distributed Representations of

## Source and Summary Sentences Using BERT

分野名	知能情報工学分野	氏名	高山 裕成
Department	Computer Science and Intelligent Systems	Name	Yusei TAKAYAMA

In recent years, machine learning techniques, particularly deep learning, have achieved high performance in Natural Language Processing (NLP) and Computer Vision (CV). In NLP, Transformer-based models, such as Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT), have shown remarkable achievements on various tasks, leading to the rise of Large Language Models (LLMs), which are pre-trained on massive text corpora. In this context, to develop high-accuracy models, it is important to choose a method that captures an appropriate distributed representation of sentences and utilizes it efficiently.

Pooling is a fundamental deep learning technique that aggregates and reduces feature dimensionality, enhancing computational efficiency and robustness. In NLP, pooling methods remain less explored than in CV, and their effectiveness is not well understood.

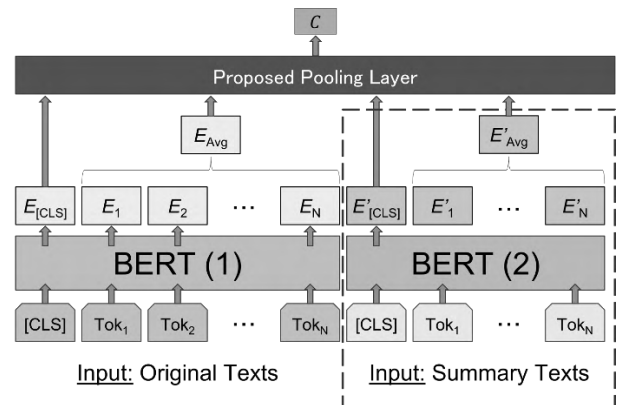
Yamato proposed CLS-Average Pooling (CAP), which combines two pooling methods commonly used in BERT. One method uses the embedded representations of the [CLS] token, while the other applies average pooling over all words in a sentence. Yamato's method has been shown to be effective in text classification tasks when compared individually to using either of these two commonly used methods.

In this study, I propose an extended pooling method based on Yamato's approach, incorporating the distributed representation of summary texts, which are pre-generated from the original text using an LLM API. This study aims

to capture more appropriate distributed representations of sentences and to emphasize contextually important information more effectively.

Figure 1 shows an overview of the entire model of the proposed method. It utilizes two independent pre-trained BERT models to extract four vectors, including the [CLS] token embedding ( $E_{[CLS]}$ ,  $E'_{[CLS]}$ ) and the average pooling embedding ( $E_{Avg}$ ,  $E'_{Avg}$ ) for both the input original text and its summary. Within the proposed pooling layer, multiple trainable weight parameters calculate the weighted sum of these vectors and produces a sentence distributed representation vector  $C$ . Then, I applied different configurations to the proposed pooling layer and conducted text classification experiments under each condition, following Yamato's research.

As a result of the experiments, the proposed method achieved higher classification accuracy compared to Yamato's method, confirming its effectiveness.



**Figure 1: Overview of The Proposed Model.**

# BERT を用いた原文と要約文の 分散表現の統合手法

第 1 グループ 高山 裕成

## 1. はじめに

近年、深層学習をはじめとする機械学習手法は目覚ましい発展を遂げており、自然言語処理や画像処理などの分野で高い精度を達成している。

より高精度なモデルを作るための深層学習の要素技術の 1 つにプーリングがある。プーリングとは、入力されたデータから得た特徴量の次元を縮小し、計算量を削減するとともに、抽出された特徴量のロバスト性を高めるための手法である。しかし、自然言語処理分野におけるプーリング手法は画像処理分野と比べて数少なく、その効果に関する理解は不十分であるという背景がある。このような背景を踏まえ、大和 [1] は大規模言語モデル (Large Language Model, LLM) の 1 つである BERT において一般的に用いられる [CLS] トークンの埋め込み表現を用いたプーリング手法と、平均プーリング手法を組み合わせた CLS-Average Pooling (CAP) を提案し、テキスト分類タスクにおける各プーリング手法のみを用いた場合と比較して、その有効性を示した。

本研究では、大和による手法を基に、LLM API を用いて原文から生成した要約文の情報を組み込んだプーリング手法を提案し、より適切な文章の分散表現を獲得することを目標とする。

## 2. 要素技術

### 2.1. BERT

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) [2] は、2018 年に Google が発表した複数層の双方向 Transformer エンコーダに基づく汎用言語モデルである。BERT は、入力された単語列全体に対応する分散表現と、入力された単語列の各単語に対応する分散表現を出力する。本研究では、東北大学が公開している日本語 BERT-base モデル<sup>1</sup>を用いた。

### 2.2. PLaMo

PLaMo[3] は、Preferred Elements 社が開発している大規模言語モデルである。多言語に広く対応している Generative Pre-trained Transformer (GPT)[4] とは異なり、日本語に特化した独自のテキストデータを中心に事前学習されており、他社モデルをベースとしていない国産の基盤モデルである。そのため、社外ライセンスの縛りや開発上における不明瞭点が取り除かれている。

## 3. 先行研究

大和 [1] による CAP について述べる。大和は、BERT におけるテキスト分類で一般的に用いられる [CLS] トークンの埋め込み表現  $E_{[CLS]}$  および、[CLS] トークン以外の入力トークンすべてに対する平均プーリングによって得られた埋め込み表現  $E_{Avg}$  に対して、学習可能な和が 1 となるパラメータ  $p, q (p \geq 0)$  を用いて  $E_{[CLS]}$  および、 $E_{Avg}$  の重み付き和

$$C = pE_{[CLS]} + qE_{Avg} \quad (1)$$

を CAP の出力とし、 $C$  を入力文の分散表現とした。また、重みパラメータ  $p, q$  の更新式は更新後の値を  $p', q'$  とすると以下の式 (2), (3) で表される。

$$p' = \frac{p^2}{p^2 + q^2} \quad (2) \quad q' = \frac{q^2}{p^2 + q^2} \quad (3)$$

<sup>1</sup><https://huggingface.co/cl-tohoku/bert-base-japanese-v3>

## 4. データセット

本研究では、先行研究に倣い livedoor ニュースコーパス<sup>2</sup>を用いた。これは、ニュースサイト「livedoor ニュース」の記事を収集し、作成されたコーパスである。9 つのカテゴリ、計 7367 記事から構成され、各記事データ  $D$  はカテゴリ名  $D_{label}$ 、記事タイトル  $D_{title}$ 、記事本文  $D_{body}$  などのメタデータから構成されている。本研究では、各カテゴリの記事を訓練データ、検証データ、テストデータとして可能な限りラベル比が均等になるように 8:1:1 に分割した。

## 5. 提案手法

図 1 に提案モデルの概要を示す。提案手法ではまず、PLaMo API を用いてデータセットに含まれる各記事データ  $D$  に対して、メタデータを基にプロンプト  $D_{prompt}$  を作成し、PLaMo API からの回答  $L(D_{prompt})$  を記事データ  $D$  の要約文  $D_{summary}$  とした。図 2 に要約文の生成プロンプトの概要を示す。

次に、図 1 に示すように 2 つの独立した事前学習済 BERT モデルを用いて学習する。BERT (1) では原文データにおける [CLS] トークンの埋め込み表現  $E_{[CLS]}$  および、平均プーリングによって得られた埋め込み表現  $E_{Avg}$  を学習し、BERT (2) では要約文データにおける [CLS] トークンの埋め込み表現  $E'_{[CLS]}$  および、平均プーリングによって得られた埋め込み表現  $E'_{Avg}$  を並行して学習する。各 BERT モデルへの入力形式は、原文データを扱う BERT (1) では大和による手法に倣って「[CLS]  $D_{title}$  [SEP]  $D_{body}$ 」とし、要約文データを扱う BERT (2) では「[CLS]  $D_{summary}$ 」の形式とする。そして、得られた 4 つの分散表現  $E_{[CLS]}$ ,  $E_{Avg}$ ,  $E'_{[CLS]}$ ,  $E'_{Avg}$  に対し、学習可能な和が 1 となるパラメータ  $p, q, r, s (p, q, r, s \geq 0)$  を用いて、これらの重み付き和

$$C = pE_{[CLS]} + qE_{Avg} + rE'_{[CLS]} + sE'_{Avg} \quad (4)$$

を入力文の分散表現とする。また、重みパラメータ  $p, q, r, s$  の更新式は各パラメータの二乗和を  $\|\mathbf{W}\|^2 = p^2 + q^2 + r^2 + s^2$ 、更新後の値を  $p', q', r', s'$  とすると、式 (5) で表される。

$$(p', q', r', s') = \left( \frac{p^2}{\|\mathbf{W}\|^2}, \frac{q^2}{\|\mathbf{W}\|^2}, \frac{r^2}{\|\mathbf{W}\|^2}, \frac{s^2}{\|\mathbf{W}\|^2} \right) \quad (5)$$

## 6. 数値実験

提案手法の有効性を示すために、先行研究と同様にニュース記事のラベルを推定する 9 クラスのテキスト分類タスクを解き、検証データにおける F1 値が最も高いエポックにおけるモデルを用いてテストデータに対する分類精度を評価した。ベースラインとしては大和による手法 (CAP) を設定し、比較手法としては PLaMo API を用いた Zero-Shot, Few-Shot における分類を設定した。

<sup>2</sup><http://www.rondhuit.com/download.html>

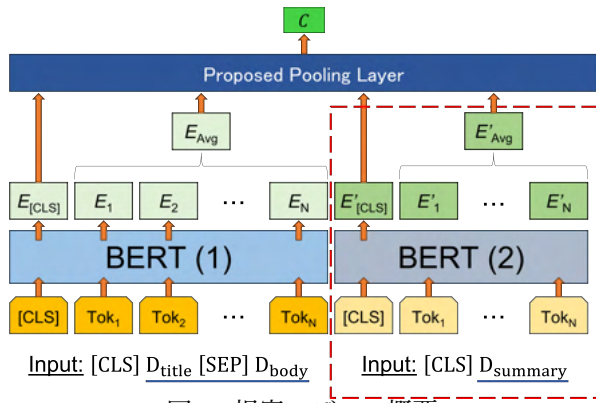


図 1: 提案モデルの概要

$D_{summary} = \mathcal{L}(D_{prompt})$      $\mathcal{L}$ : 大規模言語モデル API (e.g., ChatGPT API, PLaMo API)

$D_{prompt} = \begin{cases} \text{"role": "system", "content": "あなたは優秀な AI アシスタントです。"} \\ \text{"role": "user", "content": "以下は「D_title」というタイトルの記事の本文です。内容を要約し、結果のみを出力してください。"} \\ \text{"role": "user", "content": "D_body"} \end{cases}$

図 2: 要約文の生成プロンプト

表 1: 実験パラメータ

パラメータ	値
最適化手法	Adam
学習率	$3.0 \times 10^{-5}$
損失関数	Cross Entropy Loss
エポック数	20
バッチサイズ	16

表 2: 実験結果

手法		精度	手法		精度
提案手法	best	96.7	Zero-Shot	Top <sub>1</sub>	30.2
	mean	96.6		Top <sub>3</sub>	49.5
ベースライン	best	96.1	Few-Shot	Top <sub>1</sub>	33.5
	mean	95.8		Top <sub>3</sub>	59.6

### 6.1. PLaMo API への入力プロンプト

実験に用いたデータセットに含まれるラベルの詳細と分類対象である記事データのメタデータ  $D_{title}$ ,  $D_{body}$  から正解だと考えられるラベルを上位 3 位まで抽出し、JSON 形式で厳格に回答を求めるプロンプトを作成した。この際、PLaMo API の温度パラメータは 0.0 とした。また、Few-Shot における入出力例としては、入力トークン数を削減するために各ラベルにつき 1 件のダミー記事データを人手で用意した。入力トークン数を抑えるため、タイトルおよび本文は 2 行以下の短文とし、想定される出力に関しても恣意的な値を設定した。

### 6.2. 実験設定

表 1 に実験パラメータを示す。提案手法およびベースライン手法では入力文に対する分散表現  $C$  を 1 層の線形層からなる分類器への入力とし、ラベルを推定する。それぞれの手法で用いている BERT モデルについては最終層のみをファインチューニングした。また、重みパラメータの初期値は提案手法では  $(p, q, r, s) = (0.25, 0.25, 0.25, 0.25)$ 、ベースライン手法では  $(p, q) = (0.5, 0.5)$  とした。

### 6.3. 結果と考察

表 2 に実験結果を示す。提案手法とベースライン手法は 5 回試行における分類精度の最大値および平均値、PLaMo API を用いた Zero-Shot および Few-Shot は Top-k 精度 ( $k = 1, 3$ ) を示している。実験結果より、提案手法はベースラ

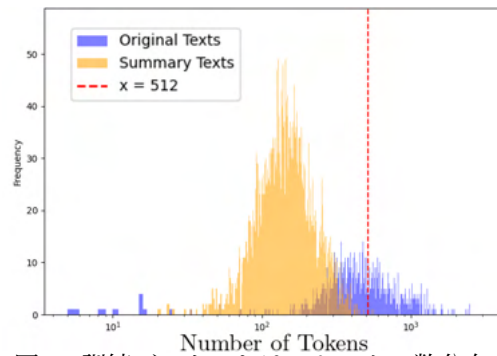


図 3: 訓練データにおけるトークン数分布

インおよび比較手法より高い分類精度を達成し、その有効性が確認された。一方、Few-Shot の精度が低かったのは扱ったデータセットの特性上、意味的に似たニュースを多く含むラベルの組が存在し、与えられた入出力例だけではカテゴリ間の曖昧な境界が明確に捉えられなかったことが原因として考えられる。また、LLM API による分類タスクへの実用化には、プロンプト設計やタスク適応のための調整が必要であり、困難が多いとされている。以上の結果より、提案手法は現時点での LLM API のみを用いる手法と比較して、有効性のあるアプローチであり、実用的な意義はあると考えられる。

さらに、図 3 に訓練データにおけるトークン数の分布を示す。縦軸は度数、横軸は対数スケールでトークン数を示している。また、紫色の分布が原文データ、黄色の分布が要約文データのトークン数を表しており、赤色の点線は本研究で使用している事前学習済 BERT モデルにおける最大入力トークン長である 512 を示している。また、原文データにおいて 512 トークンを超えるデータは 3747 件あり、これは全体の約 63% を占めているのに対して、要約文において 512 トークンを超えるデータは 11 件しかなく、これは全体の約 0.18% と大幅に減少していることが分かった。このことから、要約文データの分散表現を学習に組み込むことで、従来手法では学習時に欠損してしまっていた原文データの重要な文脈情報を補完したか、原文データ内に含まれるキーワードが強調されるように学習が進んだことによって分類精度の向上に貢献したと考えられる。

## 7. まとめと今後の展望

本研究では、大和による CLS-Average Pooling (CAP) を基に、LLM API を用いて原文から生成した要約文の情報を組み込んだモデルを提案し、テキスト分類タスクによる検証でその有効性を示した。

今後の展望として、以下が挙げられる。

- 要約文に対する妥当性の検討、および生成手法の改善
- 最適な学習パラメータやアーキテクチャの探索

## 参考文献

- 大和 秀徳. BERT の分散表現に対する学習可能な重みを持つプーリング手法の提案. 大阪公立大学大学院情報学研究科 基幹情報学専攻 知能情報分野 修士論文, 2024.
- J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. 2019.
- Preferred Elements. PLaMo-100B: A ground-up language model designed for japanese proficiency. *arXiv preprint arXiv:2410.07563*, 2024.
- A. Radford, K. Narasimhan, T. Salimans, I. Sutskever, et al. Improving language understanding by generative pre-training. 2018.

# 目次

<b>1</b>	<b>はじめに</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>要素技術</b>	<b>3</b>
2.1	形態素解析 . . . . .	3
2.2	局所表現 . . . . .	3
2.3	分散表現 . . . . .	3
2.4	Attention 機構 . . . . .	4
2.5	Transformer . . . . .	6
2.6	Bidirectional Encoder Representations from Transformers . . . . .	6
2.7	PLaMo . . . . .	9
2.8	Term Frequency-Inverse Document Frequency . . . . .	9
<b>3</b>	<b>関連研究</b>	<b>12</b>
3.1	テキスト分類 . . . . .	12
3.2	プーリング . . . . .	12
3.2.1	CV におけるプーリング手法 . . . . .	12
3.2.2	NLP におけるプーリング手法 . . . . .	13
3.3	CLS-Average Pooling . . . . .	14
<b>4</b>	<b>データセット</b>	<b>18</b>
<b>5</b>	<b>提案手法</b>	<b>20</b>
5.1	要約文の生成手法 . . . . .	20
5.2	提案モデル 1: BERT の並列化による要約文情報の統合 . . . . .	23
5.3	提案モデル 2: TF-IDF スコアを用いた要約文情報の統合 . . . . .	25
<b>6</b>	<b>数値実験</b>	<b>28</b>
6.1	実験 1: 提案モデル 1 の有効性検証 . . . . .	29
6.1.1	実験設定 . . . . .	29
6.1.2	実験結果と考察 . . . . .	30
6.1.3	PLaMo API のみを用いたテキスト分類実験 . . . . .	39

---

6.2 実験 2: 提案モデル 2 の有効性検証 . . . . .	44
6.2.1 実験設定 . . . . .	44
6.2.2 実験結果と考察 . . . . .	44
 7 まとめと今後の展望	 50
 謝辞	 51
 参考文献	 52

## 図目次

2.1	Attention 機構の概略図	5
2.2	Transformer の概略図	7
2.3	Multi-Head Attention の概略図	8
2.4	BERT の事前学習と転移学習の概略図	11
3.1	CAP 層を導入したモデル全体の概要 (文献 <sup>[1]</sup> より引用)	16
3.2	CAP 層の概要 (文献 <sup>[1]</sup> より引用)	17
5.1	提案手法における要約文の生成プロンプト	20
5.2	要約文の生成例 (1), 記事ラベル: 独女通信	21
5.3	要約文の生成例 (2), 記事ラベル: MOVIE ENTER	22
5.4	提案モデル 1 の概要	24
5.5	提案モデル 2 の概要	27
6.1	実験 1: Accuracy の推移 (提案モデル 1)	32
6.2	実験 1: Accuracy の推移 (比較手法 1)	32
6.3	実験 1: Accuracy の推移 (ベースライン手法)	33
6.4	実験 1: Loss の推移 (提案モデル 1)	33
6.5	実験 1: Loss の推移 (比較手法 1)	34
6.6	実験 1: Loss の推移 (ベースライン手法)	34
6.7	実験 1: 重みパラメータ ( $p, q, r, s$ ) の推移 (提案モデル 1)	35
6.8	実験 1: 重みパラメータ ( $p, q, r$ ) の推移 (比較手法 1)	36
6.9	実験 1: 重みパラメータ ( $p, q$ ) の推移 (ベースライン手法)	36
6.10	訓練データにおけるトークン数分布	38
6.11	ラベル推定用プロンプト	41
6.12	指定した JSON Schema の概要	42
6.13	実験 2: Accuracy の推移 ( $\alpha = 1.0$ )	45
6.14	実験 2: Accuracy の推移 ( $\alpha = 5.0$ )	45
6.15	実験 2: Loss の推移 ( $\alpha = 1.0$ )	46
6.16	実験 2: Loss の推移 ( $\alpha = 5.0$ )	46
6.17	実験 2: 重みパラメータ ( $p, q$ ) の推移 ( $\alpha = 1.0$ )	47
6.18	実験 2: 重みパラメータ ( $p, q$ ) の推移 ( $\alpha = 5.0$ )	47

---

6.19 TF-IDF Scaling Layer によるアテンションの変化例, 記事ラベル: MOVIE ENTER	49
6.20 TF-IDF Scaling Layer によるアテンションの変化例, 記事ラベル: エスマックス .	49



## 表目次

4.1	データセットの内訳 (livedoor ニュースコーパス) . . . . .	19
6.1	実験パラメータ . . . . .	31
6.2	実験 1 の結果 . . . . .	31
6.3	実験 1: 訓練後の重みパラメータ . . . . .	35
6.4	トークン数が閾値より大きいかで分割した訓練データ数 . . . . .	38
6.5	PLaMo API を用いた Zero-Shot, Few-Shot の分類結果 . . . . .	39
6.6	ダミー記事データの内容 . . . . .	43
6.7	実験 2 の結果 . . . . .	44
6.8	実験 2: 訓練後の重みパラメータ . . . . .	44

## 1 はじめに

近年, 深層学習の発展により, 自然言語処理 (Natural Language Processing, NLP) や画像処理 (Computer Vision, CV) をはじめとする多くの分野で高精度なモデルが開発されている. 特に, Transformer<sup>[2]</sup> に基づく大規模言語モデル (Large Language Model, LLM) は, 様々な NLP タスクにおいて顕著な成果を上げており, Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)<sup>[3]</sup>, XLNet<sup>[4]</sup>, Text-To-Text Transfer Transformer (T5)<sup>[5]</sup>, Generative Pre-trained Transformer (GPT)<sup>[6],[7]</sup> などが広く利用されている.

NLP において重要なタスクの一つにテキスト分類がある. テキスト分類は, 情報検索, 感情分析, ニュース記事の分類など, 多様な応用が可能である. LLM を活用したテキスト分類の性能を向上させるためには, 適切な文章の分散表現を獲得することが不可欠である. そのため, BERT をはじめとする LLM におけるプーリング手法の選択が, テキスト分類タスクの精度に大きく影響を及ぼす. プーリングとは, 入力データの特徴量を適切に集約し, 計算量の削減とともに, ロバストな特徴表現を得るための技術である. CV の分野ではさまざまなプーリング手法が提案されているが, NLP におけるプーリング手法の種類は未だに数少なく, その効果に関する理解も十分ではない. このような背景のもと, 大和<sup>[1]</sup> は BERT において一般的に用いられる [CLS] トークンの埋め込み表現を用いたプーリング手法と, 平均プーリング手法を組み合わせた CLS-Average Pooling (CAP) を提案し, テキスト分類タスクにおける各プーリング手法のみを用いた場合と比較して, その有効性を示した. CAP では, 学習可能な重みパラメータを用いて [CLS] トークンの分散表現と平均プーリング手法で得られた分散表現の重み付き和を取ることで 2 つの重みパラメータを適切に学習しながら文章の分散表現を獲得する.

本研究では, 大和による手法を基に, LLM API を用いて原文から生成した要約文の情報を組み込んだプーリング手法を提案し, より適切な文章の分散表現を獲得することで原文に含まれる文脈的に重要な情報をより効果的に強調することを目標とする. また, 提案手法の有効性を確認するために, 大和による先行研究に倣ってテキスト分類タスクにおける分類精度を比較する.

本研究の主な貢献は以下の通りである.

- NLP のテキスト分類タスクに対して, 原文から生成した要約文の情報を組み込んだプーリング手法を提案し, その有効性を示した.
- 提案手法を適用した上で, 評価指標の変化や学習曲線の結果から, 要約文の情報を組み込むことで学習に一定の寄与を与えていることを確認した.

以下に本論文の構成を示す.

まず, 2 章で本研究に関連する要素技術について述べ, 3 章では本研究に関連する研究および大和による先行研究について述べる. 次に, 4 章で実験に用いたデータセットの説明について説明し, 5 章では本研究の提案手法について述べる. そして, 6 章で数値実験およびその結果と考察について述べ, 最後に 7 章でまとめと今後の展望について述べる.

## 2 要素技術

### 2.1 形態素解析

形態素とは日本語などの自然言語において意味を持つ最小の単位である。形態素解析は文を形態素に分割し、各形態素の品詞などを判定する技術である。日本語の文は各単語が明示的に分離されていないため、英語のような単語で分割される言語と異なり、計算機による自然言語処理では形態素解析が必要となる。形態素解析のツールとしては、JUMAN++<sup>[8]</sup>、MeCab<sup>[9]</sup>、Sudachi<sup>[10]</sup>などが挙げられる。

### 2.2 局所表現

自然言語処理における単語の表現手法として、最も基本的なものの一つに局所表現がある。局所表現の代表的な手法として One-hot 表現が挙げられる。One-hot 表現は、各単語を語彙集合内の特定の次元に対応させ、該当する次元のみが 1 で、それ以外は 0 で構成されるベクトルとして表現する手法である。この手法は単純で実装が容易であるという利点を持つが、各単語間の意味的な関係は表現できておらず、また単語数が増えるとベクトルのサイズが増大してしまいベクトル空間が疎になってしまうという問題点がある。

### 2.3 分散表現

分散表現は各単語を高次元の実数ベクトルで表現する手法である。分散表現は局所表現の問題点であった単語間の意味的な関係を捉えられるようになり、似た意味の単語はベクトル上で近くなるといった特徴や、分散表現の加算減算が単語の意味上の加算減算に対応する加法構成性を備えている。単語の分散表現の獲得手法として、Word2Vec<sup>[11]</sup>がある。この手法は、同じ文脈で出現する単語は類似した意味を持つと予想されることに基づいており、写像されたベクトルは、One-hot 表現のような局所表現と異なり、単語間の意味を考慮した類似度測定や、「王様」-「男」+「女」=「女王」のような単語間の意味における演算などができるようになる。Word2Vec の学習方法としては周

辺の単語から、単語を予測する Continuous Bag-of-Words (CBOW) や、ある単語から周辺の単語を予測する Skip-gram が挙げられる。また、文の分散表現を得る手法として、単語の出現回数に基づく Bag of Words や Word2Vec を拡張した Doc2Vec<sup>[12]</sup> や Skip-thought<sup>[13]</sup> がある。近年では、Word2Vec を改良した GloVe<sup>[14]</sup> や双方向 Long Short-Term Memory (LSTM) を用いた ELMo<sup>[15]</sup> や複数層の双方向 Transformer のエンコーダ層を用いた Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)<sup>[3]</sup> も分散表現の獲得手法として挙げられる。特に ELMo や BERT により獲得した単語の分散表現は文脈上の意味も表現できるとされている。本研究では分散表現の獲得に BERT を用いている。

## 2.4 Attention 機構

機械翻訳のタスクに対して考案されたモデルとして、Recurrent Neural Network (RNN) に基づく Encoder-Decoder モデルが存在する。しかし、Encoder-Decoder モデルでは可変長の文を固定長のベクトルにエンコードするため、長い入力文になるほど隠れ層のノード数が不足してしまい、学習が困難となる。そこで Bahdanau らはエンコーダ側で入力文の各単語の荷重を決定してエンコードすべき場所を制御する Attention 機構<sup>[16]</sup> を提案した。また、Luong らはこの Bahdanau らによるモデルをより単純化したモデルとして、入力されたすべての単語を使用する Global attentional model<sup>[17]</sup> を提案した。図 2.1 にその概略図を示す。図 2.1 の  $\bar{h}_s$  はエンコーダで出力される入力文のすべての単語の隠れ状態ベクトルを表す。また、 $h_t$  はデコーダから出力されるターゲットとなる単語の隠れ状態ベクトルである。Attention 機構は各単語に対して文脈上の重要度を学習して、それに応じて各単語の重みを変える。これによって、長い文章であっても重要な情報には重みが付く。そのため、Attention 機構を持たない通常の RNN モデルに比べて柔軟に対応できる。

式 2.1, 2.2, 2.3 に Attention 機構の計算式を示す。例として score を  $\bar{h}_s$  と  $h_t$  のドット積を  $h_t$  の単語の隠れ状態ベクトルの次元数の平方根  $\sqrt{d_h}$  で割ったものとする。Attention 機構では入力文の各単語  $x_i$  に対する荷重  $\alpha_i$  を計算する。 $\alpha_i$  の計算には、 $\bar{h}_s$  および  $h_t$  を用いて得られる score を正規化することにより

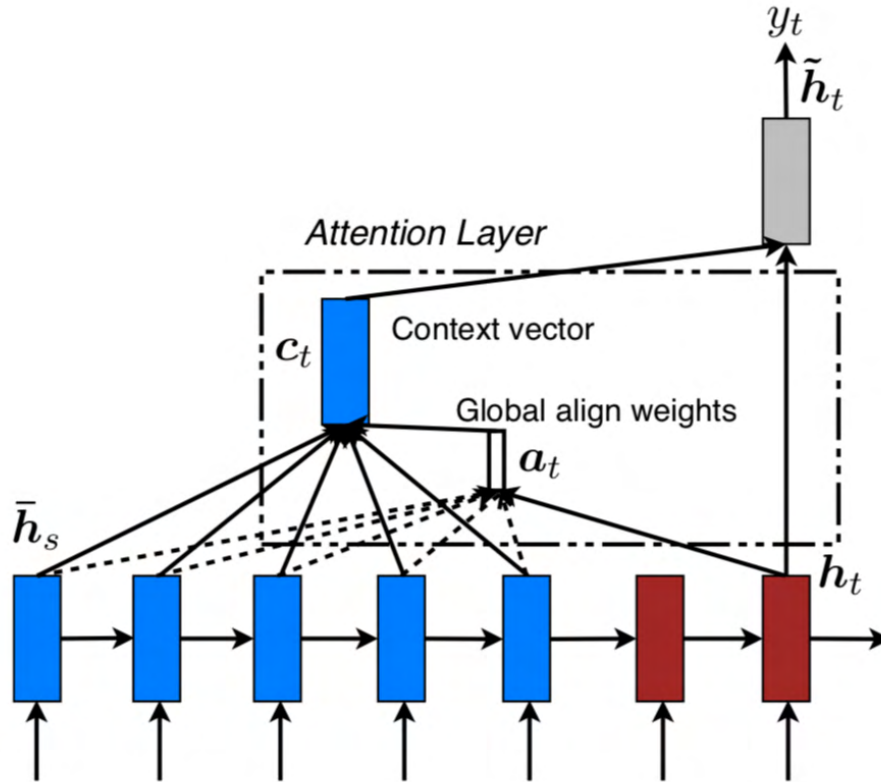


図 2.1: Attention 機構の概略図 (文献<sup>[17]</sup>の図 2 より引用)

得られる. 次に, この比重  $\alpha_i$  と エンコーダから得られた  $\bar{h}_s$  を用いてターゲットとなる単語の文脈ベクトル  $c_t$  を得る. そして文脈ベクトル  $c_t$  とデコーダから得られる  $h_t$  によって最終出力が得られる.

$$\text{score}(h_t, \bar{h}_s) = \frac{h_t^T \bar{h}_s}{\sqrt{d_h}} \quad (2.1)$$

$$\alpha_t(i) = \frac{\exp(\text{score}(h_t, \bar{h}_s))}{\sum_{j=1}^n \exp(\text{score}(h_t, \bar{h}_s))} \quad (2.2)$$

$$c_t = \sum_{i=1}^n \alpha_t(i) \bar{h}_s \quad (2.3)$$

## 2.5 Transformer

Transformer<sup>[18]</sup> は従来の言語モデルで用いられてきた RNN を用いずに Attention 機構のみを基本構造とする Encoder-Decoder モデルである。RNN は時系列データに対して有効であるものの、前状態の入力を必要とするため文章の先頭の単語から順番に計算する必要があることから、計算の並列化が難しい。そのため、多くの計算時間を要するという欠点がある。一方で Attention 機構のみを用いたモデルは、行列計算の組み合わせのみで表現できるため、計算の並列化が可能である。図 2.2 にその概略図を示す。ここで、入力文における全ての単語の隠れベクトルを Key  $K$ , Value  $V$  とし、ある単語の隠れベクトルを Query  $Q$  とし、 $d_k$  をベクトル  $K, V, Q$  の次元数とする。このとき、式 2.1, 2.2, 2.3 は式 2.4 のように書き換えられる。

$$\text{Attention}(Q, V, K) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (2.4)$$

このとき、Transformer のエンコーダおよびデコーダは Key, Value, Query がすべて同一である Self-Attention が用いられている。そのため、異なるデータ間の対応関係を獲得するのではなく、入力データ内の単語同士での類似度や重要度を獲得できる。これによって、文章内での単語の依存関係を獲得できる。

Transformer のその他の工夫として Multi-Head Attention が挙げられる。図 2.3 に Multi-Head Attention の概要図を示す。これは異なる表現空間の情報を複数組み合わせる手法である。いくつかの線形写像を組み合わせることで  $d_k$  次元の Key と Value と Query を持つ 1 つの Attention 関数を使用するよりも、効果的に学習ができる。

## 2.6 Bidirectional Encoder Representations from Transformers

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)<sup>[3]</sup> は、2018 年に Google が発表した複数層の双方向 Transformer エンコーダに基づく汎用言語モデルである。BERT は、入力された単語列全体に対応する分散表現と、入力された単語列の各単語に対応する分散表現を出力する。これまでの言語モデルは特定の学習タスクに対して 1 つのモデルを用いてきたが、BERT は

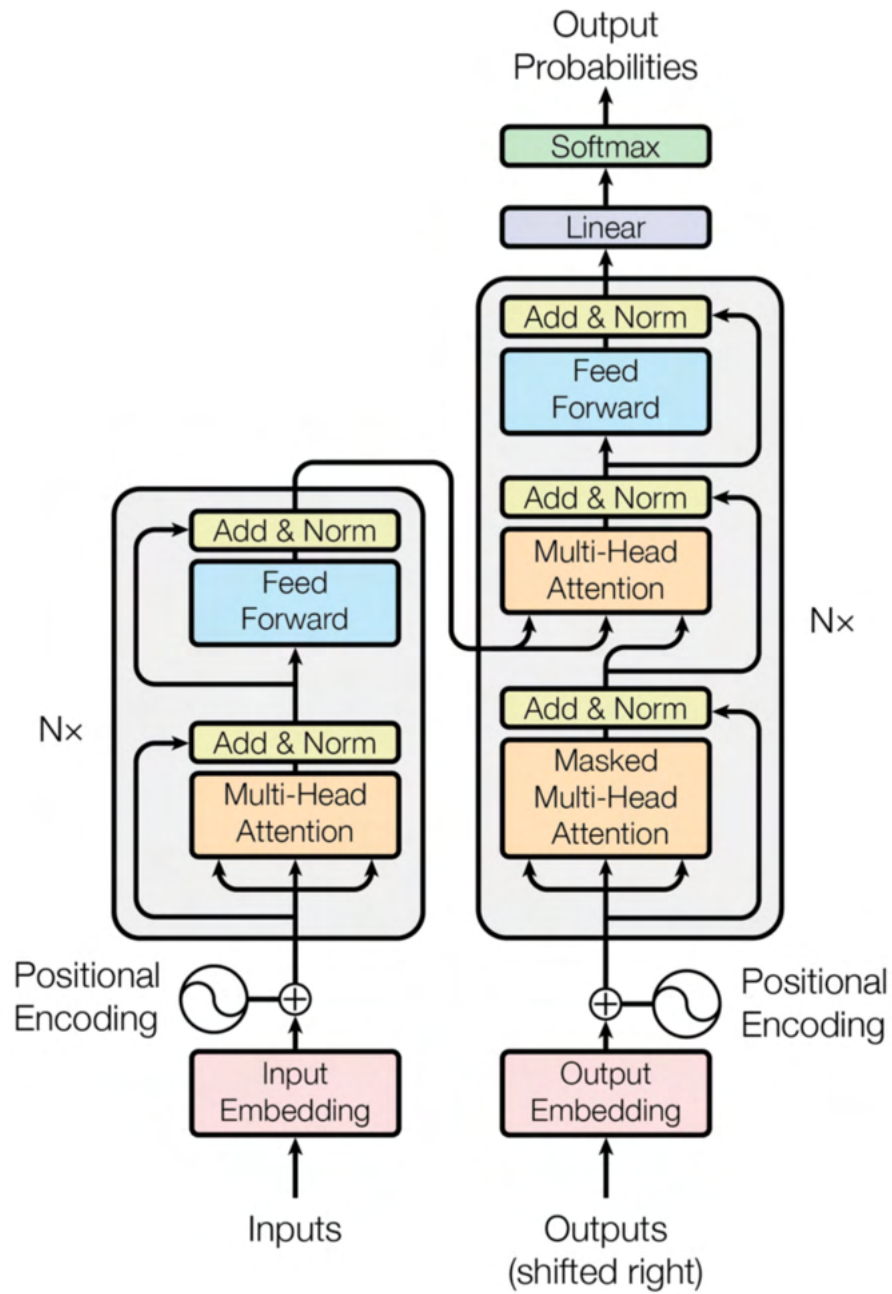


図 2.2: Transformer の概略図 ( 文献<sup>[18]</sup> の図 1 より引用 )



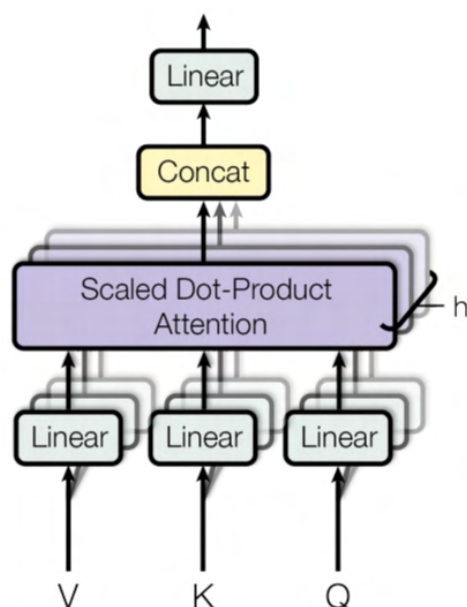


図 2.3: Multi-Head Attention の概略図 ( 文献<sup>[18]</sup> の図 2 より引用 )

Wikipedia のような大規模な教師なしコーパスに対して事前学習して, 各タスクに対して転移学習およびファインチューニングをすることで, さまざまなタスクに対応することができる. BERT の事前学習では, 周囲の単語からある単語を予測する Masked Language Model (MLM) と 2 つ目の文章が 1 つ目の文章の次の文章であるかを予測する Next Sentence Prediction (NSP) によりモデルを学習する.

図 2.4 に BERT の事前学習と転移学習の概略図を示す. BERT に文章を入力する際には, 文章の先頭に [CLS] トークンを付与し, 文章の末尾に [SEP] トークンを付与する. BERT は単語ごとの分散表現を出力するが, [CLS] トークンに対する分散表現を文章全体の分散表現として扱い, 分類問題を解くことができる. また事前学習の際, 2 文を扱う際には文章の間に [SEP] トークンを付与する. BERT から得られる単語の分散表現は, 学習済みモデルを基に転移学習し解決すべきタスクに適用させることが可能である. 本研究では テキスト分類に用い文章や単語の分散表現を獲得するために用いた.

## 2.7 PLaMo

PLaMo<sup>[19]</sup> は, Preferred Elements 社が開発している大規模言語モデルである. 多言語に広く対応している Generative Pre-trained Transformer (GPT)<sup>[6]</sup> とは異なり, 日本語に特化した独自のテキストデータを中心に事前学習されており, 他社モデルをベースとしていない国産の基盤モデルである. そのため, 社外ライセンスの縛りや開発上における不明瞭点を取り除かれている. 本研究では, 要約文の生成においてベータ版として無償で公開されていたバージョンである PLaMo  $\beta$  を用いた. また, PLaMo API のみを用いたテキスト分類タスクでは, ベータ版のフィードバックを基に新たに開発されたフラグシップモデルである PLaMo Prime を用いた.

## 2.8 Term Frequency-Inverse Document Frequency

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) は, 文書集合内での単語の重要度を評価するための統計的手法であり, 情報検索や自然言語処理の分野で広く利用されている<sup>[20],[21]</sup>. TF-IDF は, ある単語が特定の文書内でどれだけ頻繁に出現するか (Term Frequency), およびコーパス全体におけるその単語の分布 (Inverse Document Frequency) を組み合わせることで, 単語の相対的な重要性を測ることができる. また, TF-IDF は頻出するが情報価値の低い単語 (“the”, “is”, “and” など) の影響を抑え, 文書ごとに特徴的な単語に高い値を与えることから単語の重要度を数値化できるため, 様々なタスクで活用されている. TF-IDF の計算は式 2.5 で定義される.

$$\text{TF-IDF}(t, d) = \text{TF}(t, d) \times \text{IDF}(t) \quad (2.5)$$

ここで,

- $t$  は対象の単語 (Term)
- $d$  は対象の文書 (Document)
- $\text{TF}(t, d)$  は文書  $d$  内における単語  $t$  の出現頻度

- $IDF(t)$  は単語  $t$  の逆文書頻度 (Inverse Document Frequency)

である. 単語  $t$  の文書  $d$  における出現頻度  $TF(t, d)$  は, 文書  $d$  における単語  $t$  の出現回数  $f_{t,d}$  を用いて, 一般的に式 2.6 で定義される.

$$TF(t, d) = \frac{f_{t,d}}{\sum_{t' \in d} f_{t',d}} \quad (2.6)$$

また, 単語  $t$  がコーパス内でどれだけ珍しいかを示す尺度である  $IDF(t)$  は一般的に式 2.7 で定義される.

$$IDF(t) = \log \left( \frac{N}{1 + |\{d \in D : t \in d\}|} \right) \quad (2.7)$$

ここで,

- $N$  はコーパス内の総文書数
- $|\{d \in D : t \in d\}|$  は単語  $t$  を含む文書の数

である.

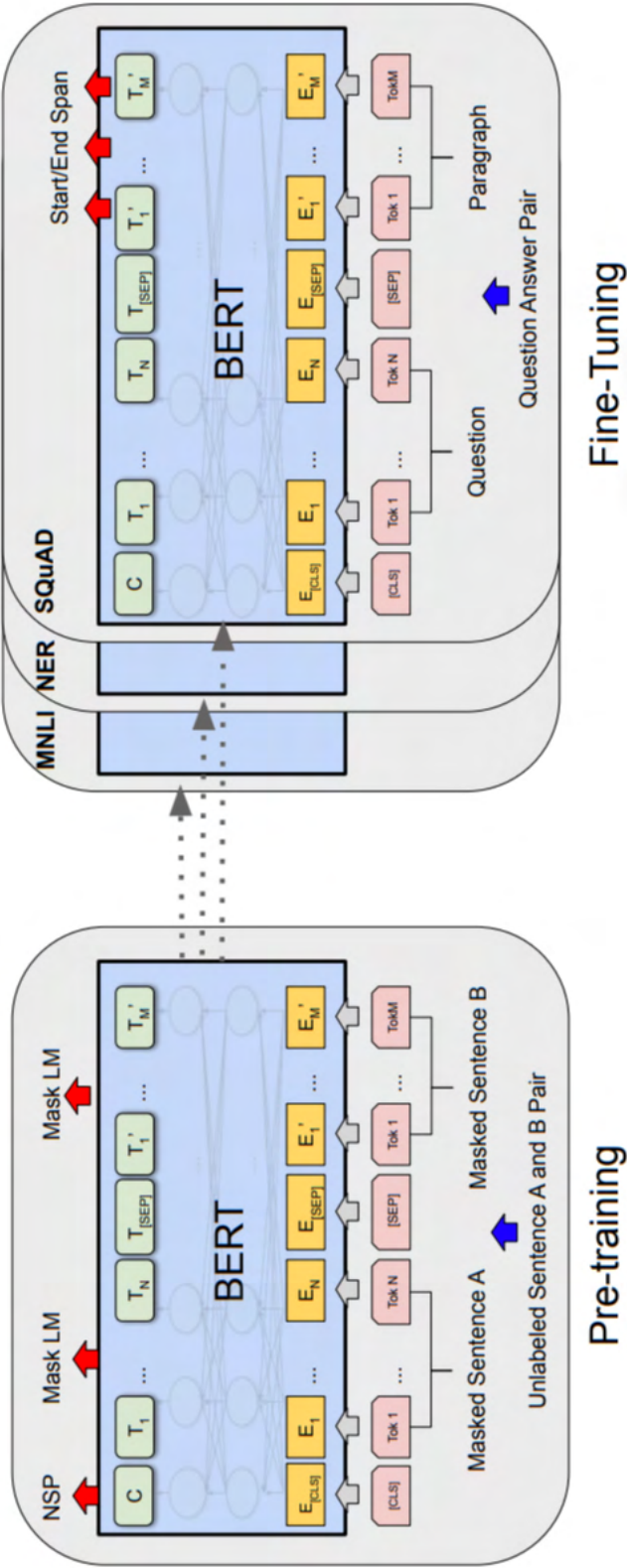


図 2.4: BERT の事前学習と転移学習の概略図 (文献 [3] の図 1 より引用)

## 3 関連研究

### 3.1 テキスト分類

テキスト分類とは、与えられた文章をあらかじめ定義されたカテゴリに分類するタスクである。カテゴリの定義は多岐にわたり、例えば、情報検索においては複数の情報の中から共通するトピックを識別し、感情分析では文章に含まれるポジティブやネガティブといった感情を特定し、推薦システムではユーザーの選好度に基づいてアイテム进行分类するなどの応用がある。

テキスト分類は大きく2つのステップに分けられる。まず、特徴量の獲得ステップである。このステップでは One-hot Vector や Word2Vec<sup>[11]</sup> のような単語の出現頻度に基づくアプローチや Recurrent Neural Network (RNN)<sup>[22],[23]</sup>, Convolutional Neural Network (CNN)<sup>[24],[25]</sup>, Graph Convolutional Network (GCN)<sup>[26]</sup> といったニューラルネットワーク (Neural Network, NN) の技術を用いたアプローチ, LLM を用いたアプローチ<sup>[3],[27],[28]</sup> 等が提案されている。次に、獲得された特徴量を用いて分類するステップである。このステップでは、サポートベクターマシン (Support Vector Machine, SVM)<sup>[29]</sup> のような機械学習手法や線形層を用いたアプローチ<sup>[30]</sup> および上記の深層学習モデルを用いた手法などさまざまなアプローチが提案されている。

### 3.2 プーリング

プーリングは CV の領域で活発に研究されている分野である。CV の領域では、画像の特徴量を強調するために用いられる。NLP の領域では、単語や文章全体の特徴量を強調するために用いられる。プーリングの利点として、有用な特徴量を強調し、関係のない情報を破棄するという点や単語の位置に関係なく特徴を捉えられるという点が挙げられる<sup>[31]</sup>。

#### 3.2.1 CV におけるプーリング手法

CV におけるプーリング手法について述べる。Average Pooling は要素の平均を取る手法である<sup>[32]</sup>。入力ベクトルを  $[h_1, h_2, \dots, h_N]$  とし、 $N$  をベクトル

の長さ,  $\mathbf{r}$  の  $j$  番目の値を  $r_j$  とすると,  $r_j$  は式 3.1 で表すことができる.

$$r_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_{ij} \quad (3.1)$$

Max Pooling は要素の最大値を取る手法である<sup>[33]</sup>. Max Pooling は式 3.2 で表すことができる.

$$r_j = \max(h_{1j}, h_{2j} \dots h_{Nj}) \quad (3.2)$$

ここで  $h_{ij}$  は  $h_i$  の  $j$  番目のベクトルである.

Yu らは, Average Pooling と Max Pooling を重み付き和で組み合わせた Mixed Pooling を提案した<sup>[34]</sup>. Mixed Pooling は式 3.3 で表すことができる.

$$r_j = \lambda \max(h_{1j}, h_{2j} \dots h_{Nj}) + (1 - \lambda) \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_{ij} \quad (3.3)$$

ここで,  $\lambda$  は Average Pooling または Max Pooling の重みを制御するハイパーパラメータである.  $\lambda = 0$  の場合, Average Pooling のように動作し,  $\lambda = 1$  の場合, Max Pooling のように動作する.

Sermanet らは  $L_p$  ノルムを用いて Average Pooling と Max Pooling の重みを調整する  $L_p$  Pooling を提案した<sup>[35]</sup>.  $L_p$  Pooling は式 3.4 で表すことができる.

$$r_j = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_{ij}^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (3.4)$$

ここで,  $p$  は Average Pooling と Max Pooling の重みを制御するハイパーパラメータである.  $p = 1$  の場合, Average Pooling のように動作し,  $p \rightarrow \infty$  の場合, Max Pooling のように動作する.

### 3.2.2 NLP におけるプーリング手法

NLP におけるプーリング手法について述べる. NLP におけるプーリング手法はあまり提案されておらず, CV で用いられるプーリング手法がそのまま適用されている場合が多い. 一方で NLP において, 単語は数値的に連続したデータに直接変換することが出来ず, 言語モデルを介して数値表現に変換しても, 単語の分散表現の各次元の間には数値的な大小が存在しないという特徴があ

る. そのため, 単純にプーリングをしても意味のある特徴を獲得できるとは限らない. また, 言語モデルから得られる単語の分散表現は, それ全体で単語の意味を表現しているため, CV で用いられるプーリング手法をそのまま適用してしまうと元の情報が失われてしまい, かえってノイズになってしまう可能性がある. したがって, NLP におけるプーリング手法については, こうした問題に対して慎重に検討する必要がある. Devlin らは BERT において特殊トークンである [CLS] トークンの分散表現を文章全体の特徴として分類に用いた<sup>[3]</sup>. また, 文章全体の特徴を得るために [CLS] トークンを除いた, 単語トークン全体の平均をとる平均プーリング手法 (Average Pooling) もよく用いられている.

### 3.3 CLS-Average Pooling

本研究の先行研究にあたる大和<sup>[1]</sup>による CLS-Average Pooling (CAP) について述べる. 大和は BERT の [CLS] トークンの分散表現と平均プーリング手法 (Average Pooling) で獲得した分散表現を入力として, 学習可能な重みパラメータをそれぞれの分散表現に適用してこれらの重み付き和を計算し, そのベクトルを文章全体を表す分散表現とする手法を提案した.

図 3.1 にモデル全体の概要を示し, 図 3.2 に CAP 層の詳細を示す. ここで,  $\text{Tok}_i (i = \{1, \dots, N\})$  は入力文章をトークナイザによって単語トークンに分割した際の  $i$  番目の単語トークンを示しており,  $N$  は文章内の単語トークンの総数を示している. また, BERT の最終層から得られる [CLS] トークンの分散表現を  $E_{[\text{CLS}]} \in \mathbb{R}^H$ , 各単語トークンの分散表現を  $E_i \in \mathbb{R}^H$ , 平均プーリング手法によって獲得する分散表現  $E_{\text{Avg}} \in \mathbb{R}^H$  とする.  $H$  は BERT の隠れ層の次元数である. 例として, BERT-base モデルの場合  $H = 768$  である. 式 3.5 に平均プーリング手法の計算式を示す.

$$E_{\text{Avg}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_i \quad (3.5)$$

次に,  $p_1$  を [CLS] トークンの分散表現  $E_{[\text{CLS}]}$  に対する重みパラメータ,  $p_2$  を平均プーリング手法で得られた分散表現  $E_{\text{Avg}}$  に対する重みパラメータとする. ここで,  $p_1, p_2 \in \mathbb{R}$  は学習可能なパラメータで, 学習を通じて変化する. 実

際に分類器へ入力するために,  $p_1, p_2$  を和が 1 になるように調整する. 式 3.6, 3.7 に計算式を示す. ここで,  $p'_1$  は  $p_1$  の調整後の値を,  $p'_2$  は  $p_2$  の調整後の値を示す.

$$p'_1 = \frac{p_1^2}{p_1^2 + p_2^2} \quad (3.6)$$

$$p'_2 = \frac{p_2^2}{p_1^2 + p_2^2} \quad (3.7)$$

こうして得られた  $p'_1, p'_2$  を用いて, [CLS] トークンの分散表現と平均プーリング手法によって獲得した分散表現の重み付き和である CAP を計算する. 式 3.8 に CAP の計算式を示す.

$$C = p'_1 \mathbf{E}_{[\text{CLS}]} + p'_2 \mathbf{E}_{\text{Avg}} \quad (3.8)$$

ここで  $C \in \mathbb{R}^H$  は CAP の出力によるベクトル表現である. この  $C$  を分類器への入力とし, 最終的な出力である文章の分類をする.



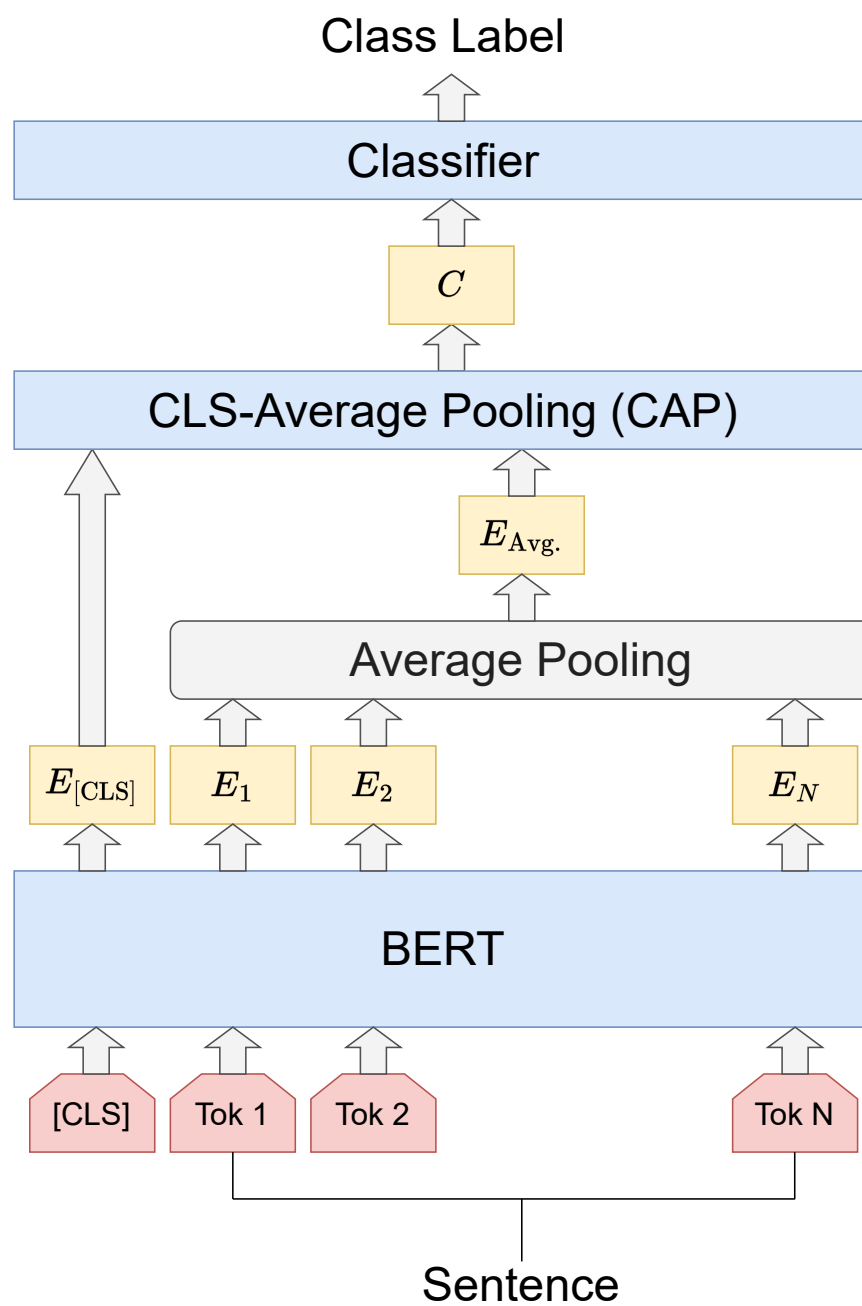
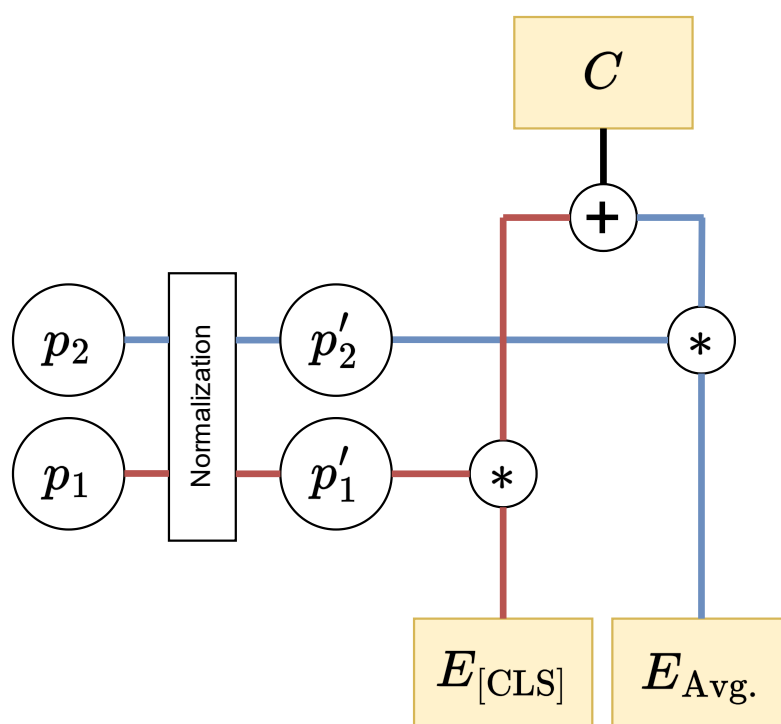


図 3.1: CAP 層を導入したモデル全体の概要 (文献<sup>[1]</sup>より引用)

図 3.2: CAP 層の概要 (文献<sup>[1]</sup>より引用)

## 4 データセット

本章では本研究の数値実験で用いたデータセットについて説明する. 本研究では大和<sup>[1]</sup>に倣い, livedoor ニュースコーパス<sup>1</sup>を用いた. これは, 株式会社ロンウィットが公開しているデータセットであり, オンラインニュースサイト「livedoor ニュース」の記事を収集し, 可能な限り HTML タグを取り除いて作成されたコーパスである. 9つのカテゴリ, 計 7367 記事から構成され, 各記事データ  $D$  はカテゴリ名  $D_{\text{label}}$ , 記事タイトル  $D_{\text{title}}$ , 記事本文  $D_{\text{body}}$  などのメタデータから構成されている. 表 4.1 に実験で用いたデータセットの内訳を示す. 本研究では, 各カテゴリの記事を訓練データ, 検証データ, テストデータとして可能な限りラベル比が均等になるように 8:1:1 に分割した. 表 4.1 におけるラベルとカテゴリの対応は以下の通りである.

- label 0 : 独女通信 (870 件)
- label 1 : IT ライフハック (870 件)
- label 2 : 家電チャンネル (864 件)
- label 3 : livedoor HOMME (511 件)
- label 4 : MOVIE ENTER (870 件)
- label 5 : Peachy (842 件)
- label 6 : エスマックス (870 件)
- label 7 : Sports Watch (900 件)
- label 8 : トピックニュース (770 件)

---

<sup>1</sup><http://www.rondhuit.com/download.html>

表 4.1: データセットの内訳 (livedoor ニュースコーパス)

	label 0	label 1	label 2	label 3	label 4	label 5	label 6	label 7	label 8	Total
訓練	684	695	690	421	700	645	713	716	631	5895
検証	88	80	88	42	93	100	77	105	63	736
テスト	98	95	86	48	77	97	80	79	76	736

## 5 提案手法

本章では, 大和による CLS-Average Pooling (CAP) を基に, LLM API を用いて原文から生成した要約文の情報を組み込んだ提案モデルとその手法について説明する. 具体的には, まず本研究における要約文の生成手法について説明し, 以下の 2 つの提案モデルについて述べる.

1. BERT の並列化による要約文情報の統合手法モデル
2. TF-IDF スコアを用いた要約文情報の統合手法モデル

### 5.1 要約文の生成手法

本研究では, PLaMo API を用いてデータセットに含まれる各記事データ  $D$  に対して, メタデータを基にプロンプト  $D_{\text{prompt}}$  を作成し, PLaMo API からの回答  $\mathcal{L}(D_{\text{prompt}})$  を記事データ  $D$  の要約文  $D_{\text{summary}}$  とした. 図 5.1 に要約文の生成プロンプトの概要を示す. また, 図 5.2 および図 5.3 に生成された要約文の例を示す.

$$\left\{ \begin{array}{l} D_{\text{summary}} = \mathcal{L}(D_{\text{prompt}}) \quad \mathcal{L}: \text{大規模言語モデル API (e.g., ChatGPT API, PLaMo API)} \\ D_{\text{prompt}} = \left[ \begin{array}{l} \text{"role": "system", "content": "あなたは優秀な AI アシスタントです。"} \\ \text{"role": "user", "content": "以下は「 $D_{\text{title}}$ 」というタイトルの} \\ \text{記事の本文です。内容を要約し、} \\ \text{結果のみを出力してください。"} \\ \text{"role": "user", "content": " $D_{\text{body}}$ "} \end{array} \right] \end{array} \right.$$

図 5.1: 提案手法における要約文の生成プロンプト

## <原文>

【健康のために体張ります！ Presented by ゆるっとcafé】

みなさま、こんにちは！  
私は以前、「アラフォーだけ結婚したい！」というコラムを書かせていただいた漫画家の尾形未紀です。40代半ばで結婚した私たち夫婦。子供はできるかどうかまだわからないし、親ももうかなりいい年だから、あまり頼ることもできない！だから夫婦2人でしっかり支えあって生きていかなくてはいけない！と思う今日この頃…。でも、そんなときに気になるのが「健康」。

長生きしても健康じゃなきゃ、楽しくないもんね？  
独女のみなさんも、年々老いてくるにしたがって、増えてくる悩みに頭を抱えてるのでは！？疲れがとれにくくなったり、シミやしわが増えたり、二日酔いなどがなかなか治らなかったり…。さらに、病気で入院したりする友達や知り合いも増えているのでは？体にいろいろと不具合が始めてる頃ではないでしょうか…!?

私の担当編集のアラサー女子も、  
「最近、髪が薄くなってきた…」と嘆いてます(笑)。  
健康に関する悩みって、周りからは「気にしすぎ」と思うことでも、本人にとっては真剣なものね。  
そこで、みなさんの身近な健康や美容に関する悩みを私たちが夫婦が解決していく「健康コミックエッセイ」をはじめることになりました！  
少しでも健康でいて、長生きを！  
それを目標にがんばりたいと思いますので、  
独女のみなさんでもぜひ読んでみてくださいね♪

## <要約文>

この文章では、尾形未紀の新シリーズ「健康コミックエッセイ」の紹介がされています。  
このエッセイでは、健康や美容に関する身近な悩みについて取り上げ、解決策を探っていきます。  
尾形未紀と夫の夫婦二人三脚で、充実した健康的な生活を送るためのサポートを読者に提供する目的があるようです。具体的には、疲れやすさ、老化による見た目の変化、アルコールの影響、病気や入院に関する不安、髪や肌の健康など、幅広いトピックが取り上げられる予定です。このエッセイは、主に独女（独身女性）の健康や美容に関する悩みに関心を当てていますが、健康に関する読者にとって有益な情報を提供することを目指しています。

図 5.2: 要約文の生成例 (1), 記事ラベル: 独女通信

## <原文>

【C-3P0が名場面を紹介する『スター・ウォーズinコンサート』日本上陸】

2009年4月にロンドンにて世界初演し、同年より2010年にかけて北米、欧州ツアーを行い、175万人以上を動員した『スター・ウォーズinコンサート』の、日本公演が遂にアジア初として決定した。

通常は、1万5千人規模のアリーナ級の会場で行われていたが、今回は演出と音響の質を最大限に引き出すため、約4500人規模のホール級会場での公演が実現。更なる臨場感と興奮が味わえるショーとなり、目と耳の肥えた日本のファンに向けたプレミアムなコンサートとなる。

『スター・ウォーズinコンサート』は特別に編集された映画の名場面を、巨大LEDスクリーンに映し、ジョン・ウィリアムズのスリリングな楽曲の演奏にライブでシンクロする。また、全6作でC-3P0役を演じたアンソニー・ダニエルズが、名場面のナレーションを行うことにより、スター・ウォーズに新しい生命を吹き込み、観客を興奮の世界と誘う。

東京公演は、8月9日から8月12日に東京国際フォーラム ホールAで、大阪公演は、8月15日にグランキューブ大阪で行われる。詳細は、公式サイトで確認できる。

ジョージ・ルーカスが全精力を傾注し、最新テクノロジーを駆使した3D映画として、再び大スクリーンに帰ってくることで注目される『STAR WARS エピソード1/ファントム・メナス 3D』の公開も3月16日と迫っている。今年は「スター・ウォーズ」の熱が全世界を包むことだろう。

## <要約文>

『スター・ウォーズinコンサート』アジア初の日本公演が東京と大阪で開催されます。このコンサートは、映画の名場面を巨大LEDスクリーンで映し、ジョン・ウィリアムズの楽曲の演奏に合わせて楽しむものです。特別ゲストとして、全6作でC-3P0を演じたアンソニー・ダニエルズが名場面のナレーションを行います。東京公演は8月9日から12日まで東京国際フォーラム ホールA、大阪公演は8月15日にグランキューブ大阪で行われます。ジョージ・ルーカスが監督した『スター・ウォーズ エピソード1/ファントム・メナス 3D』の公開も3月16日に予定されており、今年はスター・ウォーズの熱が世界中を包み込むでしょう。

図 5.3: 要約文の生成例 (2), 記事ラベル: MOVIE ENTER

## 5.2 提案モデル 1: BERT の並列化による要約文情報の統合

図 5.4 に提案モデル 1 の概要を示す.  $\text{Tok}_i$  ( $i = \{1, \dots, N\}$ ) は入力文章をトークナイザによってサブワードに分割した際の  $i$  番目の単語トークンを示しており,  $N$  は文章内の単語トークンの総数を示している.

提案モデル 1 では, 図 5.4 のように 2 つの独立した事前学習済 BERT モデルを用いる. BERT (1) では原文データにおける [CLS] トークンの埋め込み表現  $E_{[\text{CLS}]}$  および, [CLS] トークン以外を入力トークンすべてに対する平均プーリングによって得られた埋め込み表現  $E_{\text{Avg}}$  を学習し, BERT (2) では要約文データにおける [CLS] トークンの埋め込み表現  $E'_{[\text{CLS}]}$  および, [CLS] トークン以外を入力トークンすべてに対する平均プーリングによって得られた埋め込み表現  $E'_{\text{Avg}}$  を並行して学習する. 本研究では, 原文データにおいて記事タイトルと記事本文のペアを 1 文書として扱い, 各 BERT モデルへの入力形式は, 原文データを扱う BERT (1) では大和による先行研究に倣って「[CLS]  $D_{\text{title}}$  [SEP]  $D_{\text{body}}$ 」とし, 要約文データを扱う BERT (2) では「[CLS]  $D_{\text{summary}}$ 」の形式とした.

そして, 得られた 4 つの分散表現 ( $E_{[\text{CLS}]}$ ,  $E_{\text{Avg}}$ ,  $E'_{[\text{CLS}]}$ ,  $E'_{\text{Avg}}$ ) に対して, 学習可能な重みパラメータベクトル  $\mathbf{W} = (p, q, r, s)$ , ( $p, q, r, s \geq 0$ ) を用いて, これら 4 つの分散表現の重み付き和を計算し, 入力された文章データに対する分散表現  $C \in \mathbb{R}^H$  を得る. 式 5.1 に  $C$  の計算式を示す.

$$C = \mathbf{W} \begin{pmatrix} E_{[\text{CLS}]} \\ E_{\text{Avg}} \\ E'_{[\text{CLS}]} \\ E'_{\text{Avg}} \end{pmatrix} = pE_{[\text{CLS}]} + qE_{\text{Avg}} + rE'_{[\text{CLS}]} + sE'_{\text{Avg}} \quad (5.1)$$



また, 重みパラメータの更新式は大和の手法に倣い, 更新後の重みベクトルを  $\mathbf{W}' = (p', q', r', s')$  とすると, 式 5.2 で表される. ここで,  $\odot$  は行列の要素, 成分ごとの積であるアダマール積である. 式 5.2 より, 重みパラメータは総和が 1 となるように学習される. ( $p' + q' + r' + s' = 1$ )

$$\mathbf{W}' = \frac{\mathbf{W} \odot \mathbf{W}}{\|\mathbf{W}\|^2} \quad (5.2)$$

提案モデル 1 を用いて入力された文章データの分散表現を獲得する利点としては, 事前学習済 BERT モデルにおける最大入力長の制限によって切り捨てられてしまっていた原文データの重要な文脈情報を, 要約データによって補完しながら最適な重みパラメータを学習できる点であり, これを確認することで提案モデル 1 の有効性を示す.

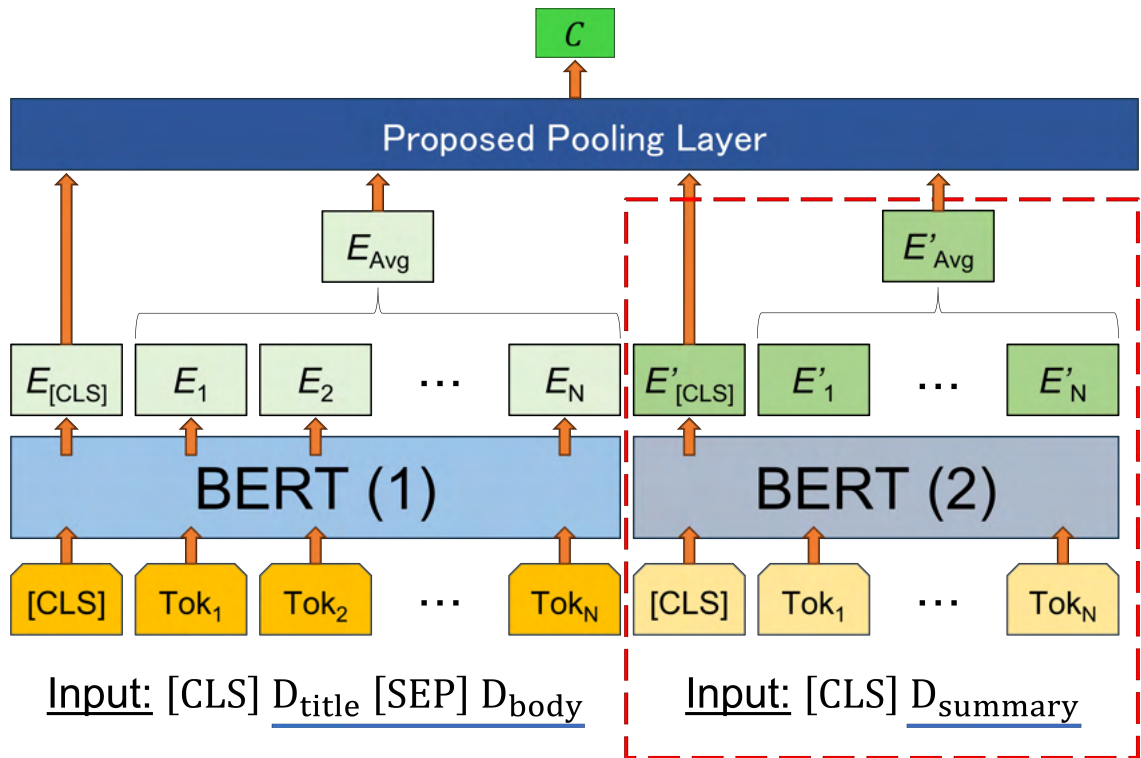


図 5.4: 提案モデル 1 の概要

### 5.3 提案モデル 2: TF-IDF スコアを用いた要約文情報の統合

提案モデル 2 では, TF-IDF スコアを用いて要約文の情報を統合する手法を提案する. 図 5.5 に提案モデル 2 の概要を示す. 提案モデル 2 では, 図 5.5 のように大和の手法に対して, 事前学習済 BERT モデルの出力先に TF-IDF Scaling Layer を組み込む. TF-IDF Scaling Layer では各入力トークンに対応する重要度スコアが定義されており, このスコアを用いて各単語ベクトルの大きさを調整する.

まず, 「[CLS]  $D_{\text{title}}$  [SEP]  $D_{\text{body}}$ 」および「[CLS]  $D_{\text{summary}}$ 」の 2 文から, 要約文  $D_{\text{summary}}$  におけるサブワード  $s$  に対応する TF-IDF スコア  $w_{s,D_{\text{summary}}}$  を求める.  $w_{s,D_{\text{summary}}}$  の計算にはカスタムストップワード辞書  $\mathbf{SW}$  を用いる.  $\mathbf{SW}$  に登録されたストップワードは自然言語処理 Python ライブラリ spaCy<sup>[36]</sup> と Web サーチ研究におけるソフトウェア開発のコスト低減を目的としたプログラミングライブラリである SlothLib<sup>[37]</sup> が公開している日本語ストップワード辞書に加えて, 句読点やカッコなどの記号, BERT で用いられる特殊トークンである [CLS], [PAD], [SEP] を追加したものをを用いた.  $\mathbf{SW}$  に含まれるワード数は 437 である. そして, 事前学習済 BERT モデルの最終層からの出力  $E_i$  ( $i = \{0, \dots, N\}$ ,  $E_0 = E_{[\text{CLS}]}$ ) に対して, 式 5.3 を用いてスケーリングする.

$$\widehat{E}_i = \text{score}(\text{Tok}_i) \times E_i \quad (5.3)$$

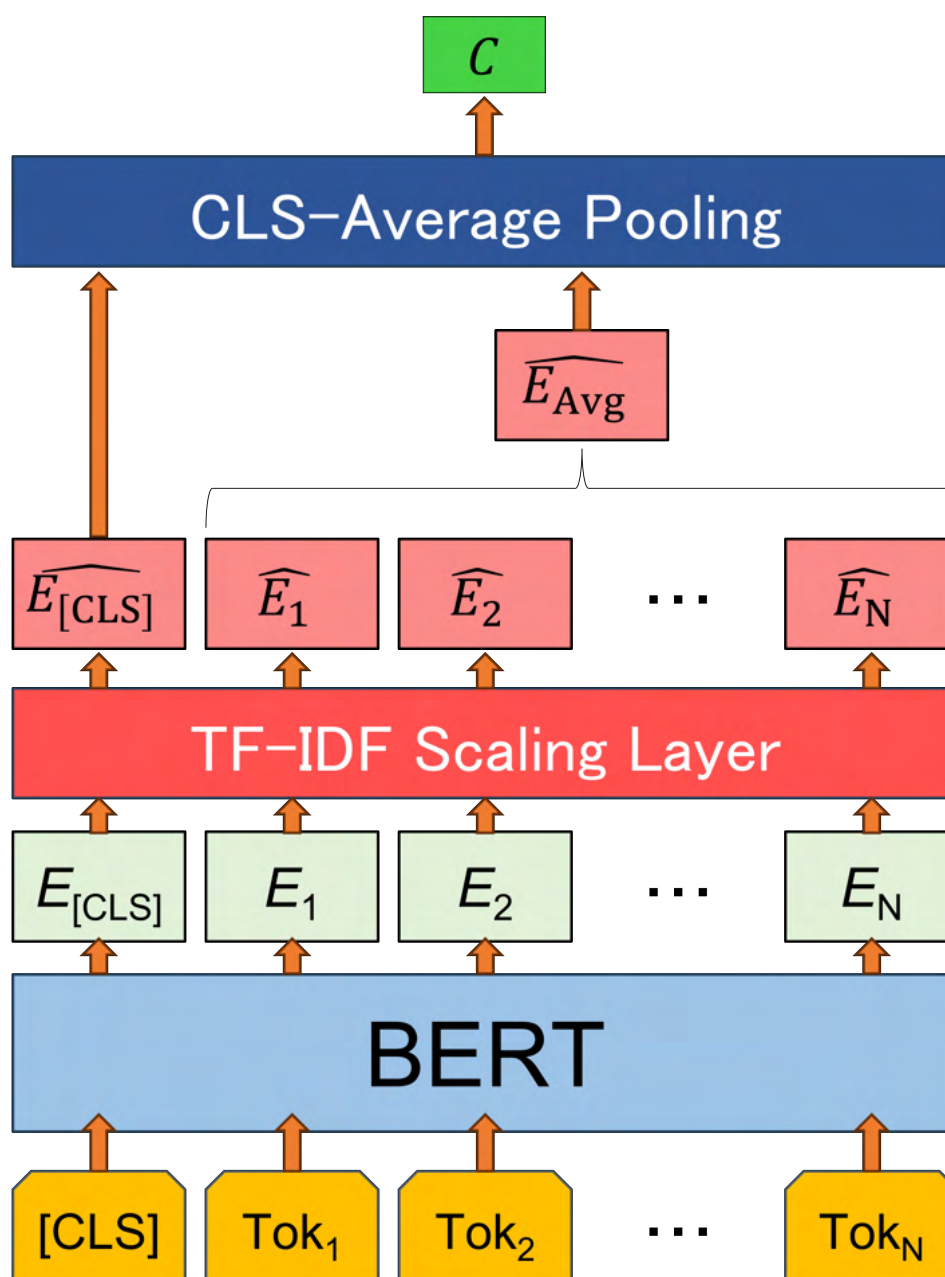
ここで,  $\text{Tok}_0$  は [CLS] である. また,  $\text{score}(\text{Tok}_i)$  は入力トークン  $\text{Tok}_i$  に対応する重要度スコアであり, 正の定数  $\alpha$  を用いて式 5.4 で求められる.

$$\text{score}(\text{Tok}_i) = \begin{cases} \alpha \times w_{\text{Tok}_i, D_{\text{summary}}} + 1 & (\text{Tok}_i \notin \mathbf{SW} \setminus \{[\text{CLS}], [\text{SEP}]\}) \\ -\alpha & (\text{Tok}_i \in \mathbf{SW} \setminus \{[\text{CLS}], [\text{SEP}]\}) \end{cases} \quad (5.4)$$

式 5.4 より, 重要度スコアは入力トークン  $\text{Tok}_i$  が [CLS], [SEP] を除くストップワード辞書に含まれている場合, 負のペナルティ値  $-\alpha$  が与えられ, その他の場合は重要度スコアは 1 以上の値を示す. このスケーリング後の分散表現  $\widehat{E}_i$  を用いて,  $\widehat{E}_{[\text{CLS}]}$  と  $\widehat{E}_{\text{Avg}}$  を求め, 学習可能な重みパラメータベクトル  $\mathbf{W} = (p, q)$ , ( $p, q \geq 0$ ) を用いて入力された文章データに対する分散表現  $C$  は式 5.5 によって求められる. 重みパラメータの更新式は式 5.2 に準じる.

$$C = \mathbf{W} \begin{pmatrix} \widehat{E_{[\text{CLS}]}} \\ \widehat{E_{\text{Avg}}} \end{pmatrix} = p\widehat{E_{[\text{CLS}]}} + q\widehat{E_{\text{Avg}}} \quad (5.5)$$

提案モデル 2 を用いて入力された文章データの分散表現を獲得する利点としては, 提案モデル 1 と比較して計算量やパラメータ数の削減が可能である点が挙げられる. また, TF-IDF スコアを用いることで, 要約文内の重要度の高い単語を選択的に強調しながら最適な重みパラメータを学習できることを確認することで提案モデル 2 の有効性を示す.



Input:  $[CLS]$   $D_{\text{title}}$   $[SEP]$   $D_{\text{body}}$

図 5.5: 提案モデル 2 の概要

## 6 数値実験

本章では、提案モデルの有効性を検証するために取り組んだ数値実験について説明する。本研究では、原文データおよび要約データの分散表現を獲得するための埋め込み手法として東北大学が公開している日本語 BERT-base モデルを用いた<sup>[38]</sup>。この BERT-base モデルは 12 層の Transformer Block と 12 個の Attention Head, そして 768 次元の隠れ状態を持ち、日本語版 Wikipedia コーパスと CC-100 データセットの日本語部分で事前学習されている。モデルへの入力の際、入力されたテキストは MeCab<sup>[39]</sup> による形態素解析でトークン化され、WordPiece アルゴリズム<sup>[40]</sup> によってサブワードに分割される。

以下に、本研究で取り組んだ 2 つの実験手法の概要を示す。

### 1. 提案モデル 1 の有効性検証

- livedoor ニュースデータコーパスを用いた 9 クラスのテキスト分類を実施し、提案モデル 1 の性能を評価した。
- 確認実験として、PLaMo API のみを用いた Zero-Shot, Few-Shot によるテキスト分類タスクを実施し、提案モデル 1 の分類性能と比較した。PLaMo API のみで十分な精度が得られる場合、学習・運用コストの観点から、提案モデル 1 のような複雑なモデルを学習・運用する必要性が下がり、提案手法の意義が失われてしまう可能性があるため、これについて検討した。

### 2. 提案モデル 2 の有効性検証

- 提案モデル 1 と同じ実験条件のもと、提案モデル 2 を用いたテキスト分類を実施し、分類性能と計算コストのトレードオフの観点から、提案モデル 2 の性能を評価した。
- TF-IDF スコアを用いた学習が BERT の注意機構に与える影響を確認するため、Attention の可視化を通じてその変化を確認した。

## 6.1 実験 1: 提案モデル 1 の有効性検証

### 6.1.1 実験設定

実験 1 では, 提案モデル 1 の有効性を確認するため, livedoor ニュースコーパスを用いて入力されたニュース記事のラベルを推定する 9 クラスのテキスト分類をした. 検証データにおける F1 値 が最も高いエポックにおけるモデルを用いてテストデータに対する精度を評価し, これを異なるシード値を用いて 5 回試行した.

また, ベースラインとしては, 大和による CAP をプーリング手法として用いた場合を採用した. CAP は学習可能な重みパラメータベクトルを  $\mathbf{W} = (p, q)$ ,  $(p, q \geq 0)$  としたときに, 入力された文章データに対する分散表現  $C$  を式 6.1 で与え, 重みパラメータの更新式を式 5.2 に準じた場合のプーリング手法と等価である.

$$C = \mathbf{W} \begin{pmatrix} E_{[\text{CLS}]} \\ E_{\text{Avg}} \end{pmatrix} = pE_{[\text{CLS}]} + qE_{\text{Avg}} \quad (6.1)$$

さらに, 精度比較のために入力された文章データに対する分散表現  $C$  について, 以下の条件において同様にテキスト分類精度を評価した.

- 比較手法 1:

$$C = \mathbf{W} \begin{pmatrix} E_{[\text{CLS}]} \\ E_{\text{Avg}} \\ E'_{[\text{CLS}]} \end{pmatrix}, \mathbf{W} = (p, q, r), \quad (p, q, r \geq 0)$$

- 比較手法 2:

$$C = \mathbf{W} \begin{pmatrix} E'_{[\text{CLS}]} \\ E'_{\text{Avg}} \end{pmatrix}, \mathbf{W} = (r, s), \quad (r, s \geq 0)$$

- 比較手法 3:

$$C = E'_{[\text{CLS}]}$$

表 6.1 に実験パラメータを示す. 分類器は 1 層からなる全結合層であり, 入力次元は 768, 出力次元は 9 である. BERT (1) および BERT (2) についてはそれぞれの最終層のみをファインチューニングした.

### 6.1.2 実験結果と考察

表 6.2 に実験結果を示す. 値は 5 回試行の平均を表しており, 括弧内の値は標準偏差を表している. また, 図 6.1, 6.2, 6.3 に提案モデル 1, 比較手法 1 およびベースライン手法 (CAP) における Accuracy の推移, 図 6.4, 6.5, 6.6 にこれら 3 つの手法における Loss の推移を示す. 縦軸は Accuracy あるいは Loss の値, 横軸はエポック数を示しており, 黄色の線が訓練データ, 青色の線が検証データにおける学習曲線を表している.

表 6.2 より, 提案モデル 1 における評価指標 (Accuracy, F1 値) はベースライン手法と比較していずれの場合も高い数値を示しており, 提案モデル 1 では Accuracy は 0.0073 ポイント, F1 値は 0.0073 ポイント向上した. 最も高い評価指標を示したのは, 提案モデル 1 であり, それと同等の評価指標を示したのは比較手法 1 であった. これらの違いは  $E'_{\text{Avg}}$  を学習に含めるかどうかである. しかし,  $E'_{\text{Avg}}$  を含めた提案モデル 1 の方が標準偏差が小さい値を示していることからデータのランダム性に影響されにくく, 安定して学習ができていることが分かった. また, 比較手法 2, 3 の結果より, 原文データを用いずに要約文のみを用いて推定した場合, 訓練データに対しては他の手法と同様に上手く学習が進んでいることは確認できたが, 汎化性能が得られず検証データ, テストデータにおいて高い評価指標を示さなかった.

表 6.1: 実験パラメータ

パラメータ	値
最適化手法	Adam
学習率	$3.0 \times 10^{-5}$
損失関数	Cross Entropy Loss
エポック数	20
バッチサイズ	16
最大トークン長	512
重み初期値 (提案モデル 1)	$(p, q, r, s) = (\frac{1}{4}, \frac{1}{4}, \frac{1}{4}, \frac{1}{4})$
重み初期値 (比較手法 1)	$(p, q, r) = (\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, \frac{1}{3})$
重み初期値 (比較手法 2)	$(r, s) = (0.5, 0.5)$
重み初期値 (ベースライン, 提案モデル 2)	$(p, q) = (0.5, 0.5)$

表 6.2: 実験 1 の結果

	評価指標	
	Accuracy	F1 値 (weighted)
提案モデル 1	<u>0.9660</u> (0.0015)	<u>0.9656</u> (0.0015)
比較手法 1	0.9641 (0.0036)	0.9637 (0.0037)
比較手法 2	0.8375 (0.0100)	0.8352 (0.0104)
比較手法 3	0.8345 (0.0035)	0.8322 (0.0033)
ベースライン (CAP)	0.9586 (0.0027)	0.9583 (0.0027)



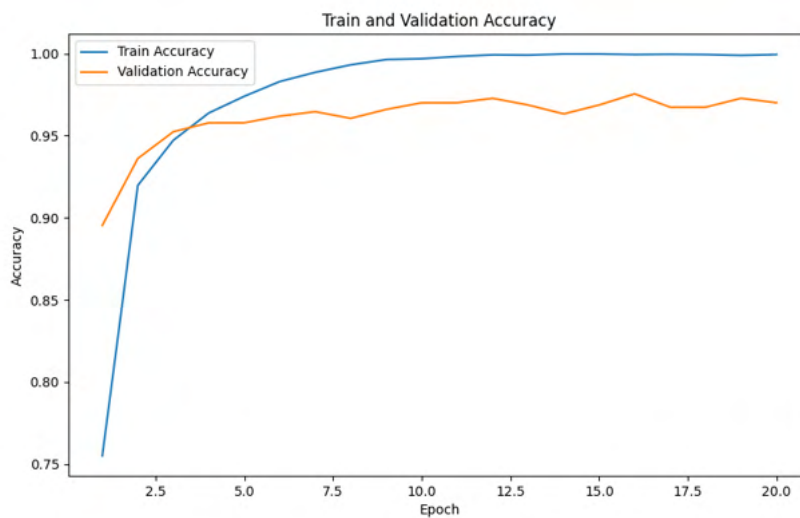


図 6.1: 実験 1: Accuracy の推移  
(提案モデル 1)

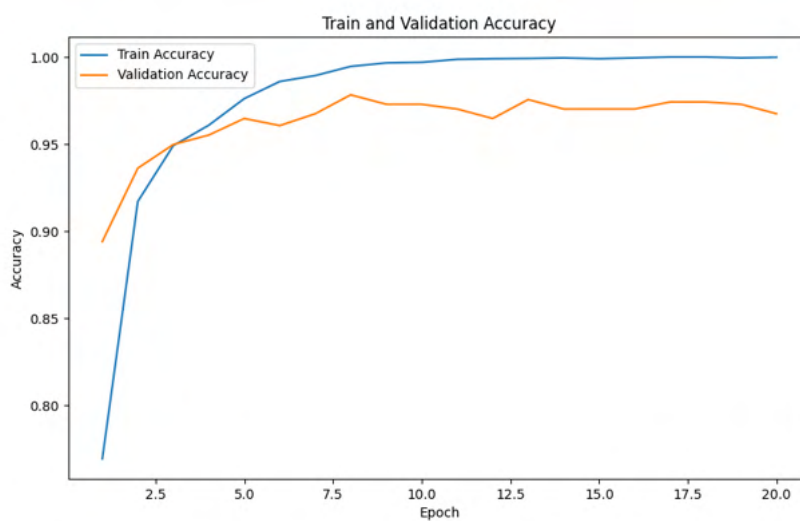


図 6.2: 実験 1: Accuracy の推移  
(比較手法 1)

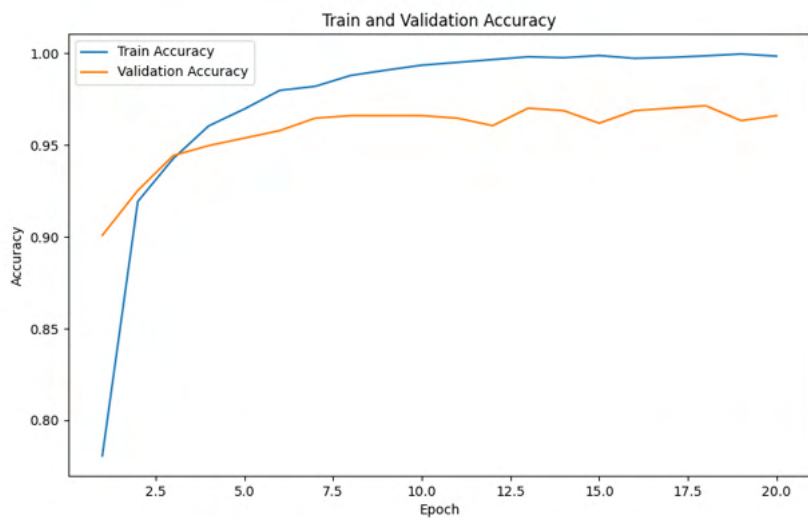


図 6.3: 実験 1: Accuracy の推移  
(ベースライン手法)

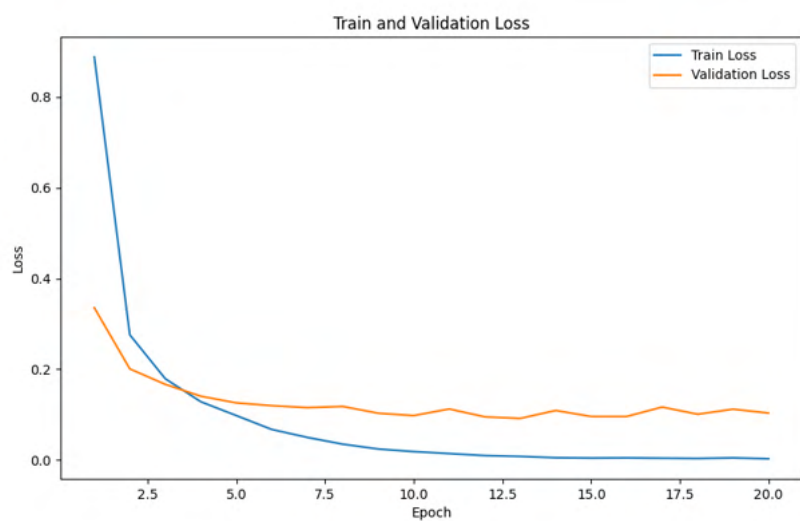


図 6.4: 実験 1: Loss の推移  
(提案モデル 1)

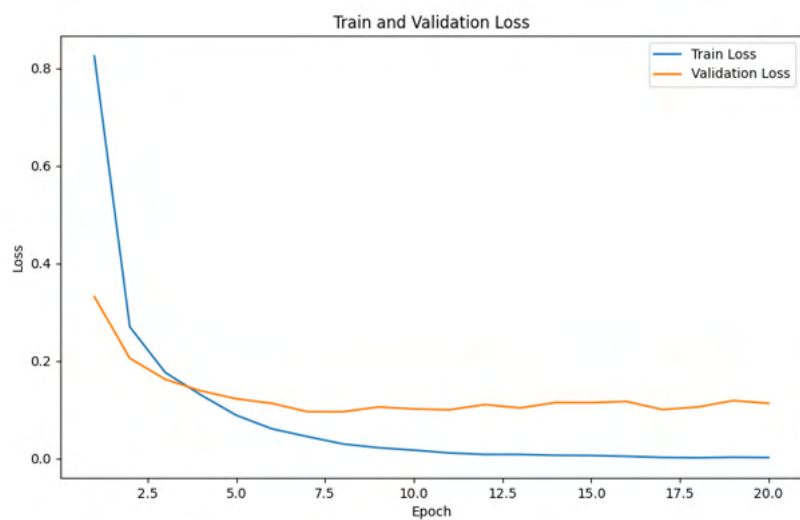


図 6.5: 実験 1: Loss の推移  
(比較手法 1)

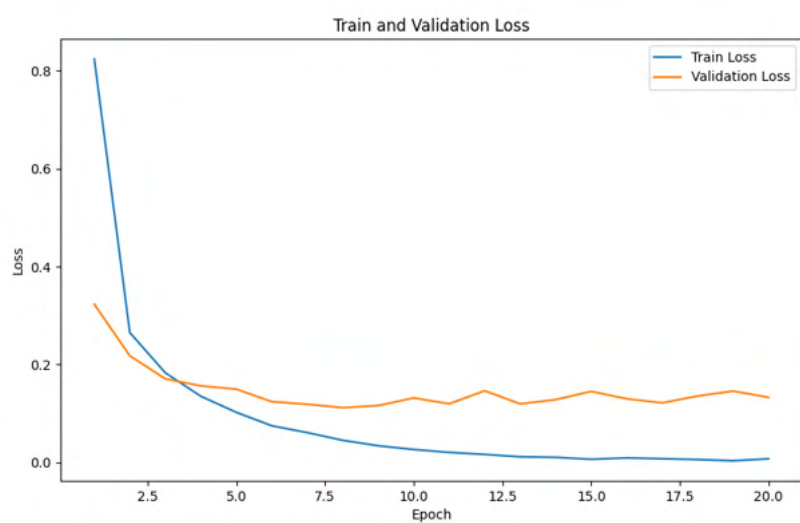


図 6.6: 実験 1: Loss の推移  
(ベースライン手法)

表 6.3: 実験 1: 訓練後の重みパラメータ

	$p$	$q$	$r$	$s$
提案モデル 1	0.3969 (0.0032)	0.2191 (0.0044)	0.2451 (0.0031)	0.1389 (0.0010)
比較手法 1	0.4371 (0.0027)	0.2532 (0.0043)	0.3097 (0.0039)	—
ベースライン (CAP)	0.6062 (0.0034)	0.3938 (0.0034)	—	—

次に, 図 6.7 に提案モデル 1 における重みパラメータ  $(p, q, r, s)$  の学習推移, 図 6.8 に比較手法 1 における重みパラメータ  $(p, q, r)$  の学習推移, 図 6.9 にベースライン手法 (CAP) における重みパラメータ  $(p, q)$  の学習推移を示す. 縦軸はパラメータの値, 横軸はエポック数を示している. また, 表 6.3 に各実験手法の学習後における重みパラメータの 5 回試行の平均値を示す. 括弧内の値は標準偏差を表している.

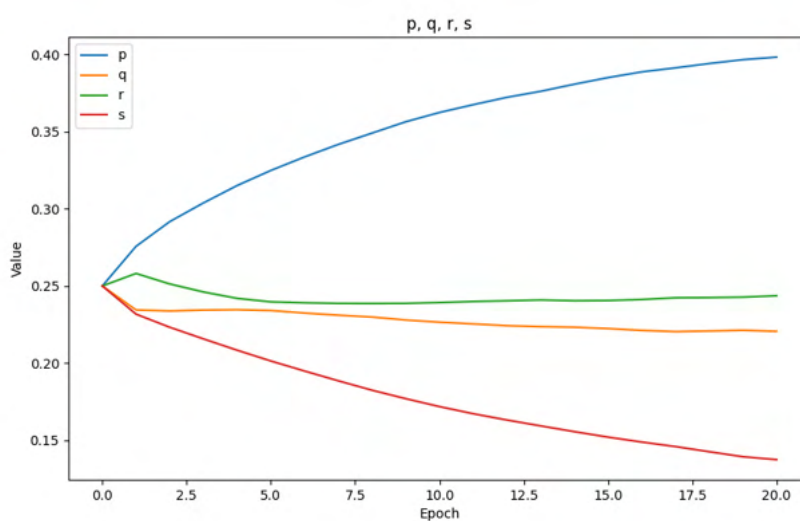


図 6.7: 実験 1: 重みパラメータ  $(p, q, r, s)$  の推移  
(提案モデル 1)

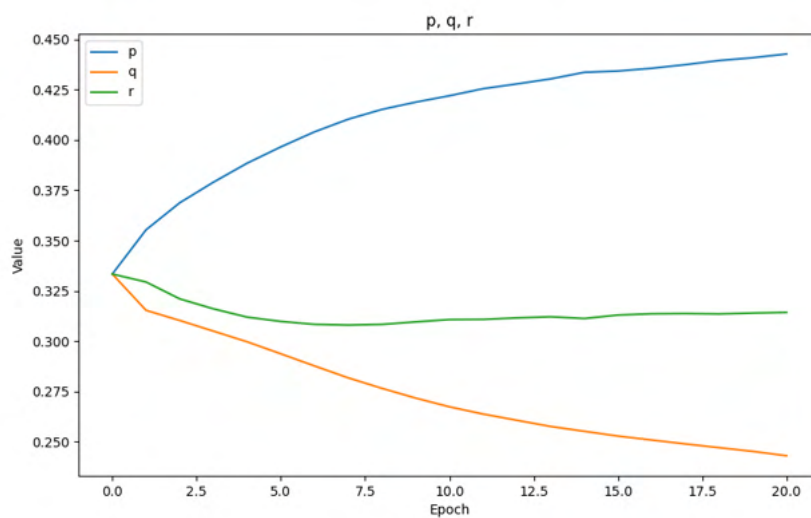


図 6.8: 実験 1: 重みパラメータ  $(p, q, r)$  の推移  
(比較手法 1)

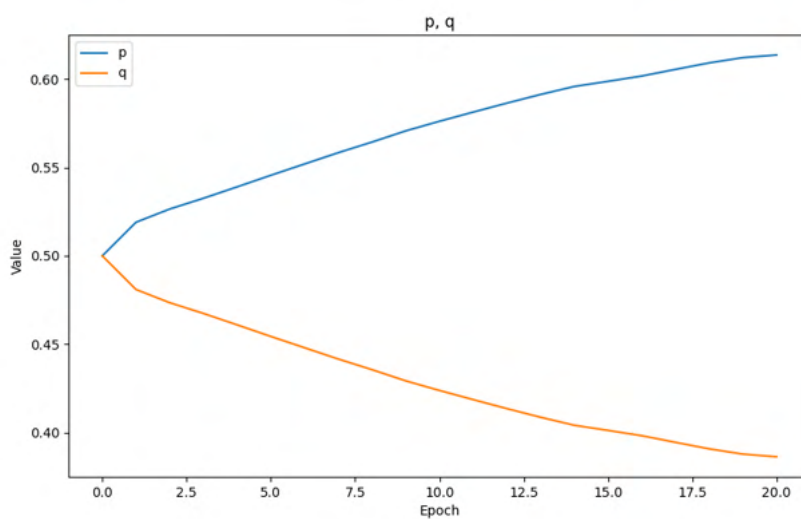


図 6.9: 実験 1: 重みパラメータ  $(p, q)$  の推移  
(ベースライン手法)

提案モデル 1, 比較手法 1 およびベースライン手法において, 図 6.7, 6.8, 6.9 より, 原文データにおける [CLS] トークンの埋め込み表現  $E_{[\text{CLS}]}$  の重み  $p$  は単調増加し, [CLS] トークン以外の入力トークンすべてに対する平均プーリングによって得られた埋め込み表現  $E_{\text{Avg}}$  の重み  $q$  は単調減少していることが分かる. このことから, テキスト分類タスクにおいて,  $E_{[\text{CLS}]}$  は,  $E_{\text{Avg}}$  に比べて, 学習における重要度が高く, その重みが相対的に大きいことが分かる. そして, このタスクが  $E_{[\text{CLS}]}$  に強く依存しているのであれば, 提案モデル 1 や比較手法 1 において要約文データにおける [CLS] トークンの埋め込み表現  $E'_{[\text{CLS}]}$  の重み  $r$  や [CLS] トークン以外の入力トークンすべてに対する平均プーリングによって得られた埋め込み表現  $E'_{\text{Avg}}$  の重み  $s$  に関しても単調に減少していくと考えられるが,  $r$  の値に関しては一定の値まで減少した後, わずかに増加する傾向が見られた. この結果より, 要約文データにおける [CLS] トークンの埋め込み表現  $E'_{[\text{CLS}]}$  が, 学習の後半において追加の情報源として再評価され, 重みが増加することで分類精度の向上に寄与していると推測できる.

ここで, 提案モデル 1 とベースライン手法の分類精度の差が統計的に有意かどうかを検証するために, 独立サンプル  $t$  検定を実施した. その結果,  $p$  値は 0.0026 であった. これは有意水準 ( $p = 0.05$  とした場合) を下回っているため, 統計的に有意差があることが分かった.

さらに, 図 6.10 に訓練データにおけるトークン数の分布を示す. 縦軸は度数, 横軸は対数スケールでトークン数を示している. また, 紫色の分布が原文データ, 黄色の分布が要約文データのトークン数を表しており, 赤色の点線は本研究で使用している事前学習済 BERT モデルにおける最大入力トークン長である 512 を示している. また, 表 6.4 は図 6.10 をもとに 512 トークンを閾値としてデータ数を算出したものである. 表 6.4 より, 原文データにおいて 512 トークンを超えるデータは 3747 件あり, これは全体の約 63% を占めているのに対して, 要約文において 512 トークンを超えるデータは 11 件しかなく, これは全体の約 0.18% と大幅に減少していることが分かった. このことから, 要約文データにおける [CLS] トークンの埋め込み表現  $E'_{[\text{CLS}]}$  と [CLS] トークン以外の入力トークンすべてに対する平均プーリングによって得られた埋め込み表現  $E'_{\text{Avg}}$  を学習に組み込むことで, 従来手法では学習の際に欠損してし

まっていた原文データの重要な文脈情報を補完したか、原文データ内に含まれるキーワードが強調されたことによって分類精度の向上に貢献したと考えられる。以上の結果より、提案モデル 1 の有効性を確認することができた。本来、要約文は原文の部分的な情報のみを保持するが、その分散表現を学習に組み込むことで分類性能の向上が確認された。これは、要約文の情報が原文の特徴を効果的に補完し、モデルによる埋め込み表現の精度を向上させることを示す、本研究における重要な知見である。

表 6.4: トークン数が閾値より大きいかで分割した訓練データ数

	トークン数	
	< 512	$\geq 512$
原文データ	2148	3747
要約文データ	5884	11

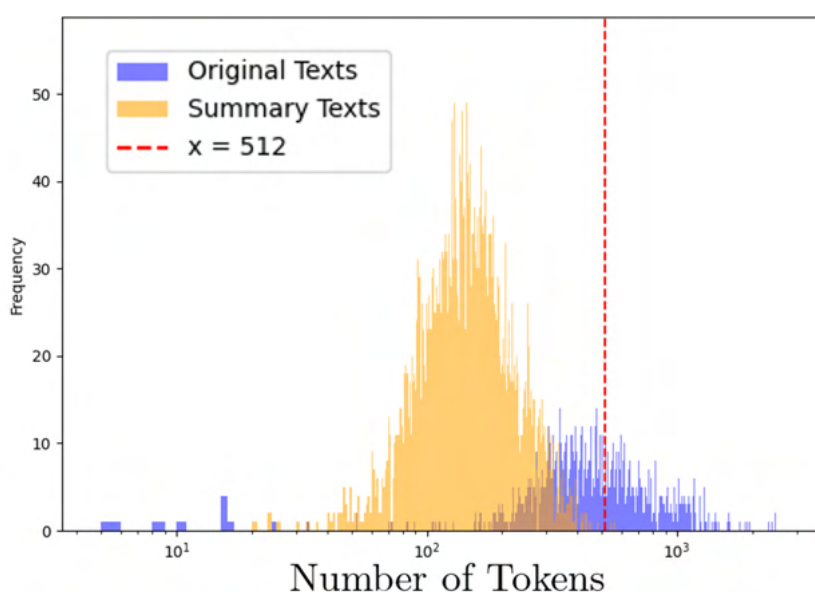


図 6.10: 訓練データにおけるトークン数分布

### 6.1.3 PLaMo API のみを用いたテキスト分類実験

図 6.11 にラベル推定のために用意したプロンプトの詳細, 図 6.12 にプロンプトで用いた JSON Schema を示す. プロンプトを受け取った PLaMo API からの応答として期待される形式は図 6.12 より, {"results":{"1st":6, "2nd":1, "3rd":3}} のような JSON 形式であり, 各 value の値は 0 以上 8 以下の整数で重複しない. 生成された回答に関して「JSON 形式以外の文字は一切応答に含めないこと」のルール以外は完全に守られており, JSON Schema で決められた JSON 形式が厳格に出力されていることを確認した.

本実験では, Zero-Shot, Few-Shot, それぞれの場合についてテキスト分類精度をベースライン手法 (CAP) と比較した. Few-Shot では各ラベルにつき 1 件のダミー記事データを用意した. 表 6.6 にダミー記事データの内容を示す. 入力トークン数を抑えるため, タイトルおよび本文は 2 文以下の短文とし, これらのデータや出力例における “2nd”, “3rd” の値は恣意的に決められた値とした. また, PLaMo API の温度パラメータは 0.0 に設定した.

表 6.5: PLaMo API を用いた Zero-Shot, Few-Shot の分類結果

	Accuracy	F1 値 (weighted)
Zero-Shot (Top <sub>k</sub> , k = 1)	0.3029	0.2591
Zero-Shot (Top <sub>k</sub> , k = 3)	0.4959	0.4738
Few-Shot (Top <sub>k</sub> , k = 1)	0.3355	0.2885
Few-Shot (Top <sub>k</sub> , k = 3)	0.5964	0.6106



表 6.5 に Zero-Shot, Few-Shot それぞれの場合において Top-k 評価 ( $k = 1, 3$ ) をした結果を示す. Top-k 評価とはモデルの予測結果において, 上位  $k$  個の予測候補の中に正解ラベルが含まれているかを評価する指標である. 表 6.5 より, 本研究において Few-Shot によって精度の向上を確認できたが, ベースライン手法の分類精度には及ばなかった. 原因としては, ダミー記事データの数が少ないことや, 元々のデータセットにおける性質でもある似た文章を多く含むラベルの組が多いことなどが挙げられる (独女通信と Peachy, IT ライフハックと家電チャンネルとエスマックス など). 特に, Few-Shot での学習データが限定的である場合, これらの類似ラベル間で誤分類が生じやすくなる傾向があると推定できる. また, LLM API による分類タスクへの実用化には, プロンプト設計やタスク適応のための調整が必要であり, 困難が多いとされている.

以上の結果より, 提案モデル 1 は現時点での LLM API のみを用いる手法と比較して, 有効性のあるアプローチであり, 実用的な意義はあると考えられる.

### ラベル推定用プロンプト

与えられた記事の「タイトル」と「本文」に基づいて、  
ふさわしい **上位3つのラベル** を9つのラベルから厳密に選定してください。  
ラベルは **1st, 2nd, 3rd** の順位で重要度順に並べ、  
以下に示す JSON Schema に厳密に従って **JSON 形式** で出力してください。

#### ラベル一覧

- 0: 独女通信 → 独身女性向けのライフスタイル・恋愛・ファッション
- 1: IT ライフハック → IT・テクノロジー・ハウツー
- 2: 家電チャンネル → 家電・ガジェット・レビュー
- 3: livedoor HOMME → 男性向けライフスタイル・ファッション・趣味
- 4: MOVIE ENTER → 映画・エンタメ・レビュー
- 5: Peachy → 女性向けライフスタイル・美容・恋愛
- 6: エスマックス → スマホ・モバイル関連情報
- 7: Sports Watch → スポーツニュース・試合結果・選手動向
- 8: トピックニュース → 国内外の社会・時事ニュース

#### JSON Schema

```
{schema}
```

#### 出力ルール

- ・ 厳密に3つのラベルを選ぶこと
- ・ 順位は関連度の高い順
- ・ 出力形式を厳格に守ること 特に **results** という key を必ず持ち、  
子要素として **1st・2nd・3rd** を持たせること
- ・ JSON 形式以外の文字は一切応答に含めないこと

#### 記事情報

- ・ タイトル {D<sub>title</sub>}
- ・ 本文: {D<sub>body</sub>}

#### JSON 出力

図 6.11: ラベル推定用プロンプト

```
{
  "$schema": "https://json-schema.org/draft/2020-12/schema",
  "type": "object",
  "properties": {
    "results": {
      "type": "object",
      "properties": {
        "1st": {
          "type": "integer",
          "description": "最もふさわしいラベル番号",
          "minimum": 0,
          "maximum": 8
        },
        "2nd": {
          "type": "integer",
          "description": "2 番目にふさわしいラベル番号",
          "minimum": 0,
          "maximum": 8
        },
        "3rd": {
          "type": "integer",
          "description": "3 番目にふさわしいラベル番号",
          "minimum": 0,
          "maximum": 8
        }
      },
      "required": ["1st", "2nd", "3rd"],
      "additionalProperties": false,
      "allOf": [
        {
          "not": {
            "anyOf": [
              { "properties": { "1st": { "const": { "$data": "2nd" } } } } },
              { "properties": { "1st": { "const": { "$data": "3rd" } } } } },
              { "properties": { "2nd": { "const": { "$data": "3rd" } } } } }
            ]
          }
        }
      ]
    }
  },
  "required": ["results"],
  "additionalProperties": false
}
```

図 6.12: 指定した JSON Schema の概要

表 6.6: ダミー記事データの内容

	タイトル	本文	出力例
0: 独女通信	30 代女性の新トレンド、週末ソロ旅行が人気	一人の時間を大切にする女性が増え、週末に気軽にに行けるソロ旅行がトレンドになっている。SNS でも多くの体験談がシェアされている。	{“results”: {“1st”: 0, “2nd”: 5, “3rd”: 8}}
1: IT ライフハック	パスワード管理の新常識、生成型 AI でセキュリティ強化	最近の研究によると、AI を活用したパスワード生成が従来の手動作成よりも安全性が高いことが分かった。専門家は定期的な更新を推奨している。	{“results”: {“1st”: 1, “2nd”: 8, “3rd”: 6}}
2: 家電チャンネル	最新コードレス掃除機、吸引力テストで驚きの結果	人気メーカーの新型コードレス掃除機が吸引力テストで高評価を獲得。軽量ながらパワフルな性能が話題になっている。	{“results”: {“1st”: 2, “2nd”: 6, “3rd”: 1}}
3: livedoor HOMME	大人の男性に人気の腕時計ブランドランキング発表	最新の調査で、30 代以上の男性に最も人気のある腕時計ブランドランキングが発表された。高級時計からカジュアルなものまで幅広い選択肢がある。	{“results”: {“1st”: 3, “2nd”: 5, “3rd”: 8}}
4: MOVIE ENTER	話題の新作 SF 映画、公開 3 日で興行収入 10 億円突破	未来都市を舞台にした話題の SF 映画が公開初日から大ヒット。迫力の映像美とストーリー展開が観客を魅了している。	{“results”: {“1st”: 4, “2nd”: 8, “3rd”: 3}}
5: Peachy	今年の春メイクトレンドは『ナチュラルグロウ』	美容専門家によると、今年の春のメイクトレンドはナチュラルなツヤ感を生かした『ナチュラルグロウ』。SNS でも多数のメイク動画が投稿されている。	{“results”: {“1st”: 5, “2nd”: 8, “3rd”: 0}}
6: エスマックス	次世代スマホ、AI カメラ機能が大幅進化	最新スマートフォンの AI カメラ機能が強化され、夜間撮影の精度が向上。ユーザーからも『プロ並みの写真が撮れる』と好評だ。	{“results”: {“1st”: 6, “2nd”: 1, “3rd”: 2}}
7: Sports Watch	プロ野球の新星、デビュー戦で決勝ホームラン	今シーズン期待のルーキー選手がデビュー戦で劇的な決勝ホームランを放ち、チームの勝利に貢献した。	{“results”: {“1st”: 7, “2nd”: 8, “3rd”: 3}}
8: トピックニュース	国内で新たな再生可能エネルギープロジェクトが開始	政府は最新の再生可能エネルギープロジェクトを発表し、2030 年までの温室効果ガス削減目標の達成を目指す。	{“results”: {“1st”: 8, “2nd”: 1, “3rd”: 4}}

## 6.2 実験 2: 提案モデル 2 の有効性検証

### 6.2.1 実験設定

実験 2 では, 提案モデル 2 の有効性を確認するため, 実験 1 と同じ実験条件のもと, livedoor ニュースコーパスを用いて入力されたニュース記事のラベルを推定する 9 クラスのテキスト分類をした. TF-IDF Scaling Layer 内の定数パラメータ  $\alpha$  に関して,  $\alpha = 1.0$  と  $\alpha = 5.0$  のそれぞれの場合について, テキスト分類精度を提案モデル 1 およびベースライン手法 (CAP) と比較した.

### 6.2.2 実験結果と考察

表 6.7: 実験 2 の結果

	評価指標	
	Accuracy	F1 値 (weighted)
提案モデル 2 ( $\alpha = 1.0$ )	0.9595 (0.0049)	0.9590 (0.0049)
提案モデル 2 ( $\alpha = 5.0$ )	0.9638 (0.0018)	0.9635 (0.0019)
提案モデル 1	<u>0.9660</u> (0.0015)	<u>0.9656</u> (0.0015)
ベースライン (CAP)	0.9586 (0.0027)	0.9583 (0.0027)

表 6.8: 実験 2: 訓練後の重みパラメータ

	$p$	$q$
提案モデル 2 ( $\alpha = 1.0$ )	0.3335 (0.0015)	0.6665 (0.0015)
提案モデル 2 ( $\alpha = 5.0$ )	0.3660 (0.0069)	0.6340 (0.0069)
ベースライン (CAP)	0.6062 (0.0034)	0.3938 (0.0034)

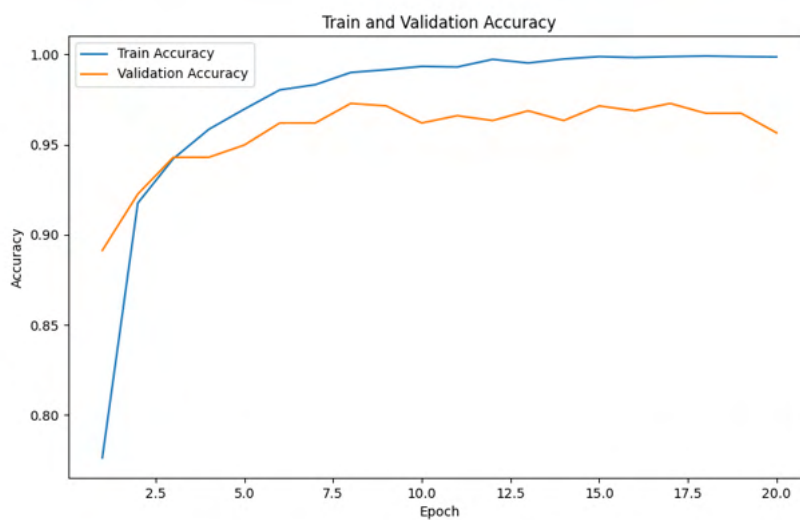


図 6.13: 実験 2: Accuracy の推移  
( $\alpha = 1.0$ )

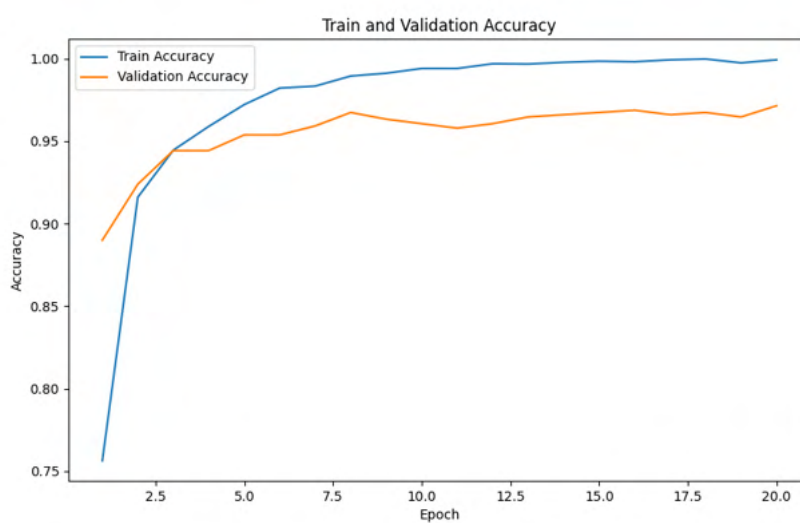


図 6.14: 実験 2: Accuracy の推移  
( $\alpha = 5.0$ )

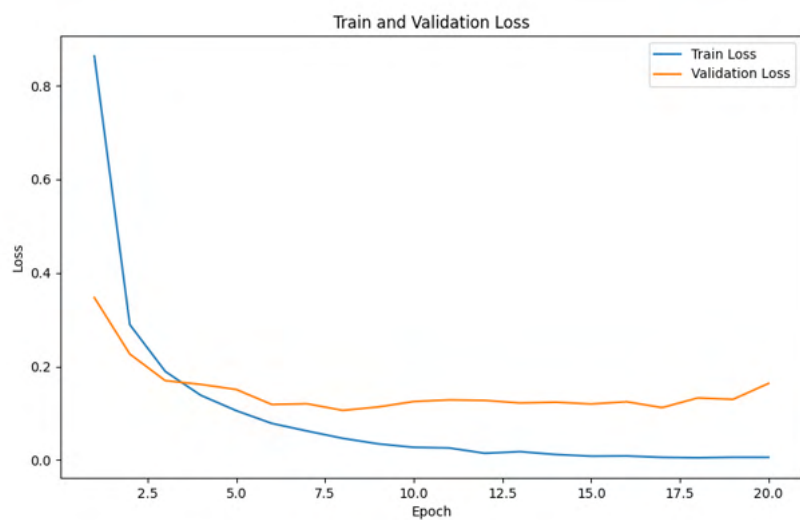


図 6.15: 実験 2: Loss の推移  
( $\alpha = 1.0$ )

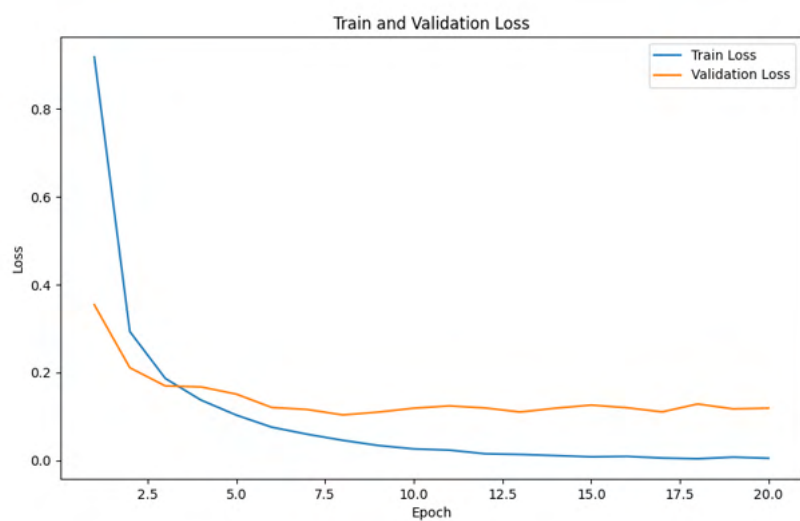


図 6.16: 実験 2: Loss の推移  
( $\alpha = 5.0$ )

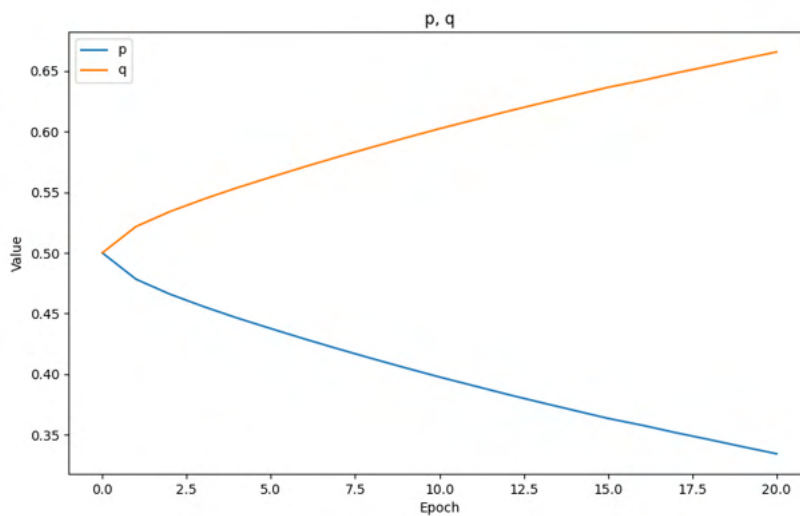


図 6.17: 実験 2: 重みパラメータ  $(p, q)$  の推移  
( $\alpha = 1.0$ )

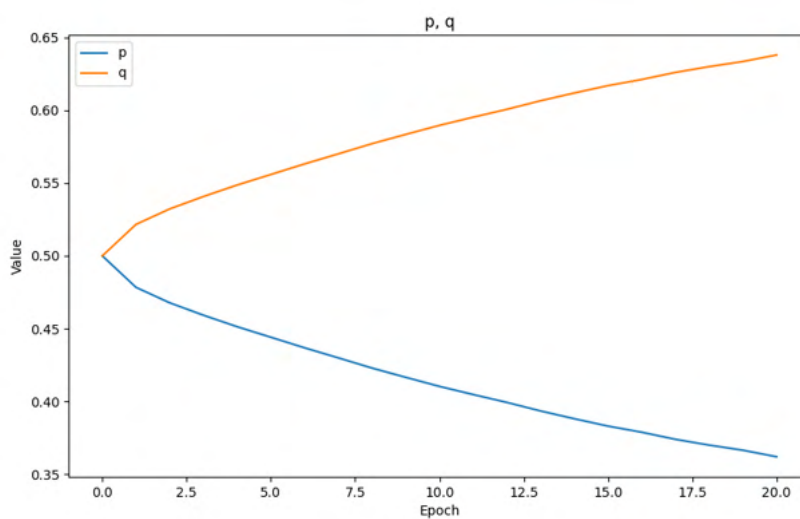


図 6.18: 実験 2: 重みパラメータ  $(p, q)$  の推移  
( $\alpha = 5.0$ )



表 6.7 に実験の結果を示す。値は 5 回試行の平均を表しており、括弧内の値は標準偏差を表している。精度比較のため、実験 1 における提案モデル 1 およびベースライン手法 (CAP) における結果を併せて示す。また、図 6.13, 6.14 に Accuracy の推移、図 6.15, 6.16 に Loss の推移を示す。縦軸は Accuracy あるいは Loss の値、横軸はエポック数を示しており、黄色の線が訓練データ、青色の線が検証データにおける学習曲線を表している。表 6.7 に示す結果より、提案モデル 2 は、全ての評価指標 (Accuracy, F1 値) においてベースライン手法を上回った。特に、 $\alpha = 5.0$  の場合、より高い分類精度が得られることが確認された。一方で、実験 1 における提案モデル 1 との比較では分類精度が劣るものの、本手法は提案モデル 1 に比べてモデルに含まれるパラメータ数が約 50% 削減されている。また、TF-IDF スコアの計算には追加の処理コストを要するが、この処理はモデルの学習とは独立した事前計算が可能であり、計算負荷を大幅に増加させる要因とはならない。したがって、本手法は分類性能と計算効率のバランスを考慮した際に、有効な選択肢であると言える。

次に、図 6.17, 6.18 に提案モデル 2 における重みパラメータ ( $p, q$ ) の学習推移を示す。縦軸はパラメータの値、横軸はエポック数を示している。また、表 6.8 に各実験手法の学習後における重みパラメータの 5 回試行の平均値を示す。括弧内の値は標準偏差を表している。表 6.8 より、提案モデル 2 では、CAP のみを用いた学習とは異なり、[CLS] トークンの埋め込み表現よりも、[CLS] トークン以外の入力トークンすべてに対する平均プーリングによって得られた埋め込み表現に対する重みが大きくなるように学習する傾向が見られた。特に、TF-IDF スコアによって各単語の重要度が事前に調整されることで、 $E_{\text{Avg}}$  に含まれる情報の精度が向上し、モデルがより重要視するように学習したと考えられる。

図 6.19, 6.20 に、提案モデル 2 とベースライン手法において、BERT の最終層でのアテンションを可視化した例を示す。TF-IDF スコアを導入することによって、図 6.19 では“AKB”、“ピクサー”といった固有名詞に、図 6.20 では、“Android”、“カメラアプリ”、“LINE”といった固有名詞に強くアテンションがかかっていることが分かった。この結果より、提案モデル 2 が重要度の高い単語を選択的に強調しながら最適な重みパラメータを学習できることを示した。

## &lt;CAP&gt;

[CLS]AKB大島優子「楽しみにしています」、ピクサー最新作で声優に挑戦[SEP]日本を代表するアイドルがハリウッド映画に進出【カールじいさんの空飛ぶ家】『トイ・ストーリー3』など大ヒット作を手掛けてきたディズニー/ピクサーの最新作『メリダとおそろしの森』（7月21日公開）日本語吹き替え版で、主人公メリダ役の声優にAKB48大島優子が決定した。本作は、ピクサー史上初となる女性を主人公に描いた勇気と感動のファンタジーアドベンチャー。舞台となるのは、太古の魔法が息づくスコットランドの神秘の森。馬を駆り、弓を射ることが大好きな主人公の王女メリダは、王家の伝統を重んじる厳格な母親としばしば対立していた。彼女は、王女としての責任から解放され、自由に生きることが夢見ていた。ある日、「鬼火」に導かれ、森の魔法の元へたどり着くと「運命を変えて欲しい」と魔法に頼む。しかし、太古の昔より人間が森の魔法を使うことはタブーとされており、魔法が呪文を唱えた時、恐るべき呪いが王国にかけられてしまう。果たしてメリダは、王国と愛する家族を救うことができるのか。今回、大島が起用された理由として、自由を愛し、好奇心旺盛で活発なメリダが王女である自覚を持ち、成長する姿と大島のイメージがぴったりであることが挙げられた。ハリウッド映画の声優に初挑戦する大島は「これからどんな風に演じていこうかと、今からワクワクするのと共に緊張もしています」とコメント。また、ディズニー/ピクサー作品の大ファンだそうで、お気に入りの作品やキャラクターがたくさんあるとのこと。その中でも一番好きなのは『トイ・ストーリー3』で「何度も感動して、何度も泣いた」と明かした。「メリダにぴったりだと感じてもらえて、そして見た人に勇気と元気を届けられるよう頑張りますので、楽しみにしてください」と本作への意気込みを語った[SEP]

## &lt;提案モデル 2&gt;

[CLS]AKB大島優子「楽しみにしています」、ピクサー最新作で声優に挑戦[SEP]日本を代表するアイドルがハリウッド映画に進出【カールじいさんの空飛ぶ家】『トイ・ストーリー3』など大ヒット作を手掛けてきたディズニー/ピクサーの最新作『メリダとおそろしの森』（7月21日公開）日本語吹き替え版で、主人公メリダ役の声優にAKB48大島優子が決定した。本作は、ピクサー史上初となる女性を主人公に描いた勇気と感動のファンタジーアドベンチャー。舞台となるのは、太古の魔法が息づくスコットランドの神秘の森。馬を駆り、弓を射ることが大好きな主人公の王女メリダは、王家の伝統を重んじる厳格な母親としばしば対立していた。彼女は、王女としての責任から解放され、自由に生きることが夢見ていた。ある日、「鬼火」に導かれ、森の魔法の元へたどり着くと「運命を変えて欲しい」と魔法に頼む。しかし、太古の昔より人間が森の魔法を使うことはタブーとされており、魔法が呪文を唱えた時、恐るべき呪いが王国にかけられてしまう。果たしてメリダは、王国と愛する家族を救うことができるのか。今回、大島が起用された理由として、自由を愛し、好奇心旺盛で活発なメリダが王女である自覚を持ち、成長する姿と大島のイメージがぴったりであることが挙げられた。ハリウッド映画の声優に初挑戦する大島は「これからどんな風に演じていこうかと、今からワクワクするのと共に緊張もしています」とコメント。また、ディズニー/ピクサー作品の大ファンだそうで、お気に入りの作品やキャラクターがたくさんあるとのこと。その中でも一番好きなのは『トイ・ストーリー3』で「何度も感動して、何度も泣いた」と明かした。「メリダにぴったりだと感じてもらえて、そして見た人に勇気と元気を届けられるよう頑張りますので、楽しみにしてください」と本作への意気込みを語った[SEP]

図 6.19: TF-IDF Scaling Layer によるアテンションの変化例, 記事ラベル: MOVIE ENTER

## &lt;CAP&gt;

[CLS]無料で使えるデジタルフィルターや便利なスタンプ機能搭載!小技の効いたカメラアプリ「LINEカメラ」【Androidアプリ】[SEP]画像加工編集が楽しいカメラアプリSNSやブログの更新をスマートフォンで行っている人も多くなってきています。スマートフォンは、写真を撮って共有する方法がフィーチャーフォンより柔軟で使いやすいことや、自分の好きなカメラアプリや画像編集アプリを選ぶのも魅力の一つ。今回紹介するAndroid向けアプリ「LINEカメラ」は撮影・編集する・デコするなど簡単操作で個性的な写真を作って共有できるカメラアプリです。LINEカメラはどんなアプリLINEカメラは、カメラ機能を使って撮影もしくは端末内の画像を加工・編集できるカメラアプリです。通常の4:3の画面比率での撮影以外に、1:1の正方形フォーマットでの撮影も可能です。撮影した画像もしくは端末内の画像に対して、トイカメラ風や風景写真にぴったりのビッドカラー、ソフトフォーカス、クロスプロセス、モノクロなどすぐに使える21種類のデジタルフィルターで加工することができます。さらにデジタルフィルターの他に、明るさ・コントラスト・彩度など写真調整のためのパラメータも用意されているので、元画像を綺麗に仕上げることができます。そのほか特徴的な機能として、コミュニケーションツール「LINE」でお馴染みのスタンプキャラクターを貼り付けることができます。スタンプは回転拡大縮小ができるため好きな位置にピンポイントでレイアウトすることができます。LINEカメラの特徴として、手書きの文字やテキスト入力などの効果は、ピンチ操作による回転拡大縮小に対応しているので細かな作り込みをすることができます。枠・スタンプ・手書き・テキスト入力など好みの加工が終わったら、画像を保存してブログなどに利用することができます。画像保存後には、LINEやSNSに共有できるメニューが表示されますので便利です。画面比率指定のほかに、セルフタイマー撮影も可能です。画像加工もアイコンをタップするだけの簡単操作。LINEでお馴染みのユーザーモーションなスタンプを多数収録。手書き文字も簡単に再レイアウトが可能となっています[SEP]

## &lt;提案モデル 2&gt;

[CLS]無料で使えるデジタルフィルターや便利なスタンプ機能搭載!小技の効いたカメラアプリ「LINEカメラ」【Androidアプリ】[SEP]画像加工編集が楽しいカメラアプリSNSやブログの更新をスマートフォンで行っている人も多くなってきています。スマートフォンは、写真を撮って共有する方法がフィーチャーフォンより柔軟で使いやすいことや、自分の好きなカメラアプリや画像編集アプリを選ぶのも魅力の一つ。今回紹介するAndroid向けアプリ「LINEカメラ」は撮影・編集する・デコするなど簡単操作で個性的な写真を作って共有できるカメラアプリです。LINEカメラはどんなアプリLINEカメラは、カメラ機能を使って撮影もしくは端末内の画像を加工・編集できるカメラアプリです。通常の4:3の画面比率での撮影以外に、1:1の正方形フォーマットでの撮影も可能です。撮影した画像もしくは端末内の画像に対して、トイカメラ風や風景写真にぴったりのビッドカラー、ソフトフォーカス、クロスプロセス、モノクロなどすぐに使える21種類のデジタルフィルターで加工することができます。さらにデジタルフィルターの他に、明るさ・コントラスト・彩度など写真調整のためのパラメータも用意されているので、元画像を綺麗に仕上げることができます。そのほか特徴的な機能として、コミュニケーションツール「LINE」でお馴染みのスタンプキャラクターを貼り付けることができます。スタンプは回転拡大縮小ができるため好きな位置にピンポイントでレイアウトすることができます。LINEカメラの特徴として、手書きの文字やテキスト入力などの効果は、ピンチ操作による回転拡大縮小に対応しているので細かな作り込みをすることができます。枠・スタンプ・手書き・テキスト入力など好みの加工が終わったら、画像を保存してブログなどに利用することができます。画像保存後には、LINEやSNSに共有できるメニューが表示されますので便利です。画面比率指定のほかに、セルフタイマー撮影も可能です。画像加工もアイコンをタップするだけの簡単操作。LINEでお馴染みのユーザーモーションなスタンプを多数収録。手書き文字も簡単に再レイアウトが可能となっています[SEP]

図 6.20: TF-IDF Scaling Layer によるアテンションの変化例, 記事ラベル: エスマックス

## 7 まとめと今後の展望

本研究では, 大和による CLS-Average Pooling (CAP) を基に, LLM API を用いて原文から生成した要約文の情報を統合する新たなプーリング手法を提案した. 提案手法の有効性を検証するために, livedoor ニュースコーパスを用いたテキスト分類タスクを実施し, 従来手法との分類精度を比較した.

実験の結果, 提案手法は従来手法と比較して分類性能の向上を示し, その有効性が確認された. これにより, 要約文の情報が原文の特徴を効果的に補完し, モデルによる埋め込み表現の精度を向上させることが示された.

今後の展望としては, 以下のものが挙げられる.

- 要約文に対する妥当性の検討, および生成手法の改善

本研究では PLaMo API のみを用いて原文データから要約文を生成したが, その妥当性については考慮していない. また, 要約生成用のプロンプト内で回答の出力形式を自由にしていたため, 要約文データの一貫性を担保できていない. よって, 異なる LLM の活用や, 回答の出力形式をルールベースで厳格化することでより高品質な要約文が得られると考えられる.

- 他のタスクやデータセットにおける提案手法の有効性の検証

本研究では livedoor ニュースコーパスデータセットを用いたテキスト分類において, 提案手法の有効性を示した. 一方で他のタスクやデータセットにおける提案手法の有効性については不明瞭であるため, より複雑なデータセットや実験設定での検証が必要である.

- TF-IDF スコアを導入した CAP 手法における適切なパラメータの検討

本研究では  $\alpha$  を定数として扱ったが, その値は恣意的に決められたものである. よって,  $\alpha$  に対して適切な設定方法について検討することで, より効果的な学習が実現できると考えられる.

## 謝辞

本研究を進めるにあたり, 多大なるご指導とご助言を賜りました森直樹教授に心より深く感謝申し上げます. また, 本研究において直接ご指導いただいた岡田真助教には, 研究のアイデアや方針に関する助言のみならず, 論文の執筆や発表の作法に至るまで, 日々多岐にわたる貴重なご指導を頂戴いたしました. この場を借りて厚く御礼申し上げます.

最後に, 研究活動を通じて建設的な意見を寄せてくださった諸先輩方, 後輩の皆様, そして共に励まし合いながら研究に取り組んできた同期の皆さんにも, 心からの感謝を申し上げます.

2025 年 2 月 21 日

## 参考文献

- [1] 大和 秀徳. BERT の分散表現に対する学習可能な重みを持つプーリング手法の提案. 大阪公立大学大学院情報学研究科 基幹情報学専攻 知能情報分野 修士論文, 2024.
- [2] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, L. Kaiser, and I. Polosukhin. Attention is all you need, 2017.
- [3] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers)*, pp. 4171–4186, Minneapolis, Minnesota, June 2019. Association for Computational Linguistics.
- [4] Z. Yang, Z. Dai, Y. Yang, J. Carbonell, R. Salakhutdinov, and Q. V. Le. *XLNet: generalized autoregressive pretraining for language understanding*. Curran Associates Inc., Red Hook, NY, USA, 2019.
- [5] C. Raffel, N. Shazeer, A. Roberts, K. Lee, S. Narang, M. Matena, Y. Zhou, W. Li, and P. J. Liu. Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer. *J. Mach. Learn. Res.*, 21(1), jan 2020.
- [6] A. Radford, K. Narasimhan, T. Salimans, I. Sutskever, et al. Improving language understanding by generative pre-training. 2018.
- [7] T. Brown, B. Mann, N. Ryder, M. Subbiah, J. D. Kaplan, P. Dhariwal, A. Neelakantan, P. Shyam, G. Sastry, A. Askell, S. Agarwal, A. Herbert-Voss, G. Krueger, T. Henighan, R. Child, A. Ramesh, D. Ziegler, J. Wu, C. Winter, C. Hesse, M. Chen, E. Sigler, M. Litwin, S. Gray, B. Chess, J. Clark, C. Berner, S. McCandlish, A. Radford, I. Sutskever, and D. Amodei. Language models are few-shot learners. In H. Larochelle, M. Ranzato, R. Hassel, M. Balcan, and H. Lin eds., *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 33, pp. 1877–1901. Curran Associates, Inc., 2020.

- [8] 森田 一, 黒橋 禎夫. RNN 言語モデルを用いた日本語形態素解析の実用化. 第 78 回全国大会講演論文集, 2016(1):13–14, mar 2016.
- [9] 工藤, 山本, 松本. Conditional random fields を用いた日本語形態素解析. 情報処理学会研究報告. NL, 自然言語処理研究会報告, 第 161 巻, pp. 89–96. 一般社団法人情報処理学会, may 2004.
- [10] K. Takaoka, S. Hisamoto, N. Kawahara, M. Sakamoto, Y. Uchida, and Y. Matsumoto. Sudachi: a japanese tokenizer for business. In N. C. C. chair), K. Choukri, C. Cieri, T. Declerck, S. Goggi, K. Hasida, H. Isahara, B. Maegaard, J. Mariani, H. Mazo, A. Moreno, J. Odijk, S. Piperidis, and T. Tokunaga eds., *Proceedings of the Eleventh International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2018)*, Paris, France, may 2018. European Language Resources Association (ELRA).
- [11] T. Mikolov, I. Sutskever, K. Chen, G. S. Corrado, and J. Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In C. Burges, L. Bottou, M. Welling, Z. Ghahramani, and K. Weinberger eds., *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 26. Curran Associates, Inc., 2013.
- [12] Q. Le and T. Mikolov. Distributed representations of sentences and documents. In *International conference on machine learning*, pp. 1188–1196. PMLR, 2014.
- [13] R. Kiros, Y. Zhu, R. Salakhutdinov, R. S. Zemel, A. Torralba, R. Urtasun, and S. Fidler. Skip-thought vectors. *arXiv preprint arXiv:1506.06726*, 2015.
- [14] J. Pennington, R. Socher, and C. Manning. GloVe: Global vectors for word representation. In *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp. 1532–1543, Doha, Qatar, Oct. 2014. Association for Computational Linguistics.
- [15] M. E. Peters, M. Neumann, M. Iyyer, M. Gardner, C. Clark, K. Lee, and L. Zettlemoyer. Deep contextualized word representations, 2018.

- [16] D. Bahdanau, K. Cho, and Y. Bengio. Neural machine translation by jointly learning to align and translate, 2016.
- [17] M.-T. Luong, H. Pham, and C. D. Manning. Effective approaches to attention-based neural machine translation, 2015.
- [18] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, L. Kaiser, and I. Polosukhin. Attention is all you need. In *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*, NIPS'17, pp. 6000–6010, Red Hook, NY, USA, 2017. Curran Associates Inc.
- [19] P. E. K. Abe, K. Chubachi, Y. Fujita, Y. Hirokawa, K. Imajo, T. Kataoka, H. Komatsu, H. Mikami, T. Mogami, S. Murai, K. Nakago, D. Nishino, T. Ogawa, D. Okanohara, Y. Ozaki, S. Sano, S. Suzuki, T. Xu, and T. Yanase. PLaMo-100B: A ground-up language model designed for japanese proficiency. *arXiv preprint arXiv:2410.07563*, 2024.
- [20] K. Sparck Jones. A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval. *Journal of Documentation*, 28(1):11–21, 1972.
- [21] K. S. Jones and P. Willett. *Readings in Information Retrieval*. Morgan Kaufmann, 2004.
- [22] O. undefinedrsoy and C. Cardie. Deep recursive neural networks for compositionality in language. In *Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 2*, NIPS'14, pp. 2096–2104, Cambridge, MA, USA, 2014. MIT Press.
- [23] Z. Yang, D. Yang, C. Dyer, X. He, A. Smola, and E. Hovy. Hierarchical attention networks for document classification. In *Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, pp. 1480–1489, San Diego, California, June 2016. Association for Computational Linguistics.

- [24] Y. Kim. Convolutional neural networks for sentence classification. In *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp. 1746–1751, Doha, Qatar, Oct. 2014. Association for Computational Linguistics.
- [25] J. Wei and K. Zou. EDA: Easy data augmentation techniques for boosting performance on text classification tasks. In *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP)*, pp. 6382–6388, Hong Kong, China, Nov. 2019. Association for Computational Linguistics.
- [26] L. Yao, C. Mao, and Y. Luo. Graph convolutional networks for text classification. *CoRR*, abs/1809.05679, 2018.
- [27] J. Howard and S. Ruder. Fine-tuned language models for text classification. *CoRR*, abs/1801.06146, 2018.
- [28] X. Sun, X. Li, J. Li, F. Wu, S. Guo, T. Zhang, and G. Wang. Text classification via large language models, 2023.
- [29] Y. Arslan, K. Allix, L. Veiber, C. Lothritz, T. F. Bissyandé, J. Klein, and A. Goujon. A comparison of pre-trained language models for multi-class text classification in the financial domain. In *Companion Proceedings of the Web Conference 2021, WWW '21*, pp. 260–268, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery.
- [30] A. Joulin, E. Grave, P. Bojanowski, and T. Mikolov. Bag of tricks for efficient text classification. In *Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics: Volume 2, Short Papers*, pp. 427–431, Valencia, Spain, Apr. 2017. Association for Computational Linguistics.
- [31] H. Gholamalinezhad and H. Khosravi. Pooling methods in deep neural networks, a review. *CoRR*, abs/2009.07485, 2020.



- [32] Y. Le Cun, B. Boser, J. S. Denker, D. Henderson, R. E. Howard, W. Hubbard, and L. D. Jackel. Handwritten digit recognition with a back-propagation network. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Neural Information Processing Systems*, NIPS'89, pp. 396–404, Cambridge, MA, USA, 1989. MIT Press.
- [33] M. A. Ranzato, Y.-L. Boureau, and Y. LeCun. Sparse feature learning for deep belief networks. In *Proceedings of the 20th International Conference on Neural Information Processing Systems*, NIPS'07, pp. 1185–1192, Red Hook, NY, USA, 2007. Curran Associates Inc.
- [34] D. Yu, H. Wang, P. Chen, and Z. Wei. Mixed pooling for convolutional neural networks. In *Rough Sets and Knowledge Technology*, 2014.
- [35] P. Sermanet, S. Chintala, and Y. LeCun. Convolutional neural networks applied to house numbers digit classification. In *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)*, pp. 3288–3291, 2012.
- [36] M. Honnibal and I. Montani. spacy: Industrial-strength natural language processing in python. *Zenodo*, 2020.
- [37] 大島, 裕明 and 中村, 聡史 and 田中, 克己. SlothLib Web サーチ研究のためのプログラミングライブラリ. 日本データベース学会 letters, 6(1):113–116, 06 2007.
- [38] BERT base Japanese (unidic-lite with whole word masking, CC-100 and jawiki-20230102). <https://huggingface.co/tohoku-nlp/bert-base-japanese-v3>.
- [39] T. Kudo, K. Yamamoto, and Y. Matsumoto. Applying conditional random fields to Japanese morphological analysis. In *Proceedings of the 2004 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 230–237, Barcelona, Spain, July 2004. Association for Computational Linguistics.

- [40] X. Song, A. Salcianu, Y. Song, D. Dopson, and D. Zhou. Linear-time word-piece tokenization. *CoRR*, abs/2012.15524, 2020.