卒業論文

タイトルはここ

english title

富山県立大学大学院 工学研究科 電子・情報工学専攻
2355020 水上和秀
指導教員 António Oliveira Nzinga René 講師
提出年月:

目 次

図一覧

表一覧

記号一覧

以下に本論文において用いられる用語と記号の対応表を示す.

用語	記号
j 人目の使用者の名前	ϵ_j
j 人目の身長	α_j
j 人目の体重	β_j
j 人目の基礎代謝量（下限）	B_j^L
j 人目基礎代謝量（上限）	B_j^H
j 人目のアレルギー情報	x_j
j 人の有する生活習慣病	z_j
対象の日数	D
レシピの数	R
食材の数	Q
栄養素の数	N
データベース上の食材数	S
データベース上の食材番号	$d : 1, 2, 3, \cdots, S$
日の番号	$k : 1, 2, 3, \cdots, 3D$
栄養素の番号	$l : 1, 2, 3, \cdots, N$
材料の番号	$m : 1, 2, 3, \cdots, Q$
レシピの番号	$i : 1, 2, 3, \cdots, R$
i 番目のレシピの名前	y_i
i 番目のレシピの献立フラグ	r_{ki}
i 番目のレシピの主菜フラグ	σ_i
i 番目のレシピの調理時間	T_i
i 番目のレシピの摂取カロリー	C_i
i 番目のレシピの調理コスト	G_i
i 番目のレシピの m 番目の材料の名前	q_{im}
i 番目のレシピの m 番目の材料量	e_{im}
i 番目のレシピの l 番目の栄養素の名前	n_{il}
i 番目のレシピの l 番目の栄養素の量	f_{il}
d 番目の食材名	Z_d
d 番目の食材の販売単位	W_d
d 番目の食材の値段	M_d

第1章

はじめに

§ 1.1　本研究の背景

§ 1.2　本研究の目的

く

§ 1.3　本論文の概要

本論文は次のように構成される.

第 1 章 本研究の背景と目的について説明する．背景ではを述べる。目的ではを述べる。

第 2 章 関連研究について述べる。

第 3 章 本研究で用いる

第 4 章 本研究の提案手法について述べる

第 5 章

第 6 章 本研究で述べている提案手法をまとめて説明する．また，今後の課題について述べる.

第2章

関連研究

§ 2.1　他分野および音楽分野における推薦システムの事例

近年、ソーシャルメディアの発展やスマートフォンなどのICT機器の普及により、多くの人々がインターネットに触れる機会が増えている。その中でも、YouTube[1]をはじめとする動画配信サイトや、Amazon[2]をはじめとするEC（Electronic Commerce：電子商取引）サイトなどを利用する機会が増加している。これらのサービスでは、動画や商品を閲覧している際に、関連性の高い別の動画や商品を提示されることが一般的である。このような技術は「情報推薦システム」と呼ばれ、現在その重要性が高まっている。また、情報推薦システムによりユーザーは膨大な選択肢の中から適切な情報や商品を効率的に発見できるようになり、現代の情報過多の時代において重要な役割を果たしている。レコメンドシステムのイメージを図 2.1 に示す.

推薦システムの目的

推薦システムには永続個人化推薦と一時的個人化，非個人化推薦の 3 種類に分類することができる [?]．それぞれのイメージを図 2.2 に示す．永続個人化推薦とはユーザーの長期的な行動履歴や嗜好を元に、継続的に進化する推薦を行う方法であり、一時的個人化推薦とはユーザーの現在の行動や最近の嗜好を基に、短期間で個別の推薦を行う方法であり、非個人化推薦とはユーザーの個別の嗜好や行動を考慮せず、全ユーザーに共通の推薦を行う方法である。

推薦システムにはいくつかの手法が存在し、主に情報推薦における嗜好の予測方法としてルールベース，コンテンツ（内容）ベースフィルタリング，協調フィルタリング，ハイブリッド法の 4 つに分けることができる。いかにそれぞれの手法について述べ、その後、他分野及び音楽分野における情報推薦の事例、その課題について紹介する。

ルールベース推薦

ルールベース推薦とは、システムの運営者があらかじめ「特定の行動をとった人や特定の属性を持つ人に対してどのような商品や情報を提供するか」というルールを設定し、そのルールにしたがってレコメンドを行う手法である。例えば、パスタを購入しようとしている人にチーズやソースを推薦するように、利用者の行動や嗜好を予測して適切だと思われるルールを設定する。この手法は比較的低コストで容易に実装可

[1] https://www.youtube.com
[2] https://www.amazon.co.jp

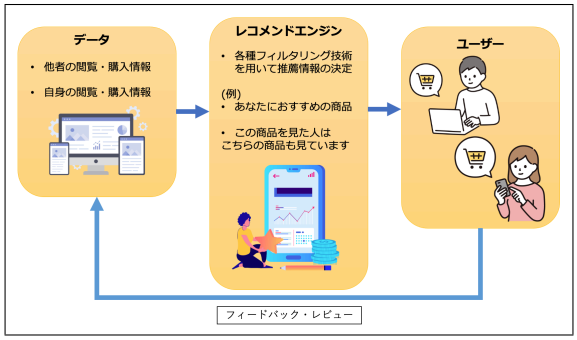

図 2.1: レコメンドシステムのイメージ

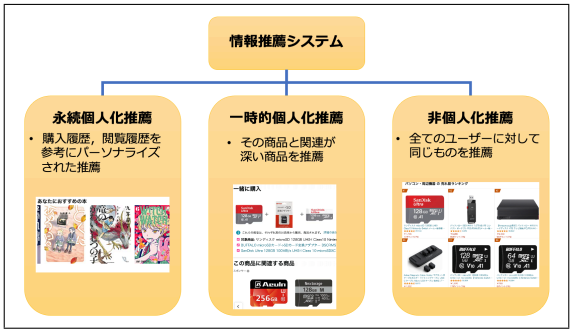

図 2.2: 情報推薦システムの分類

能であり、透明性が高いという利点がある。運営者が設定したルールに基づいて商品を推薦するだけなので、推薦の結果を簡単に説明できる。しかし、あらかじめ設定したルールに依存するため、利用者の多様なニーズや嗜好を細かく反映することが難しいという欠点がある。また、利用者の行動パターンが変化した場合に対応するには、ルールを手動で更新する必要があるため、運用コストが高くなる可能性がある。

コンテンツベースフィルタリング

コンテンツベースフィルタリングは、アイテム（利用者に推薦する対象やコンテンツ）の特徴量を使用し、利用者の嗜好に近いアイテムを推薦する手法である。例えば、映画を推薦するシステムを考えてみる。この場合、利用者が「アクション映画」や「サスペンス」といったジャンルを検索すると、システムはそれらの特徴量を分析し、ジャンルやテーマが類似する映画を選び出して推薦する。また、過去に視聴した映画のデータを基に、類似した内容や雰囲気の映画を提案することも可能である。この手法は、利用者の過去の嗜好に基づき、個人に特化した精度の高い推薦ができるという利点がある。利用者が以前に好んだアイテムと特徴の類似度を計算しアイテムを優先的に推薦するため、個々の利用者に特化した推薦が可能である。一方、この手法は過去の嗜好に基づいて推薦を行うため、利用者に同じようなアイテムが繰り返し推薦され、新しいアイテムの発見が難しいという欠点がある。コンテンツベースフィルタリングには、利用者が自分の好むものを直接指定する「直接指定コンテンツベースフィルタリング」と、利用者の嗜好データからプロファイルを作成し、アイテムデータベースと比較することで嗜好を測る「間接指定コンテンツベースフィルタリング」が存在する。

協調フィルタリング

協調フィルタリングは、システム使用前に利用者の嗜好データを収集し、それを基に利用者の好みや傾向（例えば、どのアイテムが好まれ、どれが嫌われるか）を分析する手法である。この手法では、嗜好が類似している利用者同士が、共通して好むアイテムや嫌うアイテムがあると仮定し、似たような嗜好を持つユーザーを見つけ出します。その後、そのユーザーが好むと思われるアイテムを推薦する。

協調フィルタリングは大きく分けてユーザーベース協調フィルタリングとアイテムベース協調フィルタリングの二つに分類される。ユーザーベース協調フィルタリングとは似た嗜好を持つ他のユーザーを見つけ、そのユーザーが高く評価したアイテムを推薦する手法のこと

であり、アイテムベース協調フィルタリングとはアイテム同士の類似性に基づき、ユーザーが過去に好んだアイテムに似たアイテムを推薦手法のことである。これら手法は他の利用者の行動データを活用するため、利用者の過去の評価や行動に基づいて適切な推薦ができるという特徴がある。しかし、協調フィルタリングはシステムに新規ユーザーや新規アイテムが追加された場合に過去のデータがないため推薦することが難しくなるという「コールドスタート問題」やユーザーとアイテムの評価データが非常に少ないためにゆーザー間の類似性を正確に算出できず推薦精度が低下してしまう「スパース性問題」などの課題がある。これらの問題を解決するために、コンテンツベースフィルタリングやハイブリッドフィルタリングと組み合わせて使われることが多い。

ハイブリッドフィルタリング

ハイブリッドフィルタリングとは、コンテンツベースフィルタリングと協調フィルタリングを組み合わせた手法である。コンテンツベースフィルタリングは推薦がパターン化されやすく，協調フィルタリングは，新規ユーザーや新規アイテムに対して機能しにくいといった欠点があるが，ハイブリッドフィルタリングはそれらの欠点が補われ，幅広いユーザーに適切な推薦を行うことができる．

推薦システムは、現在、様々な分野で活用されており、その適用事例も増えている。例えば、EC サイトの分野では商品の推薦、教育分野では学習コンテンツの提示、利用者のニーズや好みに応じた提案を行う仕組みが使われている。こうした他分野での具体的な推薦システムの事例について紹介し、その後、音楽分野における推薦システムの事例を紹介する。

他分野での推薦システムの事例

1. Amazon の推薦システムの事例
   1

2. Coursera における推薦推薦システムの事例
   2

音楽分野分野での推薦システムの事例

他分野での事例を書く

1. YoutubeMusic での推薦システムの事例
   い

2. AppleMusic における推薦システムの事例
   あ

本研究への関連性

他分野での事例を書く

§ 2.2　感情分析に関する研究例

感情分析とは自然言語処理の分野の一つであり、データから人々の感情的な状態や意図を抽出し、それを定量的・定性的に分析する技術のことである。感情分析の対象は、テキストや音声、映像、生体情報などがあげられる。テキストによる分析では文章に含まれている単語や表現を分析することで、書き手の感情分析する。音声による感情分析では声の抑揚や声の大きさを分析することで話し手の感情を分析する。人間の感情表現は非言語による部分が大きいため、音声分析では、テキストでは読み取れない情報を読み取れることができる。また、映像による分析では顔の表情や顔の筋肉の動きを分析することで対象の感情を分析する。映像による分析では音声に頼らずに感情をとらえるため、視線やジェスチャーなどの言葉を使わない感情表現を分析することができる。生体による分析では脳波や脈拍などの生体データを分析する。生体反応は無意識的に起こるため、生体による分析は感情を客観的に分析することができる。

感情分析の手法は大きく分けて「感情辞書による手法」、「機械学習による手法」、「深層学習による手法」3つのアプローチがある。以下にそれぞれの手法の概要及び特徴について説明する。

1. 感情辞書による手法

感情辞書による手法は感情極性辞書を用いて、単語やフレーズに割り与えられたポジティブまたはネガティブスコアを集計することでテキストの感情を推定する手法である。感情極性辞書を用いた感情推定の流れを説明する。まず、対象となる文章を形態素解析と係り受け解析により単語に分割する。次に、分割した単語を感情極性辞書に基づいてポジティブまたはネガティブに振り分ける。最後に、各単語の情報を集計し、文章全体の感情を推定する。

形態素解析とは、文章を言語において意味を持つ最小単位 (形態素) に細分化することである。形態素解析で文章を形態素に分割し、係受け解析により各形態素の係り先を決定する。日本語の感情分析で使われる感情極性辞書は以下の二つがあげられる

・単語感情極性対応表

単語感情極性対応表は、東京工業大学の高村教授が公開した、スピンモデル (SPIN Model) を用いて作成された感情辞書である。スピンモデルとは物理学のスピン理論を応用し、単語の感情極性を文脈に基づいて推定する手法である。単語が同じ文脈で共起する場合、それらの単語は同じ感情極性を持つと仮定し、語彙ネットワークを構築する。このネットワークを用いて、単語同士の感情的な関係性を計算し、感情極性を決定している。

・日本語感情極性辞書

日本語感情極性辞書は、東北大学の乾研究室が公開した極性辞書であり、約 8,500 の名詞および複合名詞に感情極性情報を人手で付与している。名詞の評価極性は、評価・感情、状態、行為などを基準に決定されている。

感情辞書による手法では、感情辞書があれば比較的容易に導入可能であり、また、解釈がシンプルであり、直感的に理解しやすいという利点がある。一方、文脈を考慮できないた

め、単語単体では誤った感情判定を行ってしまう場合がある。また、未知語に対応できず、比喩や曖昧表現に対して精度が落ちてしまうという問題がある。

2. 機械学習による手法

機械学習による手法は、データからパターンや規則を学習し、未知のデータを予測する教師あり学習を用いた手法である。教師あり学習とは、正解のデータが用意されており、正しい出力ができるように入力データの特徴やルールを学習していく手法のことである。感情分析の場合、感情ラベル (ネガティブか、ポジティブかなど) が付与されたデータを学習させ、対象の文章が持つ感情を分類する。

機械学習手法を用いた感情分析では、

step1. データ収集及び前処理

感情分析を行うためには分析対象となるテキストを収集することが必要である。分析対象によって異なるが、一般的にはSNSの投稿やレビューサイトのデータ、アンケートデータなどが用いられる。また、収集したテキストデータは、このままでは機械学習のモデルに適応できないため、「テキストクリーニング」、「トークン化」、「ストップワードの除去」、「正規化」などの前処理を行う。テキストクリーニングでは、不要な記号や特殊文字、URLなどを削除し、データのノイズを取り除く。トークン化ではテキストを単語単位で分割し、モデルが処理可能な形に変換する。日本語の場合、文章に対して形態素解析を行い、文章を単語ごとに分解することが一般的である。ストップワードの除去では、意味を持たない単語を除去する。日本語の場合、助詞である「は」「の」「に」などを除去する場合が多い。

また、この段階で、モデルの学習に利用する正解データも収集する。感情分析においての正解データは、「ポジティブ」、「ネガティブ」などの感情ラベルを付けたデータセットを収集する。データセットは、既存のデータセットを用いるか、独自にデータを収集し、活用する

step2. 特徴量の抽出

特徴量抽出では、テキストデータを数値に変換する処理を行う。トークン化によって得られた単語や文節を数値的な形式に変換し、機械学習モデルで使用できる特徴量に変換する。これにより、機械学習アルゴリズムがテキストデータの情報を計算で扱えるようになる。テキストを数値化する手法として、「Bag of Words（BoW）」、「TF-IDF」、「Word2Vec」がある。BoWは文書内の単語の出現頻度を数え、それをベクトル形式に変換する手法である。BoWはシンプルで実装が容易である。しかし、単語の出現頻度のみを考慮するため、文書内の単語の順序や重要度、文法構造は考慮されない。TF-IDFは、単語が特定の文書内でどれだけ重要であるかを考慮した手法である。TF-IDFでは、単語の文書内での出現頻度を表す「TF（Term Frequency）」と、単語がどれだけ多くの文書で使用されているかを逆数で示す「IDF（Inverse Document Frequency）」を掛け合わせた値を計算する。これにより、「です」や「ます」などの頻出するが重要ではない単語の影響を減らすことができる。しかし、全文書に対してIDFを計算する必要があるため、大量のデータを扱う際には計算コストが高くなるという課題がある。BoWとTF-IDFは、単語の意味的な関係を考慮できない一方、Word2Vecは単語間の意味的な関係性を反映した数値ベクトルを作成する。Word2Vec

ではCBOW（Continuous Bag of Words）を用いてCBOWは、文脈情報を利用して中心の単語を予測であり、中心単語の周囲にある複数の単語を入力として、それらを平均化することで文脈の情報を集約し、その情報を元に中心単語を推定する。CBOWは計算量が比較的少なく、効率的に学習を進メルことができため、データ量が比較的少ない場合や、迅速なモデル構築が必要な場合に有効である。ただし、文脈全体を一度に平均化してしまうため、単語間の詳細な関係性を捉えるのが難しい。

step3. モデルの学習

この段階では、特徴量抽出の過程で数値化された文章及び正解データを用いて、モデルの学習を行う。学習は、モデルが予測を行い、その予測と実際の正解データとの誤差を最小化するように繰り返し行われる。以下に具体的な学習の流れを説明する。

まず、学習プロセスが始まる前に、モデルのパラメータはランダムに初期化される。次に、ベクトル化されたテキストデータを入力として与える。モデルは、テキストデータのベクトル値を特徴量として予測を行う。この時、予測値を $\hat{y}$、入力データを X、モデルのパラメータを W（重み）および b（バイアス）としたとき、予測値は次のように計算される

$$\hat{y} = \sigma(WX + b) \tag{2.1}$$

ここで、$W \in \mathbb{R}^d$ は重みベクトル、b はバイアス、σ はシグモイド関数であり、以下の式で定義される

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \tag{2.2}$$

次に、モデルが予測した値 $\hat{y}$ と実際の正解データ y との間の誤差を測るために、損失関数 $L(y, \hat{y})$ を使用する。感情分析における2クラス分類（ネガティブ、ポジティブ）の場合、損失関数はクロスエントロピーとして以下のように表される。

$$L(y, \hat{y}) = -\left[y \log(\hat{y}) + (1 - y) \log(1 - \hat{y})\right] \tag{2.3}$$

次に、損失関数を最小化するために、パラメータ W および b を更新する必要がある。そのためには、損失関数 $L(y, \hat{y})$ をそれぞれのパラメータで微分し、勾配 ∇_W および ∇_b を計算する。勾配降下法に基づくパラメータ更新式は次のように表される

$$W := W - \eta \cdot \nabla_W L(y, \hat{y}) \tag{2.4}$$

$$b := b - \eta \cdot \nabla_b L(y, \hat{y}) \tag{2.5}$$

ここで、η は学習率であり、パラメータの更新幅を調整する。

この更新を訓練データに対して繰り返し行い、損失関数の値を最小化していく。

step4. モデルの評価

この段階では、学習に使用しなかったデータを用い、モデルが新しいデータに対してどの程度正確に予測できるかを検証する。性能の評価には、主な評価指標として「精度」、「適合率」、「再現率」、「F1スコア」が用いられることが多い。精度とはモデルの全予測に対す

る正しい予測の割合であり、適合率はモデルが正と予測した中で実際に正だった割合のことであり、再現率は実際に正だった中でモデルが正と予測できた割合のことであり、F1 スコアは適合率と再現率の調和平均をとった値である。以上の指標を用いることでモデルの強みや弱みを分析することができる。たとえば、適合率が高く再現率が低い場合、モデルは慎重すぎる傾向があるといえる。

step5. 感情の予測

この段階では、ベクトル化された文章データを、作成したモデルに適応し、結果を予測する。感情分析の場合、感情スコア（0 から 1 の間の連続値とし、1 に近いほどポジティブ、0 に近いほどネガティブ）として感情の強さや確信度を出力する。

例えば、ポジティブな文章に対しては高いスコア（1 に近い値）を予測し、ネガティブな文章に対しては低いスコア（0 に近い値）を予測する。このようにして得られた予測結果は、感情分析の目的に応じて様々な方法で解釈され、評価される。

3. 深層学習による手法

深層学習 (Deep Learning) は、人工ニューラルネットワークを用いた学習手法で、ニューラルネットワークを多構造に用いることで、大量のデータを使って特徴量の抽出や感情分類を行うことが可能となる。従来の機械学習手法に比べて、文脈を考慮した高度な理解が可能となっている。

深層学習にはさまざまなモデルがあり、画像認識に適した CNN(Convolutional Neural Network) や自然言語処理に適した Transformer、生成モデルに適した GAN(Generative Adversarial Network) など、それぞれ特定のタスクに適応するモデルが存在する。自然言語処理や時系列データの分析においては、文脈や時間的な依存関係を考慮することが重要であり、これを実現するためのモデルとして RNN やその改良版が広く用いられている。

- **RNN**

  RNN(Recurrent Neural Network) は、時系列データや文章など、順序が重要なデータを扱うために設計されたニューラルネットワークである。従来のニューラルネットワークでは、入力データの長さが固定である必要があったが、RNN は各時点の出力を次の時点の入力にフィードバックする構造を持つため、データ間の時系列的な依存関係を捉えることが可能である。ただし、長い時系列データにおいては、情報が時間の経過とともに失われる「勾配消失問題」が生じるという欠点がある。

- **LSTM**

  LSTM(Long Short Term Memory) は、RNN を改良したものであり、RNN が長期的に情報を保持できない問題を解消している。LSTM は不要な過去の情報を削除する忘却ゲート、与えられた情報の重要性を記憶する入力ゲート、記憶された情報のうち必要な部分だけを外部に伝える出力ゲートという 3 つのゲートを備えることにより、長期的な依存関係を学習している。

感情分析は

感情分析の応用分野

§ 2.3　音楽とポジティブ心理学について

・ポジティブ心理学とは、
‥ ポジティブ心理学の概要
‥ 感情のバランスが生産性に与える影響

・音楽が感情や心理状態に与える影響
音楽は人間の感情調整において重要な役割を果たす
‥ 音楽が感情を喚起するメカニズム
‥ 音楽を聴くことでーといういいことがある
‥ 音楽と感情調整の役割

・音楽の特徴と感情の関係
音楽の感情的効果はいくつかの特徴量に影響される
‥ テンポ、曲調（メジャー、マイナーなど)、エネルギー、アコースティック性、歌詞の影響、

・音楽がポジティブ感情に与える影響の研究事例

・音楽推薦システムとポジティブ心理学の融合

本研究のシステムでは、PANAS 尺度でネガティブ強度を測定し、BERT による歌詞の感情分析や Spotify API の音楽特徴を活用することで、ポジティブ心理学に基づいた音楽推薦を行う。

第3章

理論の説明

§ 3.1　BERT による文章のベクトル化と感情分析

BERT の技術的説明を書く。

BERT

BERT は，Google が提案した自然言語処理モデルの一つであり，Transformer の Encorder 部分を基盤とし，Attention メカニズムを用いて単語間の関係性をモデル化している．

BERT による処理の流れを図??に示す．持っていることが最大の特徴であり、文脈を考慮して単語の意味を理解することができる。また、BERT は、テキスト内の単語の位置情報を学習することができるため、単語の順序を考慮した文脈理解が可能である。これにより、文書分類、質問応答、言語翻訳など、様々な自然言語処理タスクに応用されている。BERT は、大規模なコーパスから事前に学習されたモデルであり、学習済みのモデルを転移学習することで、より小規模なデータセットでも高い精度で処理することができる。

結果として，多くの NLP タスクで従来手法を上回る精度を達成しており，BERT は分散表現と転移学習において大きな進展をもたらした．

Transformer

近年，翻訳などの入力文章を別の文章で出力するというモデルは，Attention を用いたエンコーダー，デコーダ形式の RNN が主流であった．しかし RNN は逐次的に単語を処理しているため、訓練時に並列処理ができないという欠点があった。それに対し Transformer は，RNN や CNN を用いず Attention のみを用いている．Transformer は，再帰も畳み込みも一切行わないので並列化が容易であり，他のタスクにも汎用性が高いという特徴がある．Transformer はベクトル化された文章を入力とし、Attention を多数並列に配置した Multi-Head Attention が用いて分析を行っている。

BERT における入力部分

言語を用いたタスクを解く際には、モデルが言語を扱えるように数値化する必要がある。BERT では、まず MeCab を使用して文を単語に分割し、その後 WordPiece を用いて単語をさらにトークンに分割する。BERT の日本語モデルでは、32,000 個のトークンが定義されており、各トークンには固有の ID が割り振られている。BERT への入力時には、このトー

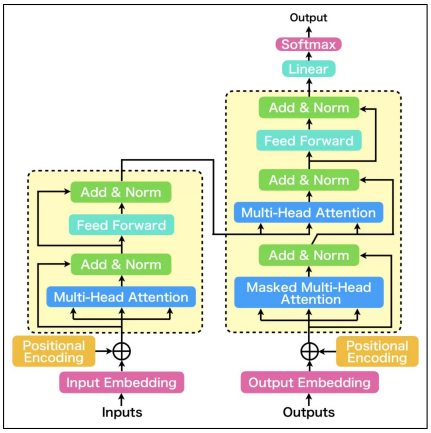

図 3.1: BERT の流れ

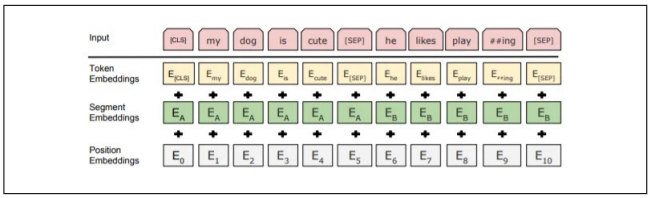

図 3.2: BERT の入力部分

クン ID が使用される。トークン ID に変換されたデータは、BERT モデルに入力される前に、以下の 3 種類の埋め込みを加えることで、モデルに適した数値ベクトルとして表現される。

1. トークンの埋め込み

トークンごとに、事前学習された埋め込み行列 $\mathbf{E} \in \mathbb{R}^{|V| \times d}$ を用いてベクトル表現に変換する。ここで、$|V|$ は語彙サイズ、d は埋め込みベクトルの次元である。各トークン ID t_i に対応する埋め込みベクトル $\mathbf{e}_i$ は次のように定義される。

$$\mathbf{e}_i = \mathbf{E}[t_i] \tag{3.1}$$

このベクトル $\mathbf{e}_i$ は、語彙内のトークンの意味的な特徴を学習した固定長ベクトルである。

2. 位置埋め込み

トークン埋め込みを行っただけでは入力の順序に関する情報を持たないため、文章を正しく扱えなくなる可能性がある．そのため、トークン列内での順序情報をモデルに追加するため、位置埋め込みを加える。位置埋め込み行列は $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{n \times d}$ として定義され、各位置 i に対応するベクトル $\mathbf{p}_i$ は次のように計算される

$$\mathbf{p}_{(pos,2i)} = \sin\left(\frac{pos}{10000^{\frac{2i}{d_{\text{model}}}}}\right) \tag{3.2}$$

$$\mathbf{p}_{(pos,\,2i+1)} = cos\left(\frac{pos}{10000^{\frac{2_i}{d_{model}}}}\right) \tag{3.3}$$

ここで、 pos はトークンの位置（0, 1, 2, ...） 、 i は埋め込み次元のインデックスで

ある。これにより、固定長の埋め込みベクトルを用いながら、トークンの相対的な順序や距離をモデルが学習可能となる。

3. セグメント埋め込み

BERT では、1 つの入力が単一文か複数文かを区別するために、セグメント埋め込みを使用する。各トークンには、対応するセグメント ID s_i（文 1 なら 0、文 2 なら 1）が割り振られ、埋め込みベクトルは以下のように計算される。

$$\mathbf{s}_i = \mathbf{S}[s_i] \tag{3.4}$$

ここで、$\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{2\times d}$ はセグメント埋め込み行列であり、s_i が 0 または 1 に応じて適切なベクトルが選択される。

4. 埋め込みベクトルの統合

最終的に、トークン埋め込み、位置埋め込み、セグメント埋め込みを加算して、モデルに入力するベクトル $\mathbf{x}_i$ を生成する。

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{e}_i + \mathbf{p}_i + \mathbf{s}_i \tag{3.5}$$

これにより、各トークンには、その意味（トークン埋め込み）、位置（位置埋め込み）、文区別（セグメント埋め込み）の情報が含まれるベクトルが追加される。

Attention

Attention は、入力の各トークンが他のすべてのトークンにどれだけ関連しているかを学習するメカニズムであり、この機構は、一般的に自己注意（Self-Attention）として知られている。Self-Attention では、各トークンの埋め込みベクトルを Query、Key、および Value という 3 つのベクトルに変換し、その相関関係を計算して、重み付けされた値を集約する。Query、Key、および Value は入力単語 x_i にそれぞれの重み W_Q、W_Q、W_Q を用いて以下の式で定式化される。

$$Q_i = W_Q{}^{\cdot}\, x_i, \qquad K_i = W_K{}^{\cdot}\, x_i, \qquad V_i = W_V{}^{\cdot}\, x_i \tag{3.6}$$

また、3 つの相関関係は各トークンのクエリとキーとの内積を計算することで求めることができる。

$$score(Q_i, K_j) = \frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \tag{3.7}$$

ここで、d_k は Query と key の次元数である。得られた式にソフトマックス関数を適応し、V_i を付加重することによって Attention を求めることができる。

$$Attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \tag{3.8}$$

Multi-Head Attention

Attention は一つの計算を逐次的に行っているため、1 つの視点からしか文脈を読み取ることができない。これに対し、Multi-Head Attention は複数の Attention を並列に連結した構造をしているため、各ヘッドが独自の視点から情報を捉え、最終的にそれらを結合して出力を得ます。このアプローチにより、情報の多様な側面を同時に捉えることができる。Multi-Head Attention は以下の式で定式化される。

$$Multi\text{-}HeadAttention(Q, K, V) = Concat(head_1, head_2, \cdots, head_h)W_o \tag{3.9}$$

$$\text{where } head_i = Attention(QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V) \tag{3.10}$$

モデルの学習方法

- **事前学習**
  事前学習では、BERT は Masked Language Modeling (MLM) と Next Sentence Prediction (NSP) という 2 つのタスクを使ってモデルを訓練する。MLM では、入力文の中でランダムに選ばれた単語を「[MASK]」トークンで置き換え、モデルにその単語を予測させる。MLM において、Multi-Head Attention は文脈を双方向的に考慮し、マスクされた単語を予測する。Multi-Head Attention は、文全体の意味的および構文的な関係を理解し、正しい予測を行うための情報を集約する。
- **ファインチューニング**
  ファインチューニングをする

§ 3.2　まだ未定

§ 3.3　未定

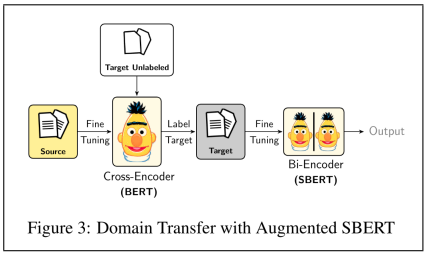

Figure 3: Domain Transfer with Augmented SBERT

図 3.3: bert くん 1

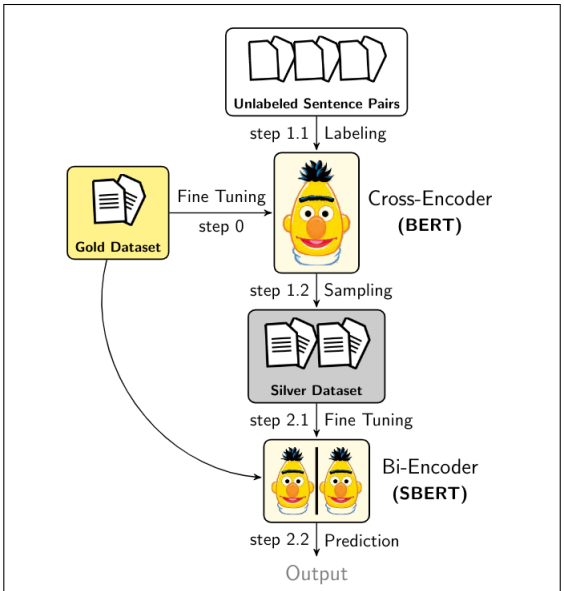

Figure 1: Proposed Augmented SBERT approach

図 3.4: bert くん 2

第4章

提案手法

§ 4.1　楽曲特徴量の取得の流れ

§ 4.2　BERT による感情分析

§ 4.3　提案システムの概要

第5章

数値実験並びに考察

§ 5.1　数値実験の概要

§ 5.2　実験結果と考察

第6章

おわりに

謝辞

本研究を遂行するにあたり，多大なご指導と終始懇切丁寧なご鞭撻を賜った富山県立大学工学部電子・情報工学科情報基盤工学講座の António Oliveira Nzinga René 講師，奥原浩之教授に深甚な謝意を表します．最後になりましたが，多大な協力をしていただいた研究室の同輩諸氏に感謝致します．

2025 年 2 月

水上和秀

参考文献

[1] 公益社団法人 千葉県栄養士会, “生活習慣病の予防、食生活 生活習慣病の予防と食事”, https://www.eiyou-chiba.or.jp/commons/shokuji-kou/preventive/seikatusyukan/, 閲覧日 2023.1.7.

[2] 国立研究開発法人 国立循環器病研究センター, “食事療法について ”, https://www.ncvc.go.jp/hospital/pub/knowledge/diet/diet02/, 閲覧日 2023.1.7

[3] ソフトム株式会社, “ソフトム通信 第 79 号「給食業界におけるＡＩ活用」”, https://data.nifcloud.com/blog/food-service-provider_ai-use-case_01/, 閲覧日 2022.12.28.

[4] 貝沼やす子, 江間章子, “日常の献立作りの実態に関する調査研究（第１報）”, 日本調理学会誌, Vol.30, No. 4, pp. 364-371, 1997.

[5] 株式会社おいしい健康, “おいしい健康”, https://oishi-kenko.com/, 閲覧日 2022.10.16.

[6] 総務省統計局, “小売り物価統計調査による価格調査”, https://jpmarket-conditions.com/, 閲覧日 2022.10.11.

[7] J. W. Ratcliff and D. Metzener, “Pattern Matching: The Gestalt Approach”, *Dr. Dobb ’ s Journal*, p.46, 1988.

[8] C. A. Coello Coello and M. S. Lechuga, “MOPSO: a proposal for multiple objective particle swarm optimization, ”*Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation (CEC’02)*, Vol. 2, pp. 1051-1056, 2002.

[9] Q. Zhang and H. Li, “MOEA/D: A Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition”, *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, *Vol. 11*, No. 6, pp. 712–731, 2007.

[10] LeftLetter, “多目的進化型アルゴリズム MOEA/D とその改良手法”, https://qiita.com/LeftLetter/items/a10d5c7e133cc0a679fa, 閲覧日 2023.1.6.

[11] J. H. Holland, “Adaptation in Natural and Artificial Systems”, 1975.

[12] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal and T. Meyarivan, “A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II”, *IEEE Tran. on Evolutionary Computation*, Vol. 6, No. 2, pp. 182-197, 2002.

[13] D. E. Goldberg, “Genetic algorithms in search, optimization and machine learning ”, *Addison-Wesly*, 1989.

[14] メディカル・ケア・サービス株式会社, “制限食にはどんな種類があるの？”, 健達ネット, https://www.mcsg.co.jp/kentatsu/health-care/12106, 閲覧日 2023.1.6.

[15] ときわ会栄養指導課，“減塩について”，栄養指導，
http://www.tokiwa.or.jp/nutrition/diet/low-salt.html， 閲覧日 2023.01.15

[16] 全国健康保険協会，“ちょっとした工夫で脂質をコントロール”，
https://www.kyoukaikenpo.or.jp/g4/cat450/sb4501/p004/， 閲覧日 2023.01.15

[17] 厚生労働省，“日本人の食事摂取基準 (2020 年度版)”，
https://www.mhlw.go.jp/content/10904750/000586559.pdf， 閲覧日 2023.01.15

[18] 東京医科大学病院，“カリウムは調理のくふうで減らせます”，内臓内科，
https://articles.oishi-kenko.com/syokujinokihon/dialysis/05/， 閲覧日 2023.01.15

[19] 厚生労働省，“糖尿病”，https://www.mhlw.go.jp/content/10904750/000586592.pdf，
閲覧日 2023.01.17

[20] 厚生労働省，“慢性腎臓病”，https://www.mhlw.go.jp/content/10904750/000586595.pdf，
閲覧日 2023.01.17

[21] 腎臓内科，“慢性腎臓病の食事療法”，東京女子医科大学，
https://www.twmu.ac.jp/NEP/shokujiryouhou.html， 閲覧日 2023.01.17

[22] 厚生労働省，“脂質異常症”，https://www.mhlw.go.jp/content/10904750/000586590.pdf，
閲覧日 2023.01.17

[23] 厚生労働省，“高血圧”，https://www.mhlw.go.jp/content/10904750/000586583.pdf，
閲覧日 2023.01.17

[24] 厚生労働省，“食べ物アレルギー”，アレルギーポータル，
https://allergyportal.jp/knowledge/food/， 閲覧日 2023.01.17

[25] J. Blank，“pymoo: Multi-objective Optimization in Python ”，
https://www.egr.msu.edu/ kdeb/papers/c2020001.pdf，閲覧日 2023.1.22.

[26] 和正敏，“多目的線形計画問題に対する対話型ファジィ意思決定手法とその応用 ”，電子情報通信学会論文誌 Vol. J 65-A， No. ll， pp. 1182-1189， 1982.

[27] 厚生労働省，“日本人の食事摂取基準 (2020 年版) ”，
https://www.mhlw.go.jp/content/10904750/000586553.pdf， 閲覧日 2022.12.26.

[28] 農林水産省，“一日に必要なエネルギー量と摂取の目安”，
https:/www.maff.go.jp/j/syokuiku/zissen_navi/balance/required.html， 閲覧日 2023.1.22.