

# 卒業論文

商品説明を用いた購入決定に有効な商品レビューの抽出

佐藤 風希

2023年2月8日

岐阜大学 工学部 電気電子・情報工学科 情報コース  
鈴木研究室

本論文は岐阜大学工学部に  
学士（工学）授与の要件として提出した卒業論文である。

佐藤 風希

指導教員：

鈴木 優 准教授

# 商品説明を用いた購入決定に有効な商品レビューの抽出\*

佐藤 風希

## 内容梗概

通販サイトで商品を購入するとき、多くの人は商品説明からその商品の優れている点を確認し、商品レビューから実際に使用してどのような感想を持ったのか、何か問題があるかなどを確認する。多くの通販サイトの商品レビューは新しい順や参考になる商品レビュー順、評価順などで並び替えられ表示されている。これらの並び替え方では、知りたい情報を得るために多くの商品レビューを読み、知りたい情報を探さなければならない。そこで、商品写真に書かれている商品説明ごとに関係している商品レビューを表示すれば、すぐに商品説明についての知りたい情報を知ることができる考えた。本研究では、自動で商品レビューを関係している商品説明ごとに分ける手法を提案する。まず、商品レビューを関係している商品説明ごとに分けるために、商品説明に関係ない商品レビューを取り除いた。商品説明に関係ない商品レビューを取り除くために、我々は同じ商品カテゴリーの他の商品の商品レビューから、商品説明ごとに関係する内容を多く含む商品レビューと、商品説明に関係ない商品レビューを自動で収集することを考えた。収集した商品レビューをサンプルレビューとする。サンプルレビューと商品説明ごとに分ける商品レビューとの文書間類似度を用いて、商品レビューを最も類似度が高い商品説明ごとに分ける。そして、商品説明に関係ないサンプルレビューとの類似度が最も高い商品レビューは、商品説明に関係ない商品レビューとして取り除けるようにした。次に、少ない商品レビュー数で多くの情報が得られるように、MMR を用いて冗長性を減らすように並び替えた。本研究では、「リクライニングチェア」の商品レビューを「座り心地」、「カラー」、「リクライニング」に関する3種類の商品説明ごとに分ける実験を行った。実験の結果、サンプルレビューやMMRを用いたことで、説明写真に関係ない商品レビューが誤って商品説明に関係ある商品レビューに含まれるこ

\*岐阜大学 工学部 電気電子・情報工学科 情報コース 卒業論文, 学籍番号: 1193033072, 2023年2月8日.

とを削減し，説明写真ごとに購入決定に有効なレビューを冗長性を減らして表示することができた．本研究によって，同じ商品カテゴリーの他の商品の商品レビューとの文書間類似度を用いて，どの商品説明にも関係ない商品レビューを判断できるようにしたことで，購入決定に有効な商品レビューを自動で関係する商品説明ごとに分けられることがわかった．

## キーワード

レビュー抽出，MMR，BERT，自然言語処理

# 目次

図目次	v	
表目次	vi	
<b>第 1 章</b>	<b>はじめに</b>	<b>1</b>
<b>第 2 章</b>	<b>基本的事項</b>	<b>4</b>
2.1	BERT . . . . .	4
2.2	Sentence-BERT . . . . .	4
2.3	MMR . . . . .	5
2.4	評価指標 . . . . .	6
<b>第 3 章</b>	<b>関連研究</b>	<b>7</b>
<b>第 4 章</b>	<b>提案手法</b>	<b>8</b>
4.1	サンプルレビューの作成 . . . . .	10
4.2	入力された商品レビューを商品説明ごとに分ける . . . . .	11
4.3	MMR を用いて冗長性を減らすように並び替える . . . . .	12
<b>第 5 章</b>	<b>評価実験</b>	<b>13</b>
5.1	実験データ . . . . .	13
5.2	サンプルレビューを作成する実験 . . . . .	14
5.2.1	実験内容 . . . . .	14
5.2.2	結果・考察 . . . . .	15
5.3	6,946 件の商品レビューを関係する商品説明に分ける実験 . . . . .	16
5.3.1	実験内容 . . . . .	16
5.3.2	結果・考察 . . . . .	17
5.4	1,438 件の商品レビューを関係する商品説明に分ける実験 . . . . .	21
5.4.1	実験内容 . . . . .	22
5.4.2	結果・考察 . . . . .	22

5.5	MMR を用いて並び替える実験 . . . . .	25
5.5.1	実験内容 . . . . .	25
5.5.2	結果・考察 . . . . .	25
第 6 章	おわりに	29
謝辞		31
参考文献		32
発表リスト		33

## 目次

4.1	提案手法の流れ . . . . .	9
-----	-------------------	---

## 表目次

5.1	サンプルレビューの作成結果 . . . . .	16
5.2	5.3 節の実験: 座り心地に関する商品レビューの抽出結果 . . . . .	17
5.3	5.3 節の実験: カラーに関する商品レビューの抽出結果 . . . . .	19
5.4	5.3 節の実験: リクライニングに関する商品レビューの抽出結果 . . . . .	20
5.5	5.4 節の実験: 座り心地に関する商品レビューの抽出結果 . . . . .	22
5.6	5.4 節の実験: カラーに関する商品レビューの抽出結果 . . . . .	23
5.7	5.4 節の実験: リクライニングに関する商品レビューの抽出結果 . . . . .	24
5.8	6,946 件のテスト商品レビューを MMR を用いて並び替えた結果 . . . . .	26
5.9	1,979 件のテスト商品レビューを MMR を用いて並び替えた結果 . . . . .	27

## 第1章 はじめに

通販サイトで商品を購入するとき、多くの人は商品説明からその商品の優れている点を確認し、商品レビューから実際に使用してどのような感想を持ったのか、何か問題があるかなどを確認する。そして、多くの通販サイトの商品レビューは新しい順や購入するために参考になった商品レビュー順、評価点数順などで並び替えられ表示されている。しかし、これらの並び替え方では、知りたい情報を得るために多くの商品レビューを読み、知りたい情報を探さなければならない。そのため、商品説明ごとに関係している商品レビューを表示すれば、すぐに商品説明について知りたい情報を知ることができると考えた。購入決定に有効な商品レビューの抽出に関する研究は多く行われてきたが、商品説明ごとに商品レビューを分ける研究はほとんど行われていない。そこで、商品説明ごとに商品レビューを分ける研究を行う。本研究では、事前にラベル付けや新たにモデルの作成をせず、自動で商品レビューを関係している商品説明ごとに分ける手法を提案する。

本研究では自動で商品レビューを関係する商品説明ごとに分けるために、文書間類似度を用いた。文書間類似度を用いる理由は、関係ある商品説明と商品レビューでは同じ単語や似た表現が使われているので、文書間類似度は高く、関係ない商品説明と商品レビューでは異なる事柄について書かれているので、文書間類似度は低くなり、商品説明ごとに商品レビューを分けられるだけの差が文書間類似度に出るのではないかと考えたからである。

事前実験として商品説明と商品レビューとの文書間類似度を算出した。そして、算出した文書間類似度を用いて、商品レビューを類似度が最も高い商品説明ごとに分け、類似度の降順に並び替え表示した。その結果、問題点が2点あった。1つ目は、商品説明に関係する内容が少なく参考にならない商品レビューや商品説明に関係ない商品レビューを含んでいることである。このことから、商品説明に関係する商品レビューのみを分けるためには、これらの商品レビューを商品説明に関係ない商品レビューであると判断できるようにする必要があることがわかった。3つ目は、類似度の降順に並び替えたとき、同じ内容の商品レビューが並んでいることである。このことから、少ない商品レビューで多くの情報を得るためには、冗長性を減らすように並び替える必要があることがわかった。購入決定に有効な商品レビューのみ

を分けるために、同じ商品カテゴリーの他の商品の商品レビューから、商品説明ごとに関係する内容を多く含む商品レビューと、商品説明に関係ない商品レビューを自動で収集することを考えた。収集した商品レビューをサンプルレビューとし、サンプルレビューと商品説明ごとに分ける商品レビューとの類似度を用いて、商品レビューを関係する商品説明ごとに分ける。こうすることで、商品説明に関係ある内容が多いサンプルレビューとの類似度が最も高い商品レビューは商品説明と関係があり、商品説明に関係ないサンプルレビューとの類似度が最も高い商品レビューはどの商品説明とも関係がないと判断されるようにした。また、冗長性を減らすために MMR を用いて並び替えることを考えた。MMR (Maximal Marginal Relevance) [1] とは、検索クエリの関係性によって並んでいる文書を関連新規性を考慮するように並び替える手法のことである。MMR を用いて冗長性を減らすように並び替え、少ない商品レビューで多くの情報を得られるようにする。

本研究では、「リクライニングチェア」の商品レビューを「座り心地」、「カラー」、「リクライニング」に関する 3 種類の商品説明ごとに分ける実験を行った。実験は 3 種類行った。1 つ目は、自動でサンプルレビューを収集するときに、商品説明に関係ない商品レビューや複数の商品説明の内容を含む商品レビューが、商品説明に関係あるサンプルレビューの中にいくつ含まれるか確認する実験である。2 つ目は、サンプルレビューを用いて商品レビューを関係する商品説明ごとに分ける実験である。3 つ目は、MMR を用いて商品説明ごとに分けた商品レビューを並び替える実験である。3 つの実験の結果、サンプルレビューや MMR を用いたことで、説明写真に関係ない商品レビューが誤って商品説明に関係ある商品レビューに含まれることを削減し、説明写真ごとに購入決定に有効なレビューを冗長性を減らして表示することができた。

本論文における貢献は以下の通りである。

- 同じジャンルの別の商品の商品レビューとの文書間類似度を用いて、どの商品説明にも関係ない商品レビューを判断できるようにしたことで、購入決定に有効な商品レビューを自動で関係する商品説明ごとに分けることができた。

本論文の構成は以下の通りである。2 章では本論文の基本的事項を述べる。3 章では関連研究について述べる。4 章では本論文の提案手法について述べる。5 章で

は提案手法に対しての評価実験について述べる．最後に 6 章では本論文のまとめと今後の課題について述べる．

## 第 2 章 基本的事項

### 2.1 BERT

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) [2] とは, Transformer の Encoder を用いた事前学習モデルのことである. BERT は文章理解や感情分析などの自然言語処理に用いられる. BERT は MLM (Masked Language Model) と NSP (Next Sentence Prediction) の 2 種類の事前学習をラベルのついていない文章データを用いて行う.

MLM とは, 入力文の 15% の単語を確立的に別の単語に置換し, 文脈から置換前の単語を予測する学習のことである. 具体的には, 15% の単語のうち, 80% は [MASK] トークンに置換し, 10% をランダムな別の単語に置換, 残り 10% はそのままの単語にする. この状態で置換される前の単語を予測する穴埋め問題を行い, 単語に対応した文脈情報を学習する.

NSP とは, 2 つの入力文に対して連続した文かどうかを予測する学習のことである. 具体的には, 片方の文章を 50% の確率で別の文章に置換し, 残りの文章と連続した文章か予測し, 文全体の表現を学習する.

BERT を使用するときにはファインチューニングを行う. ファインチューニングとは, 解きたいタスクに特化するようにラベル付きの文章データを用いて再学習することである. このときに用いる文章データは事前学習と比べて少数でよく, 事前学習で得られたパラメータを初期値として学習を行う.

### 2.2 Sentence-BERT

Sentence-BERT[3] とは, 文章のペアを学習データとし, 似た内容の文章は似た文章ベクトルになるように BERT をファインチューニングし, 文章ベクトルを生成するモデルのことである. Sentence-BERT は Siamese Network を用いて学習したモデルや, Triplet Loss を用いて学習したモデルがある.

Siamese Network とは, 2 つの文章を入力し内容が類似しているかどうかの距離を算出するネットワークのことである. Siamese Network は文書を分類するため

に用いられるが、文章がどのクラスに属しているかを学習するのではなく、2つの文章の距離をもとに、同じクラスに属しているかを学習する。Sentence-BERTでは同じパラメータのBERTを2つを使用したSiamese Networkを用いて、類似した文章同士の距離は近く、類似していない文章同士の距離は遠くなるように埋め込み表現をファインチューニングする。

Triplet Lossは、以下の式で表される。 $S_a$ は学習するときの基準となる文章の文章ベクトル、 $S_p$ は $S_a$ と類似した文章の文章ベクトル、 $S_n$ は $S_a$ と類似していない文章の文章ベクトルである。Triplet Lossは1項目が2項目よりわずかに小さいときでも0となってしまう。それを防ぐために、 $\varepsilon$ を用いて、1項目と2項目で $\varepsilon$ 以上の差が出るまで学習するようにする。また、文章ベクトル間の距離はユークリッド距離を用いる。

$$\text{Triplet Loss} = \max(\|S_a - S_p\| - \|S_a - S_n\| + \varepsilon, 0)$$

Triplet Lossは内容が類似していない文書との文書ベクトル間の距離よりも、内容が類似している文章との文書ベクトル間の距離と $\varepsilon$ の合計が大きいときに0以外の値となり、値が0に近づくように学習を行う。Sentence-BERTではこのTriplet Lossを用いて、内容が類似している文章は文書ベクトル間の距離を短く、内容が類似していない文書は文書ベクトル間の距離が長くなるように学習する。

## 2.3 MMR

MMR[1]とは、クエリとの関連性を保ちつつ、文書間の冗長性を排除するように並び替える手法のことである。MMRではクエリとの関連性と文書の内容の新規性を独立して計算し、線型結合を行う。この線型結合を「周辺新規性」と呼び、クエリとの関連性が高く、既出の文書との類似度が最小である文書の周辺新規性が高くなる。

MMRは以下の式で表される。 $D$ は並び替えたい文書の集合、 $Q$ はクエリ、 $R$ はクエリとの関連性によって並び替えられた文書の集合、 $S$ は $R$ 内で既に並び替えられた文書の集合、 $Sim_1$ はクエリと文書の類似度、 $Sim_2$ はまだ並び替えられていない文書と既に並び替えられている文書との類似度である。 $\lambda$ は0~1の値であり、 $Sim_1$ と $Sim_2$ の優先度を定める。 $\lambda = 1$ のときクエリとの関連性をもとに並

び替えられ、 $\lambda = 0$  のときクエリとの関連性を考慮せずに文書間の冗長性のみを考慮して並び替えられる。

$$MMR = \operatorname{argmax}_{D_i \in R/S} [\lambda \operatorname{Sim}_1(D_i, Q) - (1 - \lambda) \max_{D_j \in S} \operatorname{Sim}_2(D_i, D_j)]$$

## 2.4 評価指標

本研究では、商品レビューを説明写真ごとに分けたときの評価指標として、適合率を用いる。適合率とは、正解と予測したデータの中で実際に正解であるデータの割合である。適合率は以下の式で表す。

$$Precision = \frac{T}{T + F}$$

- T 類似度の降順に商品説明を抽出したときの商品説明に関する商品レビューの数
- F 類似度の降順に商品レビューを抽出したときの商品説明に関係しない商品レビューの数

本研究では、類似度の降順に並び替えて、抽出する商品レビューの数を変更しながら適合率の推移を確認する。類似度の降順に並び替えて適合率の推移を確認する理由は、MMR で類似度を用いるとき、商品説明に関係ある商品レビューよりも類似度が高い商品説明に関係ない商品レビューが存在すると、上位に並び替えられてしまうことがあるからである。

### 第3章 関連研究

中野ら [4] は、商品の機能や特徴とそれらに対する購入者の意見から構成される、属性-意見のペアを商品レビューの文章から抽出する手法を提案している。この研究では、品詞や係り受けを用いて素性ベクトルを作成し、SVM を用いて文節に属性や意見が含まれているか否かを分類している。また属性-意見のペアの集合を要約し、要約結果を提示するインターフェースも提案している。

佐々木ら [5] は、購入の意思決定を支援するために有効な商品レビューを判別する手法を提案している。この研究では、商品レビューの有効性の判定を行い有効な商品レビューの特徴を分析し、SVM で用いる素性を定義する。そして、SVM で有効な商品レビューか有効でない商品レビューかを分類している。素性は、品詞やキーフレーズ数、文字数などを用いている。

本研究は、SVM や共起、係り受けを用いず事前学習済みの BERT[2] を用いて文ベクトルを作成し、文書間類似度をもとに商品レビューを分類している。そのため、訓練データを作成することや、商品や商品ジャンルごとに分類器を作成する必要もなく分類を行える。

松尾ら [6] は、商品の評価表現を含む文の指標値を算出し、指標値をもとに重要文を抽出する手法を提案している。指標として、評価の極性値、重回帰分析を用いた  $t$  値、文中の評価を表す単語の割合を用いている。これらの指標の合計値、または libSVM を用いて重要文を決定する。この研究では商品ジャンルや評価属性、評価属性を表す語を事前に決める必要がある。

また、平山ら [7] は、共起と係り受けを用いた評価属性とその関係性、極性、評価属性に関する文章を抽出している。そして、抽出した評価情報を可視化するシステムを提案している。この研究では、評価属性は商品レビューから抽出している。

本研究は、評価属性を商品レビューから抽出したり事前に決めず、商品説明の説明文を評価属性とし、評価属性ごとに商品レビューを表示する。

## 第 4 章 提案手法

商品説明とその商品のカテゴリ名を商品名に含んでいる商品レビューを用いて、商品レビューを関係する商品説明ごとに分ける。以下に提案手法の手順を示す。カテゴリ名を商品名に含んでいる商品レビューの中から、商品説明ごとに関係するサンプルレビューと、どの商品説明とも関係しないサンプルレビューを作成する。サンプルレビューを用いて商品説明に关系する商品レビューを抽出し、MMR を用いて冗長性を減らして表示する。

以下に手順を示す。

1. 商品説明ごとの商品説明に关系するサンプルレビューと、どの商品説明とも関係しないサンプルレビューを作成する。
  - (a) 楽天データセットからその商品のカテゴリ名を商品名に含んでいる商品レビューを集める。
  - (b) 商品レビューを文ごとに分割し商品レビュー文とする。
  - (c) 入力された商品説明に書かれている商品説明と商品レビュー文を Sentence-BERT に入力し文ベクトルを作成する。
  - (d) 商品レビュー文と全ての商品説明との  $\cos$  類似度を求め、商品レビュー文を類似度が最も高い商品説明ごとに分ける。
  - (e) 商品説明ごとに分けられた商品レビュー文を類似度の降順に並べ、閾値を基準に商品説明に关系するサンプルレビューと商品説明に关系しないサンプルレビューに分ける。
  - (f) 商品説明に关系するサンプルレビューの中で、複数の商品説明に关系するサンプルレビューと、文中に商品説明に关系しない内容が含まれているサンプルレビューを除去する。商品説明ごとに分けられている商品説明に关系しないサンプルレビューは一つにまとめる。
2. 入力された商品レビューを商品説明ごとに分ける。
  - (a) 入力された商品レビューを文に分割し商品レビュー文とする。
  - (b) 商品レビュー文とサンプルレビューを Sentence-BERT に入力し文ベク

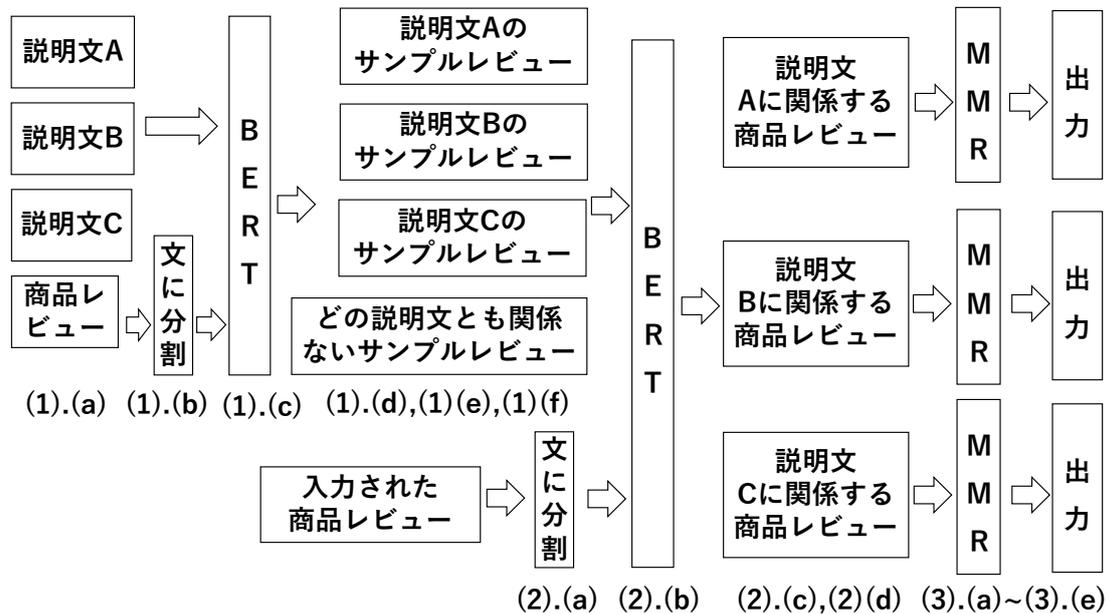


図 4.1 提案手法の流れ

トルにする。

- (c) 商品レビュー文と全てのサンプルレビューで  $\cos$  類似度を求める。
  - (d) 商品レビュー文を  $\cos$  類似度が最も高いサンプルレビューが属す商品説明に分ける。どの商品説明とも関係しないサンプルレビューとの  $\cos$  類似度が最も高いとき、商品説明に関係しない商品レビュー文とする。
3. 商品説明ごとに、商品レビュー文を MMR を用いて冗長性を減らして出力する。
- (a) 元々の商品レビューが同じで、同じ商品説明に分けられている商品レビューを結合し直す。
  - (b) 結合し直した商品レビューを Sentence-BERT に入力し文ベクトルにする。
  - (c) 結合し直した商品レビューと分けられた商品説明のサンプルレビューとの  $\cos$  類似度を計算する
  - (d) 結合し直した商品レビュー同士の  $\cos$  類似度を計算する
  - (e) (c), (d) の  $\cos$  類似度を用いて MMR で並び替える。

## 4.1 サンプルレビューの作成

サンプルレビューは商品説明に関係するものと関係しないものの2種類を作成する。本研究では、日本語用 Sentence-BERT モデル [8] を用いて文ベクトルを作成する。

商品説明に関係するサンプルレビューは、商品レビューには一つの商品説明でも様々な意見があるが、意見ごとに類似度に差ができてしまうことがあるため、類似度に差が起こらないようにするためのものである。例えば、座り心地に関する商品説明と「座り心地がとてもよく頭までつけることができリラックスできます」との  $\cos$  類似度は 0.735 だが、「座った感じはもうちょっと柔らかいのかな〜と思っていましたが結構硬め」との  $\cos$  類似度は 0.461 と差ができています。このため、MMR を用いて並べ替えるときに商品説明に関係あるレビューの類似度が低いことで下の方に並び替えられてしまうことがある。

商品説明に関係しないサンプルレビューは、商品説明に関係しない商品レビューを含んでいると MMR を用いて並べ替えるときに上位に並び替えられてしまうことがあるので、どの商品説明にも関係しない商品レビューを関係しないと判断させるためのものである。

商品説明に関係するサンプルレビューを作成するとき、商品説明に関係しないサンプルレビューが含まれてはいけい。しかし、実際には複数の商品説明について書かれている商品レビューが多く存在する。複数の関係しない商品説明が含まれている状態でレビュー抽出を行っても別の商品説明の内容が含まれてしまうので、商品レビューを「。」と空白を基準に分割する。このように、より細かく分けることで商品説明と関係のある内容だけを抽出できるようにする。しかし、分割しても複数の商品説明を含んでいる文が存在しており、複数の商品説明を含んでいる文が1つの商品説明に全て分けられるとは考えにくく、複数の商品説明で分けられていると考える。このようなサンプルレビューは除去する必要がある。

複数の商品説明の内容を含んでいる文章は一つの商品説明の内容を含んでいる文との類似度より、同じ複数の商品説明の内容を含んでいる文との類似度の方が高くなると考えた。しかし、複数の商品説明を含んでいる文でも、一つ目の商品説明と二つ目の商品説明の内容を含む文や、一つ目の商品説明と三つ目の商品説明の内容を含む文と、文によって異なる。そこで全ての商品説明のペアに対して以下の手順

で、複数の商品説明の内容を含んでいるサンプルレビューを削除した。全ての商品説明のペアは商品説明の数を  $n$  としたとき  ${}_n C_2$  組みあるので、全ての組みで以下の手順を行う。

1. ペアとなった商品説明をそれぞれ A, B とし, A に分けられているサンプルレビューと A の商品説明の  $\cos$  類似度を計算する。
2. A に分けられているサンプルレビューと B に分けられている全てのサンプルレビューとの  $\cos$  類似度を計算する。
3. 同様に B に分けられているサンプルレビューも, B の商品説明と A に分けられている全てのサンプルレビューとの  $\cos$  類似度を計算する。
4. A に分けられているサンプルレビューの中で, A の商品説明との  $\cos$  類似度よりも B に分けられているサンプルレビューとの  $\cos$  類似度の方が高いとき, そのサンプルレビューを削除する。
5. 同様に, B に分けられているサンプルレビューも削除する。

このようにして、複数の商品説明を含んでいるサンプルレビューを除去し、残ったサンプルレビューを商品説明に関係するサンプルレビューとする。

## 4.2 入力された商品レビューを商品説明ごとに分ける

手順 (1) で作成した 2 種類のサンプルレビューを用いて入力された商品レビューを商品説明ごとに分ける。手順としては手順 (1) と似ており、サンプルレビューと入力された商品レビューを用いて Sentence-BERT で文ベクトルを作成し、 $\cos$  類似度を計算、 $\cos$  類似度が最も高いサンプルレビューが属している商品説明に分けるという流れである。手順 (1) と異なる点は、商品レビューが必ずどれかの商品説明に分けられるのではなく、どの商品説明とも関係しないサンプルレビューとの  $\cos$  類似度が最も高いときは商品説明に分けられないという点である。これによって、商品説明に関係ある商品レビューのみが商品説明に分けられるようにしている。

### 4.3 MMR を用いて冗長性を減らすように並び替える

手順 (2) で商品説明ごとに分けられた商品レビューを MMR を用いて冗長性を減らして出力する。本研究で用いる MMR の式は以下である。

$$\begin{aligned} MMRscore &= \operatorname{argmax}[\lambda \times Sim_1(D_i, S_{max}) - (1 - \lambda) \times Sim_2(D_i, D_j)] \\ Sim_1 &= \cos(D_i, S_{max}), Sim_2 = \cos(D_i, D_j) \end{aligned}$$

$D_i$  はまだ並び替えられていない商品説明ごとに分けられた商品レビューの文ベクトル,  $D_j$  は既に並び替えられている商品説明ごとに分けられた商品レビューの文ベクトル,  $S_{max}$  は  $D_i$  の商品レビューと最も類似度が高かったサンプルレビューの文ベクトルである。  $Sim_1$  は  $D_i$  と  $S_{max}$  の  $\cos$  類似度であり,  $Sim_2$  は  $D_i$  と  $D_j$  の  $\cos$  類似度である。  $\lambda$  は  $Sim_1$  と  $Sim_2$  のどちらを重要視するか, つまり商品説明に関係していることを優先するか, 既に並び替えられている商品レビューとの新規性を優先するかを決める値である。本研究では両方を同等に重要と考え  $\lambda = 0.5$  としている。

一番最初に並び替えられる商品レビューを決めるとき, 既に並び替えられている商品レビューがまだ無いので  $MMRscore$  が計算できない。本研究では, サンプルレビューと最も  $\cos$  類似度が高い商品レビューが一番初めに並べ, それ以降  $MMRscore$  が最も高い商品レビューを並べる。このように MMR を用いて商品レビューを並べ替える。

手順 3 では, まずテスト商品レビューを結合し直す。理由としては, 商品レビューの中には「ブラウンを購入しました。やや濃い色見ですが落ち着いていて気に入っています。」などのように「。」や空白で分割すると何に対しての商品レビューかわからなくなってしまうことがあるからである。次に, 結合し直した商品レビューを Sentence-BERT に入力し文ベクトルを作成する。この文ベクトルを用いて MMR に必要な結合し直した商品レビューと分けられた商品説明のサンプルレビューとの  $\cos$  類似度と結合し直した商品レビュー同士の  $\cos$  類似度を計算する。最後にこの 2 種類の  $\cos$  類似度を用いて MMR を計算し並び替えて表示する。

## 第5章 評価実験

本実験では、「リクライニングチェア」の商品レビューを「座り心地」、「カラー」、「リクライニング」の商品説明ごとに分け、冗長性を減らすように並び替えることを目的とする。5.2節の実験では、商品説明に関係するサンプルレビューの中に商品説明に関係しないサンプルレビューや複数の商品説明の内容を含む商品レビューがいくつ含まれるか確認する。5.3節の実験では、サンプルレビューを用いて6,946件の商品レビューを商品説明ごとに分け、商品説明に関係しない商品レビューがいくつ含まれるか確認する。5.4節の実験では、サンプルレビューを用いて1,438件の商品レビューを商品説明ごとに分け、商品説明に関係しない商品レビューがいくつ含まれるか確認する。5.5節の実験では、5.3節の実験と、5.4節の実験で商品説明ごとに分けた商品レビューをMMRを用いて並び替え、上位100件の商品レビューの中にいくつ商品説明に関係しない商品レビューが含まれるか確認する。

### 5.1 実験データ

実験には、国立情報学研究所から提供されている楽天データセット\*の商品レビューを利用する。実験に用いるデータは4種類あり、サンプルレビューを作成するための商品レビュー、入力に用いる商品説明、実際に商品説明ごとに分ける2種類の商品レビューである。

楽天データセットから2015年2月から2015年4月の間の商品名に「リクライニングチェア」が含まれている3,569件の商品レビューを「。」と空白で分割したときの13,465件をサンプルレビュー作成用の商品レビューとする。

入力に用いる商品説明は「リクライニングチェア」の商品に実際に用いられていた「ボリュームたっぷりのヘッドレストは、厚み約20cmあり、座った瞬間から優しく包まれるような安心感ある心地よさ。腰部分は疲れにくいランバーサポート形状設計で、頭から足先まで贅沢な座り心地です。」、「大人ムード感じるブラウンシックで落ち着きがあり、高級感のある人気のカラー。」、「座面に腰掛けて背もたれに体重

---

\*楽天グループ株式会社 (2014): 楽天データセット. 国立情報学研究所情報学研究データリポジトリ. (データセット). <https://doi.org/10.32130/idr.2.0>

をかけるだけでらくらくリクライニング。一体型のオットマンは、リクライニングすると連動してせり上がります」の3種類を用いる。以降「座り心地」、「カラー」、「リクライニング」とする。

商品名に「リクライニングチェア」が含まれている2種類の商品の商品レビューを用いる。それぞれの商品レビューの数は1,979件と452件であり、「。」と空白で分割した6,946件と1,438件をテスト商品レビューとする。2種類のテスト商品レビューを用いる理由は、実際の商品レビューの数は商品ごとに異なり、商品レビューの数が多きときは商品レビューを関係する商品説明に分けることができるが、商品レビューの数が少ないときは商品レビューを関係する商品説明に分けることができないなどの商品レビューの数によって手法が使えない場合があるか確かめるためである。「座り心地」、「カラー」、「リクライニング」それぞれに対して関係している商品レビューを正解、関係していない商品レビューを不正解として一つずつラベル付けを行う。6,946件のテスト商品レビューには「座り心地」：1,377件、「カラー」：682件、「リクライニング」：478件、1,438件のテスト商品レビューには「座り心地」：340件、「カラー」：137件、「リクライニング」：44件の正解ラベルがついている。

## 5.2 サンプルレビューを作成する実験

この実験では、商品説明に関係するサンプルレビューの中に、商品説明に関係しない商品レビューや複数の商品説明の内容を含む商品レビューがいくつ含まれてしまうかを確認する。

### 5.2.1 実験内容

まず、「座り心地」、「カラー」、「リクライニング」の3種類の商品説明とサンプルレビュー作成用の商品レビューをSentence-BERTに入力し、商品説明とサンプルレビュー作成用の商品レビューそれぞれの文ベクトルを作成する。次に、サンプルレビュー作成用の商品レビューと商品説明とのcos類似度を計算し、サンプルレビュー作成用の商品レビューをcos類似度が最も高い商品説明ごとに分ける。そし

て、商品説明ごとに分けたサンプルレビュー作成用の商品レビューを cos 類似度の降順に並べ、閾値を基準に商品説明に関係があるサンプルレビューと商品説明に関係がないサンプルレビューに分ける。

閾値は 0.1~0.9 の 0.1 刻みで変更し、

商品説明に関係があるサンプルレビュー：商品説明に関係がないサンプルレビュー

$$= \text{閾値} : 1 - \text{閾値}$$

としてサンプルレビュー作成用の商品レビューを分ける。例えば、閾値が 0.3 のとき、商品説明ごとに分けられた商品レビュー文を商品説明との cos 類似度の降順に並べ、上位 3 割を商品説明に関係があるサンプルレビューに、残りを商品説明に関係がないサンプルレビューとする。最後に、商品説明に関係があるサンプルレビューの中で、商品説明に関係しない商品レビューや複数の商品説明の内容を含む商品レビューを 4.1 節の方法で除去する。

### 5.2.2 結果・考察

表 5.1 に実験結果を示す。商品説明に関係するサンプルレビューは閾値が 0.4~0.8 のときは、どの商品説明でも同じ商品レビューであった。商品説明に関係しない内容も含んでいるサンプルレビューは、「座り心地」では、値段に対しての内容が含まれているサンプルレビュー、「カラー」では、商品の全体的な評価が書かれているサンプルレビュー、「リクライニング」では、サイズに対しての内容が含まれているサンプルレビューであった。商品説明に関係しない内容のみのサンプルレビューは、「座り心地」は商品説明の中で「ヘッドレスト」について書かれているが、「フットレスト」に関するサンプルレビューがいくつか含まれていた。「カラー」はどの閾値でも商品説明に関係しない内容のみのサンプルレビューは含まれていなかった。「リクライニング」はオットマンの組み立てや座高の変更についてのサンプルレビューが含まれていた。

実験の結果より、商品説明に関係するサンプルレビューは抽出できるが、誤ったサンプルレビューも含まれてしまう。しかし閾値によっては、商品説明とは関係がないサンプルレビューの中に値段やサイズなどの商品説明に関係しない内容のみの

サンプルレビューが含まれているので、商品レビューを商品説明ごとに分けるときに商品説明に関係しない内容のみの商品レビューが抽出されるとは考えにくい。

### 5.3 6,946 件の商品レビューを関係する商品説明に分ける実験

この実験では、閾値ごとに作成したサンプルレビューを用いて 6,946 件のテスト商品レビューを「座り心地」、「カラー」、「リクライニング」の 3 種類の商品説明ごとに分ける。

#### 5.3.1 実験内容

まず、サンプルレビューとテスト商品レビューを Sentence-BERT に入力し、サンプルレビューとテスト商品レビューそれぞれの文ベクトルを作成する。次に、サンプルレビューとテスト商品レビューとの  $\cos$  類似度を計算し、テスト商品レビューを最も  $\cos$  類似度が高いサンプルレビューが属している商品説明ごとに分ける。このとき、テスト商品レビューと商品説明とは関係がないサンプルレビューと

表 5.1 サンプルレビューの作成結果

閾値	座り心地			カラー			リクライニング		
	関係 ある	複数 内容	関係 ない	関係 ある	複数 内容	関係 ない	関係 ある	複数 内容	関係 ない
0.1	20	1	2	88	8	0	25	2	0
0.2	21	1	3	80	1	0	29	1	3
0.3	22	1	4	69	1	0	30	1	5
0.4	23	1	5	60	1	0	33	1	8
0.5	22	1	4	59	1	0	35	1	9
0.6	23	1	5	57	1	0	35	1	8
0.7	23	1	5	55	1	0	35	1	8
0.8	23	1	5	53	1	0	35	1	8
0.9	23	1	5	53	1	0	39	1	12

の cos 類似度が最も高いとき、そのテスト商品レビューほどの商品説明とも関係がないとする。

この実験では商品説明に関係する商品レビューの抽出数を変更したときの 2.4 節の適合率と、商品説明に関係するテスト商品レビューの抽出率を確認する。商品説明に関係するテスト商品レビューの抽出率を確認する理由は、適合率が高くても抽出数が少なすぎると商品レビューの内容が偏ってしまう可能性があるため、十分に抽出できているか確認するためである。

### 5.3.2 結果・考察

商品説明ごとに結果を示す。表の 1 行目は、サンプルレビューを用いずテスト商品レビューを商品説明との cos 類似度の最も高い商品説明に分けたときの結果である。また、() の中に書かれている値は分けられた全ての商品説明に関係する商品レビューを抽出したときの適合率である。

表 5.2 に「座り心地」の結果を示す。サンプルレビューを用いないときは、商品説明に関係する商品レビューの抽出率は 0.906 と十分に抽出できている。適合率

表 5.2 5.3 節の実験: 座り心地に関係する商品レビューの抽出結果

閾値	商品説明に関係する商品レビューの抽出数							抽出率
	200	400	600	800	1000	1200	1400	
-	0.975	0.957	0.910	0.848	0.722	0.509	(0.354)	0.906
0.1	(0.972)	-	-	-	-	-	-	0.024
0.2	(0.975)	-	-	-	-	-	-	0.084
0.3	0.975	(0.958)	-	-	-	-	-	0.198
0.4	0.966	0.928	(0.920)	-	-	-	-	0.312
0.5	0.961	0.934	(0.891)	-	-	-	-	0.429
0.6	0.961	0.928	0.884	(0.805)	-	-	-	0.555
0.7	0.961	0.928	0.884	0.799	(0.759)	-	-	0.641
0.8	0.961	0.925	0.890	0.808	0.702	(0.688)	-	0.747
0.9	0.961	0.925	0.892	0.804	0.708	(0.589)	-	0.803

は、1,000 件の商品説明に関係する商品レビューを抽出するまでは 0.722 と高かったが、それ以降急激に下がり最終的に 0.354 となった。つまり、類似度の降順の上位は商品説明に関係する商品レビューが多いが、類似度が下がるにつれ商品説明に関係しない商品レビューが多く含まれてしまっている。サンプルレビューを用いなくても類似度の降順に並び替えれば、商品説明に関係する商品レビューを上位に並び替えることはできる。しかし、同じ内容の商品レビューがいくつも並んでおり、このまま表示すると新しい情報を得るために多くの商品レビューを読む必要がある。また、 $\cos$  類似度が低い商品説明に関係する商品レビューは、商品説明に関わる内容が一部分であり大部分は関係しない内容であった。サンプルレビューを用いないときはそのような商品レビューも関係する商品説明ごとに分けることができるが、商品説明に関係しない商品レビューも多く含まれる結果となった。

サンプルレビューを用いる場合、閾値を上げると抽出する商品説明に関係する商品レビュー数は増えるが最終的な適合率の値は下がる傾向になった。つまり、閾値を上げると商品説明に関係する商品レビューを多く抽出できるようになるが、商品説明に関係しない商品レビューの抽出数も増えてしまう。これは、閾値の値が小さくなるほど商品説明との  $\cos$  類似度が高かった商品レビュー文が商品説明に関係するかに関わらず、商品説明に関係しないサンプルレビューに含まれるようになるからだと考える。 $\cos$  類似度が高かった商品レビュー文が商品説明に関係しないサンプルレビューに含まれることにより、一部分に商品説明に関わらない内容が含まれている商品説明に関係する商品レビューや商品説明との  $\cos$  類似度が高いが商品説明に関係しない商品レビューが、商品説明とは関係しないと判断されるようになる。

「座り心地」に関して、閾値の値が 0.5 のとき商品説明に関係する商品レビュー数の抽出率が 0.429 で適合率は 0.891、0.6 のとき商品説明に関係する商品レビュー数の抽出率が 0.555 で適合率は 0.805 となった。抽出できなかった商品説明に関係する商品レビューは一部分しか商品説明に関わる内容が含まれない商品説明に関係する商品レビューが多く、抽出できた商品説明に関係する商品レビューは商品説明に関わる内容のみであったり一部分に商品説明に関係しない内容が含まれている商品説明に関係する商品レビューであった。他の閾値では、商品説明に関係する商品レビューの抽出数が少なかったり、商品説明に関係しない商品レビューを多く含んでいるので、商品説明ごとに商品レビューを分けられているとは言えない結果だった。

表 5.3 に「カラー」の結果を示す。サンプルレビューを用いないとき抽出率は 0.947 と「座り心地」同様に、十分に抽出できている。しかし、適合率は 0.316 と小さい値となり、300 件の抽出でも適合率が 0.561 と小さい値であった。このことから、商品説明に關係する商品レビューは多く抽出できるが、商品説明に關係しない商品レビューが多く含まれており、うまく商品説明に關係する商品レビューのみを抽出できていないことがわかる。

一方で、サンプルレビューを用いると閾値によっては 300 件の抽出でも 0.90 以上のときがあり、サンプルレビューの有無で明らかに適合率に差が出た。サンプルレビューを用いないときに商品説明との  $\cos$  類似度の降順に並べて類似度を見てみると、商品説明に關係しない商品レビューの  $\cos$  類似度が高いのではなく、商品説明に關係する商品レビューの  $\cos$  類似度が低い傾向があった。これは、商品説明と商品レビュー文という異なる目的で書かれた文との  $\cos$  類似度を求めているのでうまくいかないことがあることが原因だと考える。逆にサンプルレビューを用いたときは商品説明に關係する商品レビューの  $\cos$  類似度が高い傾向があった。このことより、商品説明に關係があるサンプルレビューは商品説明に關係がある商品レビューを分けるときに有効であることがわかった。

表 5.3 5.3 節の実験: カラーに關係する商品レビューの抽出結果

閾値	商品説明に關係する商品レビューの抽出数							抽出率
	100	200	300	400	500	600	700	
-	0.869	0.740	0.561	0.442	0.385	0.341	(0.316)	0.947
0.1	0.980	(0.977)	-	-	-	-	-	0.193
0.2	0.980	(0.978)	-	-	-	-	-	0.265
0.3	0.980	(0.973)	-	-	-	-	-	0.272
0.4	0.980	0.970	(0.963)	-	-	-	-	0.307
0.5	0.970	0.952	(0.947)	-	-	-	-	0.373
0.6	0.980	0.947	0.928	(0.921)	-	-	-	0.467
0.7	0.980	0.952	0.914	(0.890)	-	-	-	0.521
0.8	0.980	0.952	0.884	0.833	(0.832)	-	-	0.604
0.9	0.980	0.904	0.854	0.756	(0.689)	-	-	0.674

また「カラー」は、閾値が0.4~0.9のとき商品説明に関係する商品レビューの抽出率は若干低くなっているが、最終的な適合率は閾値が0.9の時を除き0.800以上となった。適合率が高いのは、「カラー」は他の商品説明とは異なり、商品説明と関係がないサンプルレビューが1つもないことが原因だと考える。

「カラー」は閾値が0.6のとき商品説明に関係する商品レビュー数の抽出率が0.467で適合率が0.921、0.7のとき商品説明に関係する商品レビュー数の抽出率が0.521で適合率が0.890となった。他の閾値は、商品説明に関係する商品レビュー数の抽出率が低かったり、商品説明に関係しない商品レビューを多く含んでしまっている。

表5.4に「リクライニング」の結果を示す。サンプルレビューを用いないとき、抽出率は0.430、適合率は0.200と悪くなった。これは、商品レビューの特徴として「リクライニング」に関する内容は「座り心地」の内容とともに書かれていることがあることが原因だと考える。サンプルレビューは「リクライニング」に関することしか書かれていないものなので、抽出できる商品説明に関係する商品レビューは「座り心地」に関する内容が含まれていないものが多くなっている。「リクライニング」と「座り心地」の両方が書かれている商品説明に関係する商品レビューの多

表 5.4 5.3 節の実験: リクライニングに関係する商品レビューの抽出結果

閾値	商品説明に関係する商品レビューの抽出数							抽出率
	30	60	90	120	150	180	210	
-	0.937	0.895	0.731	0.662	0.568	0.375	(0.200)	0.430
0.1	(0.916)	-	-	-	-	-	-	0.023
0.2	(0.956)	-	-	-	-	-	-	0.046
0.3	1.00	(0.975)	-	-	-	-	-	0.081
0.4	1.00	(0.980)	-	-	-	-	-	0.104
0.5	1.00	0.953	(0.881)	-	-	-	-	0.140
0.6	1.00	0.923	0.841	(0.789)	-	-	-	0.211
0.7	1.00	0.923	0.858	(0.696)	-	-	-	0.244
0.8	1.00	0.923	0.825	0.677	(0.531)	-	-	0.299
0.9	1.00	0.909	0.810	0.655	0.485	(0.396)	-	0.343

くは「座り心地」に分けられていた。これはサンプルレビューを用いたときでも少なからず影響を受けている結果となった。

また他の「座り心地」や「カラー」と比較する適合率が低くなった。これは、「リクライニングするときのレバーが重い」、「椅子が重たく移動しづらい」などの同じ言葉だが対象の異なる商品レビューを抽出してしまうことが原因であると考えられる。

サンプルレビューを用いた場合でも、商品説明に關係する商品レビューの抽出率は他の商品説明に比べてかなり低くなった。原因はサンプルレビューがないときと同様だと考える。商品説明に關係しないサンプルレビューは、同じ言葉だが対象の異なる商品レビューも商品説明に關係しないと判断させるためのものだったが、今回の実験では商品説明に關係があると判断してしまっている。

「リクライニング」に関しては、閾値をみると、0.6のときが商品説明に關係する商品レビューの抽出率も他の閾値よりも相対的に良く、適合率も0.789となった。しかし、「座り心地」や「カラー」と比べて商品説明に關係する商品レビューの抽出率も適合率もよくない結果となった。

実験の結果、サンプルレビューを用いることで、どの商品説明でも商品説明に關係しない商品レビューが誤って分けられる数を減らし、購入決定に有効な商品レビューを抽出することができた。しかし、サンプルレビューを用いて類似度の降順に並び替えても、同じ内容の商品レビューが並んでおり、冗長的である。また、同じ言葉だが商品説明とは対象が異なる商品レビューを商品説明と關係がないと判断させることはできなかった。

#### 5.4 1,438件の商品レビューを關係する商品説明に分ける実験

この実験は5.3節の実験と同様に、閾値ごとに作成したサンプルレビューを用いて、1,438件のテスト商品レビューを「座り心地」、「カラー」、「リクライニング」の3種類の商品説明に分ける。

#### 5.4.1 実験内容

実験の手順は5.3節の実験と同様である。この実験でも同様に商品説明に関する商品レビューの抽出数を変更したときの2.4節の適合率と商品説明に関する商品レビューの抽出率の2つの指標を見ていく。そして、5.3節の実験とこの実験の結果を比べて入力する商品レビュー数が適合率や抽出数に影響を与えるか確認する。

#### 5.4.2 結果・考察

5.3節の実験と同様にサンプルレビューを用いないときの結果は、表の1行目に示す。括弧の中に書かれている値は、その閾値で分けたときの分けられた全ての商品説明に関する商品レビューを抽出したときの適合率である。閾値ごとに結果を示す。

表5.5に「座り心地」の結果を示す。サンプルレビューを用いないとき商品説明に関する商品レビューの抽出率は0.832、適合率は0.460となった。5.3節の実験

表 5.5 5.4 節の実験: 座り心地に関する商品レビューの抽出結果

閾値	商品説明に関する商品レビューの抽出数						抽出率
	50	100	150	200	250	300	
-	1.00	1.00	0.955	0.781	0.668	(0.460)	0.832
0.1	-	-	-	-	-	-	0
0.2	(1.00)	-	-	-	-	-	0.035
0.3	(1.00)	-	-	-	-	-	0.111
0.4	0.980	(0.955)	-	-	-	-	0.191
0.5	0.980	(0.959)	-	-	-	-	0.279
0.6	1.00	0.952	(0.924)	-	-	-	0.391
0.7	1.00	0.970	0.937	(0.892)	-	-	0.511
0.8	1.00	0.980	0.925	0.833	(0.820)	-	0.617
0.9	1.00	0.980	0.925	0.840	(0.691)	-	0.705

の「座り心地」の結果と差はあるが、ほとんど同じ結果だった。サンプルレビューを用いたときは、適合率は全体的に上がった。しかし、商品説明に関係する商品レビューの抽出率が全体的に下がった。これは「座り心地はいいです」などあまり参考にならないテスト商品レビューが5.3節の実験のテスト商品レビューより割合が高く、商品説明に関係しないと判断されたからだと考える。つまり、あまり参考にならないテスト商品レビューは、正しく関係しないと判断されているということである。「座り心地」は入力する商品レビューの数による適合率や抽出率の変化は見られなかった。

表5.6に「カラー」の結果を示す。サンプルレビューを用いないときは、商品説明に関係する商品レビューの抽出率は0.912と高い値になったが、適合率は80件の商品説明に関係する商品レビューを抽出するときから急に下がり0.229と低い値になった。サンプルレビューを用いたときは、適合率は多少の誤差がある程度で、商品説明に関係する商品レビューの抽出率は若干上がった。「カラー」に関して商品レビューの数によって適合率や抽出率が悪くなることはなかった。

表5.7に「リクライニング」の結果を示す。サンプルレビューを用いないとき商品説明に関係する商品レビューの抽出率は0.318、適合率は0.278とどちらも低い

表 5.6 5.4 節の実験: カラーに関係する商品レビューの抽出結果

閾値	商品説明に関係する商品レビューの抽出数							抽出率
	20	40	60	80	100	120	140	
-	0.952	0.975	0.779	0.465	0.348	0.263	(0.229)	0.912
0.1	1.00	(1.00)	-	-	-	-	-	0.270
0.2	1.00	1.00	(1.00)	-	-	-	-	0.313
0.3	1.00	1.00	(1.00)	-	-	-	-	0.321
0.4	1.00	1.00	(0.981)	-	-	-	-	0.379
0.5	1.00	1.00	(0.967)	-	-	-	-	0.437
0.6	1.00	1.00	0.967	(0.935)	-	-	-	0.518
0.7	1.00	1.00	0.967	0.898	(0.900)	-	-	0.591
0.8	1.00	1.00	0.952	0.888	(0.815)	-	-	0.678
0.9	1.00	1.00	0.952	0.851	0.675	(0.660)	-	0.766

値となった。サンプルレビューを用いたとき、閾値が 0.9 以外は適合率が高いが商品説明に關係する商品レビューの抽出率は低かった。5.4 節の実験に用いた 1,438 件のテスト商品レビューには「リクライニング」に關係する商品レビューは 44 件しかなく、他の商品説明に比べ少なかったが、商品説明に關係する商品レビューを抽出できたとは言えない数しか抽出できなかった。原因は 5.3 節の実験の「リクライニング」と同様、「リクライニング」と「座り心地」の両方が書かれている商品説明に關係する商品レビューの多くは「座り心地」に分けられてしまうことだと考える。

5.4 節の実験では 1,979 件のテスト商品レビューを「座り心地」、「カラー」、「リクライニング」の 3 種類の商品説明ごとに分け、入力する商品レビューの数が適合率や抽出率に影響するか確認する実験を行った。実験の結果、「座り心地」、「カラー」に對しては、入力する商品レビューの数は適合率や抽出率に影響しなかった。しかし、「リクライニング」に對しては商品説明に關係する商品レビューが全く抽出できないわけではないが抽出数が少なかった。原因は、「リクライニング」と「座り心地」の両方が書かれている商品説明に關係する商品レビューが「座り心地」に分けられてしまうことで抽出数が減ることであり、入力する商品レビューの数ではないと考える。

表 5.7 5.4 節の実験: リクライニングに關係する商品レビューの抽出結果

閾値	商品説明に關係する商品レビューの抽出数							抽出率
	2	4	6	8	10	12	14	
-	1.00	1.00	1.00	1.00	0.833	0.600	(0.378)	0.318
0.1	-	-	-	-	-	-	-	0
0.2	-	-	-	-	-	-	-	0
0.3	-	-	-	-	-	-	-	0
0.4	(1.00)	-	-	-	-	-	-	0.022
0.5	(0.500)	-	-	-	-	-	-	0.022
0.6	0.666	0.800	0.857	0.888	(0.900)	-	-	0.204
0.7	0.666	0.800	0.750	0.800	0.833	(0.785)	-	0.250
0.8	0.666	0.800	0.750	0.800	0.833	(0.785)	-	0.250
0.9	0.666	0.800	0.750	0.727	0.714	(0.687)	-	0.250

## 5.5 MMR を用いて並び替える実験

実験 4 では、5.3 節の実験と 5.4 節の実験で関係する説明写真ごとに分けたテスト商品レビューを、MMR を用いて冗長性を減らすように並び替える。

### 5.5.1 実験内容

まず、元々の商品レビューが同じかつ、同じ商品説明に分けられているテスト商品レビューを結合し直す。次に、結合し直した商品レビューを Sentence-BERT に入力し文ベクトルにする。そして、MMR で用いる 2 種類の類似度を計算する。2 種類の類似度とは、結合し直した商品レビューと分けられた商品説明のサンプルレビューとの  $\cos$  類似度と結合し直した商品レビュー同士の  $\cos$  類似度である。最後に 2 種類の類似度を用いて MMR で並び替える。

並び替えた上位 100 件に対して「商品説明に関係するが参考にならないテスト商品レビューの数」、「商品説明に関係がないテスト商品レビューの数」を検証する。「商品説明に関係するが参考にならないテスト商品レビューの数」は主語がかけていたり、途中で文章が途切れていたり、内容がわからない商品レビューの数であり表中の「A」に示す。「商品説明に関係がないテスト商品レビューの数」は表中の「B」に示す。閾値によっては 100 件抽出できない場合があるので、それぞれの抽出数も示す。

### 5.5.2 結果・考察

実験結果を以下に示す。表 5.8 に 6,946 件のテスト商品レビューを MMR を用いて並び替えた結果を示す。サンプルレビューを用いない場合、「座り心地」は他の「カラー」や「リクライニング」に比べて商品説明に関係しないテスト商品レビューが少なかった。しかし、結合したことによって商品説明に関係するテスト商品レビューに関係しない内容が結合されることが多く、商品説明に関係する商品レビューのみを表示できているとは言えない結果であった。

「カラー」の関係しないテスト商品レビューは、サイズに関するものや、どの商品説明にも関係がないものが多かった。また、「色はボールドです」のように色に

ついでにのみの内容のものもいくつかあったが、テスト商品レビューを結合することで、何色を購入したかと一緒に実際にその色はどうだったか書かれているものも多くあった。

「リクライニング」は関係しないテスト商品レビューが 57 件と半数を上回っている。これは、類似度の降順に並べたときに上位に商品説明に関係しない商品レビューが多いことが原因だと考える。

サンプルレビューを用いた場合は、3 種類の商品説明に共通して、閾値が小さくなるにつれて商品説明に関係しない商品レビューの抽出数が減少した。しかし閾値が小さいと、「座り心地はいいです。」や「色も良い感じですよ。」などの参考になりにくい内容の商品レビューを抽出することが多かった。逆に閾値を大きくすると、商品説明に関係しない商品レビューや、商品説明に関係しないテスト商品レビューが関係するテスト商品レビューに結合されている商品レビューが多く抽出された。5.3 節の実験や 5.4 節の実験の結果と同様、閾値が 0.5 や 0.6 のときは 3 種類の商品説明に共通して、商品説明に関係する商品レビューを抽出できた。

表 5.9 に 1,979 件のテスト商品レビューを MMR を用いて並び替えた結果を示す。サンプルレビューを用いない場合、全ての商品説明で関係しない商品レビュー

表 5.8 6,946 件のテスト商品レビューを MMR を用いて並び替えた結果

閾値	座り心地			カラー			リクライニング		
	抽出数	A	B	抽出数	A	B	抽出数	A	B
-	100	5	15	100	8	30	100	0	57
0.1	36	0	0	100	5	0	12	0	0
0.2	100	0	0	100	5	0	23	0	1
0.3	100	1	2	100	4	0	39	1	1
0.4	100	1	1	100	3	0	50	1	1
0.5	100	1	1	100	5	1	73	2	4
0.6	100	1	5	100	6	1	100	2	14
0.7	100	1	5	100	9	9	100	0	21
0.8	100	5	8	100	7	6	100	2	29
0.9	100	7	12	100	11	10	100	7	37

が多く、商品説明に関係する商品レビューと関係しない商品レビューが混同して並んでおり、うまくいかなかった。

サンプルレビューを用いると、「座り心地」は閾値が0.2~0.5のとき、商品説明に関係しない商品レビューはほとんどなかった。しかし、「座り心地はいいです」のような商品レビューが多く表示されるようになり、内容がわからないわけではないが多く表示されても参考にならない商品レビューが多かった。閾値が0.6~0.9のときは、そのような商品レビューは表示されなかったが、0.8や0.9のときは商品説明に関係がないテスト商品レビューが多く表示された。

「カラー」も閾値が小さくなるにつれ、抽出数が下がった。抽出されなくなった商品レビューは関係がない内容を含んでいることが多く、閾値が小さくても「色もきれいです」のような購入決定に有効でない商品レビューが多く抽出された。

「リクライニング」に関しては、どの閾値でも商品レビューの抽出数が少ないのでMMRを用いても、商品説明に関係する商品レビューと関係しない商品レビューが混合して並び替えられているだけだった。

実験結果より、6,946件と1,979件の両方で、サンプルレビューを用いた方が商品説明に関係する商品レビューを多く抽出できた。しかし、閾値が大きすぎたり小

表 5.9 1,979 件のテスト商品レビューを MMR を用いて並び替えた結果

閾値	座り心地			カラー			リクライニング		
	抽出数	A	B	抽出数	A	B	抽出数	A	B
-	100	2	42	100	16	71	100	1	84
0.1	0	-	-	36	1	0	0	-	-
0.2	12	0	0	42	1	0	0	-	-
0.3	38	0	0	44	2	0	0	-	-
0.4	68	0	1	51	2	1	1	0	0
0.5	97	0	1	56	4	1	4	0	2
0.6	100	1	2	68	3	1	12	0	2
0.7	100	2	4	80	6	3	16	1	4
0.8	100	0	13	97	9	8	19	1	7
0.9	100	2	17	100	11	15	34	1	18

さすぎたり，そもそも商品説明に関する商品レビューの数が少ないとうまくいかないことがわかった。

## 第6章 おわりに

本研究は、購入決定に有効な商品レビューを関係する商品説明ごとに分け、冗長性を減らして表示することを目的としている。

購入決定に有効な商品レビューのみを関係する商品説明ごとに分けるために、同じ商品カテゴリーの他の商品の商品レビューを用いた。そして、商品レビューと商品説明ごとに分ける商品レビューとの文書間類似度をもとに、商品説明ごとに商品説明に關係がある商品レビューを抽出した。最後に、抽出した商品レビューをMMRを用いて冗長性が減るように並び替えた。

実験として、「リクライニングチェア」の商品の商品レビューを「座り心地」、「カラー」、「リクライニング」の3種類の商品説明に分けた。実験は3つ行った。まず、提案手法のサンプルレビューを作成したときにいくつ誤ったサンプルレビューが説明文に關係するサンプルレビューの中に含まれてしまうか確認した。次に、商品説明ごとに商品レビューを分けたときの適合率や抽出率を確認した。最後に、MMRを用いて冗長性を減らすように並び替えたときの参考にしにくい商品レビューがいくつ含まれるか確認した。この3つの実験を通して、商品レビューを關係する商品説明ごとに分けることができるかを確認した。

実験の結果、商品説明に關係するサンプルレビューは抽出できるが、誤ったサンプルレビューも含まれてしまうことがわかった。しかし、商品説明とは關係がないサンプルレビューの中には、誤ったサンプルレビューに書かれていた商品説明に關係ない内容を多く含むサンプルレビューが含まれている。よって、商品レビューを商品説明ごとに分けるときに商品説明に關係しない内容のみの商品レビューが抽出されるとは考えにくい。また、入力する商品レビューの数による精度の差は見られなかったが、商品説明に關係する商品レビューが少ないとき、抽出率が低く商品説明に關係する商品レビューを抽出できるとは言えない結果であった。しかし、閾値によっては、サンプルレビューやMMRを用いたことで、商品説明に關係ない商品レビューが誤って商品説明に關係ある商品レビューに含まれることを削減し、商品説明ごとに購入決定に有効なレビューを冗長性を減らすように並び替えることができたと考える。

今後の課題として、別の商品ジャンルでも同様の0.5や0.6の閾値と提案手法を

用いて、商品レビューを関係する商品説明ごとに分けられるかを検証する必要がある。商品ごとに用いる閾値が変更されてはいけないので、入力する商品説明、商品レビューを変更し、同様の条件で検証する。また、商品説明に関係する商品レビューが元々少ないときの抽出精度を向上させる方法の検討も必要である。商品レビューが多くて知りたい情報が得られないときに、提案手法は役立つと考える。しかし、知りたい情報が書かれている商品レビューが少ないときに知りたい情報だけを得たいときには提案手法はうまくいかないので改善する必要があると考える。

## 謝辞

本研究を進めるにあたり、指導教員である鈴木准教授には多くのご指導をいただきました。卒業研究を始めた当初は、興味ある研究がなかなか見つからなかったが、何回も相談に乗ってくださり、自分が興味ある研究を見つけることができました。また、研究で行う実験や卒業論文を書くときに、細かいアドバイスを多くいただき、自分が興味を持った研究を最後までやり遂げることができました。深く感謝します。

秘書の佐野さんや井尾さんには手続き等お世話になりました。また、研究室の先輩方や4年生の方々には、相談に乗ってくれたり、多くのアドバイスをいただきました。ゼミ終わりなどに夜遅くまで研究以外の話などをして、親睦を深めることができました。感謝いたします。

実験を行うにあたって、国立情報学研究所のIDR データセット提供サービスにより楽天グループ株式会社から提供を受けた「楽天データセット」を利用させていただきました。お礼申し上げます。

家族には、経済的・心身的に支援を多くいただきました。家族のおかげで不自由無く、充実した大学生活を送ることができました。感謝申し上げます。

本論文を書き終えることができたのは、支えてくださった皆様のおかげです。心より感謝申し上げます。

研究や大学生活を通じて、一般教養から専門的な知識まで、社会人に必要なことを多く学ぶことができました。この経験を生かして、卒業後は社会人として精進していこうと思います。ありがとうございました。

## 参考文献

- [1] Jaime Carbonell and Jade Goldstein. The use of mmr, diversity-based reranking for reordering documents and producing summaries. In *Proceedings of the 21st annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pp. 335–336, 1998.
- [2] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina 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.
- [3] Nils Reimers and Iryna Gurevych. Sentence-bert: Sentence embeddings using siamese bert-networks. *arXiv preprint arXiv:1908.10084*, 2019.
- [4] 中野裕介, 湯本高行, 新居学, 佐藤邦弘ほか. 商品レビュー要約のための属性-意見ペア抽出. 研究報告組込みシステム (EMB), Vol. 2014, No. 15, pp. 1–7, 2014.
- [5] 佐々木優衣, 関洋平. 商品レビューを対象とした有用性の定義と判別. In *DEIM Forum B5-1*, 2014.
- [6] 松尾哉太, 新妻弘崇, 太田学ほか. レビュー文書における重要文選択の一手法. 研究報告データベースシステム (DBS), Vol. 2015, No. 12, pp. 1–7, 2015.
- [7] 平山拓央, 湯本高行, 新居学, 佐藤邦弘ほか. 語の共起と極性に基づく商品レビュー閲覧支援システム. 研究報告データベースシステム (DBS), Vol. 2012, No. 3, pp. 1–9, 2012.
- [8] sonoisa(日鉄ソリューションズ株式会社). 【日本語モデル付き】2020年に自然言語処理をする人にお勧めしたい文ベクトルモデル, 2021.

## 発表リスト

- [1] 佐藤風希, 鈴木優「BERT と単語の網羅率を用いた商品写真に対応した商品レビューの抽出」東海関西データベースワークショップ, 2022.
- [2] 佐藤風希, 鈴木優『異なる観点を考慮した商品説明に対応した商品レビューの抽出』, 第 15 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, 2023