

1. はじめに
2. 関連研究?
3. BERT と SHAP について
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

方向性と進捗

水上 和秀 (Kazuhide Mizukani)
u355020@st.pu-toyama.ac.jp

富山県立大学 工学部 電子情報工学専攻

October 21, 2024

1. はじめに

2/17

研究の背景 (仮)

- SNS や Web サイトの利用者は増加し、個人のインターネット利用率は 80 % を越えており、大勢の人がインターネット上の情報に触れることができるようになった。
- 現代の消費行動の特徴としてインターネット上の口コミや評価を重視し、意思決定や行動に大きな影響を与えている。
- しかしインターネット上の口コミは対面のクチコミよりも利用可能な非言語的手がかりが乏しく、相手に伝わりにくい。

研究の目的 (仮)

BERT でレビューの感情分析を行い、分析結果に大きく影響を及ぼしている単語を SHAP で可視化を行う。そして、トピックごとにクラスタリングを行うことでユーザにとってより解釈可能なレビューの分析を行うシステムを提案する。

BERT とは

BERT は、Google が開発した自然言語処理のための深層学習モデル。文の前後を考慮した文脈理解ができる。これにより、高度な自然言語処理タスクを行うことが可能になる。

2. 関連研究?

1. はじめに
2. 関連研究?
3. BERT と
SHAP について
4. 提案手法
5. 数値実験ならび
に考察
6. おわりに

BERT とは

4/17

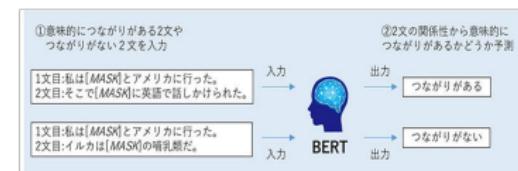
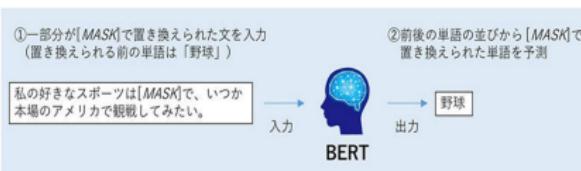
学習方法

BERT の学習方法は「事前学習」「ファインチューニング」の 2 段階がある。事前学習は、ラベル無しデータを用いて、複数のタスクで事前学習を行うことであり、ファインチューニングは事前学習の重みを初期値として、ラベルありデータでファインチューニング（微調整）を行う。

- はじめに
- 関連研究?
- BERT と SHAP について
- 提案手法
- 数値実験ならびに考察
- おわりに

BERT では MLM と NSP の二つの事前学習を行う

- ある文章において一部のトークンを特殊トークンである [MASK] に置き換えて、その [MASK] に入るトークンを予測する言語モデルのこと。
→ 単語に対応する文脈情報を獲得できる
- 「意味的につながりがある 2 文」、または「意味的につながりのない 2 文」を入力し、2 文の関係性を考慮することで「入力された 2 文に意味的につながりがあるかどうか」を予測する
→ 単語の関係性だけでなく文章の関係性の情報も獲得できる



BERT とは

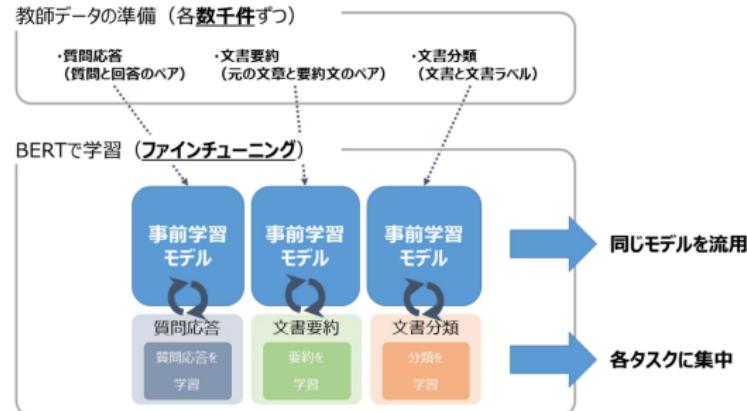
5/17

ファインチューニング

BERT の学習済みモデルは、そのまま使うことは珍しく、一般に、解きたいタスクに応じて特化するようにする。

1. はじめに
2. 関連研究?
3. BERT と SHAP について
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

ファインチューニングを行うときにはモデルの初期値として、事前学習で得られたパラメータを用い、新たに加えられた分類器のパラメータにはランダムな値を与える。そして、ラベル付きデータを用いて BERT と分類器の両方のパラメータを学習する → ファインチューニングの際事前学習で得られたパラメータを初期値として用いることで比較的少数の学習データでも高い性能のモデルを得ることができる



SHAP とは

SAHP とは

機械学習で導出した予測値に対して各特徴量がどのくらい寄与しているかを算出する手法で、シャープレイ値の考え方に基づいている

- はじめに
- 関連研究?
- BERT と SHAP について
- 提案手法
- 数値実験ならびに考察
- おわりに

シャープレイ値とは

協力ゲーム理論において複数のプレイヤーの協力によって得られた利得を各プレイヤーの貢献度に応じて構成に分配するための手段の一つ

- 3人のプレイヤー (1.2.3) が協力してゲームに挑戦し、利得として、以下の賞金が得られるとする
- このときの 1.2.3 にそれぞれどのようにお金をお金を分配するか。

表1 協力ゲームの例

参加プレイヤー	賞金/万円
1	4
2	6
3	10
1, 2	16
1, 3	22
2, 3	30
1, 2, 3	60

シャープレイ値とは

1. はじめに
2. 関連研究?
3. BERT と SHAP について
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

- このとき各プレイヤーの限界貢献度を導入する。限界貢献度とは、プレイヤー i が参加したときの利得の増加分である。
- 例えば、プレイヤーの参加順「 $1 \rightarrow 2 \rightarrow 3$ 」のときのプレイヤー 3 の限界貢献度は、 $v(1, 2, 3) - v(1, 2) = 60 - 16 = 44$ のように計算できる。
- 各プレイヤーのシャープレイ値は以下のようになる

$$\text{プレイヤー 1: } (4 + 4 + 10 + 30 + 12 + 30)/6 = 15$$

$$\text{プレイヤー 2: } (12 + 38 + 6 + 6 + 38 + 20)/6 = 20$$

$$\text{プレイヤー 3: } (44 + 18 + 44 + 24 + 10 + 10)/6 = 25$$

表2 限界貢献度

プレイヤーの参加順	各プレイヤーの限界貢献度		
	1	2	3
$1 \rightarrow 2 \rightarrow 3$	4	12	44
$1 \rightarrow 3 \rightarrow 2$	4	38	18
$2 \rightarrow 1 \rightarrow 3$	10	6	44
$2 \rightarrow 3 \rightarrow 1$	30	6	24
$3 \rightarrow 1 \rightarrow 2$	12	38	10
$3 \rightarrow 2 \rightarrow 1$	30	20	10

1. はじめに
2. 関連研究?
3. BERT と SHAP について
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

シャープレイ値の定式化

- 一般的には、プレイヤー i のシャープレイ値は次式によって定式化される。ただし、 s は連携 S に含まれるプレイヤー数である。

$$\phi_i = \sum_{S: i \in S \subset N} \frac{(s-1)!(n-s)!}{n!} \{v(S) - v(S - \{i\})\}$$

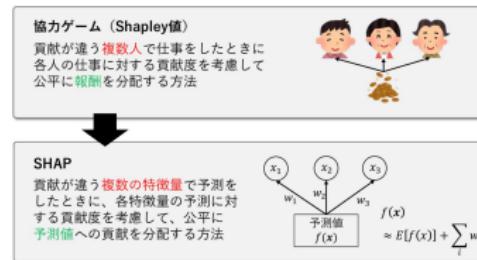
SHAPについて

9/17

シャープレイ値と SHAPについて

協力ゲーム理論のシャープレイ値の概念を応用して、特徴量の貢献度を計算

- はじめに
- 関連研究?
- BERT と SHAP について**
- 提案手法
- 数値実験ならびに考察
- おわりに



SHAP の定式化

解釈したい予測モデルを f 、バイナリ変数 (0 か 1 の変数) を z 、各特徴量に対する貢献度を ϕ_i とすると以下のようにあらわす

$$g(z) = \sum_{i=1}^p \phi_i z_i$$

$$\phi_i(f, x) = \sum_{z \subseteq x} \frac{|z|!(p - |z| - 1)!}{p!} [f(z) - f(z \setminus i)]$$

カテゴリ分けについて

10/17

1. はじめに
2. 関連研究?
3. BERT と SHAP について
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

文章のカテゴリ分類について

- レビューの文章を文節ごとに区切り、カテゴリ (味に関する文、価格に対する文、接客態度に関する文、など) ごとにクラスタリング分けを行う。

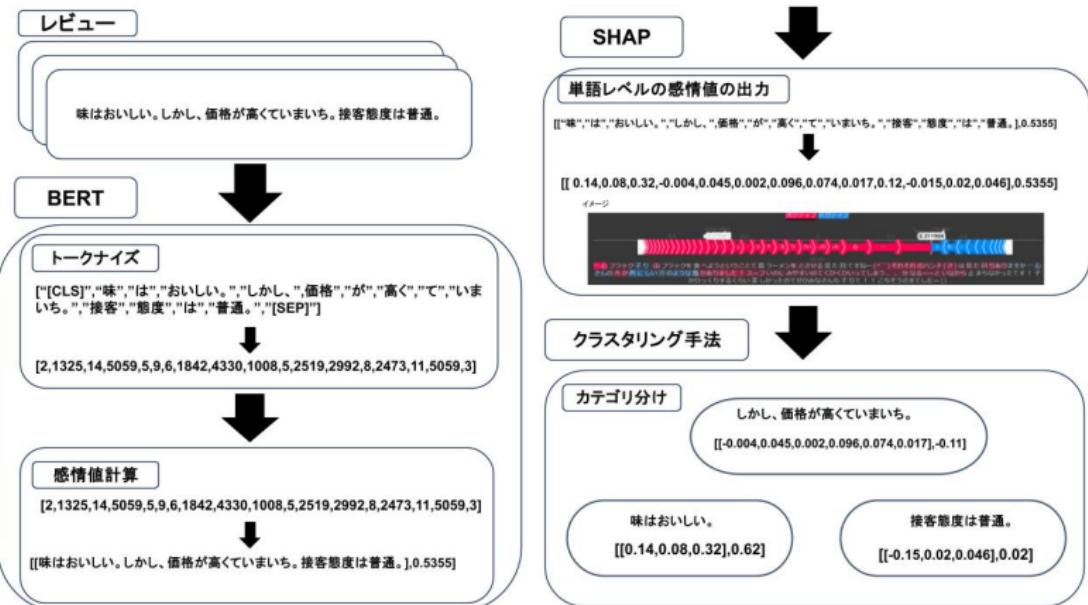
クラスタリング手法

クラスタリング手法で定番の **k-means** 法か **LDA** を検討中

実装の流れ

1. はじめに
2. 関連研究?
3. BERT と SHAP について
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

- 1 データセットの取得**
→解きたいタスクの学習用データに使用。
ネガポジ分析の場合、ラベル付けしたネガティブな文章とポジティブな文章を大量に用意する
- 2 分析レビューの取得**
→感情分析を行うためのレビューをスクレイピングする
- 3 事前学習モデルの構築 (BERT)**
→「事前学習」「ファインチューニング」の二つの学習を行うモデルを構築する
- 4 トークナイザーの構築 (BERT)**
→文章を語彙（トークン）に分割したうえで、BERT モデルに入力できる形に変換する処理
- 5 SHAP の実装**
→BERT で分析した結果を可視化する
- 6 レビュー文をクラスタリング**
- 7 出力**
→可視化した結果をわかりやすく表示する



進捗 1(データセットの取得)

1. はじめに
2. 関連研究?
3. BERT と SHAP について
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

- 1 TIS が公開している感情分析を行うためのデータセット「chABSA-dataset」を取得できるようにした。
- 2 「chABSA-dataset」は上場企業の有価証券報告書(2016年度)をベースに作成されたデータセットで、各文に対してネガティブ・ポジティブのラベル付けがされている
- 3 このデータセットを BERT に読み込ませ、モデル構築を行う

text	labels
売上収益は、抗がん剤「レンビマ」(欧州における腎細胞癌に係る製品名「Kisplyx」)および抗てん	1
セグメント別には、日本医薬品事業およびアジア医薬品事業が増収となりました	1
また、すべての海外セグメントにおいて現地通貨ベースで成長を果たしました	1
グローバルブランド4品目合計では、為替の影響を受ける中で、前期から14.5%増の728億22百万円と	1
営業利益は、オペレーションの高質化・効率化に加え、EAファーマ株式取得に伴う一時収益(割安購入	1
親会社の所有者に帰属する当期利益は、393億58百万円(前期比28.4%減)となりました	0
基本的1株当たり当期利益は、137円63銭(前期より54円61銭減)となりました	0
当期利益にその他の包括利益を加減した当期包括利益は、前期に円高の進行によって為替換算差額が	1
売上収益の内訳は、医療用医薬品が2,439億99百万円(同4.3%増)、ジェネリック医薬品が280億27百万	1
品目別売上収益については、ニューロロジー領域で、不眠症治療剤「ルネッタ」が80億12百万円(前其	1
ファイザー社と共に販促を展開している疼痛治療剤「リリカ」の共同販促収入は242億68百万円(同1.8	0
オンラインロジック領域では、「ハラヴェン」が77億63百万円(同14.2%増)、「レンビマ」が27億15百万円	1
さらに、ヒト型抗ヒトTNFαモノクローナル抗体「ヒュミラ」は376億62百万円(同15.4%増)と順調に	1
売上収益は、1,172億17百万円(前期比4.1%減、現地通貨ベースでは6.3%増)となりました	0
セグメント利益は、効率的なマーケティング活動による販売管理費の減少および前期に発生した米国・	1
品目別売上収益については、ニューロロジー領域で、抗てんかん剤「Benzel」が138億48百万円(前期	1
「Belviq」は37億14百万円(同16.0%減)でした	0
オンラインロジック領域では、利尿剤「Aloxi」が480億82百万円(同12.1%減)、「ハラヴェン」が166億19百万円	0
売上収益は492億74百万円(前期と同水準、現地通貨ベースでは17.0%増)、セグメント利益(は)136億96	1

進捗 2(分析レビューの取得)

- はじめに
 - 関連研究?
 - BERT と SHAP について
 - 提案手法
 - 数値実験ならびに考察
 - おわりに

- 1 食べログのラーメンのレビューをスクレイピングし、利用できるようにした。
 - 2 1つの店に対して上位 20 件分を取得し、感情分析をして、その店の分析結果を表示する

Store Nan Review

進捗 3(BERT モデルの構築、SHAP の実装)

- 自分でモデルを作成し、レビュー文に適応させ、感情値を出力できるようにした。
 - BERT で出力した結果に対して、SHAP で可視化できるようにした。

```
  # テストデータ
test_texts = ["""【一心ブラック東京玉入り ¥980】富山ブラックを食べようということで訪問傳島ラーメンを彷彿とさせる見た目ですねー(*^*)味それそれ醤油のパンチ(濃さ)は見た目通りありますがーんさんの方々全体的に優しい魚介のよのな味がありましたー!ヌエー濃いのに飲みやすいのでぐびぐびいっしゅう、、量過多なるーー!想いが止まらなかったです!
    """, "text_encoding = tokenizer.tokenize(test_texts, truncation=True, max_length=128, return_tensors='pt')"]
```



- 1 出力結果の精度がまだよくないので、モデルの設定を変えて精度を上げる
 - 2 文章をカテゴリごとに分類できていないため、レビュー文をカテゴリごとに分類する手法を検討

1. はじめに
2. 関連研究?
3. BERT と SHAP について
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

有効性の検証

- 1 ほかの感情分析の手法も実装し、どれだけ優れているか比較する
- 2 実際にシステムを利用してもらい、どれだけつかいやすかったかアンケートを取る
- 3 ほかに有効性を示す手法があれば検討

6. おわりに

1. はじめに
2. 関連研究?
3. BERT と SHAP について
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

やったこと

- レビューサイトのレビューをスクレイピングした
- 自分で BERT モデルを構築した
- BERT を用いて文章の感情 (ポジティブ、ネガティブ) を分類した
- SHAP を用いて、文章のどの部分が感情に強く影響しているか可視化した

これからやること

- BERT のモデルの調整
- レビュー文をカテゴリ (味に対する文、価格に対する文) ごとに分類分けをする
- SHAP の出力結果をより分かりやすく表示できるようにする