A-03

アスペクトベース感情分析における多クラス分類モデルと特徴量の活用方法の提案

1G 創発ソフトウェア研究室　楠本 祐暉

導入

・研究背景

近年では説明可能な人工知能が注目されている
特に自然言語処理の分野では，評判分析での評価理由や分析結果の原因の説明が求められている

・本研究の重点

先行研究のアスペクトベース感情分析を参考に
多クラス分類と人工知能の判断根拠の明示化に重点を置く

・実現

多クラス分類モデルを提案してその有効性を確認した

・課題

Attention の可視化によって，アスペクト情報に基づいた分類がなされていることを検証する

提案

・多クラス分類タスクにおいて 1 つの文章から複数のラベル分類情報を持つ特徴量を抽出することは困難であるため，各クラスごとに
複数の小分類器を作成して統合するモデルを提案

新規な点

カテゴリ分類器

カテゴリの 2 値分類をする
ex）朝食か否か

ポジネガ分類器

ポジネガの 2 値分類をする
ex) 朝食のポジティブかネガティブか

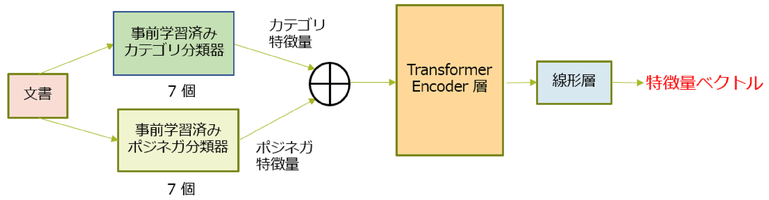
アスペクト情報

・文章が何を対象？
・その対象の属性

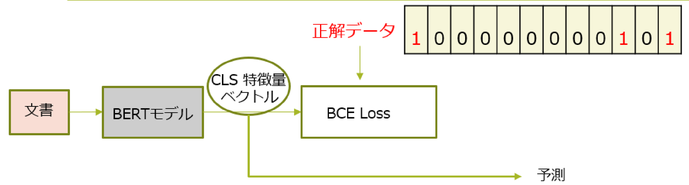
テキスト	朝食 po	朝食 ne	夕食 po	夕食 ne	風呂 po	風呂 ne	立地 po	立地 ne	設備 po	設備 ne	部屋 po	部屋 ne
朝ごはんのパンは美味しかったのですが，部屋は汚れていました．	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1

・小分類器から得られる特徴量の内積計算手法として，
先行研究の Transformer Encoder 層を使用することを参考にした

実現　multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデル



従来手法(BERT+MLP)



検証実験と特徴量ベクトルの活用方法の検討

・Transformer Encoder 層のみの学習をして，5000 のテストデータでの検証をすることで，
多クラス分類タスクにおいて mpm+T モデルの有効性を確認した

・mpm+T モデルで得た特徴量ベクトルは多クラス分類タスクに有効な情報を保持している

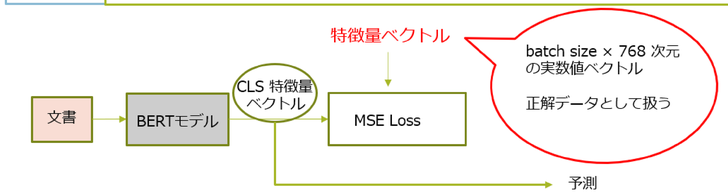
仮説) より高い精度で多クラス分類タスクを解くモデルの方が，アスペクト情報に基づいて分類をしているのではないか？

全クラスのラベルが一致したデータ数

各データの各クラスごとにラベルの正誤を計算した指標

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
mpm+T	3468	1532	0.832±0.0469
従来手法 (BERT+MLP)	2537	2463	0.679±0.0299

課題（仮）特徴量活用モデル



・mpm+T モデルで得られる**特徴量を正解データ**として，BERT モデルを用いて多クラス分類をする
・現在の多クラス分類タスクにおける分類精度は以下の通りであり，従来手法と比較して，アスペクト情報に基づいて分類されているという仮説の検証

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
特徴量活用モデル	2977	2023	0.751±0.0343

まとめ

- 結論

・多クラス分類タスクを解くモデルとして，
multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデルを提案した
・多クラス分類タスクにおいて提案モデルの有効性を確認した

- 今後の課題

・精度が高い多クラス分類モデルであれば，アスペクト情報に基づいて分類されているという仮説の検証

A-03

アスペクトベース感情分析における多クラス分類モデルと特徴量の活用方法の提案

1G 創発ソフトウェア研究室　楠本 祐暉

導入

・研究背景

近年では説明可能な人工知能が注目されている
特に自然言語処理の分野では, 評判分析での評価理由や分析結果の原因の説明が求められている

・本研究の重点

先行研究のアスペクトベース感情分析を参考に
多クラス分類と人工知能の判断根拠の明示化に重点を置く

・実現

多クラス分類モデルを提案してその有効性を確認した

・課題

Attention の可視化によって, アスペクト情報に基づいた分類がなされていることを検証する

提案

・多クラス分類タスクにおいて 1 つの文章から複数のラベル分類情報を持つ特徴量を抽出することは困難であるため, 各クラスごとに
複数の小分類器を作成して統合するモデルを提案

新規な点

カテゴリ分類器

カテゴリの 2 値分類をする
ex) 朝食か否か

ポジネガ分類器

ポジネガの 2 値分類をする
ex) 朝食のポジティブかネガティブか

アスペクト情報

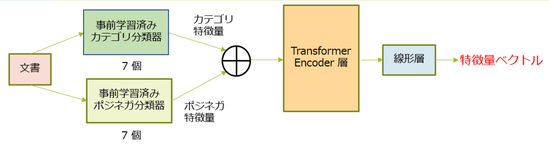
・文章が何を対象？
・その対象の属性

テキスト

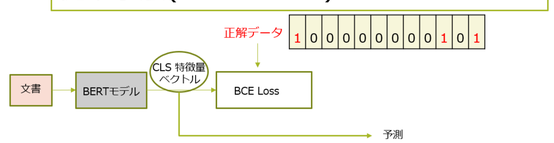
	朝食 po	朝食 ne	夕食 po	夕食 ne	風呂 po	風呂 ne	立地 po	立地 ne	設備 po	設備 ne	部屋 po	部屋 ne
朝ごはんのパンは美味しかったのですが, 部屋は汚れていました.	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1

・小分類器から得られる特徴量の内積計算手法として,
先行研究の Transformer Encoder 層を使用することを参考にした

実現　multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデル



従来手法(BERT+MLP)



検証実験と特徴量ベクトルの活用方法の検討

・Transformer Encoder 層のみの学習をして, 5000 のテストデータでの検証をすることで,
多クラス分類タスクにおいて mpm+T モデルの有効性を確認した

・mpm+T モデルで得た特徴量ベクトルは多クラス分類タスクに有効な情報を保持している

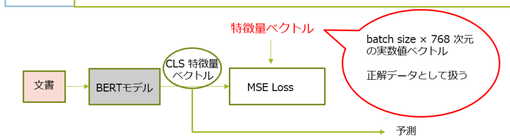
仮説) より高い精度で多クラス分類タスクを解くモデルの方が,
アスペクト情報に基づいて分類をしているのではないか？

全クラスのラベルが一致したデータ数

各データの各クラスごとにラベルの正誤を計算した指標

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
mpm+T	3468	1532	0.832±0.0469
従来手法 (BERT+MLP)	2537	2463	0.679±0.0299

課題 (仮) 特徴量活用モデル



・mpm+T モデルで得られる**特徴量を正解データ**として, BERT モデルを用いて多クラス分類をする
・現在の多クラス分類タスクにおける分類精度は以下の通りであり,
従来手法と比較して, アスペクト情報に基づいて分類されているという仮説の検証

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
特徴量活用モデル	2977	2023	0.751±0.0343

まとめ

- 結論
  - ・多クラス分類タスクを解くモデルとして,
    multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデルを提案した
  - ・多クラス分類タスクにおいて提案モデルの有効性を確認した
- 今後の課題
  - ・精度が高い多クラス分類モデルであれば, アスペクト情報に基づいて分類されているという仮説の検証

導入

・研究背景

近年では説明可能な人工知能が注目されている
特に自然言語処理の分野では, 評判分析での評価理由や分析結果の原因の説明が求められている

・本研究の重点

先行研究のアスペクトベース感情分析を参考に
多クラス分類と人工知能の判断根拠の明示化に重点を置く

・実現

多クラス分類モデルを提案してその有効性を確認した

・課題

Attention の可視化によって, アスペクト情報に基づいた分類がなされていることを検証する

A-03

アスペクトベース感情分析における多クラス分類モデルと特徴量の活用方法の提案

1G 創発ソフトウェア研究室　楠本 祐暉

導入

・研究背景

近年では説明可能な人工知能が注目されている
特に自然言語処理の分野では, 評判分析での評価理由や分析結果の原因の説明が求められている

・本研究の重点

先行研究のアスペクトベース感情分析を参考に
多クラス分類と人工知能の判断根拠の明示化に重点を置く

・実現

多クラス分類モデルを提案してその有効性を確認した

・課題

Attention の可視化によって, アスペクト情報に基づいた分類がなされていることを検証する

提案

・多クラス分類タスクにおいて 1 つの文章から複数のラベル分類情報を持つ特徴量を抽出することは困難であるため, 各クラスごとに
複数の小分類器を作成して統合するモデルを提案　新規な点

カテゴリ分類器
カテゴリの 2 値分類をする
ex）朝食か否か

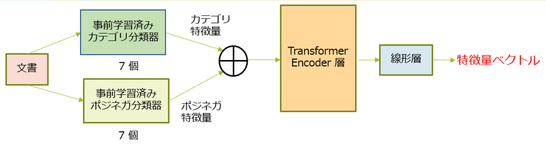
ポジネガ分類器
ポジネガの 2 値分類をする
ex) 朝食のポジティブかネガティブか

アスペクト情報
・文章が何を対象？
・その対象の属性
テキスト

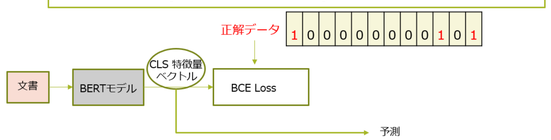
	朝食 po	朝食 ne	夕食 po	夕食 ne	風呂 po	風呂 ne	立地 po	立地 ne	設備 po	設備 ne	部屋 po	部屋 ne
朝ごはんのパンは美味しかったのですが, 部屋は汚れていました.	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1

・小分類器から得られる特徴量の内積計算手法として,
先行研究の Transformer Encoder 層を使用することを参考にした

実現　multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデル



従来手法(BERT+MLP)



検証実験と特徴量ベクトルの活用方法の検討

・Transformer Encoder 層のみの学習をして, 5000 のテストデータでの検証をすることで,
多クラス分類タスクにおいて mpm+T モデルの有効性を確認した

・mpm+T モデルで得た特徴量ベクトルは多クラス分類タスクに有効な情報を保持している

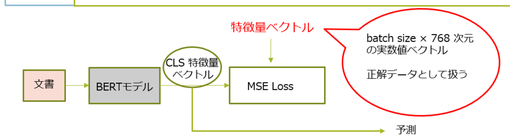
仮説) より高い精度で多クラス分類タスクを解くモデルの方が,
アスペクト情報に基づいて分類をしているのではないか？

全クラスのラベルが一致したデータ数

各データの各クラスごとにラベルの正誤を計算した指標

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
mpm+T	3468	1532	0.832±0.0469
従来手法 (BERT+MLP)	2537	2463	0.679±0.0299

課題（仮）特徴量活用モデル



・mpm+T モデルで得られる**特徴量を正解データ**として, BERT モデルを用いて多クラス分類をする
・現在の多クラス分類タスクにおける分類精度は以下の通りであり, 従来手法と比較して, アスペクト情報に基づいて分類されているという仮説の検証

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
特徴量活用モデル	2977	2023	0.751±0.0343

まとめ

- 結論
  - ・多クラス分類タスクを解くモデルとして,
    multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデルを提案した
  - ・多クラス分類タスクにおいて提案モデルの有効性を確認した
- 今後の課題
  - ・精度が高い多クラス分類モデルであれば, アスペクト情報に基づいて分類されているという仮説の検証

提案

・多クラス分類タスクにおいて 1 つの文章から複数のラベル分類情報を持つ特徴量を抽出することは困難であるため, 各クラスごとに
複数の小分類器を作成して統合するモデルを提案　新規な点

カテゴリ分類器
カテゴリの 2 値分類をする
ex）朝食か否か

ポジネガ分類器
ポジネガの 2 値分類をする
ex) 朝食のポジティブかネガティブか

アスペクト情報
・文章が何を対象？
・その対象の属性
テキスト

	朝食 po	朝食 ne	夕食 po	夕食 ne	風呂 po	風呂 ne	立地 po	立地 ne	設備 po	設備 ne	部屋 po	部屋 ne
朝ごはんのパンは美味しかったのですが, 部屋は汚れていました.	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1

・小分類器から得られる特徴量の内積計算手法として,
先行研究の Transformer Encoder 層を使用することを参考にした

A-03

アスペクトベース感情分析における多クラス分類モデルと特徴量の活用方法の提案

1G 創発ソフトウェア研究室　楠本 祐暉

導入

・研究背景

近年では説明可能な人工知能が注目されている
特に自然言語処理の分野では, 評判分析での評価理由や分析結果の原因の説明が求められている

・本研究の重点

先行研究のアスペクトベース感情分析を参考に
多クラス分類と人工知能の判断根拠の明示化に重点を置く

・実現

多クラス分類モデルを提案してその有効性を確認した

・課題

Attention の可視化によって, アスペクト情報に基づいた分類がなされていることを検証する

提案

・多クラス分類タスクにおいて 1 つの文章から複数のラベル分類情報を持つ特徴量を抽出することは困難であるため, 各クラスごとに
複数の小分類器を作成して統合するモデルを提案

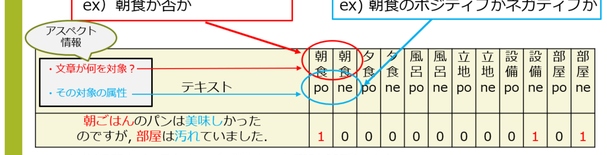
新規な点

カテゴリ分類器

カテゴリの 2 値分類をする
ex) 朝食か否か

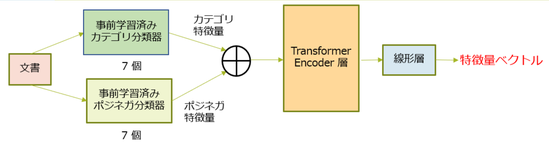
ポジネガ分類器

ポジネガの 2 値分類をする
ex) 朝食のポジティブかネガティブか

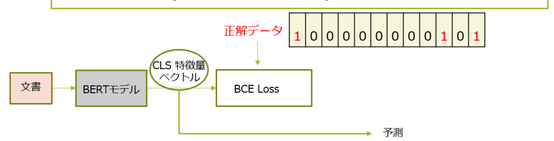


・小分類器から得られる特徴量の内積計算手法として,
先行研究の Transformer Encoder 層を使用することを参考にした

実現　multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデル



従来手法(BERT+MLP)



検証実験と特徴量ベクトルの活用方法の検討

・Transformer Encoder 層のみの学習をして, 5000 のテストデータでの検証をすることで,
多クラス分類タスクにおいて mpm+T モデルの有効性を確認した

・mpm+T モデルで得た特徴量ベクトルは多クラス分類タスクに有効な情報を保持している

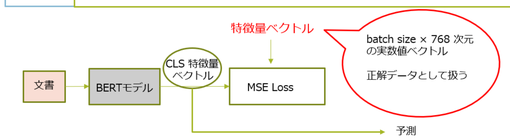
仮説) より高い精度で多クラス分類タスクを解くモデルの方が,
アスペクト情報に基づいて分類をしているのではないか？

全クラスのラベルが一致したデータ数

各データの各クラスごとにラベルの正誤を計算した指標

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
mpm+T	3468	1532	0.832±0.0469
従来手法 (BERT+MLP)	2537	2463	0.679±0.0299

課題 (仮) 特徴量活用モデル



・mpm+T モデルで得られる**特徴量を正解データ**として, BERT モデルを用いて多クラス分類をする
・現在の多クラス分類タスクにおける分類精度は以下の通りであり,
従来手法と比較して, アスペクト情報に基づいて分類されている
という仮説の検証

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
特徴量活用モデル	2977	2023	0.751±0.0343

まとめ

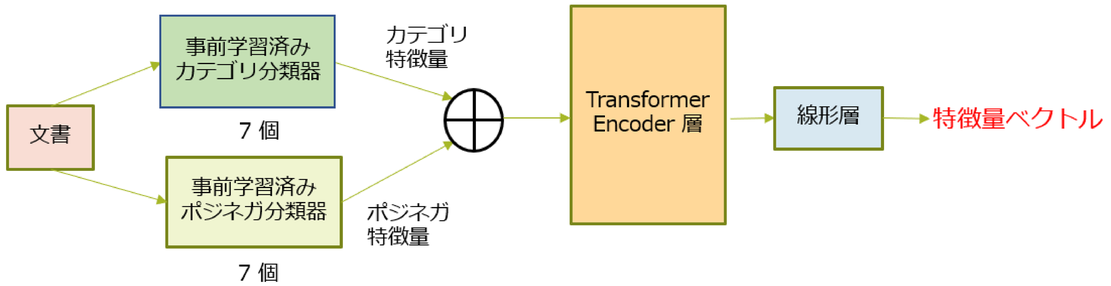
- 結論

・多クラス分類タスクを解くモデルとして,
multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデルを提案した
・多クラス分類タスクにおいて提案モデルの有効性を確認した

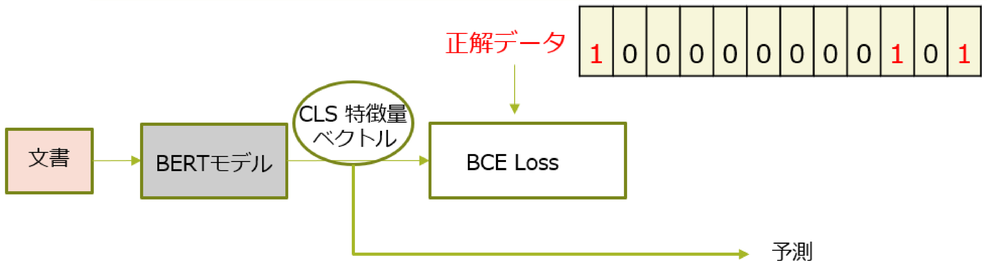
- 今後の課題

・精度が高い多クラス分類モデルであれば, アスペクト情報に基づいて分類されているという仮説の検証

実現　multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデル



従来手法(BERT+MLP)



A-03

アスペクトベース感情分析における多クラス分類モデルと特徴量の活用方法の提案

1G 創発ソフトウェア研究室　楠本 祐暉

導入

・研究背景

近年では説明可能な人工知能が注目されている
特に自然言語処理の分野では, 評判分析での評価理由や分析結果の原因の説明が求められている

・本研究の重点

先行研究のアスペクトベース感情分析を参考に
多クラス分類と人工知能の判断根拠の明示化に重点を置く

・実現

多クラス分類モデルを提案してその有効性を確認した

・課題

Attention の可視化によって, アスペクト情報に基づいた分類がなされていることを検証する

提案

・多クラス分類タスクにおいて 1 つの文章から複数のラベル分類情報を持つ特徴量を抽出することは困難であるため, 各クラスごとに
複数の小分類器を作成して統合するモデルを提案

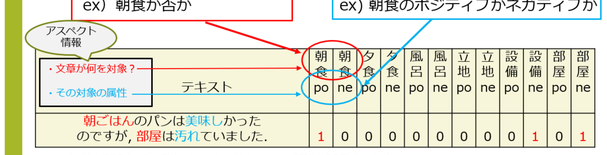
新規な点

カテゴリ分類器

カテゴリの 2 値分類をする
ex) 朝食か否か

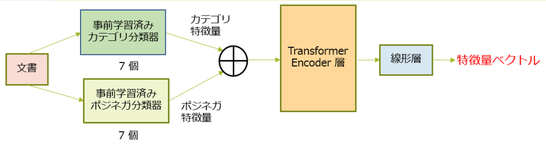
ポジネガ分類器

ポジネガの 2 値分類をする
ex) 朝食のポジティブかネガティブか

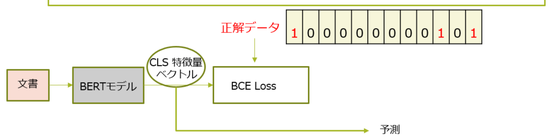


・小分類器から得られる特徴量の内積計算手法として,
先行研究の Transformer Encoder 層を使用することを参考にした

実現　multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデル



従来手法(BERT+MLP)



検証実験と特徴量ベクトルの活用方法の検討

・Transformer Encoder 層のみの学習をして, 5000 のテストデータでの検証をすることで,
多クラス分類タスクにおいて mpm+T モデルの有効性を確認した

・mpm+T モデルで得た特徴量ベクトルは多クラス分類タスクに有効な情報を保持している

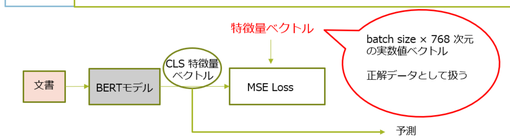
仮説) より高い精度で多クラス分類タスクを解くモデルの方が,
アスペクト情報に基づいて分類をしているのではないか？

全クラスのラベルが一致したデータ数

各データの各クラスごとにラベルの正誤を計算した指標

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
mpm+T	3468	1532	0.832±0.0469
従来手法 (BERT+MLP)	2537	2463	0.679±0.0299

課題 (仮) 特徴量活用モデル



・mpm+T モデルで得られる**特徴量を正解データ**として, BERT モデルを用いて多クラス分類をする
・現在の多クラス分類タスクにおける分類精度は以下の通りであり, 従来手法と比較して, アスペクト情報に基づいて分類されているという仮説の検証

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
特徴量活用モデル	2977	2023	0.751±0.0343

まとめ

- 結論
  - ・多クラス分類タスクを解くモデルとして, multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデルを提案した
  - ・多クラス分類タスクにおいて提案モデルの有効性を確認した
- 今後の課題
  - ・精度が高い多クラス分類モデルであれば, アスペクト情報に基づいて分類されているという仮説の検証

検証実験と特徴量ベクトルの活用方法の検討

・Transformer Encoder 層のみの学習をして, 5000 のテストデータでの検証をすることで,
多クラス分類タスクにおいて mpm+T モデルの有効性を確認した

・mpm+T モデルで得た特徴量ベクトルは多クラス分類タスクに有効な情報を保持している

仮説) より高い精度で多クラス分類タスクを解くモデルの方が,
アスペクト情報に基づいて分類をしているのではないか？

全クラスのラベルが一致したデータ数

各データの各クラスごとにラベルの正誤を計算した指標

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
mpm+T	3468	1532	0.832±0.0469
従来手法 (BERT+MLP)	2537	2463	0.679±0.0299

A-03

アスペクトベース感情分析における多クラス分類モデルと特徴量の活用方法の提案

1G 創発ソフトウェア研究室　楠本 祐暉

導入

・研究背景

近年では説明可能な人工知能が注目されている
特に自然言語処理の分野では, 評判分析での評価理由や分析結果の原因の説明が求められている

・本研究の重点

先行研究のアスペクトベース感情分析を参考に
多クラス分類と人工知能の判断根拠の明示化に重点を置く

・実現

多クラス分類モデルを提案してその有効性を確認した

・課題

Attention の可視化によって, アスペクト情報に基づいた分類がなされていることを検証する

提案

・多クラス分類タスクにおいて 1 つの文章から複数のラベル分類情報を持つ特徴量を抽出することは困難であるため, 各クラスごとに
複数の小分類器を作成して統合するモデルを提案

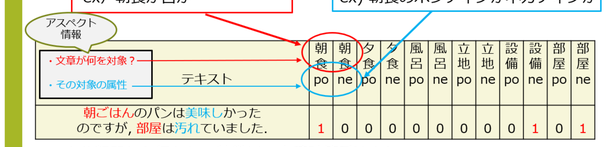
新規な点

カテゴリ分類器

カテゴリの 2 値分類をする
ex) 朝食か否か

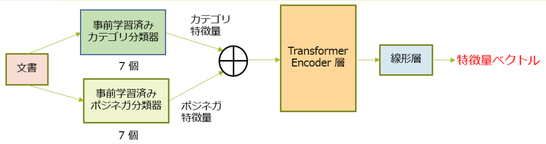
ポジネガ分類器

ポジネガの 2 値分類をする
ex) 朝食のポジティブかネガティブか

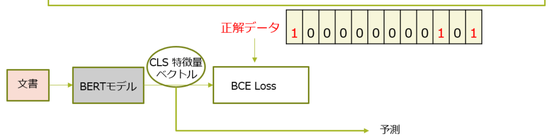


・小分類器から得られる特徴量の内積計算手法として,
先行研究の Transformer Encoder 層を使用することを参考にした

実現　multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデル



従来手法(BERT+MLP)



検証実験と特徴量ベクトルの活用方法の検討

・Transformer Encoder 層のみの学習をして, 5000 のテストデータでの検証をすることで,
多クラス分類タスクにおいて mpm+T モデルの有効性を確認した

・mpm+T モデルで得た特徴量ベクトルは多クラス分類タスクに有効な情報を保持している

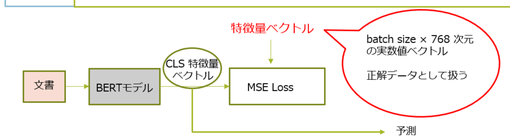
仮説) より高い精度で多クラス分類タスクを解くモデルの方が,
アスペクト情報に基づいて分類をしているのではないか？

全クラスのラベルが一致したデータ数

各データの各クラスごとにラベルの正誤を計算した指標

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
mpm+T	3468	1532	0.832±0.0469
従来手法 (BERT+MLP)	2537	2463	0.679±0.0299

課題 (仮) 特徴量活用モデル



・mpm+T モデルで得られる**特徴量を正解データ**として, BERT モデルを用いて多クラス分類をする
・現在の多クラス分類タスクにおける分類精度は以下の通りであり,
従来手法と比較して, アスペクト情報に基づいて分類されている
という仮説の検証

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
特徴量活用モデル	2977	2023	0.751±0.0343

まとめ

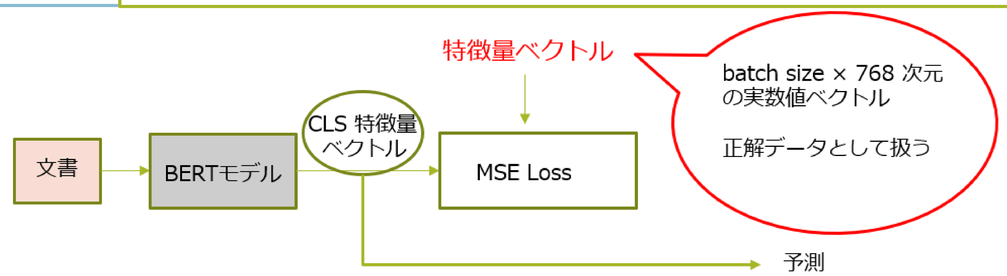
- 結論

・多クラス分類タスクを解くモデルとして,
multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデルを提案した
・多クラス分類タスクにおいて提案モデルの有効性を確認した

- 今後の課題

・精度が高い多クラス分類モデルであれば, アスペクト情報に基づいて分類されているという仮説の検証

課題 (仮) 特徴量活用モデル



・mpm+T モデルで得られる**特徴量を正解データ**として, BERT モデルを用いて多クラス分類をする
・現在の多クラス分類タスクにおける分類精度は以下の通りであり,
従来手法と比較して, アスペクト情報に基づいて分類されている
という仮説の検証

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
特徴量活用モデル	2977	2023	0.751±0.0343

A-03

アスペクトベース感情分析における多クラス分類モデルと特徴量の活用方法の提案

1G 創発ソフトウェア研究室　楠本 祐暉

導入

・研究背景

近年では説明可能な人工知能が注目されている
特に自然言語処理の分野では, 評判分析での評価理由や分析結果の原因の説明が求められている

・本研究の重点

先行研究のアスペクトベース感情分析を参考に
多クラス分類と人工知能の判断根拠の明示化に重点を置く

・実現

多クラス分類モデルを提案してその有効性を確認した

・課題

Attention の可視化によって, アスペクト情報に基づいた分類がなされていることを検証する

提案

・多クラス分類タスクにおいて 1 つの文章から複数のラベル分類情報を持つ特徴量を抽出することは困難であるため, 各クラスごとに
複数の小分類器を作成して統合するモデルを提案

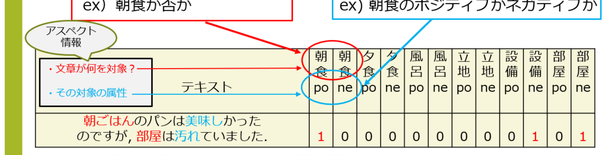
新規な点

カテゴリ分類器

カテゴリの 2 値分類をする
ex) 朝食か否か

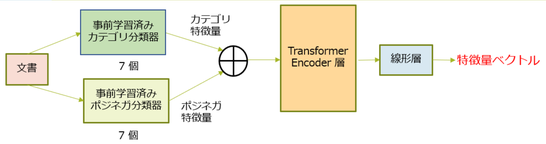
ポジネガ分類器

ポジネガの 2 値分類をする
ex) 朝食のポジティブかネガティブか

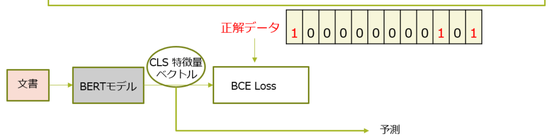


・小分類器から得られる特徴量の内積計算手法として,
先行研究の Transformer Encoder 層を使用することを参考にした

実現　multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデル



従来手法(BERT+MLP)



検証実験と特徴量ベクトルの活用方法の検討

・Transformer Encoder 層のみの学習をして, 5000 のテストデータでの検証をすることで,
多クラス分類タスクにおいて mpm+T モデルの有効性を確認した

・mpm+T モデルで得た特徴量ベクトルは多クラス分類タスクに有効な情報を保持している

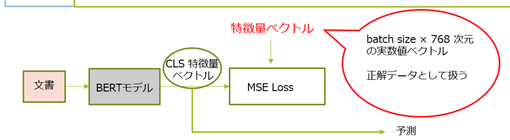
仮説) より高い精度で多クラス分類タスクを解くモデルの方が,
アスペクト情報に基づいて分類をしているのではないか？

全クラスのラベルが一致したデータ数

各データの各クラスごとにラベルの正誤を計算した指標

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
mpm+T	3468	1532	0.832±0.0469
従来手法 (BERT+MLP)	2537	2463	0.679±0.0299

課題 (仮) 特徴量活用モデル



・mpm+T モデルで得られる**特徴量を正解データ**として, BERT モデルを用いて多クラス分類をする
・現在の多クラス分類タスクにおける分類精度は以下の通りであり,
従来手法と比較して, アスペクト情報に基づいて分類されているという仮説の検証

評価指標	全て正解	一部正解	micro-F1
特徴量活用モデル	2977	2023	0.751±0.0343

まとめ

- 結論

・多クラス分類タスクを解くモデルとして,
multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデルを提案した
・多クラス分類タスクにおいて提案モデルの有効性を確認した

- 今後の課題

・精度が高い多クラス分類モデルであれば, アスペクト情報に基づいて分類されているという仮説の検証

まとめ

- 結論

・多クラス分類タスクを解くモデルとして,
multi pretrained models Transformer (mpm+T) モデルを提案した
・多クラス分類タスクにおいて提案モデルの有効性を確認した

- 今後の課題

・精度が高い多クラス分類モデルであれば, アスペクト情報に基づいて分類されているという仮説の検証