

事前学習モデルBERTによる 飲食店のメニュー名における修飾語提案

阿部 広夢[†] 伴 匠生[†] 小宮 和真[†] 中西 崇文[†]
武蔵野大学 データサイエンス学部 データサイエンス学科[†]

1. はじめに

近年、飲食店におけるメニュー名の決定は、その商品の売れ行きに大きく影響を及ぼすことから、消費者の購買意欲を増すようなものを命名することが非常に重要になってきている。特に、飲食店のメニュー名の場合は、単なる料理名だけで構成するだけでなく、材料の情報や擬音語を用いることによって、消費者の料理に対する想像力を掻き立てることで、購買意欲を増大させるというケースが多く見られる。

これらのメニュー名について、これまでのデータに基づき自動生成することが可能になれば、多様でメニュー名の候補をユーザの負担を軽くして提供できると考えられる。メニュー名の命名において、特に料理の様子・状態を説明する修飾語を提案するシステムを実現することができれば、新しいメニュー名を推敲する際の一助となり、消費者に対して各メニューの最大限のアピールが可能になると考えられる。

本稿は、事前学習モデルBERTによる飲食店のメニュー名における修飾語提案方式について示す。本方式は、これまでの既存のメニュー名を基本にして、料理名と修飾語からなるデータベースを構築した上で、それらのデータをファインチューニングすることで、入力とする料理名に対して、その料理名に合致した修飾語を提案することが可能となる。

本方式を実現することにより、メニューとして提供する料理名を入れることで、修飾語が付与された、新たなメニュー名を自動的に提案することが可能となる。既存メニューの売り上げとの相関を求め、売り上げに貢献したメニュー名のみ料理名と修飾語からなるデータベースに格納することができれば、消費者の購買意欲を最大化するような、料理の修飾語を含む新たなメニュー名の生成が実現できると考えられる。

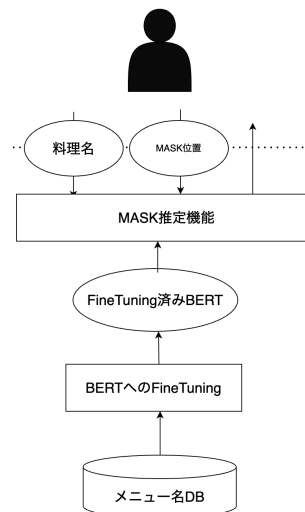


図1：本方式の全体図

本稿では、Web上に掲載されている既存のメニュー名を元に手動で料理名と修飾語からなるデータベースを構築した上で、本方式を実現することにより、料理名と合致した修飾語の候補を複数提示するシステムを構築した。

2. 関連研究

文献[1]では、料理画像と料理テキストを入力として、料理画像からCNN特徴量を抽出し、料理テキストから重要語を抽出し、それらの特徴量、重要語から料理カテゴリを推定することで料理名を推定する手法が示されている。本方式は、事前に料理名と修飾名からなるデータベースを用意し、それらのデータをBERTにファインチューニングすることにより、料理名に合致した料理の修飾語を提示する。

3. 事前学習モデルBERTによる飲食店メニュー名における修飾語提案方式

図1に、本方式の全体図を示す。本方式は、ファインチューニング機能、MASK修飾語推定機能から構成される。本方式では、事前に、料理修飾語データベースを構築する。料理修飾語データベースは、Web上に掲載されている、大手カフェチェーン、ファストフードチェーン、ファミリーレストランチェーン、計22社のメニュー名

表 1: 「[MASK]なチーズハンバーグ」を入力した場合の[MASK]部の推定結果

使用した BERT の学習モデル	推定結果候補上位 5 つ
3 エポック	美味, 贅沢, 安価 見事, 濃厚
5 エポック	見事, 美味, きれい 贅沢, ホット
20 エポック	美味, 見事, 立派 安価, 贅沢
東北大 BERT	有名, 主, 好き 著名, ポピュラー

表 2: 「濃厚で[MASK]なオムライス」を入力した場合の[MASK]部の推定結果

使用した BERT の学習モデル	推定結果候補上位 5 つ
3 エポック	濃厚, 素朴, 美味 シンプル, ホット
5 エポック	素朴, 美味, 濃厚 和風, 安価
20 エポック	美味, 濃厚, 素朴 丁寧, 柔らか
東北大 BERT	濃厚, シンプル, 素朴 フレッシュ, 透明

594 種類を手動で入力, 作成する.

3.1 ファインチューニング機能

ファインチューニング機能は, 先述の料理名データベースを学習データとし, 東北大学乾研究室が開発した独自の BERT モデルをベースとして学習させる. 本論文では BERT のファインチューニングの不安定性を解消するために, 文献[2]によって提案されている 20 エポック, オプティマイザーには学習率 $2e^{-5}$ に設定した Adam を使用し, ファインチューニングを行う. またオプティマイザーは固定し, 独自に設定した 3 エポック, 5 エポックでも同様にファインチューニングを行う.

3.2 MASK 修飾語推定機能

MASK 修飾語推定機能は, 例えば, 「[MASK]なチーズハンバーグ」という文を設定し, [MASK]部分を先述の 3 種類のファインチューニングをしたモデルを用いて推定させる.

4. 実装

本節では, 本方式を実装したシステムについて示す. 表 1 に「[MASK]なチーズハンバーグ」を入力として, [MASK]部分を推定した結果, また表 2 には「濃厚で[MASK]なオムライス」を入力として, [MASK]部分を推定した結果を示す. BERT の MASK 推定機能は MASK 部分に適している候補を順番に表示させるため, 今回は上位 5 つを表示させた.

表 1 の結果から, ファインチューニング済

みの 3 種類の BERT モデルの共通点として, 美味や贅沢, 見事といった共通語が推定されており, 味覚, 視覚のみならず, 値段についての語句が共通して見られる. 一方で東北大学の事前学習モデルでは有名や著名といった語句があり, ファインチューニング済み BERT モデルが示した候補とは違う傾向の語を推定した.

一方, 表 2 の結果も, 美味や柔らかなど食感や味についての語句が出力された

評価実験として同学部生 48 人に先ほどの推定結果を MASK 部分に挿入し, その結果をランダムに配置し, 最も自然で魅力的なものを選ばせるアンケートを実施した.

3 エポックでは推定結果 1 位が美味であることに対し, アンケート結果としては回答者 48 名中 29 名が濃厚を選択した. 5 エポックでは推定結果 1 位が見事であるのに対して, 40 名が贅沢を選択, 20 エポックでは推定結果 1 位が美味であるのに対して 36 名が贅沢を選択し, 結果として, BERT の推定候補の順位と人間の選択基準は異なることがわかった. しかし, 東北大学が開発した BERT の場合, 推定結果 1 位が有名であり, アンケートでは 34 名が有名を選択した.

5. おわりに

本稿では, 事前学習モデル BERT による飲食店のメニュー名における修飾語提案方式について示した. また, 本方式を実現するシステムを構築し, いくつかの修飾語の推定例を示した. 本方式により, 料理名に合致した修飾語を推定することが可能となり, 新たなメニュー名の創出の一助となることを示した.

今後の課題として, 推定する修飾語の表現の多様性の増大のための料理修飾語データベースの拡充, 実際の商品の売り上げに基づく消費者の購買意欲を増大させる修飾語の重みづけ方式の実現が挙げられる.

参考文献

- [1] 小田将規, 青野雅樹. “重要単語からなる料理テキストと料理画像のマルチモーダル特徴量を用いた料理名推定” IEICE Conferences Archives. The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers, 2016.
- [2] M. Mosbach, M. Andriushchenko, D. Klakow, “On the Stability of Fine-tuning BERT: Misconception, Explanations, and Strong Baselines” ICLR Conferences. International Conference on Learning Representations 2021.