

料理レシピサイトから抽出される特徴に基づいた調理時間予測

Prediction of Cooking Time based on the Features
Extracted from a Cooking Web Site阿部卓也[†]
Takuya Abe立間淳司[‡]
Atsushi Tatsuma青野雅樹[‡]
Masaki Aono

1. はじめに

近年, cookpad[1] や E・レシピ [2] といった料理レシピ共有サイトの普及により, Web 上には多数の料理レシピデータが存在している. そこには, タイトルや素材一覧, 調理工程といった, 調理に必要な情報が数多く記載されているが, その中でも重要な項目として目安調理時間がある. しかし, 目安調理時間が書かれていないレシピや, 項目そのものが存在しないレシピサイトがあり, その料理は限られた時間で作ることができるのか判断できないことがある.

そこで本研究では, 目安調理時間を予測することを考え, そのための素性を提案し, 教師あり学習による目安調理時間の予測を試みた.

2. 関連研究

料理レシピには, タイトルや素材一覧, 調理工程といった様々な情報が記載されている. その中でも, 料理の画像を用いて, 調理の支援や, 食事のマネジメントをしようとする研究が行われている. Sudo ら [3] は, 食事画像を意味領域に分割し, 分割された各領域ごとにレシピ中の素材をラベリングした. そして, ラベルのヒストグラムから, そのレシピの栄養素成分の回帰予測を行った. また, Kawano ら [4] は, Deep Convolutional Neural Network を素性とし, 70 種の料理画像からなるデータセット UEC-FOOD100 Dataset の分類を行った. Kitamura ら [5] は FoodLog など, 画像認識技術を用いて, 食事管理システムの構築を行っている. 一方, レシピ上のタイトルや調理工程をテキスト情報として利用した研究も行われている. 森ら [6] や山肩ら [7] はレシピにおける手順動作からフローグラフを定義し, そこからレシピの要約を行った. Wang ら [8] は中華料理レシピ特有の特徴を解析し, レシピをモデル化した. van ら [9] はレシピの推薦を行うためのレシピ間類似度をレシピテキストから定義した.

3. 提案素性

以下では, 素材と動作のペアによる素性とコンテンツから得られる素性について提案する.

3.1. 素材と動作のペアによる素性

料理レシピには, タイトルや素材一覧, 調理工程の情報は必ず記載されており, その中の調理工程に従って調理することで料理が完成する. そこで, 我々はレシピの調理時間は調理動作文を解析することで推測可能であると仮定した. 一般的にテキストマイニングで用いられるテキストのベクトル表現方法として, Bag-of-Words

(BoW) という表現方法がある. しかし, この表現方法は語順や単語同士のつながりを考慮していないため, 単語同士の係り受け関係が欠損してしまうという問題点がある. そこで, 目安調理時間を予測するには, 調理手順内に出現する名詞(素材)と動詞(調理動作)のつながりが重要であると考え. そこで, 図 1 のように, 素材と調理動作の組の Bag-of-Features を採用することで, 素材と調理動作のつながりを考慮する. 実際には, 調理工程文において, 調理と関わりのある動詞とその係り受けの素材の組を作成することで, 素性の抽出を行う.

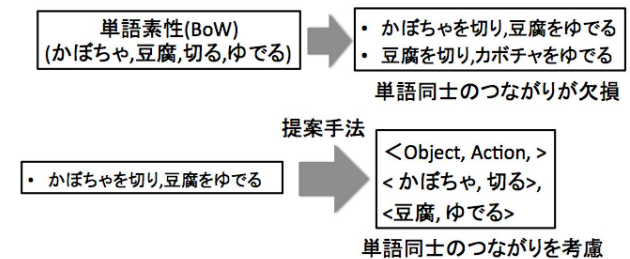


図 1: 素材と動作のペアによる素性

3.2. コンテンツから得られる素性

レシピ上にはタイトルや素材といった調理に関わる情報以外にも, カロリーなど, レシピに関する情報も補助情報として記載されていることが多い. そこで, レシピ上から得られる情報を, データ分析による知見と, レシピサイトに記載されていることが多いことを基準として素性を考案した. 表 1 に本手法で扱った素性を列挙している.

表 1: コンテンツ素性一覧

素性	次元数	領域
調理ステップ数	1	正の整数
素材の数	1	正の整数
調理器具の数	1	正の整数
主な調理動作	12	正の整数
カロリーの対数	1	正の実数
落とし蓋	1	0 or 1
形容詞の極性	2	正の整数
火力	3	正の整数
アルミホイル, 圧力鍋の有無	2	0 or 1
名詞, 動詞, 形容詞	3	正の整数
肉の種類(豚, 牛, 鶏)	3	正の整数
素材の種類(魚, 肉, 野菜)	3	正の整数

[†]豊橋技術科学大学 大学院 情報・知能工学専攻[‡]豊橋技術科学大学 情報・知能工学系

表2: 実験結果

素性 (次元)	回帰モデル						分類モデル		
	MAE (分)			R ² (%)			Accuracy (%)		
	SVR		RF	SVR		RF	SVM		RF
	linear	RBF	-	linear	RBF	-	linear	RBF	-
ベースライン 1(334)	5.82	6.33	5.28	42.40	35.79	55.36	41.78	41.55	44.70
ベースライン 2(2,246)	5.94	5.37	4.77	44.78	48.86	62.05	41.89	45.45	47.76
提案 1(5,496)	6.08	5.71	5.72	39.84	39.93	42.07	41.67	45.16	45.72
提案 2(33)	5.77	5.63	5.36	37.95	39.18	49.63	42.00	46.28	48.90
提案 1+提案 2(5,529)	5.39	5.44	5.08	48.82	45.77	51.54	42.68	45.50	49.66
ベースライン 2+提案 2(2,279)	5.17	5.48	4.80	53.35	45.39	60.08	44.59	48.54	50.79

調理ステップ数 下準備と調理動作のステップ数の和

素材の数 記載素材の総数

調理器具の数 調理動作の文中に明示されている調理器具の数

主な調理動作 “揚げる”, “焼く”, “煮る”, “炒める”, “ゆでる”, “蒸す”, “漬ける”, “炊く”, “和える”, “電子レンジ”, “オープン”, “煮詰める” 計 12 動作の頻度による整数ベクトル

カロリーの対数 レシピ中に記載されているカロリーの対数

落とし蓋 調理動作中の “落とし蓋” 動作の回数

形容詞の極性 文中の形容詞に対し, 著者が作成した形容詞極性辞書に基づいて分類し出現回数をカウント

火力 調理動作文中の, “強火”, “中火”, “弱火” 記述の回数

アルミホイル “アルミホイル” 記述の回数

圧力鍋 “圧力鍋” の使用回数

名詞, 動詞, 形容詞 調理動作文中の名詞, 動詞, 形容詞の個数

肉の種類 肉素材のうちの “豚肉”, “牛肉”, “鳥肉” の個数

素材の種類 素材のうちの “魚”, “肉”, “野菜” の個数

4. 実験

提案した2つの素性を用いて, 目安調理時間の推定実験を行った. データはE・レシピ [2] 中の “主菜” 項目のレシピで, 最短調理時間が5分, 最高調理時間が90分のレシピ集合である. それを訓練用3,000件, テスト用として888件使用し, 5分毎区切りの16クラスのカテゴリモデルと回帰モデルで予測を行った. 学習器はSVMとRandomForest (RF) を用いた. SVMのカーネルはRBFカーネルと線形カーネルを用いた. 評価尺度には, 平均絶対誤差 (MAE) と寄与率 (R^2), 正解率 (Accuracy) を用いた. 表2に結果を示す. 表中のベースライン1,2はそれぞれ動詞, 名詞と動詞のBoWであり, 提案1,2は素材と動作のペアによる素性とコンテンツから得られる素性である. また, 表の上段は単一素性で, 下段は複合素性での結果を示している.

5. 結果と考察

表2より, 分類モデルではベースライン素性より約3%ほど正解率が高くなったが, 回帰モデルではベースライン素性を用いることで, 提案素性より誤差が小さくなる結果となった. 提案素性が単独で回帰に適さなかったケースが存在した. まず, 素材が少ないが, 調理時間が60分など長めのレシピのケースである. ベースライン素性では, 素材以外の “冷凍庫” や “鍋” といった調理器具などの名詞を約2000語用いているのに対し, 提案素性では, 素材と動詞の組であることから名詞を用いておらず, 約1100語程度しかないと, 素材数が少なく調

理時間が長いレシピは, 誤差がベースラインに比べ大きくなった. しかし, 素材が多いレシピの誤差はBoWに比べ小さくなった. また, 90分レシピなど目安調理時間が長いレシピほど, 誤差が広がっていた. 原因として考えられるのは, 調理時間が長いレシピには “40分煮込む” といった時間制約がつけられた調理工程によるものと考えられる. 今回の手法では時間制約は加味せず, “煮込む” の動詞しか抽出されない. そのため, 予測した目安調理時間が正解に届かず, 誤差が広がってしまっていた.

6. おわりに

本研究では, 料理レシピの目安調理時間予測を行うための素性を提案し, 実際にそれを用いて予測実験を行った. 実験の結果, コンテンツから得られる素性と, BoWとの複合素性が分類モデルにおいてベースライン素性による結果を上回った.

今後の課題として, より効果的な新しい素性の提案と, 素材以外の名詞を使用し, ベースラインと同数の名詞を取り入れることが挙げられる. また, 時間制約付き調理工程による誤差を減らす対応としては, 調理工程毎に細かく調理時間の予測を行うことで改善の可能性がある. さらに, これを行うことで, 調理工程の最適化などの応用も可能になると考えられる.

参考文献

- [1] レシピ検索 No.1 /料理レシピ載せるなら クックパッド <http://cookpad.com/>
- [2] E・レシピ <http://erecipe.woman.excite.co.jp/>
- [3] Sudo, Kyoko, et al. “Estimating nutritional value from food images based on semantic segmentation.” In Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication. ACM, 2014.
- [4] Kawano, Yoshiyuki, and Keiji Yanai. “Food image recognition with deep convolutional features.” In Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication. ACM, 2014.
- [5] Kitamura, Keigo, Toshihiko Yamasaki, and Kiyoharu Aizawa. “Food log by analyzing food images.” In Proceedings of the 16th ACM international conference on Multimedia. ACM, 2008.
- [6] Mori, Shinsuke, et al. “Flow graph corpus from recipe texts.” Proceedings of the Ninth International Conference on Language Resources and Evaluation. 2014.
- [7] 山肩洋子, et al. “レシピフローグラフを介したレシピ集合の要約と特徴抽出 (データ工学と食メディア).” 電子情報通信学会技術研究報告. DE, データ工学 113.214 (2013): 43-48.
- [8] Wang, Liping, et al. “Substructure similarity measurement in chinese recipes.” Proceedings of the 17th international conference on World Wide Web. ACM, 2008.
- [9] van Pinxteren, Youri, Gijs Geleijnse, and Paul Kamsteeg. “Deriving a recipe similarity measure for recommending healthful meals.” Proceedings of the 16th international conference on Intelligent user interfaces. ACM, 2011.