

レシピテキストからの調理時間推定

岡崎 真治

名古屋大学 工学部

okazaki.shinji@b.mbox.nagoya-u.ac.jp

笹野 遼平

名古屋大学 大学院情報学研究科

{sasano,takedasu}@i.nagoya-u.ac.jp

武田 浩一

1 はじめに

楽天レシピ¹やクックパッド²に代表されるユーザー投稿型のレシピサイトの普及に伴い、Web上のレシピは、新たな料理へのアレンジやダイエットへ利用されるなど、食メディアとしての重要性が高まっている。初めて作る料理の場合、レシピ全体で必要となる調理時間や各手順の所要時間に関する情報は準備や調理を効率よく行うために有用な情報となる。しかし、Webに存在するレシピの多くには個別の手順の所要時間は記載されておらず、また、全体の調理時間が記載されていないケースも存在する。

たとえば図1に示すレシピでは、全体の調理時間は30分と記載されているものの、手順ごとの所要時間は記載されていない。しかし、各手順のテキストを読むと、「煮汁が半分以下になるまで、時々ゆすってやりながら煮る」という記述がある手順3は所要時間が長く、「器に盛り付け、小ねぎを散らす」との記述しかない手順4は所要時間は短いことが予想され、全体の調理時間を考慮に入れると各手順の所要時間もある程度推定することが可能である。そこで、本研究では全体の調理時間が記載されているレシピを学習データとし、レシピのテキストからレシピ全体、および、個別手順の所要時間の推定に取り組む。

2 関連研究

ユーザー投稿型のレシピサイトの普及に伴い、レシピを用いた研究は近年盛んに行われている。たとえば、森ら[1]は調理工程の流れをグラフで表すフローグラフコーパスを作成し、レシピ検索における有用性を示しており、Majumderら[2]は、名前、材料、カロリーを入力とし、ユーザの食歴を考慮した、ユーザ好みのレシピを生成するモデルを提案している。また、渡辺ら[3]はオノマトペを用いたレシピ検索システムを、阿

めんつゆで☆ブリあら大根煮☆ レシピ・作り方

カテゴリ 定番の魚料理 > ぶり大根

材料 (2~4人分)

ブリあら	4切れ (400g位)
大根	200g
めんつゆ (3倍濃縮)	30cc
酒	50cc
みりん	30cc
三温糖	大匙1
水	350cc
生姜	4切れ
小ねぎ	1本

約30分 300円前後

作り方

- 大根は1、5~2cmの半月切。ブリあらは熱湯をかけた水で綺麗に洗う。生姜はせん切り。小ねぎは小口切り。
- 鍋に●と生姜を加えひと煮たちさせる。
- (2)に大根・ブリあらを入れ、煮汁が半分以下になるまで、時々ゆすってやりながら煮る。
- 器に盛り付け、小ねぎを散らす。

図1: 楽天レシピにおけるレシピの例³

部ら[4]は素材と調理動作の組の Bag-of-Features に基づく調理時間予測システムを提案している。

また、テキスト情報から数量情報を予測する研究も数多く存在している。たとえば、エッセイの自動採点を行う研究[5]や、金融ニュースのテキスト情報を手掛かりの1つとして株価予測を行う研究[6]、twitterに投稿されたテキスト情報を手掛かりにインフルエンザの患者数を予測をする研究[7]などが行われている。

3 使用するレシピデータ

本研究では、レシピデータとして楽天レシピデータ[8]を用いた。楽天レシピデータには約80万レシピが含まれ、その多くには、5分以内、約10分、約15分、約30分、約1時間、1時間以上の6分類から選択する形式で調理時間が付与されている。このうち1時間以上に分類されたレシピは上限時間が与えられていないことから使用せず、残りの5つの調理時間⁴が付与され

¹<http://recipe.rakuten.co.jp/>

²<http://cookpad.com/>

³<https://recipe.rakuten.co.jp/recipe/1040012183/>

⁴5分以内は約5分とみなして使用した。

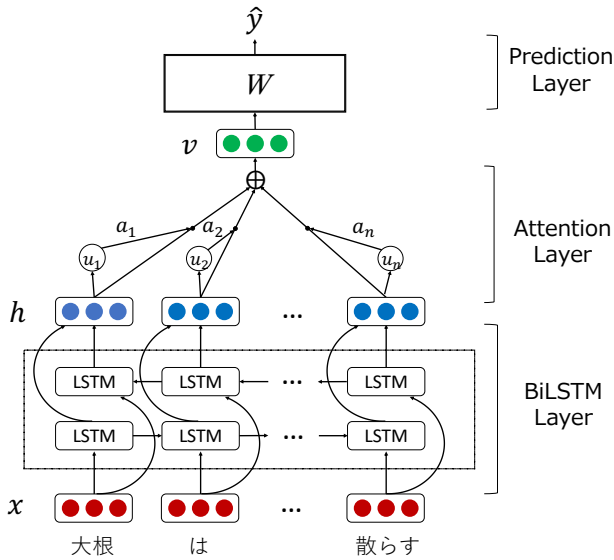


図 2: レシピ一括推定モデルの概要

たレシピから無作為に 25,000 レシピを抽出し、調理時間の分布が等しくなるよう 10,000, 5,000, 10,000 レシピに分割し、それぞれ学習データ、開発データ、テストデータとして使用した。図 1 のレシピにおいて使われている“●”のように、材料の一部を記号により表現するケースが多く存在したことから、レシピ内の材料追加に用いられる記号は参照されている材料に置き換え使用した。

4 提案手法

レシピ全体を 1 つのテキストとして入力しその調理時間を予測する『レシピ一括推定モデル』と、手順ごとに所要時間を予測しそれらを合計することで全体の調理時間を予測する『手順分割推定モデル』の 2 つのモデルを提案する。いずれのモデルにおいても、レシピテキストを入力、その所要時間の自然対数の値を出力とする、Attention 機構を用いたニューラルネットワークによりモデル化を行う。ここで、所要時間の対数値を用いるのは、推定時間の差よりも、推定時間の比が重要であると考えたためである。

4.1 レシピ一括推定モデル

図 2 にモデルの概要を示す。このモデルでは、全手順を繋ぎ合わせ 1 つのテキストとしたものを入力とし、その合計所要時間を推定する。まず、各単語の単語ベクトル x_i を Bi-LSTM に入力し、前後の文脈情報を捉えた隠れ層のベクトル h_i を得る

1. 手順ごとに調理時間を推定

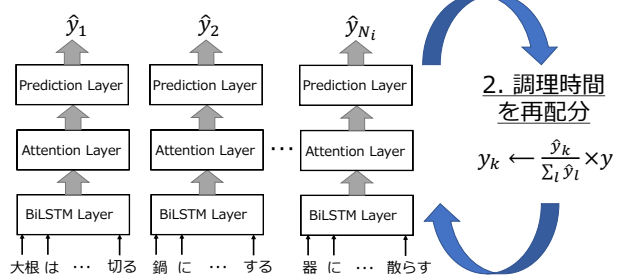


図 3: 手順分割推定モデルの概要

続いて隠れ層のベクトル集合に対し、下記の式で表現される Attention 機構を適用し、各単語の重要度を考慮したレシピ全体の表現ベクトル v を算出し、最後に v を Prediction Layer に入力し、調理時間 y の対数値を出力する。

$$u_i = \tanh(W_u h_i + b_u)$$

$$a_i = \frac{\exp(u_i^\top u_a)}{\sum_j \exp(u_j^\top u_a)}$$

$$v = \sum_i a_i h_i$$

4.2 手順分割推定モデル

図 3 にモデルの概要を示す。手順分割推定モデルでは、手順ごとの調理時間を推定し、それらを合計することによりレシピ全体の調理時間を推定する。しかし、本研究で使用する楽天レシピをはじめとした多くのレシピには、全体の調理時間の記載はあるものの、個別の手順の所要時間は記載されていない。このため、個別手順の所要時間の正解データは使用せず、以下で説明するように個別の手順の推定所要時間の合計が、レシピに記載されている調理時間が近づくように繰り返し学習を行う。具体的には、 t 回目の学習されたモデルで推定された手順ごとの所要時間を基に、レシピ全体の調理時間を比例配分し、 $t+1$ 回目の学習における各手順の所要時間の正解データとみなしてモデルの学習を行うというプロセスを繰り返すことで、手順ごとの所要時間の推定を行う。

レシピ i 全体の調理時間を y_i 、手順数を N_i 、手順集合を $\{p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,N_i}\}$ 、 t 回目の繰り返しにおける手順 $p_{i,k}$ の所要時間の正解値を $y_{i,k,t}$ と表すとすると、学習のプロセスは以下のように説明できる。ただし、繰り返し回数は開発データを用いて決定する。

0. 各手順の所要時間を $y_{i,k,0} = \frac{y_i}{N_i}$ に初期化

表 1: 調理時間推定実験

モデル	Attention	MSE
平均時間		0.738
レシピ一括推定モデル	✓	0.469 0.305
手順分割推定モデル	✓	0.333 0.331

- 与えられた各手順の所要時間 $y_{i,k,t}$ を正解値とし、手順を入力単位とするレシピ一括推定モデルと同様のモデルにより各手順の所要時間推定モデルを学習し、各手順の所要時間の推定値 $\hat{y}_{i,k,t}$ を算出
- 以下の式により、レシピ i の調理時間 y_i を $\hat{y}_{i,k,t}$ に比例するように再配分し 1 に戻る

$$y_{i,k,t+1} = \frac{\hat{y}_{i,k,t}}{\sum_l \hat{y}_{i,l,t}} \times y_i$$

5 実験

5.1 実験設定

レシピのテキストは、MeCab⁵を用いて形態素解析を行った。また、単語ベクトルは楽天レシピデータ全体に対し、CBOW モデル [9] を適用することで獲得した⁶。損失関数には所要時間の対数値の Mean Squared Error (MSE) を用いた。

5.2 レシピ全体の調理時間推定

レシピ全体の調理時間の推定実験の結果を表 1 に示す。提案する 2 つのモデルに加えて、Attention 機構を用いず、すべての隠れ層ベクトル h の平均ベクトルを入力テキスト全体の表現ベクトルとしたモデルを用いた実験も行った。また、ベースラインとして、すべてのレシピの調理時間の予測値を全レシピの調理時間の平均時間とした場合の MSE も記載している。

レシピ一括推定モデル、手順分割推定モデル、いずれについてもベースラインである平均時間モデルよりは大幅に高い精度となっていることが確認できる。2 つのモデルを比べるとレシピ一括推定モデルの方がやや高い精度となった。しかし、Attention 機構を用いなかった場合、手順分割推定モデルでは精度にほとんど変化が見られないのに対し、レシピ一括推定モデルでは大幅な精度低下が確認された。これは、手順分割

表 2: 調理時間推定における手順数・人数の効果

モデル	手順数	人数	MSE
レシピ一括推定モデル			0.305
	✓		0.294
	✓	✓	0.284
手順分割推定モデル			0.331
	✓		0.322
	✓	✓	0.308
			0.298

推定モデルの場合は、手順ごとに所要時間を予測できることから、Attention 機構を用いずとも調理時間に影響の大きい表現を考慮できるのに対し、レシピ一括推定モデルでは入力是非常に長いテキストとなっており、Attention 機構を用いないとそのような調理時間に影響の大きい表現に着目することができないためであると考えられる。

Attention 機構を用いた場合に、レシピ一括推定モデルの方が高い精度となった要因について考えると、手順分割モデルでは全体の調理時間から間接的に推定した所要時間を正解データとした学習を行っていることから、学習の際の正解データが必ずしも正しくないこと、各手順の所要時間を推定する際に前後の手順の情報や総手順数を考慮していないこと等が考えられる。特に手順数については、全体の手順数が多い場合は、個別の手順の所要時間は短くなる傾向があると考えられるなど、影響が大きいと考えたため、総手順数の逆数を入力ベクトルに加えた実験も行った。また、そのレシピが何人前のレシピなのかという情報も調理時間に影響を与えると考え、レシピに記載された人数の対数値も入力ベクトルに加えた実験も行った。結果を表 2 に示す。手順数、人数を考慮することで全体的な傾向として精度が向上していることが確認できる。これらの効果は手順分割推定モデルにおいてより顕著であり、手順数、人数両方を使用したモデルではレシピ一括推定モデルとほぼ同等の精度となった。

5.3 手順ごとの所要時間推定

手順分割推定モデルの特長は、レシピ全体の調理時間だけでなく、各手順の所要時間を算出できることである。しかし、本研究で使用する楽天レシピデータには手順ごとの所要時間は含まれておらず、また、レシピだけから正確な所要時間をアノテートするのは困難であると考えられる。そこで本研究では、各レシピにおいてもっとも時間がかかると考えられる手順を人手でタグ付けし、その手順をどのくらい正しく推定でき

⁵<https://taku910.github.io/mecab/>, 辞書:mecab-ipadic

⁶窓幅は 20, 単語ベクトルの次元数は 200 次元とした。

表 3: 最長所要手順の予測実験

モデル	正解率
ランダム	0.314
レシピ一括推定モデル	0.678
手順分割推定モデル	0.691

ているかによって、各手順の所要時間推定の精度の評価を行った。タグ付けは、200 レシピを対象に2名のアナテータで行った。その結果、149 レシピについて、2名のタグ付け結果が一致したことから、この149 レシピを評価に使用した。

比較対象として、2つのモデルを用いた。1つは各レシピについて無作為に1手順を選ぶモデル(ランダム)、もう1つはレシピ一括推定モデルで学習されたモデルを各手順に対し適用したモデルである。レシピ一括推定モデルと手順分割推定モデルは、それぞれ表2においてもっとも高い精度となった設定で実験を行った。実験結果を表3に示す。

手順分割推定モデルは、ランダムモデルより大幅に高い精度を実現しており、手順ごとの所要時間を適切に推定できていることが確認できる。しかし、レシピ一括推定モデルで手順ごとの所要時間を推定した場合の正解率との差は限定的であった。この結果は、レシピ一括推定モデルも Attention 機構により、調理時間に影響の大きい表現を適切に考慮できているためであると考えられる。

表4に、手順分割推定モデルによる調理時間の推定結果の例を示す。調理時間の合計値は17.6分と推定されており、これはレシピ記載の調理時間とほぼ等しい推定結果となっている。また、個別の手順の所要時間の推定結果を見ると、「火が通るまで煮る」などの表現がある手順2をもっとも長く、盛り付けだけを行っている手順4の所要時間をもっとも短く予測しており、適切に各手順の所要時間を予測できていると言える。

6 まとめと今後の展望

本研究では、レシピテキストからの調理時間の推定に取り組んだ。レシピ全体を1つの入力とし Attention 機構を用いて調理時間の推定を行うレシピ一括推定モデルと、手順ごとの所要時間を推定することでレシピ全体の調理時間を予測する手順分割推定モデルの2つのモデルを提案し、レシピ全体の調理時間が付与されている25,000のレシピデータを用いた実験を通してその有効性を示した。さらに各レシピについてもっと

表 4: 手順ごとの調理時間推定結果の例

#	手順	推定値
1	絹豆腐はキッチンペーパーにくるんで水気を切る。玉ねぎは細くスライス、しめじ・キムチは食べやすい大きさにカットする。青ねぎは小口切りにする。	2.48
2	鍋にの調味料と、玉ねぎ・しめじを入れて火にかけ、沸騰したらキムチを入れて、具材に火が通るまで煮る。水溶き片栗粉でとろみをつける。	8.26
3	絹豆腐に片栗粉をまぶし、大目のサラダ油(大2)で揚げ焼きにする。全面に焼き色がつくようにひっくり返しながらかく。	5.04
4	お皿に3を盛り、上から2をかけて、青ねぎをたっぷりのせたらできあがり！	1.85
レシピ記載の調理時間: 15分		17.63

も所要時間が長いと考えられる手順の推定精度を調査した結果、約70%の精度で推定できていることを確認した。今後の課題としては、手順ごとの所要時間の直接評価や、並列処理の可能性を考慮したモデル化等が考えられる。

謝辞

本研究では、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株式会社から提供を受けた「楽天データセット」を利用した。ここに記して謝意を表する。

参考文献

- [1] Shinsuke Mori, Hirokuni Maeta, Yoko Yamakata, and Tetsuro Sasada. Flow graph corpus from recipe texts. In *Proc. of LREC'14*.
- [2] Bodhisattwa Prasad Majumder, Shuyang Li, Jianmo Ni, and Julian McAuley. Generating personalized recipes from historical user preferences. In *Proc. of EMNLP-IJCNLP'19*.
- [3] 渡辺知恵美, 中村聡史. オノマトペロリ: 味覚や食感を表すオノマトペによる料理レシピのランキング. 人工知能学会論文誌, Vol. 30, No. 1, pp. 340-352, 2015.
- [4] 阿部卓也, 立間淳司, 青野雅樹ほか. D-018 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 (d 分野: データベース, 一般論文). 情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol. 14, No. 2, pp. 103-104, 2015.
- [5] Zixuan Ke and Vincent Ng. Automated essay scoring: A survey of the state of the art. In *Proc. of IJCAI'19*.
- [6] Deli Chen, Yanyan Zou, Keiko Harimoto, Ruihan Bao, Xuancheng Ren, and Xu Sun. Incorporating fine-grained events in stock movement prediction. In *Proc. of ECNLP'19*.
- [7] 荒牧英治, 増川佐知子, 森田瑞樹ほか. Twitter catches the flu: 事実性判定を用いたインフルエンザ流行予測. 研究報告自然言語処理 (NL), Vol. 2011, No. 1, pp. 1-8, 2011.
- [8] 楽天株式会社 (2019): 楽天レシピデータ. 国立情報学研究所情報学研究データリポジトリ (<https://doi.org/10.32130/idr.2.4>).
- [9] Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeffrey Dean. Efficient estimation of word representations in vector space. In *Proc. of ICLR Workshop*, 2013.