

典型的レシピに着目した初心者のための料理レシピ検索支援

Support of Cooking Recipes Retrieval for Beginner focus on Typical Recipe

高橋 拓誠

Takumi Takahashi

広島市立大学大学院情報科学研究科

言語音声メディア工学研究室

Graduate School of Information Sciences, Hiroshima City University

Language and Speech Research Laboratory

概要 Cookpad や楽天レシピなどの料理レシピ投稿サイトでは、調理手順を省略したレシピやある材料を別のものに代替したレシピが多く、初心者が求めるような基本的なレシピには到達しづらい。本研究では、典型的レシピに着目することで、料理の初心者のためのレシピ検索支援を目的としたシステムを構築した。典型的レシピの発見には、レシピ本文と材料の2つの特徴から典型度を計算することにより求めた。

1 はじめに

Cookpad^{*1}などの料理レシピサイトでは、誰もがレシピを投稿することができ、誰もがそのレシピを閲覧することができる。このようなレシピサイトを利用するユーザの料理のスキルは、初心者から上級者まで様々である。また、Cookpadに存在するレシピでは、オーソドックスなレシピもあればアレンジを加えたレシピなど様々なものが混在している。このような中で、初心者のユーザがオーソドックス(典型的)なレシピを探す場合、そのコストは大きいと考えられる。

本研究では、様々なレシピが混在する中から典型的なレシピを自動的に抽出し、推薦する手法を提案する。ある料理に対する典型的レシピを自動的に発見することで、初心者に対して正しく、迅速な料理支援が可能となる。

2 典型的レシピの自動抽出

本研究では、ユーザが料理名をクエリとして検索を行った場合、検索結果に含まれるレシピの中から典型的なレシピを自動的に発見する。典型的レシピを発見するための特徴として、本研究では“レシピ本文”と“材料”に着目した。上記の2つの特徴に対して、対象のレシピ $recipe_i$ の典型度を計算し、典型度が最大となるレシピを典型的レシピとして推薦する。

2.1 レシピ本文からの典型度の計算

本稿で扱うレシピ本文とは、作り方の工程の部分である。あるレシピ $recipe_i$ の典型度は、料理 j において $recipe_i \in R_j$ となるレシピ集合 R_j の中で、どのレシピにも頻出する表現が最も多くなると考えられる。しかしながら、 R_j に含まれないレシピにおいても頻出する表現はあまり重要ではない。そのため、 $recipe_i$ のレシピ文の典型度 TYP_{rec} は以下の式により算出する。

$$TYP_{rec}(recipe_i) = \frac{1}{N} \sum_{w \in W} tf(w) * idf(w) \quad (1)$$

ここで、 $tf(w)$ はレシピ集合 R_j 中の語 w の頻度を表し、 $idf(w)$ はすべての料理のレシピ集合に対する語 w の逆文書頻度である。また、 W は $recipe_i$ 中の内容語の集合、 N は $recipe_i$ 中の内容語の数を表す。

2.2 材料からの典型度の計算

料理を作るにあたり使われる材料の系列は、その料理の典型度を表すと考えられる。本稿では、以下の4つの仮説 [1] をもとに材料の典型性を定義した。

仮説 1 典型的な材料が使われているレシピほど典型的である (e.g. じゃがいも \in 肉じゃが)

仮説 2 非典型的な材料が使われていないレシピほど典型的である (e.g. ベーコン \notin 肉じゃが)

仮説 3 典型的な材料が使われていないレシピほど非典型的である (e.g. じゃがいも \notin 肉じゃが)

仮説 4 非典型的な材料が使われているレシピほど非典型的である (e.g. ベーコン \in 肉じゃが)

仮説 1~4 を用いて $recipe_i$ における典型度を計算するために、以下の2つのベクトルを用意した。

$$BoI_i = [sgn(freq(x_1)), sgn(freq(x_2)), \dots, sgn(freq(x_n))]$$

$$P_j = \left[\frac{freq(x_1)}{N}, \frac{freq(x_2)}{N}, \dots, \frac{freq(x_n)}{N} \right]$$

ここで、 $freq(x_k)$ は材料 x_k の出現頻度を表し、 N は料理 j 中のレシピの数を表す。

しかしながら、Cookpad のレシピでは、ユーザが材料名を自由に記述出来るために表記ゆれが起こる。本稿では、この表記ゆれを解消するために土居らの料理オントロジー [2] を用いた。

上記のベクトルを用いて $recipe_i$ に対する材料の系列の典型度 TYP_{ing} は以下の計算で求める。

$$score(recipe_i) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^M (BoI_{i,k} - P_{j,k})^2 \quad (2)$$

$$TYP_{ing}(recipe_i) = 1 - score(recipe_i) \quad (3)$$

ここで、 N は $recipe_i$ において出現した材料の数を表し、 M はすべての材料の数を表す。このとき、式 (2) の

*1 <http://cookpad.com/>

値は $recipe_i$ の材料系列が典型的であれば 0 に近似し、非典型的であれば 1 に近似する。 TYP_{rec} は $recipe_i$ が典型的であるほど最大化する一方で、 $score(recipe_i)$ は $recipe_i$ が典型的であるほど最小化される。整合性を取るために、式 (3) より $recipe_i$ が典型的であるほど TYP_{ing} を最大化するようにした。

2.3 典型的な料理レシピの決定

料理 j におけるレシピ集合 R_j の中から、典型的レシピ TR は以下の式に基づき決定される。

$$TR = \underset{i}{\operatorname{argmax}}(TYP_{rec}(recipe_i) * TYP_{ing}(recipe_i))$$

3 評価実験

3.1 実験方法

11 種類の料理より収集した 757 種類のレシピを用いて、各料理 j における典型的レシピ上位 10 件および下位 10 件の推薦結果が適切かどうか主観による評価を行った。今回の実験に使用した各料理とレシピの数を表 1 に示す。

評価尺度には、被験者 1 人の主観により、推薦されたレシピが妥当かどうかを 3 件法 (1: 妥当でない, 2: 許容できる, 3: 妥当) による評価を行った。また、比較手法について以下に示す。

- REC: レシピ本文だけを用いた典型度計算
- ING: 材料だけを用いた典型度計算
- REC+ING: レシピ本文と材料を用いた典型度計算

表 1: 実験に用いた料理ごとのレシピ数

料理名	レシピ数
フレンチトースト	80
餃子	108
ハンバーグ	151
麻婆豆腐	38
味噌汁	69
肉じゃが	27
お好み焼き	110
オムライス	42
ペペロンチーノ	19
ポテトサラダ	41
サンドイッチ	72
合計	757

3.2 実験結果

実験結果を表 2 に示す。平均値、標準偏差は、各手法において表 1 の 11 種類の各料理における推薦上位/下位の 10 件、合計 110 件のレシピに対する評価の平均値と標準偏差である。実験結果より、ING が最も典型的なレシピを推薦できたといえる。しかし、有意水準 5% で両側検定の t 検定を行ったところ、各手法間に有意差は見られなかった。一方で、各手法において上位 10 件と下位 10 件で推薦されたレシピについて、有意

水準 1% で両側検定の t 検定を行ったところ、すべての手法で有意差が確認できた。

また、各手法における評価値ごとのレシピ数を表 3 に示す。評価値 3 においては、推薦結果上位 10 件のおおよそ半分の割合を占めており、評価値 3 と 2 を合わせると約 80% の割合を占めることが確認できた。

表 2: 各手法において推薦されたレシピの評価値

	上位 10 件		下位 10 件	
	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
REC	2.25	0.81	1.45	0.65
ING	2.35	0.74	1.61	0.80
REC+ING	2.27	0.79	1.41	0.64

表 3: 各手法において推薦された評価値ごとのレシピ数

	REC	ING	REC+ING	ALL
3(妥当)	53	56	53	162
2(許容できる)	31	36	34	101
1(妥当でない)	26	18	23	67

4 まとめ

本研究では、料理レシピ投稿サイトに混在する様々なレシピの中から、各料理の典型的なレシピを抽出する手法について提案した。その結果、各手法を比較すると材料のみを考慮した典型度計算による推薦が最も高い評価となった。一方で、評価値ごとに推薦されたレシピ数を見ると、評価値 3 は推薦されたレシピの約半数であり、評価値 3 と 2 を合わせると約 80% となった。

今後の課題として、レシピ本文からの典型度計算の手法を見直す必要がある。これは表 2 において評価値が一番低かっただけでなく、今回の手法では単純に $tf*idf$ の値が最も高い語だけを用いて記述されたレシピが推薦されてしまう点で問題がある。解決策として、単語 w のスコアを計算するとき、 w の周辺 N 単語がどのような単語であるかによってスコアを変えるという方法が考えられる。また、もう一つの課題として、今回推薦されたレシピはあくまでも混在するレシピの中において一つの流派でしかない。例えば、お好み焼きにおいては関西風のあるレシピが典型的だと推薦されたとしても、広島風という流派もある。今後は、それぞれ類似したレシピごとにクラスを作り、クラスごとに典型的なレシピを発見することにより、より広く効率的に料理に対する知見を広げるための支援を行うシステムに改良する予定である。

参考文献

- [1] 聞亦晨, 浅野泰仁, 吉川正俊, “食嗜好の発展を理解するためのレシピ分析,” 情報処理学会第 77 回全国大会, pp. 791–792, 2015.
- [2] 土居洋子, 辻田美穂, 難波英嗣, 竹澤寿幸, 角谷和俊, “料理レシピと特許データベースからの料理オントロジーの構築,” 電子情報通信学会技術研究報告, 2014.