

# 食事記録に対する Web 検索結果を利用した代表的食事名の導出

安沢昌志<sup>1</sup> 天野宗佑<sup>2</sup> 山肩洋子<sup>2</sup> 山崎俊彦<sup>2</sup> 相澤清晴<sup>2</sup> 小川誠<sup>3</sup>

東京大学 工学部<sup>1</sup> 大学院情報理工学系研究科<sup>2</sup> 株式会社 foo.log<sup>3</sup>

## 1 はじめに

食事は個人の生活習慣を表わす要素であり、文化によっても大きく異なる。同一の食事に対しても個人によって異なる食事名で呼ぶことや、独自の料理を創作し名前を付けることもあり、食事名には多様性がある。個人向け食事記録サービス FoodLog [1] ではユーザによる食事名および食事画像が蓄積されているが、食事名の多くはユーザによって定義されており、表 1 のように、表記揺れ、メーカーによる商品名や創作料理名などを含む。1 日に約 200 件の新しい食事名が記録されている一方で、多様な食事名を統一的に扱い分類する手法は確立されていない。これがユーザの食傾向を解析し、健康改善への提案や食事推薦を行う上で課題となっている。

本研究では Web 検索結果を利用して、代表名推定困難な食事名の代表的食事名を導出することで食事名を統一的に扱うことを目的とする。

## 2 関連研究

### 2.1 食事名の要約による代表名推定

amano ら [2] が入力食事名  $s_{in}$  (例えば、ハム卵サンド) に対して、代表名  $category(s_{in})$  (例えば、卵サンド) を以下の手法で抽出している。  $k$  近傍探索によって、 $s_{in}$  に類似する食事名  $S_{rel}$  (例えば、ツナ卵サンド、ハム野菜サン

ド、等) を列挙する。食事名  $s_{in}$ 、及び類似食事名  $S_{rel}$  に含まれる単語をノードとしたワードグラフを作成し、 $s_{in}$  で使われる語を必ず 1 語以上含むという条件下で最短パス探索を行い、代表名  $category(s_{in})$  を得る。

しかし、この手法では  $s_{in}$  に使われる語を含むという条件があるため、カタカナの食事名で形態素解析が行えない場合や、外国の食事名、商品名、誤字や表記揺れを含む場合は正しく代表名を抽出することができないという問題がある。

### 2.2 Web 情報を用いた単語間の類似度の定義

Cilibrasi ら [3] は検索エンジンのヒット数を利用した単語間の類似度 Google Similarity Distance を提案した。しかし、satoh ら [4] に指摘されているように、検索するタイミングによってヒット数が変化するなど、その信頼性は問題視されている。

## 3 提案手法

[2] の手法をまず適用する。その中で代表化が出来なかった、すなわち代表名に対応する入力食事名が 1 件しかなかったもの  $s_{in}$  について Web 検索を行う。Web 検索の結果に含まれる単語の出現頻度を計算することで、予め用意した代表名候補リスト  $C_{list}$  の中から代表名  $category(s_{in})$  を導出する。詳細な手順は以下の通りである。

1.  $s_{in}$  に対して Web 検索をすることで、図 1(a) のような検索結果の上位 10 件のタイトルおよび詳細文を取得する。
2. 取得した各文章に対して、形態素解析器 KyTea [5] に FoodLog 食事記録の頻出 2000 件のコーパスを追加した学習モデルを用いて形態素解析を行う。
3. 得られた形態素解析結果に PWNER によるレシピ用語認識 [6] を行い、同ラベルの単語同士を結合させる。これにより、「味噌」「汁」などと 2 単語以上に分割された食事名を「味噌汁」と一単語として扱うことが可能となる。
4. 得られた単語の出現頻度を計算することで図 1(b) のようなリストを得る。
5. 最後に  $C_{list}$  に含まれる単語のみを抽出し、図 1(c) のようなリストの中で出現頻度の最も高いものを代表名  $category(s_{in})$  とする。

表 1 代表名と、食事名表現の多様性

入力食事名			代表名
ツナマヨおにぎり	塩むすびセット	ネギ味噌おむすび	おにぎり
ふわふわあんパン	クロワッサン	パン・シューブリーズ	パン
カボチャスープ	7種の野菜を食べるスープ	ガスパッチョ	スープ
オレンジジュース 100%	リンゴジュース (濃縮還元)	ファンタ	ジュース

### Improvement of Representative Meal Names Using Web Search Results in Food Recordings

Masashi ANZAWA<sup>1</sup>, Sosuke AMANO<sup>2</sup>, Yoko YAMAKATA<sup>2</sup>, Toshihiko YAMASAKI<sup>2</sup>, Kiyoharu AIZAWA<sup>2</sup>, Makoto OGAWA<sup>2</sup>

Dept. of Information and Communication Eng., The University of Tokyo<sup>1,2</sup> foo.log Inc.<sup>3</sup>

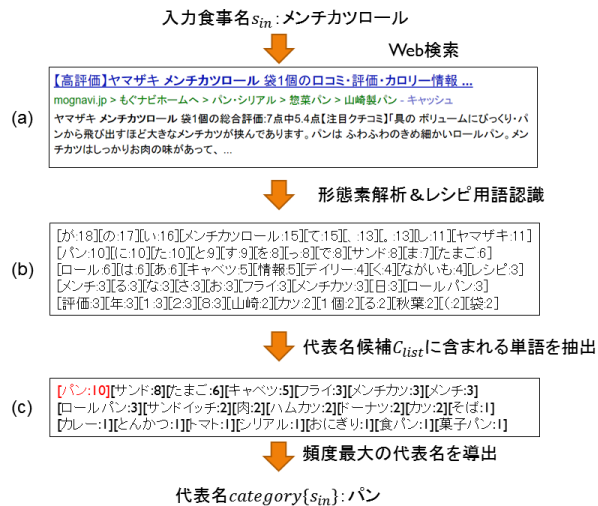


図1 Web 検索結果を利用した代表的食事名の推定

## 4 実験

本実験では、2013年7月17日から2015年の4月16日までに記録された2,208,429件のFoodLogデータを用いた。入力食事名としてはデフォルトの食事名約2,000種類に加えて、ユーザによって定義された計118,227種類が記録されている。以上の入力食事名に対して、 $k=10$ で[2]を適用してもなお、代表化が出来ない12,738種類の入力食事名が存在する。これらの中から無作為に選んだ300の入力食事名をクエリ  $s_{in}$  とした。また、[2]によって得られた代表名の内、明らかに不適切なものをあらかじめ人手で除去した2,477種を代表名候補リスト  $C_{list}$  とした。今回、Web 検索はYahoo! 検索を用いて実験を行った。また、Ground Truth (GT) は1入力食事名に対して1単語のみとした。

ユーザ評価を行ったところ、提案手法により全く代表化出来ていなかったものの内、79.0%で適切な代表名を導出することが出来た。成功例は表2に示す通りで、入力食事名に含意する意味を推定できていたり、商品名、表記揺れなどについても改善が見られた。一方、失敗例は表3に見られるように、入力食事名に含まれるが代表名としては不適切な単語を代表名として抽出している場合が多い。

## 5 まとめと展望

### 5.1 まとめ

本稿では、入力食事名のWeb 検索結果に頻出する単語を求めることにより、[2]の手法で代表名抽出が出来なかった食事名について79.0%程度の精度で適切な代表名を導けることを示した。

表2 実験結果: 成功例

入力食事名	GT (1 単語)	[2] の手法	提案手法
ダースクラッシュビスケット	チョコレート	ダースビスケット	チョコレート
マロンパウンド	ケーキ	マロンパウンド	ケーキ
あじのあまからたれ	あじ	あじからたれ	あじ
キノコスープ	キノコスープ	キノコスープ	キノコスープ

表3 実験結果: 失敗例

入力食事名	GT (1 単語)	[2] の手法	提案手法
肉巻きえび餃子	餃子	肉餃子	肉
コロケパン (セブン-イレブン)	パン	コロケパンセブン-イレブン	コロケ
梅ジャムと小豆のケーキ	ケーキ	梅ジャム	梅
春菊の味噌汁	味噌汁	春菊味噌汁	春菊

### 5.2 展望

**画像情報の併用:** 多くの入力食事名には食事画像が対応して記録されている。食事画像に対して畳み込みニューラルネットワークを用いて抽出した深層特徴量が得られる。図1(c)から代表名を導出するうえで、出現頻度に加えて画像特徴量を用いて代表名間の比較を行うことで失敗例について導出精度を向上させることができると考えられる。

**代表名の妥当性の検証:** 代表名が入力食事名に対して適切であるかを管理栄養士に妥当性を判定してもらうことにより検証を行う。

### 参考文献

- [1] FoodLog. <http://www.foodlog.jp/>
- [2] S. Amano, et al., "Food Category Representatives: Extracting Categories from Meal Names in Food Recordings and Recipe Data", IEEE International Conference on Multimedia Big Data 2015, no.34, pp.48-55, Beijing, China, April 2015.
- [3] R. Cilibrasi, et al., "The Google Similarity Distance", IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 19(3), pp.370-383, 2007.
- [4] K. Satoh, et al., "Hit Count reliability: how much can we trust hit counts?", APWeb2012, pp.751-758, 2012.
- [5] G. Neubig, et al., "Pointwise prediction for robust, adaptable japanese morphological analysis", Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Vol. 2, pp.529-533, 2011.
- [6] S. Mori, et al., "A machine learning approach to recipe text processing", In Proceedings of the 1st Cooking with computer Workshop, pp.29-34, 2012.
- [7] Yahoo! 検索 <http://search.yahoo.co.jp/>