

## 料理レシピ特徴に基づく料理-器関係の獲得

## Acquisition of Dish-Cuisine Relations Based on the Characteristics of Food Recipes

福元 颯  
Hayate Fukumoto高橋 知奈  
China Takahashi松下 光範  
Mitsunori Matsushita山西 良典  
Ryosuke Yamanishi関西大学大学院総合情報学研究科  
Graduate School of Informatics, Kansai University

The final goal of this research is to develop a recommendation system of a plate for dish. When serving food, it is necessary to consider the shape and appearance of the plate. We aim to support the selection of plates for cooking beginners. So far, we have constructed a plate data-set that stores the physical characteristics of plates; however, it is still not enough for practical use. Information about the kind of foods that can be served on plates is necessary to recommend plates. In the proposed method of this paper, we used a feature vector from ingredients and cooking procedures included in the recipe. The vectors were used as input to a three-layer neural network to estimate the attributes of the plate. As a result, we found that the accuracy of the recipe feature vector using both ingredients and cooking actions was higher than other types of features.

## 1 はじめに

調理工程における料理の盛り付けは、任意の料理に対して器の物理的な形状情報（以下、機能的側面）と装飾などの色彩情報（以下、美的側面）を考慮した器選択が必要である。この器選択の指標は食事環境やコンテキストに依存するため、料理や盛り付けに関する知識の少ない調理者にとっては困難な課題である。我々はこれまでに、器選択支援に向けた料理-器関係の調査を行ってきた [福元 21]。従来研究において、物理的な器を機械可読な情報に変換するため、器の属性を定義し、その属性に基づいて実際の器を計測することで、器データセットを構築した。この器データセットに格納された器と料理との関係性を獲得することができれば、任意の器に盛り付け可能な料理が明らかになる。これは、器データセットに格納された任意の器に盛り付け可能な料理情報を付与することで実現可能である。そこで、料理情報を器データと関連付けるには、料理情報も機械可読なデータに変換する必要がある。

料理情報学の研究において、料理の特性は料理レシピによって表現されている。例えば、レシピ検索の研究領域では、レシピ内容の特性に基づいた検索が提案されている [赤澤 11]。レシピ特性として、最も一般的な要素が食材である。しかし、食材のみをレシピ特性として扱う場合の検索が不十分であると、塩沢らは指摘している [塩澤 11]。そこで、調理者が食材ごとの優先度（重要度）を指定できるようにすることを提案している。また、食材以外のレシピ情報を扱った研究として、苺米らは調理手順の類似性に注目している [苺米 08]。この研究では、使用する食材が異なっていても、調理手順の記述がほとんど同じ料理が存在し、どちらか一方の料理を作ることができれば、もう一方も調理可能であると考え、調理手順における調理動作から類似する料理レシピを算出している。このように、料理レシピ検索では料理レシピの特徴化手法として、料理に使用されている食材や、料理工程を記した手順書の調理手順に着目している。

本研究では料理器関係の獲得に用いる料理情報は、先行研究で料理の特徴化手法として用いられたレシピデータを利用

する。レシピデータを用いることで、料理を「カレー」、「シチュー」といったカテゴリカルデータ（離散変数からなるデータ）としてではなく、レシピ特徴表現として扱うことができる。本稿では、階層型3層ニューラルネットワーク（以下、NN）を用いて、料理情報を入力とした器の属性推定を行うことで、料理情報としてレシピ特徴が利用可能かを検証する。

## 2 レシピ特徴の抽出

## 2.1 利用データ

料理器関係の獲得に利用する料理情報として、レシピデータを利用する。そこで、クックパッド株式会社が国立情報学研究所を通じて研究者にデータ提供を行っているデータセット（クックパッドデータセット）\*1 を使用した。このレシピデータの特徴化することで、料理情報を機械可読な情報に変換する。また、料理レシピの特徴化には、食材と調理手順を用いる。そこで、調理手順を構造化した研究に、前田らはクックパッドデータセットを基に、フローグラフの生成手法を提案している [前田 17]。料理レシピにおけるフローグラフとは、料理レシピの固有表現（食材、調理器具や調理動作など）を抽出し、それぞれの関係性を有向グラフで表現したものである。この研究では、Moriら [Mori 14] の方法で、レシピ用語にタグ付けされたデータを扱っている。本研究では、このレシピ用語にタグ付けされたデータ（以下、FG-dataset）を扱うことで、レシピ特徴のベクトル化を行う。FG-dataset から抽出可能な要素は、食材、レシピアドバイス、調理手順、調理手順の料理レシピの固有表現にタグ付けされた有向関係データ（以下、FG-data）が利用可能である。そこで、レシピ特徴のベクトル化には、このうち食材と FG-data を扱う。

## 2.2 レシピ特徴の抽出

本研究では、レシピ特徴を表現する方法として、4種類の要素を用いた特徴化手法を提案する。特徴化手法を以下に示す。

Ff 食材

Acf 調理動作

連絡先: 松下 光範, 関西大学, 大阪府高槻市霊仙寺町 2-1-1, mat@res.kutc.kansai-u.ac.jp

\*1 国立情報学研究所（クックパッドデータセット）: <https://www.nii.ac.jp/dsc/idr/cookpad/>（2022年2月4日確認）

**FAcf** 食材+調理動作

**DRf** 食材から調理動作の有向関係

**Ff** は, FG-dataset の食材をレシピごとに抽出したものである。**Acf** は, FG-data から調理動作タグ (Ac) が付与された固有表現を抽出したものである。**FAcf** は, FG-data から食材タグ (F) と調理動作タグ (Ac) が付与された固有表現を合わせて抽出したものである。**DRf** は, FG-data から, 食材タグ (F) が付与された固有表現から調理動作タグ (Ac) が付与された固有表現への有向関係を抽出したものである。

FG-dataset から抽出した要素は固有表現ごとに単語分割が行われている。しかし, FG-dataset の基となる, クックパッドは自由投稿型のレシピサイトであることから食材ごとの表記ゆれやレシピ特有の表現が存在する。例えば, 食材の表記ゆれは, 食材「たまねぎ」が「玉ねぎ」, 「玉葱」, 「タマネギ」など, 1 種類の食材に対して記述方法が数種類存在する。また, レシピ特有の表現として, 調味料をまとめて「1」と記述することや, 料理における中間生成物を記号として扱うことなどがある。そのため, これらの表現を解消するため, Nanba らが生成した料理オントロジ [Nanba 14] を利用する。この研究における, 食材は「食材カテゴリ」, 「食材の上位名称」, 「食材の低位名称」の 3 階層で格納されており, 低位名称から上位名称で食材名を統一させる [Shino 16] ことで, 表記ゆれを解消する。これにより, 本件研究で扱う FG-dataset のレシピ 78,672 件の異なり語が 69,207 語から 31,007 語となった。

### 2.3 ベクトル化手法

これら 4 種類のレシピ特徴のベクトル化には, 2 種類のベクトル化手法を用いる。1 つ目が, 各要素の出現の有無を獲得したバイナリベクトルである。2 つ目が, 自然言語処理の研究分野で, 単語の意味表現をベクトルで表した単語分散表現の獲得によく利用される Word2Vec[Mikolov 13] を用いたベクトル化である。4 種類のレシピ特徴のうち, **Ff**, **Acf**, **FAcf** は, 2 種類のベクトル化手法を用いることが可能である。しかし, **DRf** は固有表現ごとの有向関係を表す「食材, 調理動作」で構成される 2 次元のレシピ特徴のため, Word2vec での単語分散表現を獲得することができない。そのため, 本研究では 4 種類のレシピ特徴を 2 種類のベクトル化手法を用いた 7 種類のベクトルを器推定の入力として用いる。各ベクトルの名称は表 1 に示す。

**Ff-bv**, **Acf-bv**, **FAcf-bv** の生成には, 入力レシピのそれぞれのレシピ特徴における異なり語をバイナリベクトルの次元数とすることで生成した。また, **DRf-bv** は, 食材を  $P$ , 調理動作を  $Q$  の有向関係を,

$$P_i Q_j = R_k \quad (1)$$

と表すことができる。ここで,  $P_i$  は食材  $P$  の  $i$  番目,  $Q_j$  は調理動作  $Q$  の  $j$  番目を指し, 次元数  $k$  のバイナリベクトル  $R$  を得ることができる。このバイナリベクトルを **DRf-bv** とする。また, レシピ特徴を用いたバイナリベクトルの生成では, 入力レシピの食材や調理動作の総異なり数によって, ベクトルの次元数が決定する。

Word2Vec によるベクトル化には, 料理手順というレシピ特有の文章表現から単語分散を表現するため, FG-dataset のレシピ 78,672 件を用いてモデルを生成した。FG-data は既に調理手順から固有表現を抽出したデータのため, 2.2 節で行ったデータクレンジングの結果を用いて行った。FG-data のレシピ 78,672 件の調理手順それぞれを調理工程ごとに分割し,

表 1: レシピ特徴ベクトルの名称

ベクトル	ベクトル名称	利用したレシピ特徴
バイナリ	Ff-bv	食材 (Ff)
	Acf-bv	調理動作 (Acf)
	FAcf-bv	食材+調理動作 (FAcf)
	DRf-bv	有向関係データ (DRf)
Word2Vec	Ff-w2v	食材 (Ff)
	Acf-w2v	調理動作 (Acf)
	FAcf-w2v	食材+調理動作 (FAcf)

419,581 工程の 1 工程を 1 文として扱うことで, モデル生成の入力とした。モデル生成は, 単語ベクトル次元数を 300, 学習に使う前後の単語数を 5 とした。このモデルを用いることで, レシピ特徴 **Ff**, **Acf**, **FAcf** から, **Ff-w2v**, **Acf-w2v**, **FAcf-w2v** を生成した。

## 3 料理-器関係の獲得

### 3.1 分析概要

任意の器にある料理を物理的に盛り付け可能かという問題に対して, 料理の性質と器の形状の関係性は重要である。従来研究では, この関係性を料理と器の可換性と定義し, 器の属性「形状」においては, 形状的可換性が成り立つと述べている [福元 21]。この形状的可換性に基づいてアノテーションされた器データセットは, 器の属性「形状」に対して, 「形状-全体」と「形状-底面」というアノテーション方法をとっている。これは, 「形状-全体」のアノテーション方法は和食器, 洋食器によって複数存在し, 分類が困難なため, 任意の器に依存しない器の物理的な特徴として「形状-底面」を採用したためである。この「形状-底面」は 2 値でアノテーションされており, 器の底面が湾曲しているものを Curve, 器の底面が平たいものを Parallel としている。この 2 値の「形状-底面」の属性の Curve は例えば「お茶碗」, 「丼」などの器の形状に対応し, Parallel であれば「ディナープレート」, 「ランチプレート」といった洋食器のプレート類に対応する。本実験では, この基礎的な器の形状「形状-底面」の属性推定に料理レシピの特徴表現が利用可能かを検証する。そのため, レシピ特徴から器属性を推定し, 推定結果から 2 節で定義した 7 種類のレシピ特徴ベクトルを比較する。

本研究の器の属性推定には, 入力データの柔軟性を持ち一般的によく用いられる, 階層型 3 層 NN を使用する。NN モデル生成には, 料理ごとに深さの正解ラベルを付与することが必要である。そのため, 料理カテゴリごとに利用する器が深い場合を Curve, 浅い場合を Parallel の 2 値でアノテーションすることとした。

### 3.2 入力データと器属性ラベルのアノテーション

本実験は, FG-dataset のレシピデータを 7 種類のレシピ特徴ベクトルに変換し, 3 層 NN の入力として用いる。料理カテゴリごとの入力を可能にするため, FG-dataset を料理カテゴリごとに分類する必要がある。そこで, FG-dataset のレシピデータは, クックパッドデータセットにおける, serch.categories テーブルから, 登録されているレシピカテゴリの recipe.id を抽出することにより, 料理カテゴリごとに分類可能である。

利用するレシピカテゴリと FG-dataset から抽出可能であった各レシピ数を表 2 に示す。各レシピカテゴリにおいて, 盛り付けの際に深い器を利用することが自明な料理カテゴリ「ご

表 2: クックパッドデータセットのレシピカテゴリ

レシピカテゴリ名	レシピ数
ごはんもの	8,011
パスタ・グラタン	4,325
麺	2,302
野菜のおかず	26,543
お肉のおかず	12,370
魚介のおかず	7,739
たまご・大豆加工品	5,427
サラダ	3,416
シチュー・スープ・汁物	3,529
ソース・ドレッシング	1,105
海藻・乾物・こんにゃく	2,236
鍋もの	714
コロッケ・メンチカツ	392
粉もの	379
ヘルシーおかず	184

はんもの」, 「麺」, 「シチュー・スープ・汁物」, 「鍋もの」は Curve, それ以外を Parallel とアノテーションした。ただし, レシピカテゴリの「ごはんもの」における下位カテゴリに対しても「どんぶりもの」, 「リゾット・雑炊類」, 「炊き込み・まぜご飯」は Curve, それ以外を Parallel とした。また, レシピカテゴリ「パスタ・グラタン」も同様に, 「スープパスタ」, 「グラタン」, 「ラザニア」は Curve, それ以外を Parallel とした。アノテーションの結果, 全カテゴリにおける Parallel の料理レシピが 65,894 件, Curve の料理レシピが 11,673 件となった。これらのアノテーションデータを本実験の二値分類における正解ラベルとする。本実験では, この正解ラベルが付与されたレシピ特徴ベクトルを階層型 3 層 NN の入力に用いる。

### 3.3 学習環境とモデル生成

階層型 3 層 NN は, PyTorch (1.4.0) で実装した。入力層のユニット数は, 入力するレシピ特徴ベクトルの次元数に適應させ, 中間層の活性化関数は sigmoid 関数を用い, 出力層のユニット数は 2 とした。また, すべての学習において誤差逆伝播法および最適化関数 Adam を用いて行い, クロスエントロピー誤差を損失関数に用いた。その他に, 過学習を防ぐため, ドロップアウトを用いて学習不可をかけ, Early stopping による学習の打ち切りを適宜使用した。また, ミニバッチサイズと中間層のユニット数は, グリッドサーチによる探索を行った。ミニバッチサイズは, 32,64,128 を設定し, 中間層のユニット数は 100 から 500 の範囲を設定した。ただし, DRf-bv は入力次元数が Ff-bv と Acf-bv の次元数の積となることから, 次元数が比較的大きくなる。そのため, 実験環境下で実行可能な範囲として, 100 から 5000 の範囲で設定した。

### 3.4 全カテゴリによる器の属性推定

対象データは, 3.2 節でアノテーションを行った全カテゴリのレシピ 78,672 件から, Curve と Parallel のレシピをランダムに 600 件ずつ取り出し, 計 1,200 件を用いた。入力次元数を 3 層 NN の入力層のユニット数とし, Word2vec を用いた単語分散表現のベクトル特徴ベクトル (以下, 単語分散ベクトル) はユニット数 300, バイナリベクトルは各入力次元数に設定した。対象データ (1,200 データ) を 8:2 で分割し, 8 割を学習データ, 2 割を評価データとした。また, 学習データをさらに 8:2 に分割し, 8 割を学習データ, 2 割を検証用データとして 5

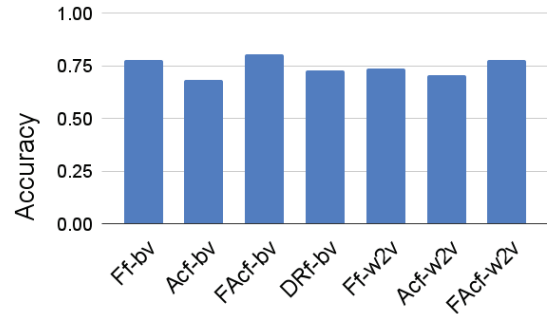


図 1: 各レシピ特徴ベクトルの Accuracy

表 3: 各モデルの評価結果

ベクトル	ベクトル名称	適合率	再現率	F 値
バイナリ	Ff-bv	0.797	0.799	0.796
	Acf-bv	0.698	0.697	0.697
	FAcf-bv	<b>0.811</b>	<b>0.812</b>	<b>0.812</b>
	DRf-bv	0.751	0.752	0.750
Word2Vec	Ff-w2v	0.771	0.773	0.771
	Acf-w2v	0.725	0.726	0.721
	FAcf-w2v	<b>0.791</b>	<b>0.792</b>	<b>0.791</b>

回の交差検証 (Cross Validation) を行った。単語分散ベクトルは, 学習率を  $10^{-2}$ , ドロップアウト率を 0.35 とした。バイナリベクトルは, 学習率を  $10^{-3}$ , ドロップアウト率を 0.5 とした。学習にあたっては 100 回繰り返す, 誤差が最小になるように学習させた。

上記の手順により学習を行った結果, 各レシピ特徴ベクトルにおいて, 交差検証によって生成された各モデルの Accuracy の平均を図 1 に示す。各モデルの Accuracy を比較したとき, バイナリベクトルにおいて **FAcf-bv** が 0.805 となり, 他の特徴ベクトル表現に比べて高い精度を示したことが確認された。また, 単語分散ベクトルにおいて **FAcf-w2v** が 0.775 となり, 他の特徴ベクトル表現に比べて高い精度を示したことが確認された。

分類精度の定量的な評価指標には適合率, 再現率, F 値を用いる。適合率は, モデルが Curve と予測したレシピのうち, 予測が正しい (レシピに Curve のラベルが付与されていた) 割合である。また, 再現率は, Curve ラベルが付与されたレシピのうち, モデルの予測が正しい (レシピに Curve のラベルが付与されていた) 割合である。F 値は適合率と再現率の調和平均である。

各モデルの評価結果を表 3 に示す。各モデルの性能比較では, バイナリベクトル手法において **FAcf-bv** が他の特徴ベクトル表現に比べて高い, 適合率, 再現率, F 値を示したことが確認された。また, 単語分散ベクトル手法において **FAcf-w2v** が他の特徴ベクトル表現に比べて高い, 適合率, 再現率, F 値を示したことが確認された。

## 4 課題と展望

### 4.1 器属性推定

任意の料理情報を入力としたときにその料理を盛り付け可能な器情報を算出することを目的とし, 料理情報を用いた器属性



推定を行った。器データセットに格納された属性は、サイズ、形状、材質、模様であり、これらの属性値が定めれば器選択を考慮した料理の特徴表現が可能となる。器の各属性は、データの性質が異なり、サイズや模様は数値、形状や材質はカテゴリといったアノテーション方法が採用されている。これらの属性をアノテーション方法に従って、網羅的に推定することが今後の課題として考えられる。

従来研究 [福元 21] によると、サイズは料理の量と関係があり、材質に関しては料理の火力との関係があることから、サイズと材質に関してはレシピ特徴から推定できる可能性が高い。そのため、料理レシピ情報の食材から料理の量を抽出し、器のサイズを推定する方法や、調理手順から加熱されている調理工程を抽出することで器の材質を推定する手法が考えられる。本研究では、レシピ特徴から器属性「形状底面」の値を 2 値で推定した。しかし、器属性を網羅するためには、不十分であることから別の属性に対しても推定方法を検討することが、今後の研究方針として考えられる。

## 4.2 料理の特徴表現

器属性の推薦には、料理情報を料理レシピから抽出した特徴表現を用いた。料理は、食物のみならず創作物としても捉えることができることから、調理者の工夫を加えた新たな料理が日々創作されるため、多種多様である。そのため、料理器関係の獲得に利用する料理情報として、任意の料理をカテゴリカルデータとして扱うことは困難である。

本稿では先行研究を参考に、料理器関係の獲得に利用する料理情報として、料理レシピをから抽出した食材と調理手順を利用し、そのレシピ特徴をベクトル化する手法を提案した。これにより、分類困難な料理情報を特徴ベクトルで表現することで、料理器関係の獲得に利用する情報としての柔軟性を持たせた。先行研究 [高橋 21] において、器のサイズ、形状、材質をショッピングサイトから抽出するために、検索クエリとして「パスタ」や「シチュー」などの、具体的な料理カテゴリを用いている。そこで、この料理カテゴリをレシピ特徴に置き換えることができれば、レシピ特徴同士の類似度の算出が可能になる。そのため、未知の器情報に対して盛り付け可能な料理情報を既存のレシピ特徴から算出することができる。これは、器情報に盛り付け可能な料理の自動アノテーションの基盤になることが期待できる。

## 5 おわりに

本稿では、4 種類のレシピ特徴を用いた 7 種類のベクトルを用いて、器データセットの属性「形状底面」を推定した。これにより、部分的な器情報「形状底面」の獲得に、レシピ特徴が利用可能であることが示唆された。また、推定精度を比較した結果、食材と調理動作を用いたレシピ特徴表現の精度が高いことが確認された。

本研究では、料理器関係を獲得することで、器データセットの任意の器に料理情報を付与することを目指している。そのため、本稿では器の属性「形状底面」に着目して、料理器関係の獲得を試みた。料理器関係の獲得に利用した料理情報として、レシピ特徴を用いた。これにより、料理情報をカテゴリカルデータとしてではなく、特徴量で表現することで、分類困難な料理情報に柔軟性を持たせている。一方で、現状の推定可能な属性が「形状底面」に留まっており、料理情報から任意の器を推定するには不十分である。今後は、4 節にまとめた課題に取り組むことで、料理器関係を用いた器選択支援を目指す。

## 謝辞

本研究では、クックパッド株式会社と国立情報学研究所が提供する「クックパッドデータ」を利用した。ここに感謝の意を記す。また、レシピ用語にタグ付けされたデータを提供して頂いた東京大学大学院情報理工学系研究科山肩洋子准教授に感謝する。

## 参考文献

- [Mikolov 13] Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G. S., and Dean, J.: Distributed representations of words and phrases and their compositionality, *Advances in neural information processing systems*, Vol. 26, (2013)
- [Mori 14] Mori, S., Maeta, H., Yamakata, Y., and Sasada, T.: Flow Graph Corpus from Recipe Texts., in *The International Conference on Language Resources and Evaluation*, pp. 2370–2377 (2014)
- [Nanba 14] Nanba, H., Doi, Y., Tsujita, M., Takezawa, T., and Sumiya, K.: Construction of a cooking ontology from cooking recipes and patents, in *Proc. of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication*, pp. 507–516 (2014)
- [Shino 16] Shino, N., Yamanishi, R., and Fukumoto, J.: Recommendation System for Alternative-Ingredients Based on Co-occurrence Relation on Recipe Database and the Ingredient Category, in *2016 5th IIAI International Congress on Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI)*, pp. 173–178 (2016)
- [赤澤 11] 赤澤康之, 宮森恒: 冷蔵庫食材を考慮した料理レシピ検索システムの提案, 第 3 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, E3-2 (2011)
- [苺米 08] 苺米志帆乃, 藤井敦: 料理どうしの類似と組合せに基づく関連レシピ検索システム, 言語処理学会第 14 回年次大会発表論文集, pp. 959–962 (2008)
- [塩澤 11] 塩澤秀和: 食材の優先度を考慮したビジュアルな料理レシピ検索インタフェース, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol. 94, No. 7, pp. 458–466 (2011)
- [高橋 21] 高橋 知奈, 福元 颯, 松下 光範: 料理をひき立たせる器の選択を目的とした器と料理の相性の定量化～形体的観点から～, 電子情報通信学会 HCG シンポジウム 2021 論文集 (2021)
- [前田 17] 前田 浩邦, 山肩 洋子, 森 信介: 手順文書からの意味構造抽出, 人工知能学会論文誌, Vol. 32, No. 1, pp. E-G24.1–8 (2017)
- [福元 21] 福元 颯, 高橋 知奈, 松下 光範, 山西 良典: 調理手順の構成要素に着目した調理手順推薦手法の検討, 第 12 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, C13-4 (2021)