

# レシピ特徴に着目した料理-器関係 データセットの構築に関する研究

総合情報学研究科  
知識情報学専攻

インタラクションデザインの理論と実践

20M7115

福元 颯

# 論文要旨

## 1 はじめに

食事の魅力は美味しさや料理自体の見た目など調理の出来のみならず、盛り付けや食器の選択などの提供方法との組み合わせによって形成される。特に提供方法においては、器は見栄えの評価に大きな影響を与える。しかし、器の選択では見栄えだけでなく、料理の形状や性質との相性を考慮しなければならない。例えば、料理を盛り付けにおける器選択の観点には、機能的側面と美的側面における器の選択がある。機能的側面における器の選択は、盛り付ける料理の量や性質によって、器の物理的特徴（大きさや形など）を機能的に扱い適切な器を選択することである。美的側面における器の選択は、盛り付ける料理と器との相性を、美的感覚や文化的な要素を考慮することで、適切な器を選択することである。

調理者が、これらの側面を考慮した器の選択を行うことで、料理の性質や外見に対して、適切な器を選択することが可能となる。しかし、器の選択は盛り付ける料理を前提に、自身が料理を振る舞う相手、行事などの状況・背景や用途などの食事のコンテキストにも依存する。そのため、料理に対する知識や経験が少ない人にとっては難しい課題である。そこで、料理と器が持つ特性と関係性を整理し、器選択支援への活用を想定した料理-器データセットの構築を目指す。

## 2 料理-器関係データセットの概要

提案するデータセットの設計は、(1) 器選択における料理と器それぞれが持つ特性を機械可読な情報に変換すること、(2) 料理と器の関係性を獲得すること、の2つの条件を満たすことで、調理者の知識量に関わらず、任意の料理に対して適切な器を算出できるという研究仮説に基づいて行う。

まず、(1) を満たすため料理と器それぞれの特性の整理を行った。器は、サイズ、形状、材質、色、模様の5種類の器属性を定義することで器の性質に関する整理を行った。料理は、Moriらが提案した料理レシピにおける調理手順を構造化したフローグラフコーパス[1]を参考に、料理の情報として料理レシピにおける調理手順を扱うこととした。次に、(2) を満たすため「料理と器はそれぞれの性質・属性が適していれば組合せの幅は広がる」という点に着目し、この関係性を可換性と定義した。器に料理を物理的に盛り付けることが可能かは、器属性のサイズ、形状、材質に関わり、可換性の前提となる。そのため、器選択の前提となる物理的特徴に着目し、料理-器関係をサイズの可換性、形状的可換性、材質的可換性の3種類に分類した。

提案するデータセットの構築の基礎として、一般家庭の器104種類を対象に属性値の記録及び撮影を人手で行うことで器データセットを構築し、器の物理情報を機械可読な情報に変換した。撮影した画像の例を図1に示す。調理手順の機械可読な情報変換は、料理レシピにおける固有表現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った。FG-datasetの調理手順の食材と調理動作を料理レシピ特徴として、4種類のバイナリベクトルと3種類の単語分散表現ベクトルに変換した。これらのデータを基に、料理-器関係の獲得を行う。

## 3 実験

形状的可換における器の属性をレシピ特徴量から推定することができれば、研究方針の条件(2)を満たすと仮定し、提案した7種類の料理レシピ特徴ベクトルを階層型3層ニューラルネットワーク（以下、NN）の入力とすることで、器の属性の推定精度の比較を行った。着目した器の属性は形状的可換性の基礎となる深さである。NNモデル生成には、料理ごとに深さの正解ラベルを付



図 1: dish\_ID 59 の画像

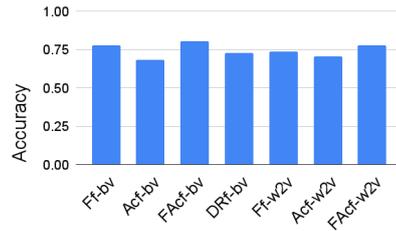


図 2: 実験 1 の平均 Accuracy

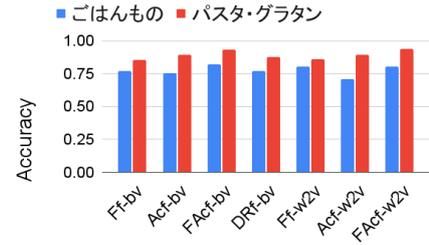


図 3: 実験 2 の平均 Accuracy

与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の深さを、平皿、深皿というように 2 値でアノテーションすることとした。FG-dataset は、クックパッドデータセットにおける、search\_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。そのため、クックパッドの料理レシピカテゴリを対象に、アノテーションを行った。アノテーションの結果、FG-dataset に収録されたレシピカテゴリ 77,567 件のうち、平皿の料理レシピが 65,894 件、深皿の料理レシピが 11,673 件となった。実験の入力データとして、平皿と深皿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。このとき、全カテゴリのレシピデータを入力とする場合と単一カテゴリとして、料理カテゴリ「ごはんもの」、「パスタ・グラタン」を各々入力とした場合の 2 つに分けて行うことで、レシピ特徴ベクトルを比較した。

全カテゴリを入力とした場合の Accuracy の平均を図 2 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食材と調理手順を用いたベクトル **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食材と調理手順を用いたベクトル **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。単一カテゴリを入力とした場合の Accuracy の平均を図 3 に示す。各料理カテゴリを入力としたときのモデルの Accuracy を比較したとき、こちらの結果においても **FAcf-bv** と **FAcf-w2v** が他のベクトル表現と比較して高い精度を示したことが確認された。

以上の結果を踏まえて、料理レシピから器の推定は可能であり、その際のレシピ特徴として食材と調理動作を扱うことが適切であることが示唆された。

#### 4 おわりに

本研究は、料理に関する知識の少ない調理者に対して器選択支援への利用を想定した料理 - 器データセットを提案した。器データセットを構築することで、物理的な器を機械可読な情報に変換した。実験により、料理情報との演算を行うことで、料理 - 器関係の獲得が可能であると示唆される結果が得られた。今後は、データセットの拡張における検討を行う。

#### 参考文献

- [1] Mori, S. et al.: Flow Graph Corpus from Recipe Texts, *The International Conference on Language Resources and Evaluation*, 2370–2377 (2014).

# 目次

<b>1</b>	<b>序論</b>	<b>1</b>
1.1	本研究の背景	1
1.2	料理の盛り付けにおける器選択	1
1.3	本研究の目的	2
<b>2</b>	<b>関連研究</b>	<b>4</b>
2.1	食事の魅力に関する研究	4
2.2	料理情報の構造化に関する研究	5
2.3	調理支援に用いられるデータセット構築に関する研究	6
2.4	本研究の立ち位置	7
<b>3</b>	<b>研究指針</b>	<b>9</b>
3.1	研究仮説	9
3.2	料理レシピの特徴化手法	9
3.3	器の属性定義	9
3.4	料理と器の関係	12
<b>4</b>	<b>料理－器関係データセット</b>	<b>14</b>
4.1	料理－器関係データセットの概要	14
4.2	器データセット	14
4.3	レシピ特徴の抽出	16
<b>5</b>	<b>評価実験</b>	<b>21</b>
5.1	目的と概要	21
5.2	入力データと器属性ラベルのアノテーション	21
5.3	学習環境とモデル生成	22
5.4	全カテゴリによる器の属性推定	23
5.5	単一カテゴリによる器の属性推定	24
<b>6</b>	<b>議論</b>	<b>27</b>
6.1	料理－器関係の獲得における到達点と課題	27
6.2	料理－器データセットの構築における到達点と活用例	27
<b>7</b>	<b>結論</b>	<b>30</b>

# 1 序論

本章では、本研究の実施に至った背景を説明し、対象とする課題を明確にする。

## 1.1 本研究の背景

食事の魅力は、料理の美味しさや見た目、食事を行う環境などの要素によって構成される。令和3年度情報通信白書<sup>1</sup>によると、図1.1に示すように、令和2年の国内SNS利用者は73.8%にも上る。SNSの主な利用は、メッセージツールとして利用されるLINEに続いて、Twitter, Instagram, Facebookなど、不特定多数のユーザに向けた情報発信を行えるSNSのシェアが拡大している。SNS利用率の拡大に伴って、ユーザは自らの発言や所有している画像を発信・投稿することが容易になった。そのため、この行為の一つとされる、自身が作成した料理や外食をした際に提供される料理の写真の投稿が行われている。また、飲食店の販売促進の手法として、「SNS映え」を目的としたメニューや演出、食事環境の提供を散見する。このことから、料理の盛り付けなどの食事の見栄えに対する反響やニーズが近年高まっていると考えられる。

食事の見栄えにおいて、器の選択は大きな影響を与える。食事は料理に加え、テーブルセッティングを構成する要素であり、器、カトラリー（フォーク、スプーンなど）の要素から構成される。また、食事は料理自体の美味しさや見た目のみならず、食事を構成するすべての要素が影響を及ぼすことが報告されている[14]。特に器に関しては、料理が直接盛り付けられることから、食事の魅力に与える影響は大きい。例えば、「カレー」と「カレー丼」は異なる料理だと、一般的に認識されている。一般的にカレーは平皿に、カレー丼は和食に用いられる丼に盛り付けることで別の料理として提供される。そのため、人が器の形状的の違いによって、視覚的に異なる料理であることを判断していると考えられる。これにより、カレーは複数のスパイスを調味料として用いて調理することに対し、カレー丼は出汁でルウを伸ばして調理するが、調理方法までを理解せずとも、これらの料理は異なるものであると認識できる。これは、器が与えている印象が大きい。

このように、類似した料理を決定づける役割を器が担っている場合があることから、料理をのせる以上の役割を持っている。そのため、料理の盛り付けにおいて、適切な器の選択が重要である。

## 1.2 料理の盛り付けにおける器選択

料理を盛り付けにおける器選択は、2種類の観点に大別可能である。1つ目は、器の機能的側面における器の選択である。器の機能的な側面として、サイズや形状、材質などの要素が考えられる。例えば、盛り付ける料理の量によって適切な器のサイズが異なる。また、料理のカテゴリが汁物であれば器の形状は椀のような半球形のものに盛り付け、高温な料理カテゴリであれば器の材質が耐熱性を持っているものに盛り付ける。このように、調理者は盛り付ける料理の量や性質によって、器の物理的特徴を機能的に扱い適切な器を選択

<sup>1</sup>令和3年度情報通信白書：<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r03/pdf/index.html> (2022年2月4日確認)

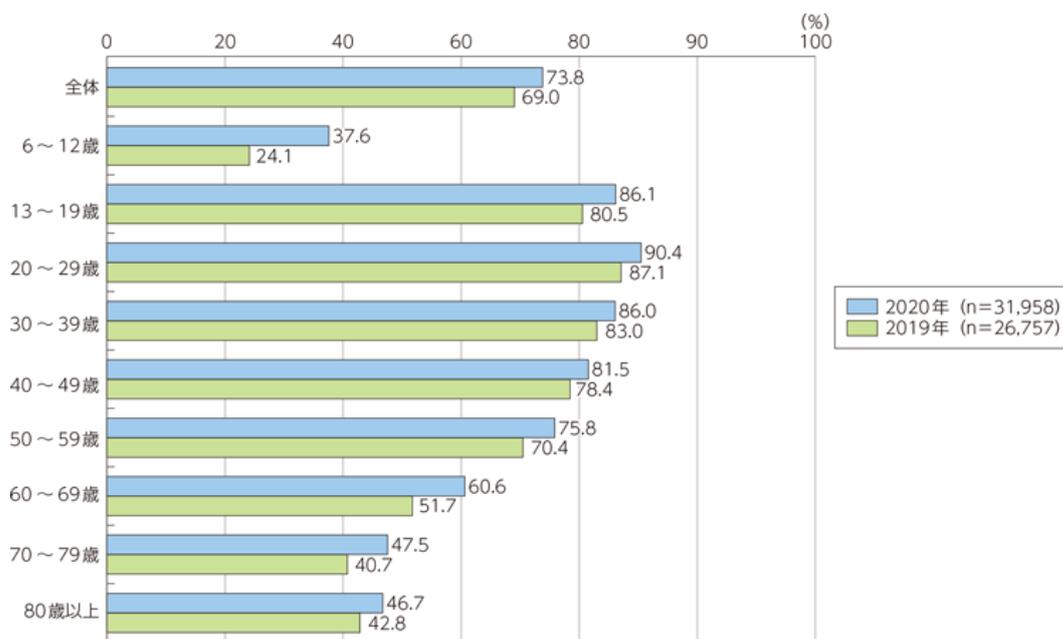


図 1.1: 年齢階層別ソーシャルネットワーキングサービスの利用状況（令和3年度情報通信白書より図引用）

する。

2つ目は、器の美的側面における器の選択である。器の美的な側面として、色や模様などの要素が考えられる。例えば、盛り付ける料理の色によって、相性の良い器の色は異なる。また、器の模様にも料理との相性が存在し、特に和柄、洋柄などの模様が存在することから、文化的な側面が密接に関わっている。このように、調理者は盛り付ける料理と器との相性を、美的感覚や文化的な要素を考慮することで、適切な器を選択する。

調理者が、これらの側面を考慮した器の選択を行うことで、料理の性質や外見に対して、適切な器を選択することが可能となる。しかし、このような器選択を行うためには、料理に関する知識や美的感覚を要する。また、器選択は任意の料理との関係性を考慮するだけでは、パーティ・イベントや「会社の上司に振る舞う」といったような食事のコンテキストに対して対応することができない。そのため、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器選択は困難である。

### 1.3 本研究の目的

上述した背景を踏まえ本研究では、料理や盛り付けに関する知識の少ない調理者に向けて、任意の料理カテゴリに適した器の選択支援を目指す。

このような、器選択が可能になることで、料理に対する器選択が容易になり、「作った料理が魅力的に見えるような器に盛り付けたい」といった調理者の要求に答えることが可能になる。しかし、1.2節で述べたように、器にはサイズ、形状、材質、色や模様といった要素が存在し、それらの要素と料理の性質や外見との組み合わせを考慮する必要があることから、器選択は複雑である。一方で、器選択における料理と器それぞれが持つ特性を機械可読な情報に整理し、その関係性を獲得することができれば、調理者の知識量に関わらず、

任意の料理に対して適切な器を算出することができる。すなわち、料理情報を入力とした器の推薦が可能であると考えられる。

そこで、本研究では器選択支援への利用を想定した、料理－器関係データセットの構築を目指す。提案する料理－器関係データセットの構築のため、本稿では以下の2点に着目した提案を行う。1つ目は、基礎となるデータセットの構築である。器の物理的情報を機械可読な情報として扱うため、器の性質を調査し属性を定義する。定義した属性をもとに、器の物理的情報をアノテーションしたデータセットを構築する。2つ目は、料理と器の関係性の獲得である。器選択に適した料理情報の獲得には、料理レシピを利用する。料理レシピから、抽出可能な料理の特性を検討する。検討した要素を3層ニューラルネットワークの入力に用いることで、器の要素推定を行い推定に適したレシピ情報を明らかにする。これにより、料理－器関係データセットの到達点と課題について述べる。

## 2 関連研究

本章では、食事の魅力に関する研究を紹介することで、本研究の立ち位置及び着眼点を示す。また、本研究で構築するデータセットの構築方法や利用方法の参考として、利用する料理レシピの構造化に関する研究と調理支援に用いられるデータセット構築に関する研究を概観する。

### 2.1 食事の魅力に関する研究

魅力的な食事は、料理の美味しさや提供方法の印象など様々な要因が影響する。画像処理における食事の魅力の評価に関する研究における着目した課題と課題に対する取り組みについて紹介する。

佐藤らは、畳み込みニューラルネットワーク（以下、CNN）を用いて料理の魅力度推定機の構築を行った [25]。料理の「魅力度」とは、料理が美味しく見える度合いを指している。この研究では、料理レシピサイトや SNS の普及によって、Web 上への料理写真の投稿が増加している中で、投稿する料理写真は美味しそうに撮影されることが望ましいという点に着眼している。しかし、同一の料理でも撮影方法が異なることで、美味しそうに見える度合いが様々である。例えば、図 2.1 は同一の料理を撮影した写真であるが、図 2.1a よりも図 2.1b の方が、写真の構図的に料理が占める割合が大きく料理が美味しそうに撮影されている。これらの要因を考慮することで適切な撮影方法を選択する必要があるが、非専門家にとって撮影方法を適切に決定することが難しいことを問題としている。この問題に対して、料理写真の撮影方法を推薦するシステムが理想であるが、そのためには撮影された写真が美味しそうに見える度合いを定量的に分析することが課題である。佐藤らは、これらを解決するため、Salvador らの手法 [10] を参考とし、CNN を利用した料理魅力度の推定を提案している。CNN を用いた魅力度推定には、Takahashi らが提案した構築した「NUFOOD 360 × 10<sup>1</sup>」に格納されている 10 種類の料理画像を利用している。評価実験により、VGG16 [13] を転移学習した CNN を用いる提案手法の有効性を確認し、今後は汎用的な推定器の構築や撮影方法について検討している。

柿森らは、食事の構図に着目し、簡単な操作で美味しそうな料理写真を撮影できるシステムを提案した [21]。これは、上述した佐藤らの研究と同じように、非専門化にとって料理の撮影が難しいことに焦点を当てている。しかし、単一料理の魅力度ではなく、料理写真の構図、すなわち料理の配置と撮影時の構図の設定方法に着目している点で前述した佐藤らの研究と異なる。柿森らは、料理写真の構図決定には、「料理の数」、「皿の形」、「皿と料理の大きさ」に着目している。これらの情報を基に、料理の数に合わせて、それぞれの位置、回転角、専有面積、カメラの角度から構図を提案し、スマートフォンからユーザーに指示することで、撮影支援を試みている。また、提案手法を用いて撮影した写真が、魅力的な料理写真であるかを被験者実験によって評価している。

---

<sup>1</sup>NU FOOD 360x10: Food Image Dataset : <https://www.cs.is.i.nagoya-u.ac.jp/opensource/nufood/> (2022 年 2 月 4 日確認)



(a) 魅力に欠ける構図で撮影された料理写真



(b) 魅力的な構図で撮影された料理写真

図 2.1: 同一の料理を被写体とした料理写真の例 (参考文献 [25] から引用)

## 2.2 料理情報の構造化に関する研究

本研究では、料理-器関係の獲得のため、料理情報を扱う。そこで、料理レシピを用いることで、特徴化及び構造化を行っている研究を紹介する。

Moriらは、料理レシピにおける調理手順を構造化したフローグラフコーパスを提案した [6]。この研究では、一連の流れに沿った手続き的な文章表現である料理レシピ特性に着目している。料理レシピの手続き的な文章表現の例として、料理レシピにおける調理手順が「タマネギを薄く切る」というように、任意の食材に対して行う動作が記された説明文で表現されていることが挙げられる。この文章特性を用いて、料理レシピにおける調理手順を解析し、フローグラフとして表現する手法を提案している。料理レシピにおける調理手順中の固有表現である「食材」や「道具」に対してタグ付けを行い、抽出した単語を接点として扱うことで、図 2.2 のようなフローグラフを生成した。構築したコーパスは、自然言語処理研究分野における単語分割、固有表現認識、述語項構造解析、共参照解析に用いることを想定している。

Nanbaらは、料理レシピテキストと特許データベースを情報源とし、統計的言語処理技術を用いることによって、料理オントロジーの構築を試みた [36]。上記で紹介した、Moriらが行ったフローグラフコーパスの生成のように、自然言語処理における料理レシピ解析の研究が行われている。しかし、情報源としている料理レシピは、固有の言い回しや表現の省略が多い。固有表現としては「みじん切り」などがあげられ、表現の省略とは「みじん切りする」という調理工程を「切る」と省略している場合がある。特に、ユーザ投稿型料理レシピを扱っている場合は、レシピ投稿者によって書き方が異なる。そのため、料理レシピを十分な精度で解析できないことを課題としてあげている。この課題を解消するため、自然言語処理を行う際の知識体系として利用される料理オントロジーを提案した。オントロジー構築は、「カテゴリ-エントリ-同義語」の概念辞書の構造に従って、「カテゴリ」であれば「材料-魚介」、「調味料」、「調理器具」といった、料理レシピの固有表現を用いてカテゴリ辞書の構築を行った。また、これらのカテゴリとして具体的なエントリを選定（「材料-魚介」であれば「魚類」、「海産物」など）し、調理手順から収集した関連語を手手で選出することで同義語辞書を構築し、同義語 5,023 語を獲得した。また、料理オント

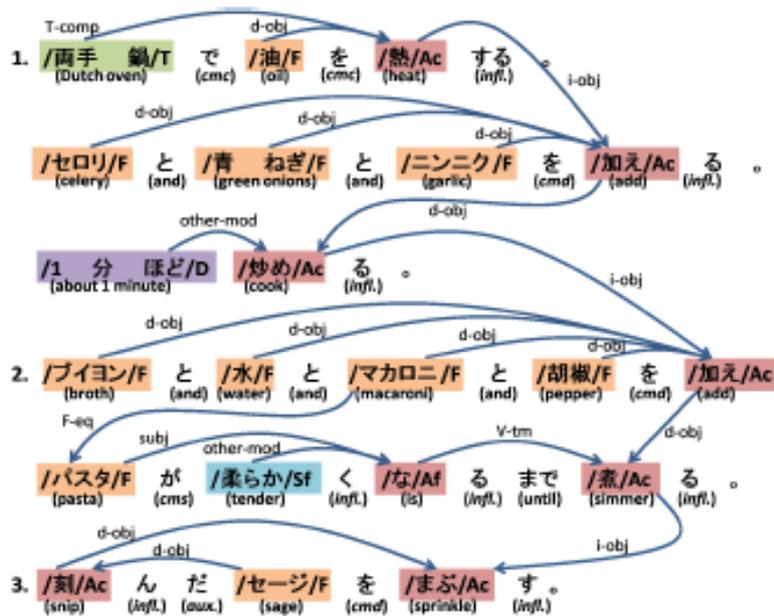


図 2.2: 料理レシピにおけるフローグラフの例 (文献 [6] より引用)

ロジーの同義語辞書を用いることで、言語処理精度の改善の可能性についても示している。

### 2.3 調理支援に用いられるデータセット構築に関する研究

本研究では、器選択支援のための料理-器関係データセットを構築する。そこで、料理に関する情報をアノテーションしたデータセット構築に関する研究を紹介する。

Takahashi らは食事全体の印象や主食材の見え方に基づく画像特徴量と料理の魅力度から、回帰分析を用いて、料理写真全体の魅力度を推定する手法を提案した [15]。2.1 節で、佐藤らが利用したデータセット「NUFOOD 360 × 10」の基礎となるデータセットである。そのため、魅力度は 2.1 節で述べた定義と同様である。この研究では、被験者を用いて料理画像に魅力度を付与することで、魅力度付きデータセットを構築し、それを用いて魅力度推定を行っている。魅力度付きデータセットは、3 種類の料理に対して、それぞれの料理を複数方向から撮影した画像データに、被験者実験に対して 2 枚提示し、「美味しそうに見える方は」どちらかといった質問に回答してもらうことにより、ラベルの付与を行っている。撮影された料理画像の一部を図 2.3 に示す。また、魅力度推定は、料理領域における色、形状を評価指標として行っている。

橋本らは、Kyoto University Smart Kitchen Dataset (KUSK Dataset) [1] に収録された映像を対象とし、調理台上に登場した物体と、その物体に対する調理者の接触履歴についてのアノテーションデータと、それらのデータに基づいた物体認識結果を付与した KUSK Object Dataset を提案した [32]。KUSK Dataset には、20 種類の料理レシピに対する複数の被験者による調理動作が収録されている。料理レシピは 2.2 節の Mori らの研究で述べられていたように、手続き的な文章特性をもつことから、フローグラフとして表現できる。そのため、実際に料理レシピを見ながら調理する場合、調理者は一連の作業 (ワークフロー)

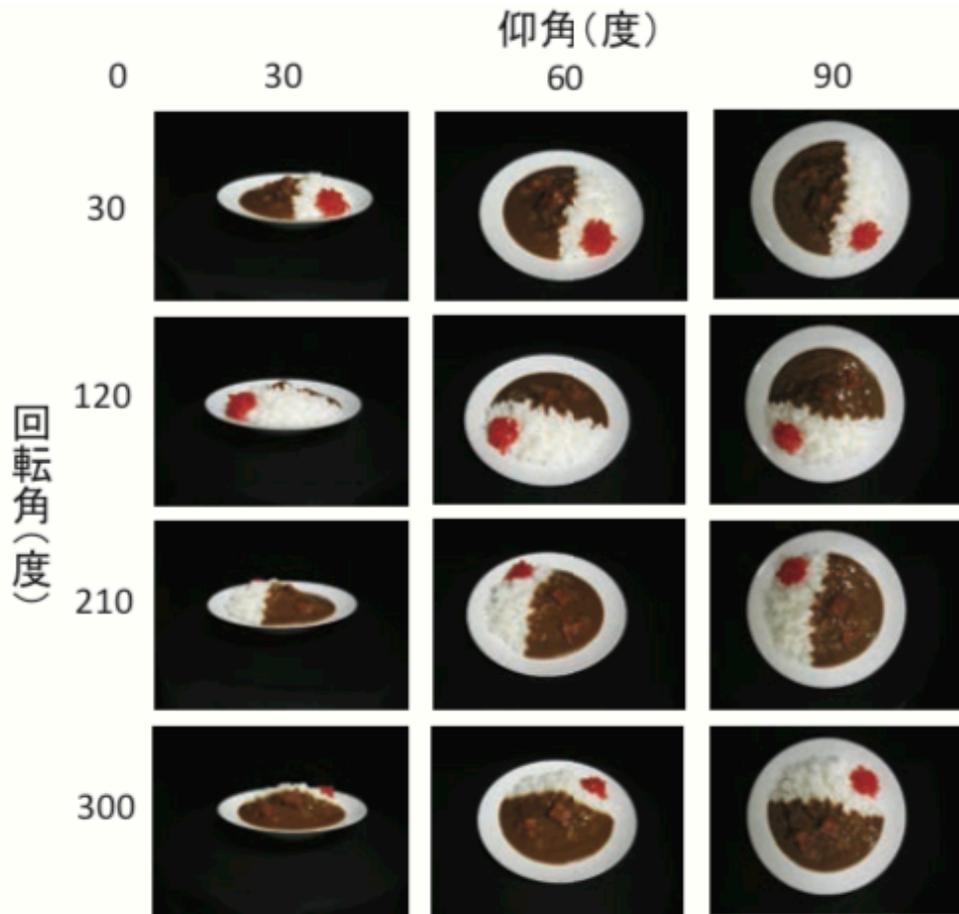


図 2.3: データセット内の画像例「カレー」(参考文献 [15] より引用)

に従いながら料理を行う。そこで、フローグラフで表現したレシピと実際の料理環境における食材、調理動作など対応付けることで、映像を機械可読なデータ構造に変換ことを目的とし、センサやカメラなどから調理者の行動を記録している。KUSK Dataset で公開されている可視光映像データの例を図 2.4 に示す。この KUSK Dataset の映像を対象に、作業映像の重要な構成要素である作業台上の物体に関する正解データのアノテーションを行うとともに、画像認識による食材、調理器具、調味料のアノテーションを行っている。

## 2.4 本研究の立ち位置

2.1 節では、料理の撮影方法に関する難しさを課題としていた。この課題を解消するため、料理画像における魅力度の評価や料理の構図に着目した撮影方法を提案している。これらは、料理が盛り付けられた状態で食事の魅力の評価を行っている。一方で、料理の物体認識の研究が盛んに行われている [2][16]。この研究分野においても盛り付けられた状態の料理画像を対象としており、器はノイズとして扱われていることが多い。しかし、物体認識タスクの研究分野では、背景情報が重要であるという研究が見受けられる [37]。料理における背景情報とは、食器や食事環境と捉えることができる。そこで、本研究では器は食事の



図 2.4: KUSK Dataset で公開されている可視光映像データの例 (参考文献 [32] より引用)

魅力において重要な要素であると考え。また、料理と器それぞれの性質を独立な要素として扱い、その関係性を調査する。

2.2 節では、料理情報の構造化において、主な情報源は料理レシピであった。また、料理レシピの種類として、プロが記述した料理レシピ (味の素パーク<sup>2</sup>) とユーザ投稿型料理レシピ (クックパッド<sup>3</sup>や Rakuten レシピ<sup>4</sup>) があり、データ量が豊富なことからユーザ投稿型料理レシピが扱われていた。

2.3 節では、料理画像から料理の魅力を推定するため、複数の料理画像を用いて料理の魅力度を推定し、その結果を用いて魅力度のアノテーションを行っていた。また、KUSK Object Dataset は、料理レシピの構造を基に、実際の料理環境から調理者の行動を計測し、その結果をアノテーションしていた。これらのことから、データセット構築には、対象とするデータの特性を調査した上で、具体的な利用方法を示すことが重要であると考え。

これらを踏まえ、本研究で提案する器選択支援のための料理 - 器関係データセットは、2.1 節の食事の魅力における基礎的な料理の盛り付け支援を目指す。また、2.3 節におけるデータセットの構築を参考に、対象とする器の特性を調査し機械で計算可能な情報への変換を行う。また、器単体のデータとしてではなく、2.2 節で紹介した料理のレシピ特徴を扱うことで、料理と器との関係性を獲得する。

<sup>2</sup>味の素パーク (AJINOMOTO PARK) : <https://park.ajinomoto.co.jp/> (2022 年 2 月 4 日確認)

<sup>3</sup>クックパッド : <https://cookpad.com/> (2022 年 2 月 4 日確認)

<sup>4</sup>Rakuten レシピ : <https://recipe.rakuten.co.jp/> (2022 年 2 月 4 日確認)

## 3 研究指針

本章では、本研究で実装するシステムのデザイン指針について述べる。

### 3.1 研究仮説

2.4節で述べたように、器選択を考慮し料理－器関係を獲得するための条件について以下で整理する。

- (1) 料理，器それぞれの特性を計算可能なデータに変換すること
- (2) 任意の料理情報から特定の器を算出可能な料理－器関係を獲得すること

条件1の料理の特性のデータ変換に関しては、2.2節で述べたように、料理情報の構造化手法として、料理レシピが用いられていることから、本研究でも料理レシピを扱うこととする。抽出するレシピ情報については、3.2節で述べる。器の特性のデータ変換に関しては、器を対象として物理的情報を構造化したデータセットなどが見当たらないことから、器の物理的情報から器選択に必要な要素を洗い出し、属性を3.3節で定義する。また、条件2の前提となる器選択における料理－器関係を3.4節で定義する。

### 3.2 料理レシピの特徴化手法

2.2節で述べた、料理レシピの構造化に基づいて、料理の特性のデータ化には、料理レシピの情報を扱う。レシピ研究において、料理の特性は料理レシピによって表現されている。その料理レシピ自体の特性を抽出して、調理者に適した料理レシピを検索する研究が存在する。

料理レシピの検索は図3.1のように2種類に大別でき、レシピ検索と献立検索が存在する[23]。レシピ検索におけるレシピの内容に基づく検索の研究領域では、レシピ特性に基づいた検索が提案されている[17]。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[26]。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[22]。この研究において、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である調理手順に着目している。そこで、本研究では料理を料理レシピによって特徴化し、料理レシピの構成要素である食材と調理手順を用いる。

### 3.3 器の属性定義

本節では、本研究で対象とする器とその属性定義について述べる。

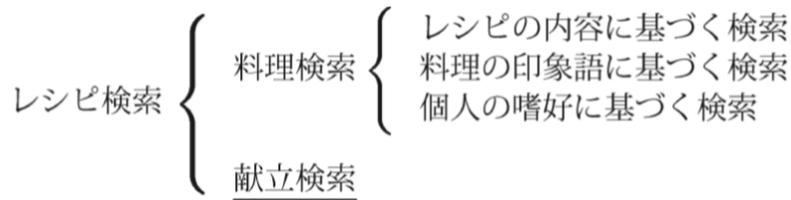


図 3.1: レシピ検索に関する先行研究の分類 (参考文献 [23] より引用)

食器とは、箸、コップ、容器など食事に用いられる道具や器具のことを指す。本研究では、料理とセットで扱われる器を対象とする。そのため、食器における箸やコップなどは対象外とする。本研究では、料理－器関係の抽出のため、物理的な器の情報を計算可能なデータに変換し、データセットを構築するため、アノテーションする器の性質を整理する必要がある。そこで、器の性質から器の属性を定義する。属性定義には、神保らが食器の検討要素として挙げた、単一要素を参考に行った [27]。以下、扱う器の属性について述べる。

#### サイズ

器の大きさ。料理の量と密接な関係を持っている。料理の量と器のサイズの関係性を調査した研究として、Sharp らは、器の大きさが料理の盛り付けに与える影響をプレートマッピング法を提案することで調査を行っている [11]。また、Penaforte らは料理と器の大きさの違いが視覚に与える影響についての調査を行っている [8]。これらの研究は、いずれも視覚的に料理の印象について評価したものである。しかし、任意の料理が器に盛り付け可能かは人が直感的に判断している。そのため、料理の量と器のサイズには盛り付けの印象以前に、物理的に盛り付け可能という関係性を持っている。

#### 形状 (タイプ)

器の形状。形状は盛り付ける料理カテゴリと密接な関係性を持っており、和食器と洋食器によって主に盛り付けられる料理カテゴリは異なる [18]。一方で、津田らは学校給食用食器の提案として、器の形状を持ちやすさや持ち上げやすさの観点から評価を行っている [31]。また、伊藤らは視覚遮断下で食事をする際の、食べやすさについて器形状を3種類定義し (図 3.2 参照) 調査を行っている [19]。このように、器の形状は物理的側面として、盛り付ける料理カテゴリとユーザビリティに影響を及ぼす。

#### 材質

器を構成する素材の主成分。陶磁器ならば衛生的で一定の耐久性がある。金属製には鉄、ステンレス、アルミなどがあり、耐熱性において優れている。また、鈴木らは学校給食用汁物容器の検討として、プラスチック、木やアルマイトなどの素材の保温性や熱伝導性を調査している [28]。一方で、器の材質や質感が味覚に影響を及ぼすかについても調査が行われていることから [30]、器の材質は料理カテゴリとの相性において、素材の性質と素材と人間の触覚が重要である。

#### 色

器の色。色は、盛り付ける料理カテゴリのベースカラーとの相性が食事の魅力に影響

表 3.1: 器の属性における機能的側面と美的側面の対応表

属性	機能的側面	美的側面
サイズ	○	○
形状 (タイプ)	○	○
材質	○	○
色	×	○
模様	×	○

を及ぼす。大谷らは、料理と器の色彩調和の関係性を分析するため、つけ醤油と器に着目し、器に8種類の彩色を施した上で、醤油に対して適切な器を見栄えの美しさの観点から被験者実験により評価を行った[20]。また、Piquerasらは、器の色に着目し、器の外観特徴が器に盛り付けられた料理の味覚・風味にどの程度影響を与えるのかについて検証を行っている[9]。このように、器の色は盛り付ける料理との相性によって、食事全体の印象や食欲や美味しさに影響を与える。

#### 模様

器の表面に施される装飾としての絵や図柄。絵柄、幾何学模様などがあり、装飾としてキャラクターイラストなどが描かれている場合もある。川嶋らは、食欲を減退させる色とされる青色をベースカラーとして、植物、動物、風景、幾何学の絵柄の4種類の絵柄に着目し、和食との相性を分析している[24]。このように、絵柄は文化によって様々な種類が存在し、分析の際には料理と器の関係性において文化を考慮する必要がある。

これらの属性は分類方法によって形式化される。例えば、器は文化によって、洋食器、和食器、中華食器、韓国食器などに分類されることがある。この形式において、洋食器には、ディナープレートやデザートプレート、和食器にはどんぶりや焼き物皿などの種類があり、種類によって器の属性が決まる。しかし、食文化は個人の創造性によって日々変化することから、器の文化的形式における選択には限界がある。そのため、各属性の性質を考慮して器を選択する方法として、1.2節で述べた、機能的側面と美的側面による選択がある。これらの側面と器の属性を対応付けると表3.1のようになる。機能的側面による選択には、サイズ、形状、材質は料理の物理的性質に密接に関わる。そのため、機能的側面による器の選択が、器に対して料理を物理的に盛り付け可能かの前提となる。また、美的側面による選択では、特に色や模様などの要素が食事の印象に影響を与えるが、色と模様以外の属性に関しても、美的側面に関わる場合がある。このように、器の性質を単一属性として定義し、データを格納したデータセットを構築することで、料理や器の属性間関係性を分析することが可能になる。

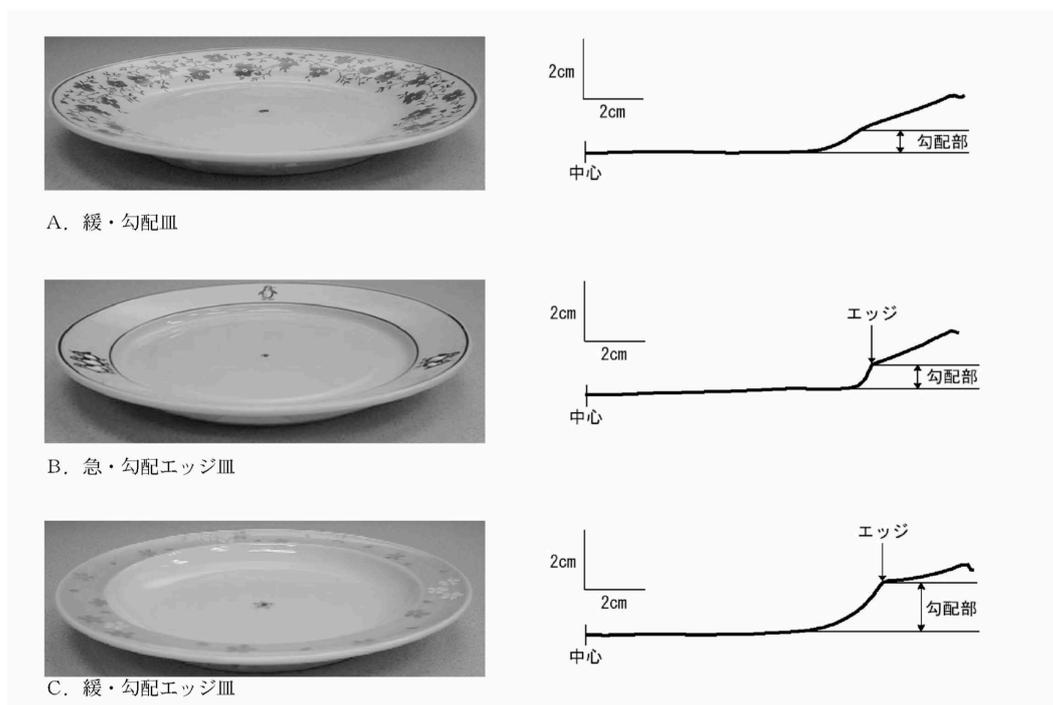


図 3.2: 実験に用いた器の形状 (参考文献 [19] より引用)

### 3.4 料理と器の関係

料理と器はそれぞれの性質・属性が適していれば、組合せの幅は広がる。この関係性を本研究では可換性があるとする。例えば、調理者が何らかのメディアを参考にチャーハンを作る場合を想定する。図 3.3 において参考にした食事に使われていた器が A であるとする。その時、家に A のような器がない場合、家にある器で代替しなければならない。そこで、代替することが可能な器には可換性があるといえる。

可換性は上述した通り、器の属性と料理の性質を考慮している。そのため、器の属性における機能的側面は、物理的に料理を盛り付けることが可能かという点において、可換性の前提となる。一方で、器の属性における美的側面は、料理の性質に対して見栄えが良いかといった、個人の美的センスによって可換であるかが判断される。本研究では、器選択の前提となる機能的側面に着目し、器における可換性を器のそれぞれの属性に対して、サイズの可換性、形状的可換性と材質的可換性に分類した。以下に、その詳細について述べる。

#### 3.4.1 サイズ的可換性

サイズ的可換性とは、ある料理と器の組合せにおいて、器のサイズが同等かそれ以上であれば他の器でも盛り付けることが可能な場合を指す。例えば、ハンバーグの場合、一般的には平皿に盛り付けられ、サイズが同等かそれ以上の平皿であれば可換である。また、平皿以外に深皿でも、器の底面のサイズが同等かそれ以上であれば、形状の異なる器でも可換である。サイズ的可換には、料理の量が影響する。異なる料理であっても、料理の質量が近ければ近いほど、他の器に可換となる。

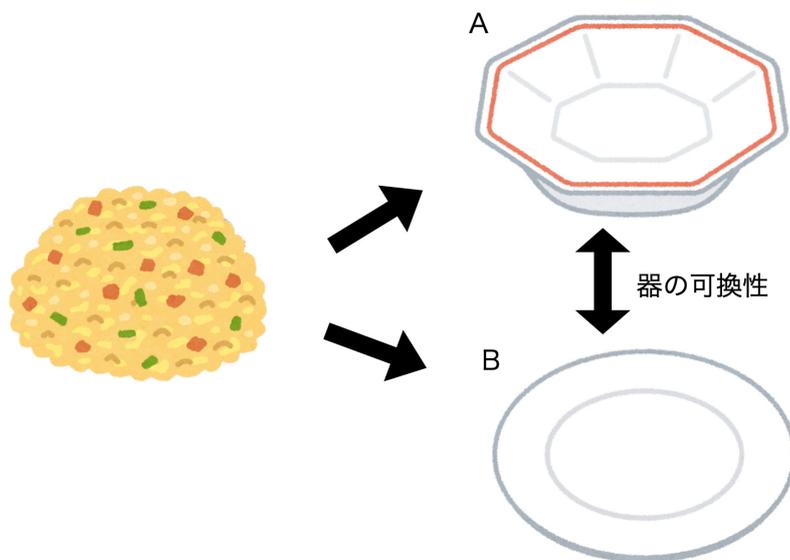


図 3.3: 器の可換性

### 3.4.2 形状的可換性

形状的可換性とは、ある料理と器の組合せにおいて、器の形状が類似していれば、他の器でも盛り付けることが可能な場合を指す。例えば、料理が汁物の場合、半球状の深さがある器であれば盛り付けることが可能である。形状的可換には、料理の状態が影響する。異なる料理であっても固体や液体などの料理の物質の状態が同じであれば、他の器に可換となる。

### 3.4.3 材質的可換性

材質的可換性とは、ある料理と器の組合せにおいて、器を構成する材質の特性が同じであれば、他の器にも盛り付けることが可能な場合を指す。例えば、材質の特性には耐熱性・保温性がある。調理中にオーブンに入れて調理できる耐熱性のガラスや陶器、金属容器などの器が存在する。これらは、オーブンで調理する以外に、高温の料理を盛り付ける際にも用いることが可能である。また、アイスなどを盛り付ける場合には、保温性があるステンレスやガラスの器が可換となる。材質的可換には、料理の温度が影響し、異なる料理であっても、料理自体の温度が高い場合には耐熱性、低い場合には保冷機能がある場合に他の器と可換となる。

## 4 料理 – 器関係データセット

本章では、3章で述べた料理と器の性質及び関係性を基に、料理と器の関係に着目したデータセットの設計について述べる。

### 4.1 料理 – 器関係データセットの概要

1.1章で、本研究では料理や盛り付けに関する知識の少ないユーザの器選択における盛り付けを支援を目的としている。そこで、盛り付けにおける器選択支援への活用を想定した、料理 – 器関係データセットを提案する。データセットの構築は、以下の3つのStepで行う。

**Step1** 器データセットの構築

**Step2** 料理 – 器関係の獲得

**Step3** 料理 – 器関係を器データセットに格納

**Step1**では、3.3節で述べたように、器の物理的特徴が整理されたデータセットがみあたらないため、人手でデータセット（以下、器データセットと記す）を構築する。**Step2**では、3.2節で述べた料理レシピの調理手順に含まれる要素を基に、料理カテゴリごとの料理レシピの特徴化を行う。また、このレシピ特徴を器の属性を推定に用いる。これにより、料理カテゴリごとの推定精度が算出され、精度が高かった料理カテゴリと推定された属性値を持つ器との関係性を獲得する。**Step3**では、獲得した料理 – 器関係を器データセットに格納することで、料理と器の関係性を考慮した料理 – 器関係データセットを構築する。

本章では、4.2節で**Step1**の器データセットの構築方法について述べる。また、4.3節で**Step2**の料理 – 器関係の獲得に用いる、料理レシピの特徴化手法について述べる。

### 4.2 器データセット

3.3章で述べた器の属性に具体的な値を格納し、可換性について議論するため、器データセットを構築した。器データセットの概要を表4.1に示す。このデータセットは一般家庭の器、104種類を対象に属性値の記録及び撮影を人手で行っている。記録した属性はサイズ、形状、材質、模様とし、3.3節で触れた、器の色は器画像情報に含まれているため具体的な値を格納していない。記録した属性データの一例としてサイズ、形状、材質を表4.2に、器の模様（内側）を表4.3に、器の模様（外側）を表4.4に各々示す。

撮影した画像の一例を図4.1に示す。撮影は仰角（0°、45°、90°）で行い、仰角90°の場合は器の表面と裏面を撮影した。また、器データセットには、サイズ、形状、材質、模様の属性を格納している。以下、具体的な各属性のアノテーション手法について述べる。

#### サイズ

アノテーションしたサイズの各要素を図4.2に示す。縦と横の要素はそれぞれ、縦が長辺、横が短辺とした。また、リムは料理の分量の知覚に影響を与えることから[4]、計測する要素として採用した。また、dish\_ID 041のように明確な場合はその長さを、dish\_ID 034のような曖昧な器は0を格納している。

表 4.1: 器データセット概要

対象器カテゴリ	104
原画像枚数	4/ 1 カテゴリ
属性数	16/ 1 カテゴリ

## 形状

形状は、和食器や洋食器によって種類が異なる [18]. そのため、先行研究の形状の種類を参考にアノテーションを行った. また、dish\_ID 077 のように当てはまらないものに関しては、楽天市場<sup>1</sup>の食器カテゴリから該当すると判断した形状のカテゴリをアノテーションした. 先行研究と楽天市場両方に当てはまらない dish\_ID 101 のような特殊な形状で判断が困難な器は変形皿とした. 器の底面は、3.3 節で述べたように、勾配部の有無で盛り付け可能な料理や器の持ちやすさに影響を与える. また、料理の性質において特に水分量があるものや、ごはんものの料理カテゴリにおいて、器に一定の深さが必要である. そのため、器の底面が dish\_ID 034, 041 のように接地面に対して湾曲しているものには curve を、dish\_ID 077 のように、接地面に対して平行なものには parallel を格納している.

## 材質

器の材質は、ナイト（独立行政法人 製品評価技術基盤機構）が公開している化学物質管理（食器の構成成分）<sup>2</sup>を参考に、アノテーションを行った. 食器の構成成分は、大分類、中分類、総称名の3つに構造化されている. 材質の要素を主素材と副素材に2分し、基本的には中分類でアノテーションを行い、総称名がわかるものに関しては、中分類 - 総称名でアノテーションを行った.

## 模様

模様は、属性定義の節でも述べたように、和食器や洋食器などの文化の違いに影響を受けやすい性質を持っている. そこで、川嶋らのように日本文化に絞った分類方法 [24]ではなく、文字、幾何学、イラスト、キャラクタの4つに分類し、バイナリデータとしてアノテーションを行った. ここで、イラストは動物、植物、風景などの絵柄を指し、キャラクターはメディア作品などの登場キャラクターが装飾された器を指す. また、器の模様は器の内側と外側にそれぞれ装飾されることから、器の内側と外側を別々にアノテーションを行っている.

<sup>1</sup>楽天市場（インテリアパレット）:

[https://www.rakuten.ne.jp/gold/interior-palette/index\\_tableware.html](https://www.rakuten.ne.jp/gold/interior-palette/index_tableware.html) (2022年2月4日確認)

<sup>2</sup>ナイト（独立行政法人 製品評価技術基盤機構）:<https://www.nite.go.jp/chem/shiryo/product/dish/dish3.html> (2022年2月4日確認)

表 4.2: 器データセットの一例 (サイズ, 形状, 材質)

dish_ID	サイズ					形状		材質	
	縦 (長辺)	横 (短辺)	高さ	深さ	リム	底面	全体	主素材	副素材
034	7.3	7.3	2.7	2.0	0.0	curve	豆皿	木	うるし
041	12.8	12.8	3.1	2.3	1.2	curve	取り皿	土-陶器	-
052	11.5	11.5	2.0	1.1	0.0	parallel	角皿	土-陶器	-
077	30.5	16.7	4.8	4.0	0.0	parallel	グラタン皿	土-陶器	-
101	21.8	21.8	6.0	5.7	0.0	curve	変形皿	土-陶器	-

表 4.3: 器データセットの一例 (模様: 内側)

dish_ID	模様 (内)			
	文字	幾何学模様	イラスト	キャラクター
034	0	0	0	0
041	0	0	1	0
052	0	1	0	0
077	0	0	0	0
101	0	0	1	0

表 4.4: 器データセットの一例 (模様: 外側)

dish_ID	模様 (外)			
	文字	幾何学模様	イラスト	キャラクター
034	0	0	0	0
041	0	0	0	0
052	0	0	0	0
077	0	0	0	0
101	0	0	1	0

### 4.3 レシピ特徴の抽出

#### 4.3.1 利用するデータ

本研究では, 2.2 節で述べたように, 料理-器関係の抽出には, 特徴化された料理レシピを用いる. そこで, 料理レシピ情報として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)<sup>3</sup>を使用した. これは 2014 年 9 月 30 日までに cookpad に掲載された, 172 万品のレシピやそれらからなる献立に関するデータが含まれた MySQL 形式のデータセットである.

3.2 節で述べたように, 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もとに, フローグラフの生成手法を提案している [34]. 料理レシピにおけるフローグラフとは, 料理レシピの固

<sup>3</sup>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)



図 4.1: 撮影した器の例

有表現（食材，調理器具や調理動作）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 [6]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．表 4.5 にアノテーションに用いられたタグを示す．タグ付けされた固有表現を頂点として，有向関係となる辺を推定し，その辺が持つ性質をタグとして付与している．本研究では，この固有表現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，調理手順の固有表現にタグ付けされた有向関係データ（以下，FG-data）が抽出可能である．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．

#### 4.3.2 レシピ特徴の抽出とベクトル化手法

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

**FAcf** 食材+調理動作

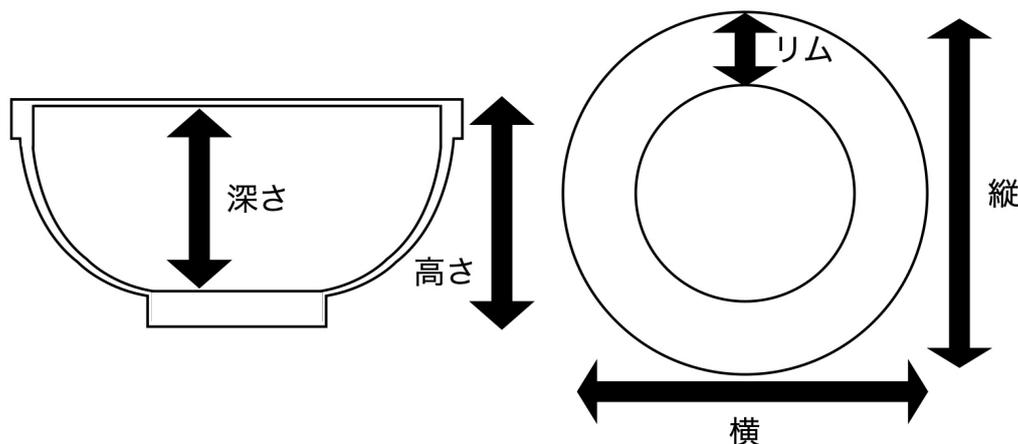


図 4.2: 器データセット (サイズの各要素)

表 4.5: レシピ用語とタグ一覧 (参考文献 [6] より引用)

タグ	意味	備考
F	食材	代名詞・中間・最終生成物を含む
T	道具	調理動作や器など (代名詞を含む)
D	継続時間	概数表現を含む
Q	分量	概数表現を含む
Ac	調理者の動作	語幹のみ
Af	食材の動作	語幹のみ
Sf	食材の状態	
St	道具の状態	温度設定など

#### 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,

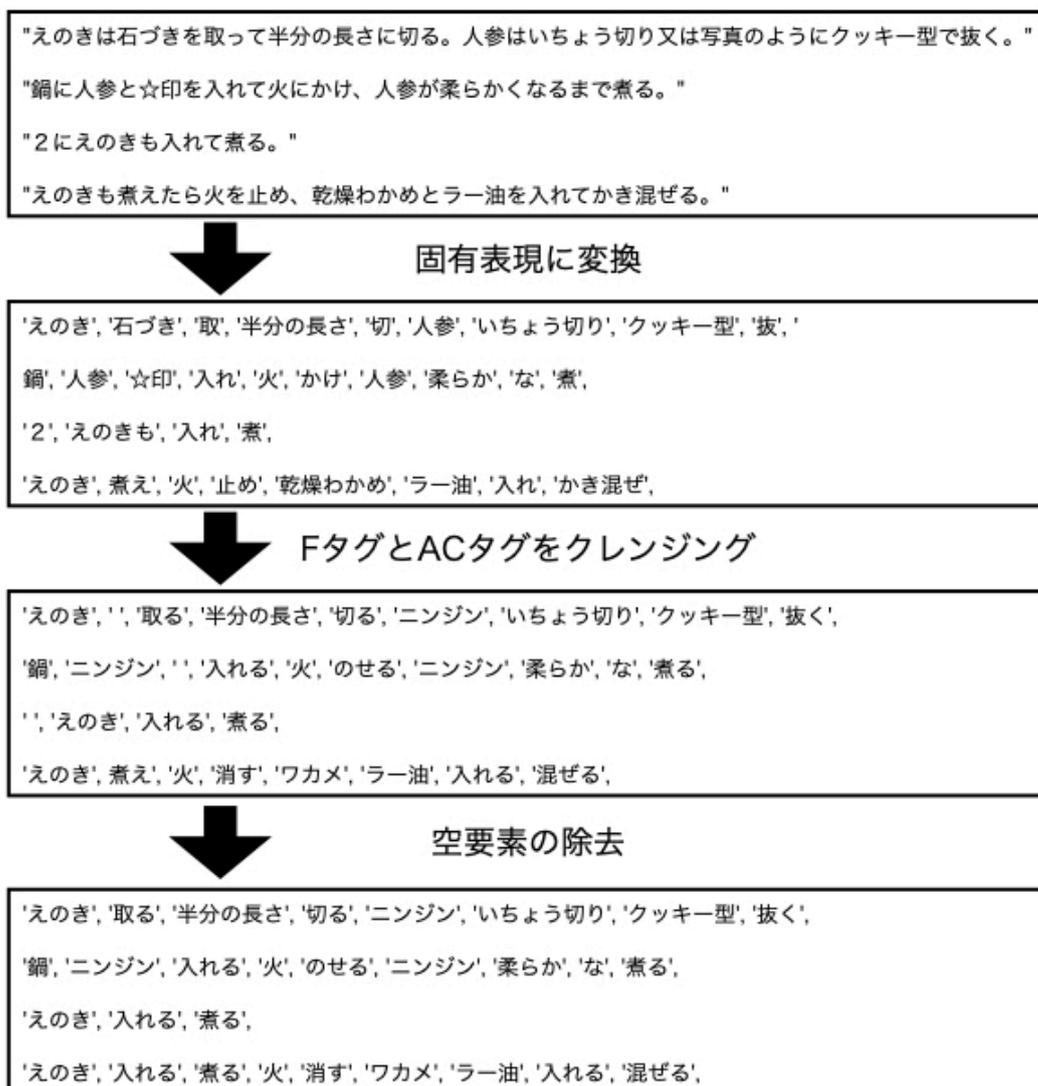


図 4.3: データクレンジングの処理工程

Nanba らが生成した料理オントロジ [7] 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」「食材の下位名称」の3階層で格納されており、下位名称から上位名称で食材名を統一させる [12] ことで、表記ゆれを解消する。この手法を用いて FG-dataset における食材と調理動作タグが付与された固有表現に対してデータクレンジングを行った例を図 4.3 に示す。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。

#### 4.3.3 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、自然言語処理の分野において、単語の意味表現をベクトルで表す単語分散表現の獲得によく用いられる Word2Vec [5] によるベクトル化である。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

表 4.6: 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)

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4.6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，

$$P_i Q_j = R_k \quad (4.1)$$

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，4.3.2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，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．

## 5 評価実験

本章では、4章で提案したレシピ特徴ベクトルを用いた、器の属性推定について述べる。

### 5.1 目的と概要

4.1節で述べた、料理-器データセットの構築の**Step2**における、料理-器関係の獲得のため、器の属性推定を行う。推定する器属性は、形状（タイプ）における器底面の形状である。器底面の形状は、器データセットにおいて `curve` と `parallel` の2カテゴリでアノテーションを行っており、3.4節の形状的可換性において、料理の性質との関係性が存在する。そのため、レシピ特徴から推定可能であると仮定し、推定結果から4.3節で定義した7種類のレシピ特徴ベクトルを比較する。また、本研究の器の属性推定には、入力ベクトルの柔軟性を持ち一般的によく用いられる、階層型3層ニューラルネットワーク（以下、NN）を使用する。使用するNNの例を図5.1に示す。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の深さを、平皿、深皿というように2値でアノテーションすることとした。5.2節で、具体的なアノテーション方法について述べる。また、全カテゴリのレシピデータを入力とする場合と単一カテゴリを入力とした場合の2つに分けて行うことで、レシピ特徴ベクトルを比較する。5.3節で、器の属性の推定に利用する階層型3層NNのモデル生成の方法について述べる。5.4節で、全レシピカテゴリを入力とした場合を、5.5節で単一カテゴリを入力とした場合をそれぞれ述べる。

### 5.2 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5.1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「ごはんもの」、「麺」、「シチュー・スープ・汁物」、「鍋もの」は深皿、それ以外を平皿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」は深皿、それ以外を平皿とした。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」は深皿、それ以外を平皿とした。行ったアノテーションの結果を表5.2に示す。アノテーションの結果、全カテゴリにおける平皿の料理レシピが65,894件、深皿の料理レシピが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。

本実験は、器の属性推定の入力とするレシピカテゴリを複数試すことで、レシピ特徴ベクトルを比較する。そのため、(1) 全レシピカテゴリに器の深さをアノテーションしたデー

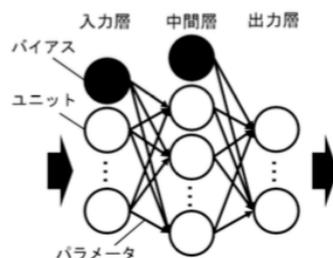


図 5.1: 階層型 3 層 NN (参考文献 [35] より引用)

表 5.1: 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

タの一部を入力とする場合 (2) 単一のカテゴリ内でアノテーションを行ったデータの一部を入力とする場合の 2 パターンで行う。

### 5.3 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応させ, 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

表 5.2: カテゴリごとのアノテーション

レシピカテゴリ名	平皿	深皿	合計 (件)
全カテゴリ	65,894	11,673	77,567
ごはんもの	3,713	4,298	8,011
パスタ・グラタン	3,495	830	4,325

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。本稿で学習に用いたマシンのスペックを表 5.3 に示す。

#### 5.4 全カテゴリによる器の属性推定

対象データは、5.2 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、平皿と深皿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。各バイナリベクトルごとの入力次元数を表 5.4 に示す。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 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 回繰り返し、交差エントロピー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 5.2 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、モデルが深皿と予測したレシピのうち、予測が正しい（レシピに深皿のラベルが付与されていた）割合である。また、再現率は、深皿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（レシピに深皿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り次式で計算する。

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{適合率} \times \text{再現率}}{\text{適合率} + \text{再現率}} \quad (5.1)$$

各モデルの評価結果を表 5.5 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適合率、再現率、F 値を示したことが確認された。

表 5.3: 学習に用いたマシンのスペック

要素	スペック
CPU	Intel(R) Core(TM) i9-9900K CPU @ 3.60GHz
RAM	64GB
GPU	GeForce RTX 2080 Ti
VRAM	16GB
OS	Ubuntu 18.04

表 5.4: バイナリベクトルの入力次元数及び中間層のユニット数

ベクトル名称	入力次元数
Ff-bv	282
Acf-bv	98
FACf-bv	2720
DRf-bv	24030

## 5.5 単一カテゴリによる器の属性推定

5.4節で行ったモデル生成と同様の方法を用いて、単一の料理カテゴリ内でアノテーションを行ったデータを入力とした場合の精度を比較する。

対象データは、5.2節でアノテーションを行った、「ごはんもの」と「パスタ・グラタン」である。これらの料理カテゴリは5.2節で行ったアノテーションにおいて、単一カテゴリ内で平皿と深皿にアノテーションされている。「ごはんもの」カテゴリのレシピ8,011件と「パスタ・グラタン」カテゴリのレシピ4,325件から、それぞれ平皿と深皿のレシピをランダムに600件ずつ取り出し、計1,200件ずつのデータを学習の入力とした。

単一カテゴリごとに学習を行った結果、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 5.5 に示す。カテゴリごとの性能比較では、料理カテゴリ「パスタ・グラタン」が料理カテゴリ「ごはんもの」に対して、すべての特徴ベクトルにおいて高い値を示した。料理カテゴリ「ごはんもの」における、各モデルの Accuracy における性能比較では、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は、**Ff-w2v** と **FACf-w2v** が **Acf-w2v** に対して高い値を示したが、2特徴ベクトル間の精度に大きな差は確認できなかった。

料理カテゴリ「パスタ・グラタン」における、各モデルの Accuracy における性能比較では、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は、**FACf-w2v** が他の特徴ベクトル適合率、再現率、F 値を示したことが確認された。

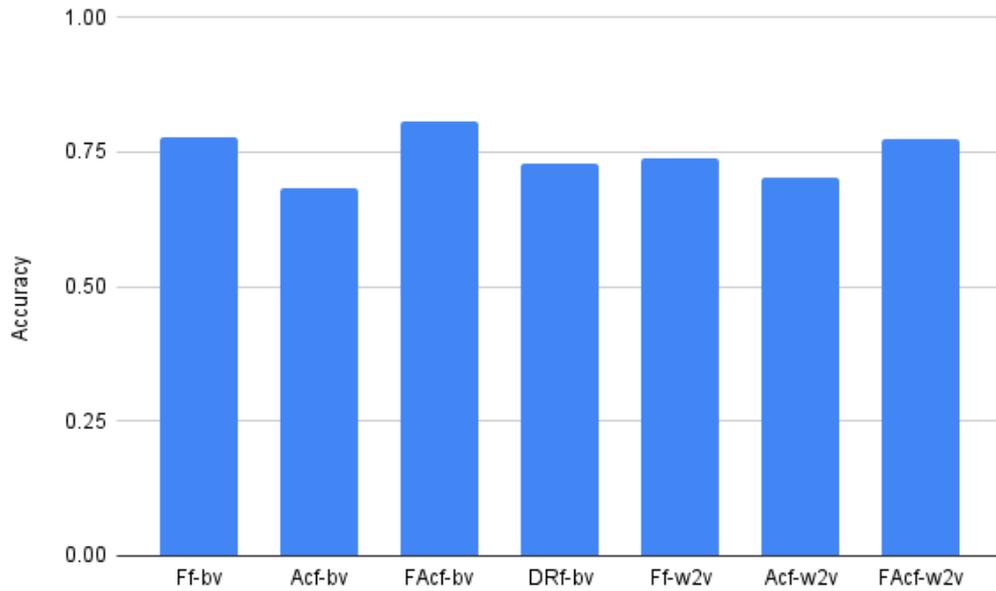


図 5.2: 各レシピ特徴ベクトルの Accuracy

表 5.5: 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>

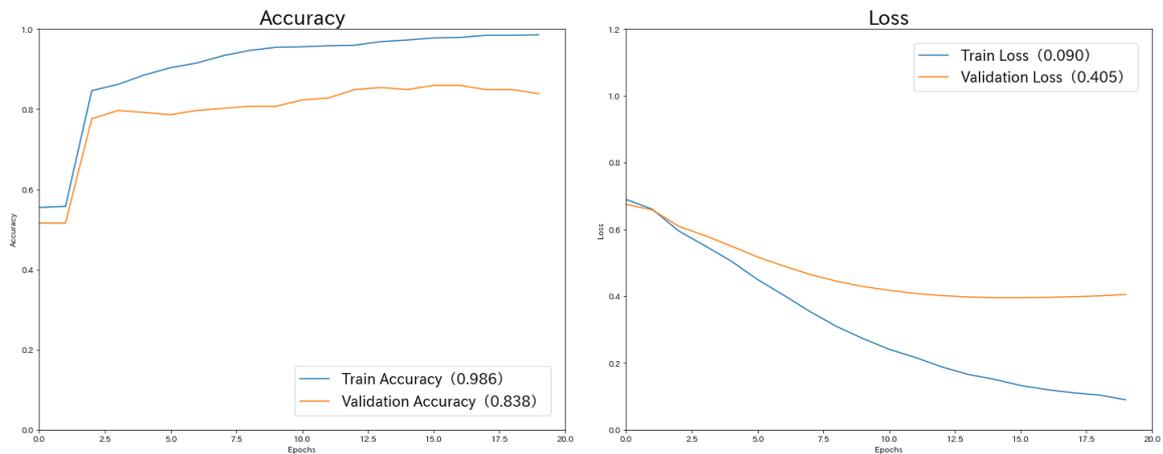


図 5.3: FAcf-bv の学習結果

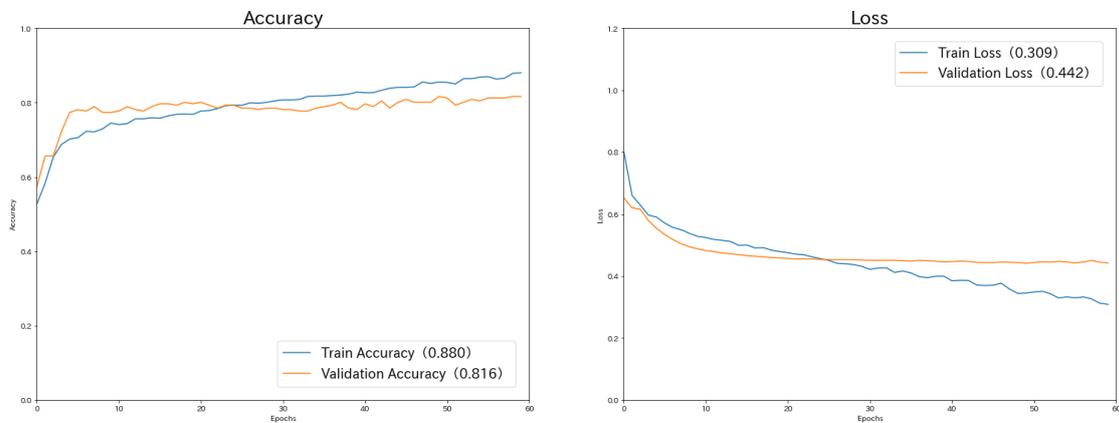


図 5.4: FAcf-w2v の学習結果

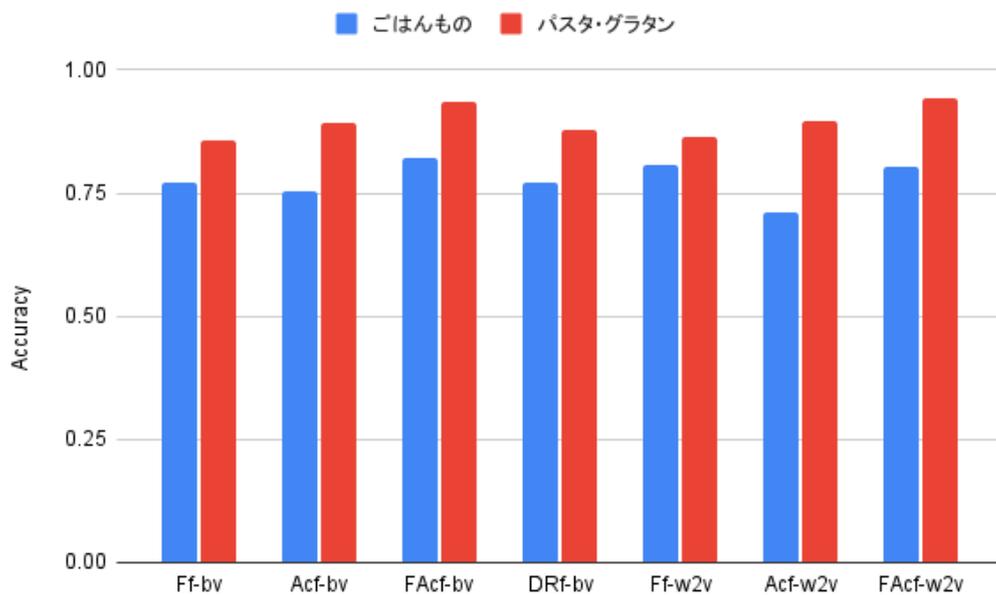


図 5.5: 料理カテゴリ「ごはんもの」、「パスタ・グラタン」カテゴリにおける、各レシピ特徴ベクトルの Accuracy

## 6 議論

本章では、5章で実施した器属性推定に対する考察を行う。また、4章で設計した料理－器関係データセットの考察と展望について述べる。

### 6.1 料理－器関係の獲得における到達点と課題

以下では、レシピ特徴を用いた料理－器関係の獲得における到達点を述べ、課題を整理する。

#### 6.1.1 料理－器関係の獲得の到達点

4.3.2節で3種類のレシピ特徴を用いた、7種類のレシピ特徴ベクトルを提案した。そのレシピ特徴ベクトルを階層型3層NNの入力に用いて、器の属性の推定精度を料理カテゴリごとに比較した。その結果、料理レシピの調理手順における食材と調理動作を用いたレシピ特徴が、5.4節で実施した実験において、推定精度及び評価指標共に高い値を示した。また、5.5節で実施した実験における、各カテゴリにおいても推定精度に高い値を示した。これにより、料理レシピから器の推定は可能であり、その際のレシピ特徴として食材と調理動作を扱うことが適切であることが示唆された。

#### 6.1.2 料理－器関係の獲得における課題

5.2節で行ったアノテーションは、クックパッドの各料理カテゴリに対して、深皿か平皿の2値でアノテーションを行っている。また、料理－器間の関係性を料理カテゴリに依存せず、網羅的に料理－器関係を獲得するため、すべての料理カテゴリに対してアノテーションを行った。しかし、このアノテーション方法では、2点において不十分である。1つ目が、深さを表現する方法として不十分である。本来、器の深さは連続値であり、2値での分類では器の深さを表現する上で曖昧である。2つ目が、擬似的なアノテーションという点である。料理カテゴリによっては、下位のカテゴリに深皿と平皿が混在している場合がある。例えば、料理カテゴリ「野菜のおかず」において、「野菜炒め」は平皿に盛り付けることが多いが、「煮物」は水分量があるため、器に一定の深さが必要である。これらの理由から、器の属性推定における正解ラベルの付与には、クラウドソーシングを用いた不特定多数の人によるアノテーション方法や、料理の水分量などを基準とした厳密なアノテーションが必要である。

### 6.2 料理－器データセットの構築における到達点と活用例

以下では、構築した器データセットの到達点を述べ、課題を整理する。

#### 6.2.1 料理－器データセットの到達点

本研究は、料理に関する知識の少ない調理者に対して器選択支援への利用を想定した料理－器データセットを提案した。料理－器関係データセットの基礎となるデータセットとして、4.2節で器データセットの構築を行った。器データセットには、撮影角度の異なる器画像4種に加え、器の属性は、サイズ、形状、材質、模様の4種類を格納した。これによ

表 6.1: データセット概要, 文献 [33] より引用

調査対象カテゴリ数	10
原画像枚数	20 / 1 カテゴリ
マスク種類数	3 / 原画像

り, 物理的な器を機械可読な情報に変換し, 料理情報との演算を可能にした. また, 5章における料理-器関係の獲得は, 料理の機能的側面に着目することで, 料理情報から器の属性推定が可能であることを示した. しかし, 料理-器関係を網羅的に獲得することはできず, 基礎的な検討に留まった. そのため, 器データセットの各器と任意の料理の関係性を獲得するまでには至らなかった.

### 6.2.2 料理-器関係データセットの拡張性

本研究では, 料理-器関係データセットを設計し, その基礎となる器データセットの構築を行った. また, 料理-器関係を獲得することで, 料理情報の獲得を試みた. 料理情報の獲得では器属性の形状に着目したが, 形状に限らず他の属性に対しても料理-器関係の獲得は可能である. 以下では, 器属性を基に器データセットの拡張性を述べる.

料理と器の関係性は, テキスト情報以外にも画像情報からも獲得可能である. 例えば, 料理と器, 一方の大きさや分量が決まれば, もう一方を推定することが可能である. そのため, 料理の量と器のサイズは料理と器の比率と置き換えることができる. 従来研究では, 料理と器の関係性を調査するため, 食事画像を料理と器に分離するマスク基礎画像データセットの構築を行った. データセットの概要を表 6.1 に, データセットに格納されているマスク基礎画像の例を図 6.1 に示す. データセット構築には UECFOOD100[3] の食事画像の内, 10 カテゴリにおける各 20 枚の画像を使用している. このデータセットを使用することで, 料理と器の比率を算出することが可能である. 一方で, レシピ情報などから料理の量を推定する研究が行われている [38]. これらの手法によって, 料理画像から料理の量を抽出することができれば, 料理の占める割合から器のサイズにおける属性を推定可能である. したがって, 料理-器関係におけるサイズの可換性を抽出することが可能となる.

器の形状の種類は豊富なため, 現状の器の分類方法では, 「主素材」と「副素材」に分かれているため, アノテーションが複雑化する. そのため, 今後は半球状や筒状など, 立体幾何学的なアノテーションによる分類を検討している. また, 立体幾何学的なアノテーションには, サイズの属性における縦, 横, 高さ, 深さから, 対象の器の形状の推定が考えられる.

材質に関しては, 陶磁器, 漆器, ガラスが存在する. 陶磁器は一般的に, 電子レンジやオーブンなどに対する耐熱性を持っていない. しかし, dish\_ID 077 のような耐熱加工が施された器に関しては, 陶磁器でも耐熱性を持っている. このような, 耐熱性の有無は機能的側面による器選択において, 重要な要素である. そのため, 材質の下位属性として耐熱・保冷性などの機能的な属性を定義することを検討する必要がある.

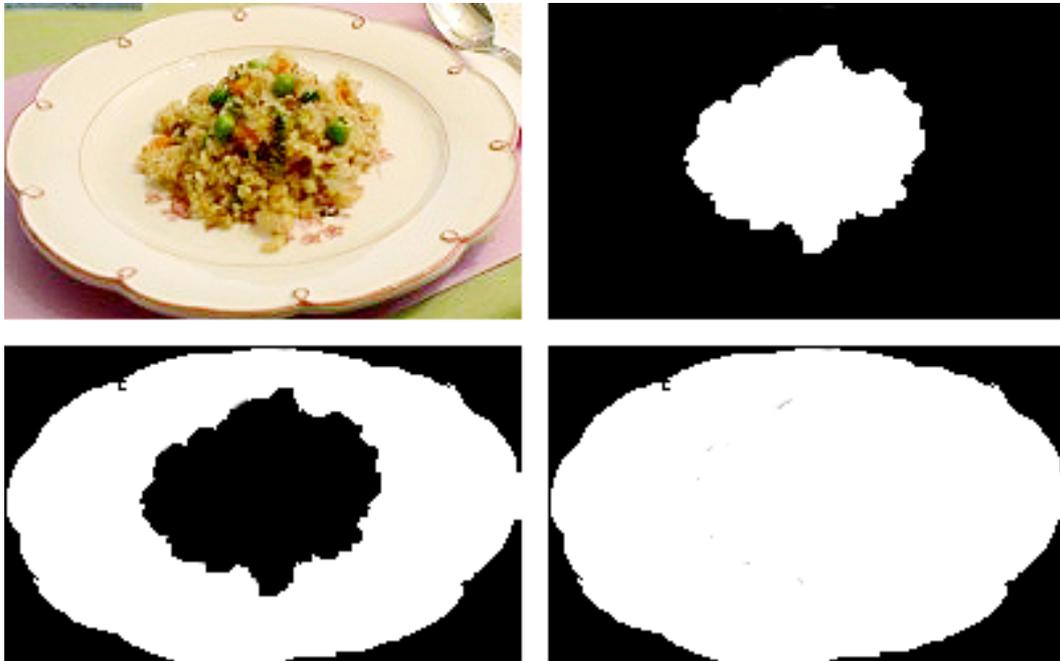


図 6.1: 対象の食事画像 (左上), 料理領域の基準画像 (右上), 器領域の基準画像 (左下), 料理・器領域の基準画像 (右下) 文献 [33] より引用

## 7 結論

本研究の目的は、料理の盛り付けにおける器の選択は、料理や盛り付けに関する知識が少ない調理者にとって困難であるという課題に対して、器選択支援への利用を想定した、料理-器関係データセットの構築を目指す。先行研究の料理に関するデータセット構築を参考に、提案するデータセットを構築する方針を定めた。方針に基づいて料理-器関係データセットの設計を行った。データセットの設計は料理と器の特性を整理し、機械可読な情報に変換すること、料理と器の関係性を獲得することの2つの段階で行う。これらの方針を基に、提案データセットの基礎となる器データセットを構築し、料理は料理レシピデータを用いることで、料理と器を演算可能なデータに変換した。実験の結果、料理レシピデータから器の属性を推定することが可能であることを示した。また、料理-器関係における器の深さを表現する料理情報として、調理手順における食材と調理動作を組み合わせた表現を用いることが適切であることが示唆された。

実験では、料理-器関係を獲得する要素として形状における器の深さをを用いた。これにより、料理レシピを用いて料理-器関係の形状的可換を表現した。しかし、器の他の属性に対しても可換性が存在することから、本稿で行ったことは料理-器関係の獲得における基礎的な検討となった。料理-器関係における形状的可換をレシピ特徴で網羅的に表現するためには、実験で用意した料理カテゴリごとの2値のアノテーションでは不十分である。そこで、料理レシピの器の形状のアノテーション方法を再度見直し、料理と器の演算における出力を他クラスにすることができれば、料理の形状をレシピ特徴量で説明可能となる。例えば、先行研究[29]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「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、未知の器情報に対して利用できる料理を算出することが可能になる。そのため、料理-器関係における形状的可換の網羅的な獲得は、今後の研究方針となり得る。

## 謝辞

本研究を纏めるにあたり、関西大学総合情報学部総合情報学研究科の松下光範教授には、種々のご指導ご鞭撻を賜りました。教授には研究活動はもちろん、研究室に配属されてから約4年の間多くの成長の機会を授けていただきました。また、進学や就職など、人生設計に関わることでも、快く相談に乗っていただきました。心より深く感謝致します。

関西大学総合情報学部総合情報学研究科の山西良典准教授には、関西大学に所属する以前からお世話になりました。特に、現在の研究テーマで研究活動を行ってからのというもの、数々の貴重なご意見をいただきました。また、研究活動のみならず、雑談や私事の相談にも乗っていただきました。深く感謝致します。

関西大学大学院総合情報学研究科知識情報学専攻の玄道俊氏、小林光氏、森野穰氏、樋口友梨穂氏、宮本誠人氏、樋口亮太氏、竹村孟氏、山本京香氏に心より感謝致します。

玄道俊氏、小林光氏、森野穰氏、樋口友梨穂氏、宮本誠人氏は普段の研究活動、就職活動、雑談など、学生生活全てにおいて、大変お世話になりました。時には切磋琢磨し、時には著者の至らない部分をそれぞれの得意分野を生かして支援していただきました。また、大変個性的で、人生において良い刺激となりました。心より感謝致します。

樋口亮太氏、竹村孟氏、山本京香氏は関西大学総合情報部祭典実行委員に所属していた頃から、大変世話になりました。日々の雑談にお付き合いいただき、研究室運営においては、頼りない著者の指揮にもかかわらず、様々な場面で協力してくださいました。心より感謝致します。

関西大学総合情報学部松下研究室の10期生のみなさまに深く感謝致します。学部生時代の研究活動において、大変お世話になりました。卒業してからも定期的に連絡を下さり、雑談や酒席に付き合ってくださいました。心から感謝致します。

研究生活を送る上でお世話になりました7期生、8期生、9期生、11期生、12期生の皆様には深く感謝致します。特に、大杉隆史氏、赤星俊平氏、岩崎有基氏、中西聖氏、鈴木雄登氏、高橋知奈氏には大変お世話になりました。大杉隆史氏、赤星俊平氏には、研究方針の立て方すら知らない著者に対して、研究テーマに関してわかりやすくアドバイスしてくださいました。岩崎有基氏、中西聖氏、鈴木雄登氏は、研究指導を通して多くのことを教わりました。高橋知奈氏は、共に研究活動を行う上で、研究に関する議論や雑談など、様々な場面で協力していただきました。

本研究で提案した器データセットの構築には、森野穰氏とそのご家族に協力していただきました。アノテーションの際には、器選びに関する貴重なご意見をいただきました。心から感謝致します。

本研究では、クックパッド株式会社と国立情報研究所が提供する「クックパッドデータセット」を利用した。ここに感謝の意を記す。

最後に、学業全般にわたって経済的・心身的に支援して下さる家族に心より深く感謝致します。

## 参考文献

- [1] Hashimoto, A., Sasada, T., Yamakata, Y., Mori, S. and Minoh, M.: Kusk dataset: Toward a direct understanding of recipe text and human cooking activity, *Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication*, ACM, pp. 583–588 (2014).
- [2] Kagaya, H., Aizawa, K. and Ogawa, M.: Food Detection and Recognition Using Convolutional Neural Network, *Proc. of 22nd ACM International Conference on Multimedia*, pp. 1085–1088, DOI: 10.1145/2647868.2654970 (2014).
- [3] Matsuda, Y., Hoashi, H. and Yanai, K.: Recognition of Multiple-Food Images by Detecting Candidate Regions, *Proc. of IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, DOI: 10.1109/ICME.2012.157 (2012).
- [4] McClain, A., van den Bos, W., Matheson, D., Desai, M., McClure, S. M. and Robinson, T. N.: Visual illusions and plate design: the effects of plate rim widths and rim coloring on perceived food portion size, *International journal of obesity*, Vol. 38, No. 5, pp. 657–662 (2014).
- [5] 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).
- [6] Mori, S., Maeta, H., Yamakata, Y. and Sasada, T.: Flow Graph Corpus from Recipe Texts., *The International Conference on Language Resources and Evaluation*, pp. 2370–2377 (2014).
- [7] Nanba, H., Doi, Y., Tsujita, M., Takezawa, T. and Sumiya, K.: Construction of a cooking ontology from cooking recipes and patents, *Proc. of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication*, pp. 507–516 (2014).
- [8] Penaforte, F., Japur, C., Diez-Garcia, R., Hernandez, J., Palmma-Linares, I. and Chiarello, P.: Plate size does not affect perception of food portion size, *Journal of human nutrition and dietetics: the official journal of the British Dietetic Association*, Vol. 27, DOI: 10.1111/jhn.12111 (2013).
- [9] Piqueras-Fiszman, B., Alcaide, J., Roura, E. and Spence, C.: Is it the plate or is it the food? Assessing the influence of the color (black or white) and shape of the plate on the perception of the food placed on it, *Food Quality and Preference*, Vol. 24, No. 1, pp. 205–208 (2012).

- [10] Salvador, A., Hynes, N., Aytar, Y., Marin, J., Offi, F., Weber, I. and Torralba, A.: Learning cross-modal embeddings for cooking recipes and food images, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 3020–3028 (2017).
- [11] Sharp, D., Sobal, J. and Wansink, B.: Using plate mapping to examine portion size and plate composition for large and small divided plates, *Eating Behaviors*, Vol. 15, No. 4, pp. 658–663 (2014).
- [12] Shino, N., Yamanishi, R. and Fukumoto, J.: Recommendation System for Alternative-Ingredients Based on Co-occurrence Relation on Recipe Database and the Ingredient Category, *2016 5th IIAI International Congress on Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI)*, pp. 173–178, DOI: 10.1109/IIAI-AAI.2016.187 (2016).
- [13] Simonyan, K. and Zisserman, A.: Very deep convolutional networks for large-scale image recognition, *arXiv preprint arXiv:1409.1556* (2014).
- [14] Spence, C., Harrar, V. and Piqueras-Fiszman, B.: Assessing the impact of the tableware and other contextual variables on multisensory flavour perception, *Flavour*, Vol. 1, No. 1, pp. 1–12 (2012).
- [15] Takahashi, K., Doman, K., Kawanishi, Y., Hirayama, T., Ide, I., Deguchi, D. and Murase, H.: Estimation of the Attractiveness of Food Photography Focusing on Main Ingredients, *Proc. of 9th Workshop on Multimedia for Cooking and Eating Activities*, pp. 1–6, DOI: 10.1145/3106668.3106670 (2017).
- [16] Wang, Y., Chen, J.-j., Ngo, C.-W., Chua, T.-S., Zuo, W. and Ming, Z.: Mixed Dish Recognition through Multi-Label Learning, *Proc. of 11th Workshop on Multimedia for Cooking and Eating Activities*, pp. 1–8, DOI: 10.1145/3326458.3326929 (2019).
- [17] 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).
- [18] 赤堀博美: 食器・食具の種類及び材質について, 日本調理科学会誌, Vol. 48, No. 1, pp. 70–72 (2015).
- [19] 伊藤静香, 高見涼太郎, 金丸敏彦, 田内雅規ほか: 視覚遮断下で食事をする際の動作及び内観に食器形状が及ぼす影響, 岡山県立大学保健福祉学部紀要, Vol. 7, pp. 32–40 (2000).
- [20] 大谷貴美子, 尾崎彩子, 松本裕子, 南出隆久: つけ醤油の皿の色に関する一考察: CRT上のカラーパレットを利用して, 日本調理科学会誌, Vol. 33, No. 2, pp. 204–211 (2000).
- [21] 柿森隆生, 岡部誠, 柳井啓司, 尾内理紀夫: 料理写真撮影におけるおいしそうな構図決定および撮影支援モバイルアプリ, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 115, No. 494, pp. 85–90 (2016).

- [22] 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).
- [23] 苺米志帆乃, 藤井敦: 栄養素等摂取バランスを考慮した料理レシピ検索システム, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 92, No. 7, pp. 975–983 (2009).
- [24] 川嶋比野, 数野千恵子: 青色の皿の絵柄が和食に与える影響, 日本家政学会誌, Vol. 67, No. 2, pp. 66–80 (2016).
- [25] 佐藤陽昇, 道満恵介, 平山高嗣, 井手一郎, 川西康友, 出口大輔, 村瀬洋: 畳み込みニューラルネットワークを用いた料理写真の魅力度推定, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 117, No. 252, pp. 107–111 (2017).
- [26] 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).
- [27] 神保夏美, 井元りえ: 諸外国と日本における食器と食物との関連についての研究動向の分析—研究の目的と方法に焦点を当てて—, 日本家政学会誌, Vol. 70, No. 3, pp. 119–132 (2019).
- [28] 鈴木洋子, 村上睦美: 学校給食用汁用食器の各材質による保温性, 熱伝導特性, 感覚的保温性の比較, 奈良教育大学紀要, Vol. 63, No. 1, pp. 135–140 (2014).
- [29] 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, No. No.B-3-1 (2021).
- [30] 田中観自, 陳娜, 坂井信之, 渡邊克巳: 食器の材質・質感における感覚間統合が味覚評価に及ぼす影響, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 113, No. 128, pp. 7–10 (2013).
- [31] 津田桜, 田内隆利, 寺内文雄, 久保光徳, 青木弘行: 食への関心を持たせる学校給食食器, 日本デザイン学会第 56 回研究発表大会概要集, pp. P37–P37 (2009).
- [32] 橋本敦史, 飯山将晃, 森信介, 美濃導彦: KUSK Object Dataset: 調理作業中の物体への接触履歴データセットの作成, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 115, No. 230, pp. 77–82 (2015).
- [33] 福元颯, 松下光範, 山西良典: 盛り付け支援のための料理と器の関係性の分析—色ヒストグラムに着目した特徴分析—, 電子情報通信学会 HCG シンポジウム 2020 論文集, A-5-2 (2020).
- [34] 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, DOI: 10.1527/tjsai.E-G24 (2017).
- [35] 中谷祐介, 石崎裕大, 西田修三: 深層学習を用いた感潮河川の水質変動予測, 土木学会論文誌 B1 (水工学), Vol. 73, No. 4, pp. I.1141–I.1146 (2017).

- [36] 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, Vol. 113, No. 470, pp. 37-42 (2014).
- [37] 鷺見和彦, 関真規人, 波部齊ほか: 物体検出—背景と検出対象のモデリング—, 情処研報. CVIM, Vol. 2005, No. 88, pp. 79-98 (2005).
- [38] 會下拓実, 下田和, 柳井啓司: CNN 特徴量学習に基づく画像検索による食事画像カロリー量推定, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 101, No. 8, pp. 1099-1109 (2018).