

料理画像及び素材一覧に基づく料理の食味表現推定

松長 大樹[†] 道満 恵介^{††,†} 平山 高嗣[†] 井手 一郎[†] 出口 大輔^{†††,†}
村瀬 洋[†]

[†] 名古屋大学 大学院情報科学研究科 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{††} 中京大学 工学部 〒470-0393 愛知県豊田市貝津町床立 101

^{†††} 名古屋大学 情報連携統括本部 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

E-mail: [†]matsunagah@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, [†]{ide,murase,hirayama}@is.nagoya-u.ac.jp,

^{††}kdoman@sist.chukyo-u.ac.jp, ^{†††}ddeguchi@nagoya-u.jp

あらまし 近年、楽天レシピのような投稿型料理レシピサイトが普及し、Web上の料理レシピが増えている。これに対してユーザは、膨大な数の料理レシピから目的に合ったものを料理名、素材一覧に含まれるようなキーワードを用いて検索して利用している。これら以外にも食の重要な要素である食味（味や食感など）をキーワードとして検索したい場合がある。しかし、多くの料理レシピには食味の情報が含まれていないため、何らかの方法で付加する必要がある。そこで我々は、料理レシピを分析することで、料理の味を推定しようと試みてきた。本報告では、従来手法を多様な食味表現へ拡張すべく、画像特徴及び識別器を改良した手法を提案する。味や食感に対して評価実験を行い、提案手法の有効性を確認した。

キーワード 料理レシピ, 食味推定, 料理画像, 素材

Taste and Texture Estimation of Food Based on Food Image and Ingredients List

Hiroki MATSUNAGA[†], Keisuke DOMAN^{††,†}, Takatsugu HIRAYAMA[†], Ichiro IDE[†],

Daisuke DEGUCHI^{†††,†}, and Hiroshi MURASE[†]

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University, Japan

^{††} School of Engineering, Chukyo University, Japan

^{†††} Information and Communications Headquarters, Nagoya University, Japan

E-mail: [†]matsunagah@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, [†]{ide,murase,hirayama}@is.nagoya-u.ac.jp,

^{††}kdoman@sist.chukyo-u.ac.jp, ^{†††}ddeguchi@nagoya-u.jp

Abstract In recent years, consumer generated cooking recipe Web sites like “Rakuten Recipe” have become popular, and the number of cooking recipes on the Web is increasing. Users search from a large number of recipe, that suits their requirements by keywords such as those in the recipe title or list of ingredients. Although taste and texture are important factors when searching food, since their information is usually not included in a recipe, it is necessary to supplement information to a recipe. Therefore, we have been attempting to estimate the taste of foods by analyzing cooking recipes. In this report, we propose a method that improves the image features and classifiers with the aim of extending the previous method to both taste and texture. Through an experiment, the effectiveness of the proposed method was confirmed for the estimation of both taste and texture.

Key words Cooking recipe, taste and texture estimation, food image, ingredient

1. はじめに

近年、楽天レシピ^(注1) や COOKPAD^(注2) のような投稿型料理レシピサイトが普及し、Web 上に存在する料理レシピ数が増えている。これに対してユーザは、膨大な料理レシピの中から料理名、素材一覧に含まれるようなキーワードを用いて、目的に合ったものを検索して利用している。これら以外にも食の重要な要素である食味^(注3) で検索したい場合もある。しかし、多くの料理レシピには食味に関するタグが付いていないため、食味をキーワードとして検索することは困難なのが現状である。

一方で、センサ技術の進歩により、味覚センサ [2] が開発されている。味覚センサは人間の舌の表面の生体作用を模倣し、料理の味を 5 つの基本味の合成として計測する。また、その計測結果から、味を分析する研究もなされている [3]。しかし、このセンサは非常に高価で一般人が気軽に利用できるものではないため、料理レシピを作成して投稿する際に利用することは想定しにくい。

そこで我々は、料理レシピを分析することで、その料理の味を推定しようと試みてきた。これまでは、まず料理と素材の相関に注目し、料理レシピの素材一覧を用いて料理の味を一般的な 5 つの味クラスに分類する手法を提案し、その有効性を確認した [4]。しかし、砂糖を含む料理はほぼ全て甘味クラスに分類されてしまうなど、推定精度が不十分であった。この他にも、味と様々な情報を結びつける研究はなされているが、たとえば宮崎らは料理画像から、その料理の味を予測することの可能性について検討し、正解率 43 % で料理画像から予測可能であると述べている [5]。このような背景を受け、我々は料理画像及び素材一覧に基づいて、料理の味を推定することを検討し、有効性を確認した [6]。本報告では、従来手法を多様な食味表現へ拡張することを目指し、画像特徴及び識別器を改良した手法を提案する。

以降、2. で提案手法について詳述する。その後、3. で評価実験と考察について述べ、最後に 4. でまとめる。

2. 提案手法

本手法は、学習段階と識別段階の 2 段階の処理により、料理の食味を推定する。図 1 に提案手法の処理の流れを示す。以降、各段階の処理について詳しく述べる。

2.1 学習段階

料理レシピから調理される料理に、ある食味が含まれるか否かを推定する食味識別器を、食味ごとに学習する。学習段階の処理の流れを図 1(a) に示す。まず、素材一覧から素材特徴を抽出する。次に、料理画像から特徴抽出領域を切り出し、その領域内から特徴を抽出する。そして、その料理レシピにある食味が含まれるか否かをラベルとし、抽出した特徴量との関係を学習して食味識別器を構築する。以降、各処理について述べる。

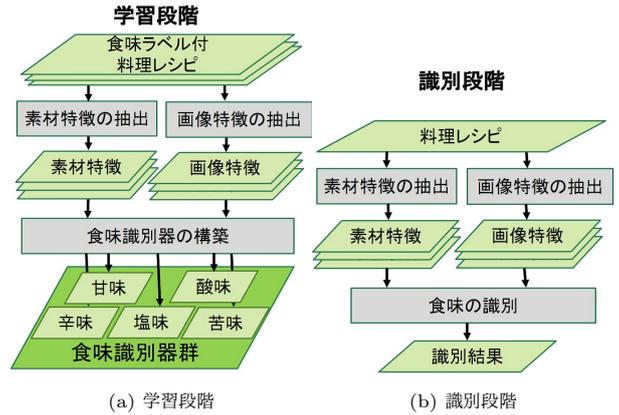


図 1: 食味推定手法の処理手順

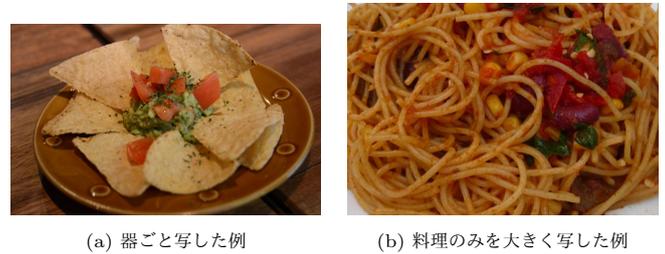


図 2: 料理画像の例

2.1.1 素材一覧からの特徴抽出

料理の食味と食材の相関を考慮し、素材一覧から素材特徴を抽出する。素材特徴の抽出手順は以下の通りである。まず全ての料理レシピから素材一覧を抽出し、素材名辞書を作成する。そして、素材名辞書のうち、料理レシピから抽出した素材一覧の各素材が含まれているか否かを表現した食材ベクトルを特徴とする。

2.1.2 料理画像の事前処理

投稿型料理レシピポータルサイトにおいて、料理画像は個人が撮影したものであり、図 2(a) に示すような器ごと写した料理画像や、図 2(b) に示すように料理のみを大きく映したものなど様々なものがある。そのため、料理の画像特徴を正確に抽出するには、料理のみを含む領域を切り出す必要がある。本研究では、河野らの料理画像認識で用いられる料理領域修正の方法 [7] と同様に GrabCut [8] を用いる。河野らの手法では、人手によりおおよその料理位置を与えているが、本研究では自動化のために初期の矩形として料理画像全体を与える。GrabCut により切り出された画像特徴の抽出領域の例を図 3 に示す。この処理により料理の画像特徴をより正確に抽出できるようになると考えられる。

2.1.3 料理画像からの特徴抽出

料理の食味と見た目の相関を考慮し、料理画像から画像特徴を抽出する。画像特徴として HS ヒストグラム、HSV 色空間における HS コリログラム [9]、SIFT 特徴 [10] の Bag-of-Features 表現 [11] と HOG 特徴 [12] を用いる。

(注1) : 楽天 (株) , “楽天レシピ”, <http://recipe.rakuten.co.jp/>.

(注2) : クックパッド (株) , “COOKPAD”, <http://cookpad.com/>.

(注3) : 食味とは五感表現を含み、味や食感などからなる表現である [1]



(a) 入力画像 (b) 入力画像における画像特徴抽出領域

図 3: 画像特徴の抽出領域の切り出し例

2.1.4 食味識別器の構築

料理レシピから抽出した特徴量を用いて、食味識別器を SVM (Support Vector Machine) [13] で学習する。

SVM の学習手順は、まず料理レシピに識別したい食味が含まれるか否かを調べ、その結果を料理レシピのラベルとする。そして、料理レシピから算出した特徴量とラベルを学習データとして、各食味識別器を構築する。

2.2 識別段階

学習段階で構築した識別器を用いて、料理レシピに各味が含まれるか否かを識別する。識別段階の処理の流れを図 1(b) に示す。まず 2.1 節と同様に、料理レシピ中の料理画像と素材一覧から特徴量を抽出する。そして、各食味識別器を用いて料理レシピに基づいて調理される料理の食味を識別する。

3. 評価実験

本節では、提案手法で構築した識別器の有効性を確認するための評価実験について述べる。まず、3.1 節では評価実験に用いた料理レシピについて述べる。次に、3.2 節では人手により味に関するラベル付けをしたデータセットでの実験について述べる。そして、3.3 節では料理レシピの感想コメントにより味に関するラベル付けをしたデータセットでの実験について述べる。最後に、3.4 節では食感への拡張実験について述べる。

3.1 コメント付き料理レシピ

料理レシピにはタイトル、素材一覧、料理画像、調理手順などの情報が含まれている。料理レシピの例を図 4 に示す。3.3 節と 3.4 節では、図 5 に示すような、ある料理レシピを実際に調理した感想コメントから食味に関する表現を抽出してラベル付けすることで、データセットを構築した。

3.2 人手でラベル付けを行ったデータセットでの評価実験

本節では、人手で味に関するラベル付けを行ったデータセットでの評価実験について述べる。一般に、人間は料理に関する知識や経験を頼りに、料理レシピに基づいて調理される料理の味を予測することが可能である。そのため、本実験では被験者に料理レシピを見せて、人手により味に関するラベル付けしたデータセットを構築して用いた。

3.2.1 データセットの構築

人手による料理レシピへの味に関するラベル付けをしたデータセットの構築方法について述べる。楽天 (株) が提供してい

図 4: 料理レシピの例 (楽天レシピ^(注1))

図 5: 料理レシピを実際に調理した感想コメントの例 (楽天レシピ^(注1)の「つくったよレポート」)

る楽天データセット^(注3)に含まれる、楽天レシピ^(注1)の料理レシピ 44 万件から無作為に 2,700 件を抽出し、45 人の被験者によりラベル付けした。

被験者には料理レシピのタイトル、料理画像、素材一覧を提示し、被験者は料理の味を決定した。複数の味を含む料理があるため、甘味、酸味、辛味、塩味、苦味の 5 種類の味単体、それらの組み合わせ (${}_5C_2=10$) 通り、該当なしの中から選ばせた。制限時間を 30 秒に設定し、その時間を越えた場合は被験者が迷ったとみなし、該当なしとラベル付けした。なお、該当なしとラベル付けされた料理レシピは、データセットに含めなかった。その結果としてデータセットには 1,827 件の味ラベル付き料理レシピが含まれた。味毎にデータセットに含まれる料理レシピ数を表 1 に示す。データセットの中からその味を含まない料理レシピをネガティブサンプルとした。

3.2.2 実験方法

構築したデータセットを用いて、提案手法の有効性を確認す

(注3): 楽天 (株), “楽天データセット,”

<http://www.nii.ac.jp/cscenter/idr/rakuten/rakuten.html>

表 1: 被験者による味ラベル付き料理レシピデータセットの内訳

味クラス	ポジティブサンプル数	ネガティブサンプル数
甘味	1,254	573
酸味	366	1,461
辛味	241	1,586
塩味	537	1,290
苦味	213	1,614

るための実験を行った。3.2.1 で構築したデータセットではポジティブサンプル数とネガティブサンプル数に偏りがあったため、サンプル数が少ないクラスにサンプルサイズ比分の重みづけを行った。比較手法として、画像特徴のみを特徴量とした手法、素材特徴のみを特徴量とした手法、宮崎ら [5] の手法を用いた。評価は 8 分割交差検定法による。具体的には、データセットを 8 分割し、そのうち 1 つをテストサンプル、残りを学習サンプルとした。このように分割したデータセットのそれぞれをテストサンプルとして 8 回のテストを行ない、各テストで得られた結果を平均することで最終的な結果を得た。判定性能の評価尺度として適合率 (Precision)、再現率 (Recall) および F 値 (F-measure) を用いた。ここで、F 値は適合率と再現率の調和平均であり、次式で求められる。

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (1)$$

3.2.3 実験結果

実験結果を表 2～表 6 に示す。実験結果から、F 値では塩味以外のクラスでの提案手法の有効性を確認した。

3.2.4 考察

塩味クラスの場合、素材特徴のみで識別器を作成した場合の F 値が一番高くなった。このことについて考察する。塩味のラベル付けがされた料理レシピの多くは素材に塩が含まれていた。それ以外の料理レシピにもソースなど、塩を含むと考えられる素材が含まれていた。そのため、素材特徴が有効であったと考えられる。一方、塩という素材は料理の見た目に表れにくいため、料理画像へ特徴が表れにくかったと考えられる。そのため、提案手法より素材特徴のみの識別器が有効であった。クラスごとに特徴量を選択することによって塩味クラスに対しても識別精度を向上できると考えられる。

3.3 料理レシピの感想コメントから抽出によりラベル付けをしたデータセットでの評価実験

本節では、料理レシピの感想コメントにより味に関するラベル付けをしたデータセットでの評価実験について述べる。3.2 節の実験では、実際に料理を食べてデータセットを作成したわけではない。料理のおいしさを感じる要素は味覚や視覚以外にも、香りをとらえる嗅覚、咀嚼音を感じる聴覚があり、実際に料理を食べた場合と知識のみによるラベル付けには違いがあると考えられる。そのため、実際に料理を食べた感想に基づいてラベル付けをして実験を行った。

表 2: 甘味の識別結果

手法	適合率	再現率	F 値
提案手法	0.813	0.838	0.825
比較手法 (画像特徴のみ)	0.701	0.928	0.798
比較手法 (素材特徴のみ)	0.818	0.828	0.822
比較手法 (宮崎らの手法 [5])	0.705	0.884	0.784

表 3: 酸味の識別結果

手法	適合率	再現率	F 値
提案手法	0.405	0.390	0.397
比較手法 (画像特徴のみ)	0.209	0.672	0.319
比較手法 (素材特徴のみ)	0.393	0.336	0.362
比較手法 (宮崎らの手法 [5])	0.196	0.519	0.285

表 4: 辛味の識別結果

手法	適合率	再現率	F 値
提案手法	0.393	0.220	0.282
比較手法 (画像特徴のみ)	0.227	0.104	0.142
比較手法 (素材特徴のみ)	0.325	0.227	0.256
比較手法 (宮崎らの手法 [5])	0.330	0.245	0.280

表 5: 塩味の識別結果

手法	適合率	再現率	F 値
提案手法	0.538	0.545	0.542
比較手法 (画像特徴のみ)	0.337	0.384	0.359
比較手法 (素材特徴のみ)	0.561	0.533	0.547
比較手法 (宮崎らの手法 [5])	0.398	0.264	0.318

表 6: 苦味の識別結果

手法	適合率	再現率	F 値
提案手法	0.409	0.399	0.404
比較手法 (画像特徴のみ)	0.246	0.192	0.216
比較手法 (素材特徴のみ)	0.342	0.418	0.376
比較手法 (宮崎らの手法 [5])	0.427	0.259	0.322

3.3.1 データセット構築方法

料理レシピの感想コメントにより味に関するラベル付けをしたデータセットの構築方法について述べる。まず料理レシピの感想コメントが付随する料理レシピについて、その料理レシピの感想コメントを抽出し、形態素解析を行う。形態素解析には MeCab^(注4) を用いた。次に、味覚表現辞書を参照することで、5 種類のクラスに含まれる単語の有無を調べる。いずれかのクラスに含まれる単語があった場合は、検出されたクラスをその料理レシピにラベル付けするが、1 種類も該当する単語が検出されない場合は、データセットに含めなかった。この処理を楽天 (株) が提供している楽天データセット^(注3) に含まれる楽天

(注4): 京都大学情報学研究所-日本電信電話株式会社コミュニケーション科学基礎研究所 共同研究ユニットプロジェクト, “MeCab”, <https://code.google.com/p/mecab/>.

表 7: 感想コメントからの抽出による味ラベル付きデータセットの内訳

味クラス	ポジティブサンプル数	ネガティブサンプル数
甘味	4,849	2,867
酸味	1,093	6,623
辛味	907	6,809
塩味	495	7,221
苦味	362	7,354

レシピ^(注1)の料理レシピ44万件に適用した。その結果、7,716件の味ラベル付き料理レシピからなるデータセットが構築された。味毎にデータセットに含まれる料理レシピ数を表7に示す。データセットの中からその味を含まない料理レシピをネガティブサンプルとした。なお、味覚表現辞書は文献[14]に基づいて著者が人手で作成した。

3.3.2 実験方法

3.3.1で構築したデータセットを用いて、3.2.2で述べたのと同様に実験を行った。

3.3.3 実験結果

実験結果を表8～表12に示す。3.2.3で紹介した実験結果と比較して、よく似た結果が得られた。このため、実際に料理を食べた味の感想に対しても提案手法の有効が示された。

3.4 食感への拡張実験

本節では、味だけでなく、多様な食味表現へ拡張するために、食感をラベルとしたデータセットを構築し、その識別実験について述べる。早川ら[15]によると、食感用語は445語に分類される。本研究では、料理レシピ44万件に付随する料理感想コメントに登場する数が上位5件の食感用語に対して、味の識別と同様の枠組みで識別可能か調査を行った。

3.4.1 データセット構築方法

料理レシピの感想コメントに基づいてラベル付けをしたデータセットの構築方法について述べる。3.3.1で述べたのと同様の手順で「シャキシャキ」、「フワフワ」、「トロトロ」、「サクサク」、「ホクホク」の5種類の食感ラベルをラベル付けした。その結果、5,219件の食感ラベル付き料理レシピからなるデータセットが構築された。食感毎にデータセットに含まれる料理レシピ数を表13に示す。

3.4.2 実験方法

3.4.1で構築したデータセットを用いて3.2.2と同様に実験を行った。ただし、識別対象が味ではないため、文献[5]の手法とは比較しなかった。

3.4.3 実験結果

実験結果を表14～表18に示す。3.2.3で紹介した実験結果と比較して、同水準のF値が得られ、提案手法を味だけでなく食感にも拡張可能であることが示された。

3.4.4 考察

特徴量の有効性を見ると、味と同様に素材特徴が有効である。

表 8: 甘味の識別結果

手法	適合率	再現率	F 値
提案手法	0.755	0.844	0.797
比較手法 (画像特徴のみ)	0.706	0.703	0.705
比較手法 (素材特徴のみ)	0.743	0.837	0.787
比較手法 (宮崎らの手法 [5])	0.697	0.646	0.671

表 9: 酸味の識別結果

手法	適合率	再現率	F 値
提案手法	0.408	0.410	0.409
比較手法 (画像特徴のみ)	0.167	0.485	0.243
比較手法 (素材特徴のみ)	0.552	0.282	0.373
比較手法 (宮崎らの手法 [5])	0.104	0.142	0.120

表 10: 辛味の識別結果

手法	適合率	再現率	F 値
提案手法	0.511	0.260	0.345
比較手法 (画像特徴のみ)	0.196	0.615	0.298
比較手法 (素材特徴のみ)	0.576	0.294	0.388
比較手法 (宮崎らの手法 [5])	0.185	0.574	0.280

表 11: 塩味の識別結果

手法	適合率	再現率	F 値
提案手法	0.398	0.225	0.287
比較手法 (画像特徴のみ)	0.089	0.503	0.152
比較手法 (素材特徴のみ)	0.348	0.091	0.144
比較手法 (宮崎らの手法 [5])	0.142	0.104	0.120

表 12: 苦味の識別結果

手法	適合率	再現率	F 値
提案手法	0.680	0.350	0.462
比較手法 (画像特徴のみ)	0.086	0.439	0.144
比較手法 (素材特徴のみ)	0.777	0.329	0.462
比較手法 (宮崎らの手法 [5])	0.083	0.295	0.129

表 13: 食感ラベル付き料理レシピデータセットの内訳

食感クラス	ポジティブサンプル数	ネガティブサンプル数
シャキシャキ	1,445	3,774
フワフワ	1,353	3,866
トロトロ	843	4,376
サクサク	828	4,391
ホクホク	750	4,469

このことについて考察する。ポジティブサンプルに選ばれた料理レシピを見ると、それぞれの食感クラスでもよく現れる料理が存在した。「シャキシャキ」ではサラダ、「フワフワ」ではパン、「サクサク」では揚げ物に分類されるような料理が多かった。これらの料理は調理方法によって決まることが多く、そのために料理の見えの種類も多様で、画像特徴が必ずしも有効でなかったと考えられる。料理レシピの調理手順を分析し、調理

表 14: 「シャキシヤキ」の識別結果

手法	適合率	再現率	F 値
提案手法	0.767	0.689	0.726
比較手法 (画像特徴のみ)	0.487	0.544	0.514
比較手法 (素材特徴のみ)	0.778	0.691	0.732

表 15: 「フワフワ」の識別結果

手法	適合率	再現率	F 値
提案手法	0.708	0.593	0.645
比較手法 (画像特徴のみ)	0.317	0.678	0.432
比較手法 (素材特徴のみ)	0.702	0.593	0.643

表 16: 「トロトロ」の識別結果

手法	適合率	再現率	F 値
提案手法	0.282	0.507	0.363
比較手法 (画像特徴のみ)	0.207	0.603	0.310
比較手法 (素材特徴のみ)	0.289	0.547	0.378

表 17: 「サクサク」の識別結果

手法	適合率	再現率	F 値
提案手法	0.642	0.465	0.539
比較手法 (画像特徴のみ)	0.245	0.587	0.346
比較手法 (素材特徴のみ)	0.639	0.448	0.526

表 18: 「ホクホク」の識別結果

手法	適合率	再現率	F 値
提案手法	0.771	0.598	0.650
比較手法 (画像特徴のみ)	0.224	0.649	0.333
比較手法 (素材特徴のみ)	0.773	0.601	0.660

方法を特徴量として用いることで、より精度良く分類できる可能性がある。

本研究では5種類の食感を対象に実験を行った。しかし、実際には食感用語は445種類もあるため、このように多様な表現全てを対象したデータセットを構築し、識別器を学習することは困難であるため、他の枠組みも考える必要がある。

4. まとめ

本報告では、より多くへの食味表現への拡張を目指し、画像特徴及び識別器を改良した食味推定手法を提案した。提案手法では、料理レシピの画像特徴、素材特徴からSVMにより食味毎に識別器を構築した。

評価実験では、味と食感に関する識別性能を調査した。実験結果として、提案手法で学習した識別器は人手により味に関するラベル付けをしたデータセットに対して、塩味を除いて比較手法の結果を上回り、有効性を確認した。また、食感への提案手法の拡張可能性を示した。今後の展望として、調理手順や分量など料理レシピに含まれる他の情報からの特徴抽出が考えられる。

謝辞

本研究では楽天(株)から提供された楽天レシピのデータを利用した。また、本研究の一部は科研費による。

文 献

- [1] 瀬戸賢一(編), “ことばは味を超える—美しい表現の探求,” 海鳴社, 2003.
- [2] Y. Tahara and K. Toko, “Electronic tongues—A review,” *IEEE Sensors J.*, vol.13, no.8, pp.3001–3011, Aug. 2013.
- [3] 小林義和, 山口泰宏, 濱田ひかり, 池崎秀和, 都甲 潔, “人工脂質膜苦味センサおよび物理化学的パラメータを用いた薬物の苦味評価に関する研究,” *日本味と匂学誌*, vol.16, no.3, pp.497–500, Dec. 2009
- [4] 松長大樹, 道満恵介, 井手一郎, 出口大輔, 村瀬 洋, “料理レシピに対するコメントを教師信号とした学習による料理レシピの味推定に向けた検討,” *信学技報*, 2013-MVE-75, March 2014.
- [5] 宮崎 達, デシルヴァ ガムヘワゲ チャミンダ, 山崎俊彦, 相澤清晴, “食事ログに向けた画像処理による料理の味推定,” *情処学第72回全大*, no.2Y-8, March 2010.
- [6] 松長大樹, 道満恵介, 平山高嗣, 井手一郎, 出口大輔, 村瀬 洋, “料理画像及び素材一覧に基づく料理の味推定に関する検討,” *信学技報*, 2014-DE-28, Sept. 2014.
- [7] Y. Kawano and K. Yanai, “Real-time mobile food recognition system,” *Proc. 2013 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pp.1–7, June 2013.
- [8] C. Rother, V. kolmogorov, and A. Blake, “Grabcut: Interactive foreground extraction using iterated graphcuts,” *ACM Trans. on Graphics*, vol.23, no.3, pp.309–314, Aug. 2004.
- [9] J. Huang, S Ravi Kumar, M. Mitra, W. Jing, and Z. Zabih, “Image indexing using color correlogram,” *Proc. 1997 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.762–768, June 1997.
- [10] D.G. Lowe, “Object recognition from local scale-invariant features”, *Proc. 1999 IEEE Int. Conf. on Computer Vision*, pp.1150–1157, Sept. 1999.
- [11] G. Csurka, C. Bray, C. Dance, and L. Fan, “Visual categorization with bags of keypoints,” *Proc. ECCV2004 Workshop on Statistical Learning in Computer Vision*, pp.59–74, May 2004.
- [12] N. Dalal and W. Triggs, “Histograms of oriented gradients for human detection,” *Proc. 2005 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.886–893, June 2005.
- [13] V.N. Vapnik, “The nature of statistical learning theory,” Springer, 1998.
- [14] 川端晶子, 淵上匠子(編), “おいしさの表現辞典,” 東京堂出版, 2006.
- [15] F. Hayakawa, Y. Kazami, K. Nishinari, K. Ioku, S. Akuzawa, Y. Yamano, Y. Baba, and K. Kohyama, “Classification of Japanese texture terms,” *J. of Texture Studies*, vol.44, no.2, pp.140–159, April 2013.