

## 料理写真における構図の魅力度推定へ向けた検討

高橋 和馬<sup>†</sup> 道満 恵介<sup>††,†</sup> 川西 康友<sup>†</sup> 平山 高嗣<sup>†</sup> 井手 一郎<sup>†</sup>

出口 大輔<sup>†††,†</sup> 村瀬 洋<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 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

<sup>††</sup> 中京大学 工学部 〒470-0393 愛知県豊田市貝津町床立 101

<sup>†††</sup> 名古屋大学 情報戦略室 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

あらまし 本報告では、料理を美味しそうに撮影するための支援技術として、料理が美味しそうに見える度合い「魅力度」を推定する手法の検討結果について述べる。提案手法では、魅力度付きの料理画像群から色特徴と形状特徴を抽出し、回帰により特徴量を統合することで、未知の料理画像に対して魅力度を推定する。具体的には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群を生成した。そして、被験者実験により各料理の画像群に対して各々魅力度を付与し、データセットを構築した。評価実験により色特徴および形状特徴を統合利用する提案手法の有効性と汎用性を分析し、各料理カテゴリで推定器を切り替えることの有効性を確認した。

キーワード 料理写真, 撮影支援, 魅力度, 撮影角度

## A study on estimating the attractiveness of food photography composition

Kazuma TAKAHASHI<sup>†</sup>, Keisuke DOMAN<sup>††,†</sup>, Yasutomo KAWANISHI<sup>†</sup>,

Takatsugu HIRAYAMA<sup>†</sup>, Ichiro IDE<sup>†</sup>, Daisuke DEGUCHI<sup>†††,†</sup>, and Hiroshi MURASE<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Information Science, Nagoya University  
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

<sup>††</sup> School of Engineering, Chukyo University  
Tokodachi 101, Kaizu-cho, Toyota-shi, Aichi, 470-0393 Japan

<sup>†††</sup> Information strategy office, Nagoya University  
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

**Abstract** This report studies a method for predicting the attractiveness of a food photo in order to assist a user to shoot attractive food photos. The proposed method extracts both color features and shape features from the food images, and then integrates them according to a regression scheme in order to predict the attractiveness of an unknown food photo. We created image datasets of food photos taken from various 3D-angles, and set a target value of the attractiveness for each food photo by subjective experiment results. We analyzed the effectiveness and the generalization performance of the proposed method by experimental results, and showed the effectiveness of switching the predictor for each food category.

**Key words** Food photo, shooting support, attractiveness, shooting angle

### 1. はじめに

料理レシピサイトや SNS の普及により Web 上への料理写真の投稿が増加している。そのような料理写真では料理が美味しそうに撮影されていることが望ましい。しかし、Web サイトに投稿される料理写真の多くは非専門家が撮影したものであるた

め、同一の料理でも美味しそうに見える度合いは様々である。例えば、図 1 は同一の料理を撮影した写真であるが、図 1 (a) よりも図 1 (b) の方が撮影角度や構図の観点で料理が美味しそうに撮影されている。

一般に、美味しそうに見えるように料理を撮影するのは必ずしも容易でない。そのため、撮影時に被写体の撮影角度を推薦



(a) 魅力的でない構図で撮影された写真

(b) 魅力的な構図で撮影された写真

図 1 個人が撮影した同一の料理を被写体とした写真の例

するシステムや撮影された料理写真群から良いものを判断するシステムがあれば有用である。そのようなシステムを実現するためには、まず撮影された料理が美味しそうに見える度合いを定量的に分析する必要がある。本研究では、料理が美味しそうに見える度合いを「魅力度」と定義する。

料理写真の魅力度に関する研究として、撮影後の画像加工により料理写真を魅力的に見せる手法が研究されている。崎山ら [1] は、料理写真に湯気や泡の動画を合成することで魅力的に見せようとした。櫻井ら [2] は、色特徴のみを用いて魅力的な料理画像を生成しようと試みた。また、森本ら [3] は、盛り付けの良し悪しを料理写真から判定する手法を考案した。しかし、これらはいずれも撮影後の画像加工あるいは撮影された画像の評価を目的としており、撮影時の支援ではない。

これに対し、撮影時に支援する手法が研究されている。Charlesら [4] は料理には一番美味しそうに見える向きがあると報告しており、撮影時に料理の回転方向を考慮することが重要であると考えられる。柿森ら [5] は皿の配置を指定することで、美味しそうなる構図決定を支援するシステムを考案した。しかし、このシステムでは料理の回転方向が考慮されていない。

これに対して我々は、料理の向きを考慮して、画像特徴から料理写真の魅力度を推定する手法を検討してきた [6]。文献 [6] では 1 種類の料理に対して手法を適応した。それに対して、本報告では、対象とする料理の種類を追加し、提案手法の有効性と汎用性について調査した結果について述べる。

以降、2 で画像特徴から料理写真の魅力度を推定する手法を提案する。次に 3 で被験者実験による魅力度の評価値が与えられた料理画像データセットの構築について述べ、4 で提案手法の有効性と汎用性を検証した実験について述べる。最後に 5 で本報告をむすぶ。

## 2. 画像特徴による料理写真の魅力度推定

提案手法は、色特徴と形状特徴を組み合わせることで料理写真の魅力度を推定する。提案手法の処理手順を図 2 に示す。学習段階では、魅力度の評価値が与えられた料理画像群から色特徴と形状特徴を抽出し、魅力度推定器を構築する。推定段階で

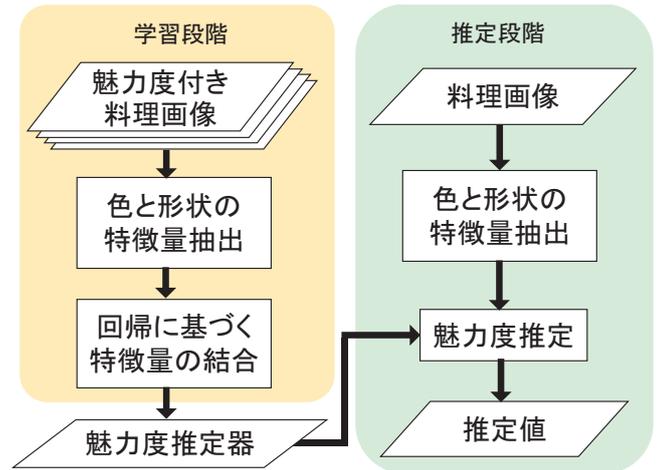


図 2 料理写真の魅力度推定手法の処理手順



(a) 抽出処理前

(b) 抽出処理後

図 3 GrabCut による前景抽出の例

は、構築した魅力度推定器を用いて、魅力度が未知の入力された料理画像に対して魅力度を推定する。以降、各段階の処理について詳述する。

### 2.1 学習段階：魅力度推定器の構築

図 2 の左側に示すような処理手順により、魅力度推定器を構築する。まず、予め魅力度の評価値が与えられた料理画像を入力画像とする。次に、入力された料理画像の皿を含めた前景領域を GrabCut [7] により抽出する。GrabCut は、前景として抽出したい領域を矩形で囲むことにより背景と前景を分離することができる。抽出された画像の例を図 3 に示す。そして、抽出された領域から色特徴と形状特徴を抽出する。最後に、サポートベクトル回帰 (SVR : Support Vector Regression) [8] により料理写真の魅力度推定器を構築する。

#### 2.1.1 色特徴量の抽出

料理を美味しく見せるための食材の切り方や盛り付け方を考える際には、食材の配色を考慮する必要がある。また、料理の色と食欲には関係があり、赤、橙、黄など暖色系の色は食欲をそそり、青、紫、灰色、黒は食欲を減退させるとされている [9]。一般に、食欲をそそる料理は魅力度が高いと考えられるため、提案手法では、料理画像中の色特徴を料理写真の魅力度推定に利用する。

本研究では、料理写真の魅力度という人間の感覚を扱うため、人間の知覚に近い  $L^*a^*b^*$  色空間における色差を用いる。具体的には、まず画像全体から  $L^*a^*b^*$  の 3 次元ヒストグラムを作成し、最頻出の色  $G = (L, a, b)$  を計算する。ここで、次元削減のために  $L^*a^*b^*$  の各成分を 0 から 7 の 8 段階に量子化する。次

に、入力画像を  $5 \times 5$  の局所領域に分割し、各局所領域から最頻出の色  $R_i = (\tilde{L}_i, \tilde{a}_i, \tilde{b}_i)$  およびその出現数  $F_{R_i}$  を計算する。ここで、 $i$  は局所領域の番号を表し、 $0 \leq i \leq 24$ 、 $0 \leq \tilde{L}_i \leq 7$ 、 $0 \leq \tilde{a}_i \leq 7$ 、 $0 \leq \tilde{b}_i \leq 7$  である。そして、 $G$  と  $L_i$  の色差  $D_i$  を次式で計算する。

$$D_i = F_{R_i} \sqrt{(L - \tilde{L}_i)^2 + (a - \tilde{a}_i)^2 + (b - \tilde{b}_i)^2} \quad (1)$$

本手法では、計算した色差に  $F_{R_i}$  を乗じることで重み付けする。各色差  $D_i$  を基に下記の 25 次元のベクトル  $D$  を作成し、色特徴量とする。

$$D = (D_1, D_2, \dots, D_{25}) \quad (2)$$

### 2.1.2 形状特徴量の抽出

料理の盛り付け方や食材の形状によって、撮影角度による見えの違いが生じる。本手法では、形状による見えの違いを考慮するために、画像の輝度勾配をヒストグラムとした勾配方向ヒストグラムの第 1 次～第 4 次モーメントである平均、分散、歪度、尖度を形状特徴量として抽出する。

具体的には、まず事前処理として入力画像に GrabCut [7] を適用し、皿を含む料理のみの領域を抽出する。次に、抽出された領域のマスク画像を作成する。そして、入力画像の座標  $(x, y)$  における勾配強度  $m(x, y)$  と勾配方向  $\theta(x, y)$  を次式により計算する。

$$m(x, y) = \sqrt{f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2} \quad (3)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{f_x(x, y)}{f_y(x, y)} \quad (4)$$

ここで、 $f_x$  は水平方向の微分画像であり、 $f_y$  は垂直方向の微分画像である。最後に、事前処理で作成しておいたマスク画像を基に、皿を含めた料理領域から 5 画素内側の領域に対して勾配方向ヒストグラムを作成する。これは、皿の縁に現れるエッジの影響を軽減するためである。そして、得られた勾配方向ヒストグラムから第 1 次～第 4 次モーメントを計算する。

### 2.1.3 魅力度推定器の学習

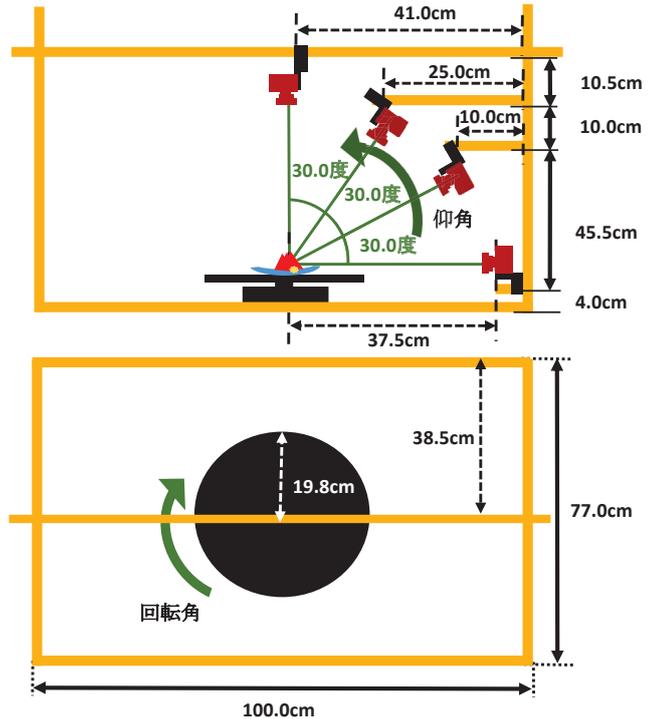
提案手法では、2.1.1 と 2.1.2 で述べた特徴量および予め付与された魅力度の評価値を用いた回帰により、魅力度推定器を構築する。すなわち、目的変数を 3 で述べる被験者実験により得る魅力度とし、説明変数を 2.1.1 と 2.1.2 で述べた特徴量として回帰モデルを学習する。魅力度推定器の学習にはサポートベクトル回帰 (SVR) を用いる。

## 2.2 推定段階：魅力度の推定

図 2 の右側に示すような処理手順で、料理写真の魅力度を推定する。まず、入力された料理画像から 2.1.1 で述べた  $L \times a \times b$  色空間における色差を色特徴として求める。次に、2.1.2 で述べた勾配方向ヒストグラムの第 1 次～第 4 次モーメントを形状特徴として求める。その際に、入力画像に GrabCut [7] を適用し、皿を含む料理のみの領域を抽出する。そして、得られた色特徴と形状特徴をもとに魅力度推定器を用いて魅力度を算出する。



(a) 撮影風景



(b) 寸法図

図 4 料理写真の撮影装置

## 3. 魅力度付き料理画像データセットの構築

本節では、実験用データセットの構築方法について述べる。提案手法では、料理写真の魅力度を回帰の枠組みで分析する。そのため、回帰の目標値となる個々の料理画像の魅力度を求めるために Thurstone の一対比較法 [10] を用いる。以降、データ

セット構築方法の詳細について述べる。

### 3.1 対象料理

魅力度の推定対象として見た目が大きく異なる「鰹のたたき」、「カレー」、「鰻丼」を選んだ。本実験では、撮影の利便性と再現性の点から、時間経過に伴う状態の変化や盛り付けの変化が生じない食品サンプル<sup>(注1)</sup>を用いた。

### 3.2 撮影方法

撮影角度による魅力度の違いを評価するため、様々な角度から被写体を撮影したデータセットを構築した。被写体を撮影するために製作した装置を図4に示す。この装置により、仰角と回転角の2つのパラメータを変化させて撮影した。また、皿と撮影時の背景を各撮影角度で統一し、皿や料理の背景など撮影角度以外の要素を排除した。なお、仰角と回転角の始点と間隔は次のように設定した。仰角は、撮影装置の回転皿と同じ平面を仰角0度とし、その面を基準に30度から90度までを撮影範囲とした。回転角は、料理のある面を基準として、その面から右回りに30度刻みに330度までを撮影範囲とした。データセットの一部を図5に示す。

### 3.3 Thurstoneの対比較法による魅力度の算出

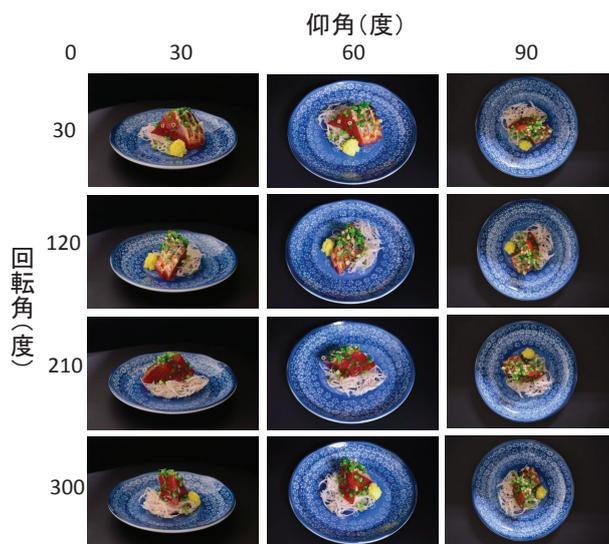
料理写真の目標値を設定するため、データセット内の各料理に対してThurstoneの対比較法を適用した。Thurstoneの対比較法は官能検査の1つであり、対比較結果に基づいて複数の試料の感覚値を間隔尺度化するものである。具体的にはまず、各料理画像ごと36枚から異なる2枚の組み合わせ ${}_{36}C_2 = 630$ 通りを求める。次に、全ての組み合わせに対して各々3人以上の被験者から回答が得られるように実験を行った。その際、被験者は「美味しそうに見える方はどちらか」という設問に対して、「左」、「分からない」、「右」のいずれかを回答する。被験者実験に使用したインタフェースを図6に示す。その結果、20代の男女12名から料理ごとに2,015回の対比較結果を得た。そして、得られた対比較結果に対して、間隔尺度値を求めた。最後に、最小値が0、最大値が1となるように値を[0,1]に正規化し、その値を被験者実験により算出した料理画像の魅力度とした。

実験により得た各料理における魅力度の高い画像上位3枚と魅力度の低い画像下位3枚を図7に示す。鰹のたたきは、焼き目や生姜が見える構図の魅力度が高かった。カレーは、福神漬が奥に見える構図の魅力度が高かった。鰻丼は、仰角60度から撮影され、鰻の向きが垂直でない構図の魅力度が高かった。魅力度が低い画像では、3種類の料理に共通して、料理が見えている部分が少ない構図や立体感がない構図が多く見られた。

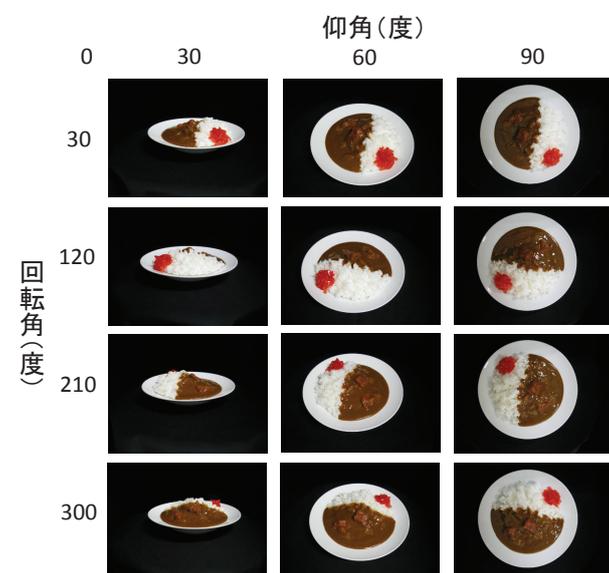
## 4. 評価実験

本節では、評価実験により色特徴および形状特徴を統合利用する提案手法の有効性と汎用性を分析した結果について述べる。

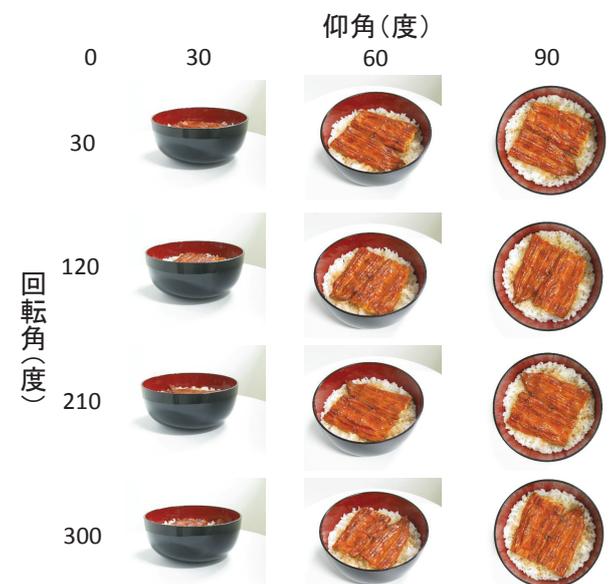
(注1)：撮影に使用した食品サンプルは、(株)まいづる製である。食品サンプル専門店まいづる、「食品サンプル専門店 maiduru pro.」<http://www.maiduru.biz/> [2015/9/7/参照]。



(a) 鰹のたたき



(b) カレー



(c) 鰻丼

図5 データセット中の画像例



図 6 被験者実験に用いたインターフェース

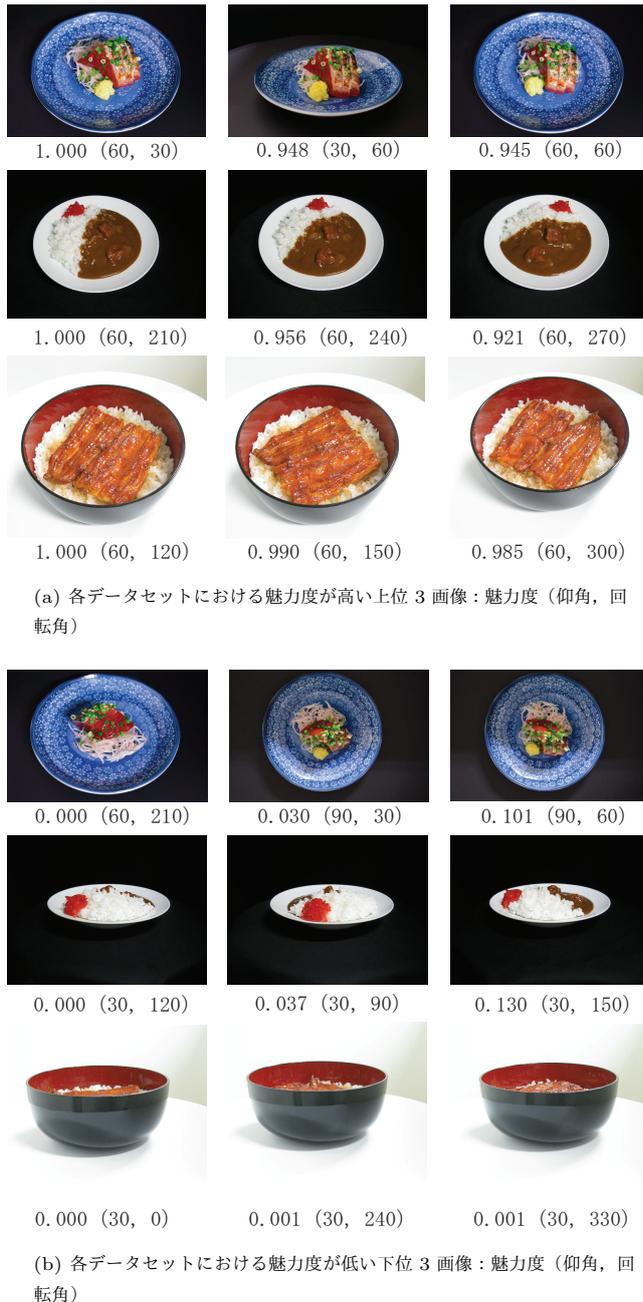


図 7 被験者実験により順位付けされた画像

3 で述べたデータセットを用いて，各料理カテゴリ内で学習した推定器と 3 種類の料理全体で学習した推定器により提案手法を評価した．以降，実験の詳細および結果について述べる．

表 1 本実験で使用した各特徴量のパラメータ

特徴量	パラメータ名	分割数
$L^*a^*b^*$ 色空間の色差 ( $D$ )	明度 $L^*$	8
	色度 $a^*$	8
	色度 $b^*$	8
勾配方向ヒストグラム 第 1~4 次モーメント	勾配方向 ヒストグラム	36

表 2 各料理カテゴリ内で学習したときの推定誤差

手法（特徴量）	MAE		
	鰹のたたき	カレー	鰻丼
比較 1（色のみ）	0.263	0.215	0.320
比較 2（形状のみ）	0.189	0.162	<b>0.086</b>
提案（色+形状）	<b>0.159</b>	<b>0.155</b>	0.192

表 3 3 種類の料理全体で学習したときの推定誤差

手法（特徴量）	MAE		
	鰹のたたき	カレー	鰻丼
比較 1（色のみ）	<b>0.249</b>	0.241	0.304
比較 2（形状のみ）	0.260	<b>0.167</b>	0.326
提案（色+形状）	0.255	0.247	<b>0.300</b>

#### 4.1 実験条件

提案手法で用いる特徴量のパラメータを表 1 に示す． $L^*a^*b^*$ 色空間の明度  $L^*$ ，色度  $a^*$ ，色度  $b^*$  は 8 分割に量子化し，勾配方向は 36 分割に量子化した．色特徴のみを使用する手法と形状特徴のみを使用する手法を比較することで，色特徴と形状特徴を組み合わせることの有効性を評価した．推定器の構築および評価は，データセット内の各料理カテゴリ内で学習した推定器を用いた leave-one-out 法と 3 種類の料理全体で学習した推定器を用いた leave-one-out 法の 2 パターンによった．サポートベクトル回帰 (SVR) の学習および料理写真の魅力度推定には LIBSVM [11] を利用し，カーネルは線形とした．事前処理として特徴量の各次元を平均 0，分散 1 に正規化した．評価指標は，Thurstone の一対比較法により算出したデータセット中の画像の魅力度と，各手法により推定された魅力度の平均絶対誤差 (MAE : Mean Absolute Error) とした．

#### 4.2 実験結果

##### 4.2.1 各料理カテゴリ内で学習したときの推定誤差

各料理カテゴリ内で学習した推定器を用いた結果を表 2 に示す．表 2 より鰹のたたきとカレーは，提案手法の平均絶対誤差が 0.159 と 0.155 となり，提案手法の有効性が示された．しかし，鰻丼の平均絶対誤差は形状のみを使用した場合に 0.086 となり最小であった．鰻丼は色相が一樣であるため，魅力度を判断する要素としては色よりも形状の方が重要となる．そのため，形状のみを使用した場合の平均絶対誤差が最小になったと考えられる．料理によっては，色特徴のみを使用した推定器または形状特徴のみを使用した推定器を用いた方が，色特徴と形状特徴を統合利用した推定器よりも推定誤差が小さくなる場合があると考えられる．そのような料理においては，魅力度の推定誤差が小さくなる推定器を使用すべきである．そのためには，複数の推定器を切り替えて推定していくことが有効であると考え

られる。

#### 4.2.2 3種類の料理全体で学習したときの推定誤差

3種類の料理全体で学習した推定器を用いた結果を表3に示す。表3より各料理の推定値に対する平均絶対誤差の最小値は、鰹のたたきは色特徴のみを使用した場合の0.249、カレーは形状特徴のみを使用した場合の0.167、鰻丼は色特徴と形状特徴を組み合わせたものを説明変数として使用した場合の0.300であった。これらの最小値と各料理カテゴリ内で学習した結果の平均絶対誤差の最小値を比較すると、各料理カテゴリ内で学習した結果の方が小さかった。

### 4.3 考察

#### 4.3.1 推定器の構築方法

3種類の料理全体で学習した推定器を用いた結果よりも各料理カテゴリ内で学習した推定器を用いた結果の方が、平均絶対誤差が小さくなった。それは、料理によって魅力度を決定する要因が異なるためであると考えられる。料理写真の魅力的な構図において、色合いを重視する構図や回転方向を重視する構図、どちらのバランスも重視する構図によって推定器構築に使用する特徴が異なると考えられる。そのため、料理全体で学習するよりも各料理カテゴリ内で学習して推定器を構築する方が魅力度推定において有効であると考えられる。

しかし、同一の料理であっても盛り付けや皿の違い、アレンジの違いにより多様な見えとなる。そのため、料理カテゴリごとに推定器を構築する方法については検討する必要がある、何らかの基準を用いてカテゴリ化し、そのカテゴリ内で推定器を構築すべきである。次節でカテゴリの分類方法について考察する。

#### 4.3.2 カテゴリの分類方法

カテゴリの分類方法として、料理認識を用いて料理ごとにカテゴリ化する方法や似た見えの特徴を持つ料理ごとにカテゴリ化する方法が考えられる。料理認識を用いて料理ごとにカテゴリ化する方法では、認識対象とする料理ごとに推定器を用意すればよい。しかし、料理認識は認識できる料理が有限であり、認識できないデータや学習されていないデータに対応できないため実用的でない。一般的に料理認識では、カレーを認識する際に福神漬の有無や配置の違いは考慮しない。しかし、福神漬の配置の違いによってカレーの魅力的な構図は異なると考えられる。料理には無数の組み合わせのトッピングが存在し、トッピングによって魅力的な構図は変化していくと考える。そのため、トッピングの有無や配置の違いを考慮したカテゴリに分割できることが望ましい。

一方、似た見えの特徴を持つ料理ごとにカテゴリ化する方法では、トッピングの有無や配置の違いによる見えをもとにカテゴリに分割できる。そのため、トッピングの有無や配置の違いによる魅力的な構図の違いを分析できると期待される。今後は、見えが似ている料理ごとにクラスタリングを行い、クラスタごとに推定器を切り替える方針を模索していく。

## 5. まとめ

料理を美味しくように撮影する際の支援技術を目的とし、色特

徴と形状特徴を組み合わせることで料理写真の魅力度を推定する手法を検討した。様々な角度から撮影した3種類の料理画像群を基にデータセットを構築し、各料理カテゴリ内で学習した推定器と3種類の料理全体で学習した推定器により提案手法を評価した。評価実験により、3種類の料理全体で学習した推定器よりも各料理カテゴリ内で学習した推定器の方が高精度な推定が可能であり、各カテゴリで推定器を切り替えることの有効性を確認した。

今後は、料理の見えに基づいてクラスタリングし、各クラスタごとに推定器を学習する手法を検討する。また、新たな特徴量の追加についても検討していく。さらに、料理と皿の色彩調和の考慮や被写体の大きさなど撮影角度以外の魅力度に影響する要因の考慮、撮影支援システムへの応用についても検討していく。

謝辞 本研究の一部は、科学研究費補助金による。

### 文 献

- [1] 崎山 翔平, 岡部 誠, 尾内 理紀夫, 平野 廣美, “料理画像をアニメーションすることによる魅力的な料理動画生成システム,” 第21回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ (WISS 2013) 予稿集, pp.79–84, Dec. 2013.
- [2] 櫻井 快勢, 河合 直樹, 北岡 伸也, 小林 秀章, “シズル感のある画像の生成法,” 情処学研報, 2015-CVIM-195-9, Jan. 2015.
- [3] 森本 一輝, 道満 恵介, 目加田 慶人, “画像特徴に基づく料理の盛り付け支援のための一検討,” 動的画像処理実用化ワークショップ 2015 (DIA2015), ISI-B5, Mar. 2015.
- [4] C. Michel, A.T. Woods, M. Neuhauser, A. Landgraf, and C. Spence, “Rotating plates: Online study demonstrates the importance of orientation in the plating of food,” *Food Quality and Preference*, vol.44, pp.194–202, Sept. 2015.
- [5] 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を支援するシステム,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU) 2015, SS1-15, July 2015.
- [6] 高橋 和馬, 道満 恵介, 井手 一郎, 出口 大輔, 村瀬 洋, “画像特徴による料理写真の魅力度分析へ向けた検討,” *VR 学研報*, SBR2015-6, June 2015.
- [7] C. Rother, V. Kolmogorov, and A. Blake, “GrabCut: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts,” *ACM Trans. on Graphics*, vol.23, no.3, pp.309–314, Aug. 2004.
- [8] A.J. Smola and B. Schölkopf, “A tutorial on support vector regression,” *Statistics and Computing*, vol.14, no.3, pp.199–222, Aug. 1998.
- [9] 五感教育研究所, “色の科学,” 日刊工業新聞社, 2012.
- [10] L.L. Thurstone, “Psychophysical analysis,” *American J. of Psychology*, vol.38, no.3, pp.368–389, July 1927.
- [11] C.-C. Chang and C.-J. Lin, “LIBSVM: A library for support vector machine,” *ACM Trans. on Intelligent Systems Technology*, vol.2, no.27, pp.1–27, Apr. 2011.