

画像特徴による料理写真の魅力度分析へ向けた検討

高橋 和馬[†] 道満 恵介^{††,†} 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

^{††} 中京大学 工学部

^{†††} 名古屋大学 情報連携統括本部

あらまし 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は美味しそうに撮影されていることが望ましい。本報告では、料理を美味しそうに撮影する際の支援技術として、撮影された料理が美味しそうに見える度合い、つまり魅力度を推定する手法を提案する。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。まず被験者実験により同一の料理を複数方向から撮影した画像群に対して魅力度を付与し、データセットを構築した。そして、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を確認した。

A study on analyzing the attractiveness of food photos using image features

Kazuma TAKAHASHI [†], Keisuke DOMAN^{††,†}, Ichiro IDE[†],

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

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University

^{††} School of Engineering, Chukyo University

^{†††} Information & Communications, Nagoya University

Abstract Food photos on the Web is increasing with the widespread use of cooking recipe Web sites and SNSs. It is better if these food photos looked attractive. This report studies a method for predicting the attractiveness of a food photo in order to assist a user to take attractive food photos. The proposed method extracts both color features and shape features from the food images. We obtained an image dataset of food photos taken from various 3D-angles, and set a target value of the attractiveness through subject experiments. Experimental results showed the effectiveness of the proposed method.

1. はじめに

近年、スマートフォンなどの携帯型情報端末の普及

により、テキスト、画像、映像など、様々なメディアの閲覧や投稿が容易になった。それに伴い、SnapDish [1] や楽天レシピ [2], COOKPAD [3], 食ベログ [4] など



(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

の Web サイトにおける料理写真の閲覧や投稿の機会が増加している。料理写真はユーザがこれらのサービスを利用して行動を決定する際の重要な判断材料の 1 つであると考えられる。例えば、楽天レシピや COOKPAD を参考にして作る料理のレシピを決定する場合や、食べログを参考にして食事に行く店舗を決める場合に、投稿されている料理写真を参考にすると考えられる。そのため、閲覧者・投稿者両者にとって、料理写真が美味しそうに見えることが望ましい。しかし、Web サイトに投稿される料理写真の多くは専門家が撮影したものではなく、非専門家が試行錯誤しながら撮影したものである。そのため、同一の料理でも美味しそうに見える度合いが異なる。その例を図 1 に示す。これは同一の料理を撮影した写真であるが、一般的に見て、同図 (a) よりも同図 (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、写真を見て料理が美味しそうか否かを判断することは比較的容易であるが、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」と定義し、画像特徴から料理写真の魅力度を推定する。なお、料理写真の魅力度は、撮影角度や被写体の大きさ、焦点の位置などの撮影条件が影響すると考えられるが、本報告では、それらの撮影条件のうち撮影角度に注目する。

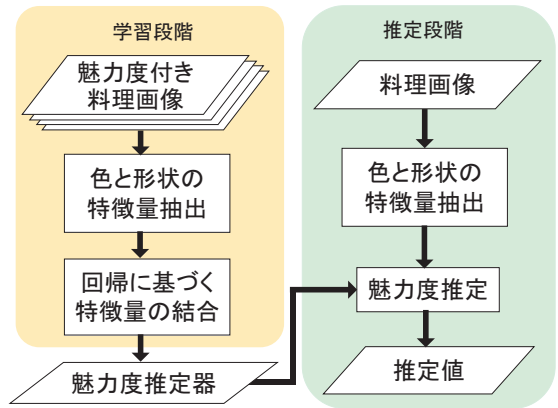


図 2 料理写真の魅力度分析手法の処理手順

以降、2 節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。3 節で被験者実験によるデータセットの構築について述べ、4 節で提案手法の有効性を検証した実験について述べる。5 節で本報告をむすぶ。

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。これら料理画像群は、3 節で述べる被験者実験により得る。推定段階では、構築した魅力度推定器を用いて、入力された未知の料理画像に対する魅力度を推定する。以降、各段階の処理について詳しく述べる。

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 [5] により切り出す。GrabCut は、前景として切り出したい領域を矩形で囲むことにより背景と分離できる。切り出された画像の例を図 3 に示す。そして、切り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) [6] 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、食材の配色が考慮される。また、料理の色と食欲には関係があり、赤、橙、黄など暖色



(a) 抽出処理前 (b) 抽出処理後

図3 GrabCutによる前景抽出の例

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[7]。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。 $L^*a^*b^*$ 色空間は、色差を表すのに最も多く使用されている表色系の一つである。明度を L^* 、色相と彩度を示す色度を a^* 、 b^* で表し、 a^* と b^* の値が大きくなるに従って色が鮮やかになる。具体的には、まず入力された画像を $L^*a^*b^*$ 色空間に変換する。次に、画像全体から最頻出の色 $G(L, a, b)$ 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 5×5 の局所領域に分割し、各局所領域から最頻出の色の出現数 F_R およびその色 $R_i = (\tilde{L}_i, \tilde{a}_i, \tilde{b}_i)$ を計算する。ここで、 i は局所領域の番号を表し、 $1 \leq i \leq 25$ 、 $0 \leq \tilde{L}_i \leq 7$ 、 $0 \leq \tilde{a}_i \leq 7$ 、 $0 \leq \tilde{b}_i \leq 7$ である。そして、 G と L_i の色差 D_i を次式で計算する。

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

本手法では、計算した色差に F_R 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 [5] を適用し、皿を含む料理のみの領域を切り出

す。次に、切り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 x 方向の微分画像であり、 f_y は y 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

本報告では、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 節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 $L^*a^*b^*$ 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 [5] を適用し、皿を含む料理のみの領域を切り出す。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。

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 [8] 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「鰹のたたき」を選んだ。

鰹のたたきは、撮影角度によって画像上での形状や色の分布が大きく変化する。そのため、撮影角度による見えの違いから料理写真の魅力度を分析するという目的に適していると考えた。なお本実験では、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を用いた。撮影に使用した食品サンプルは、(株) まいづる製の「刺身1点盛 鰹たたき3貫」[9]である。

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する。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、同図(b)に示すように仰角と回転角の2つのパラメータを変化させて撮影することができる。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する。

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、皿の縁と同じ平面を仰角0度とし、その面を基準に30度刻みに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。

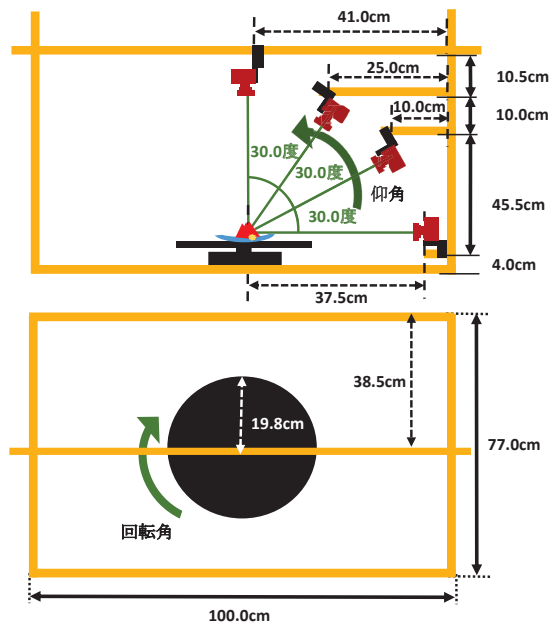
本装置による撮影例を図6に示す。仰角0度で撮影された写真には、皿の縁による遮閉が発生する。料理写真を撮影する場合、料理が皿に隠れた状況で撮影されることは考えにくい。そのため、本研究では仰角0度で撮影された写真をデータセットに含めなかった。

3.3 Thurstoneの一对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、データセットに対してThurstoneの一对比較法を適用した。Thurstoneの一对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、料理画像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ーフェースを図5に示す。その結果、20代の男女12名から計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



(a) 撮影風景



(b) 寸法図

図4 料理写真の撮影装置

験により得た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。魅力度が高い画像は、鰹のたたきの焼き目が見えやすい角度で撮影されたものが多い。これは事前知識として、鰹のたたきには焼き目があることが一般的に知られており、焼き

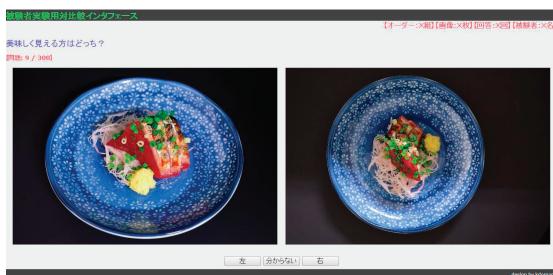


図 5 被験者実験に用いたインターフェース

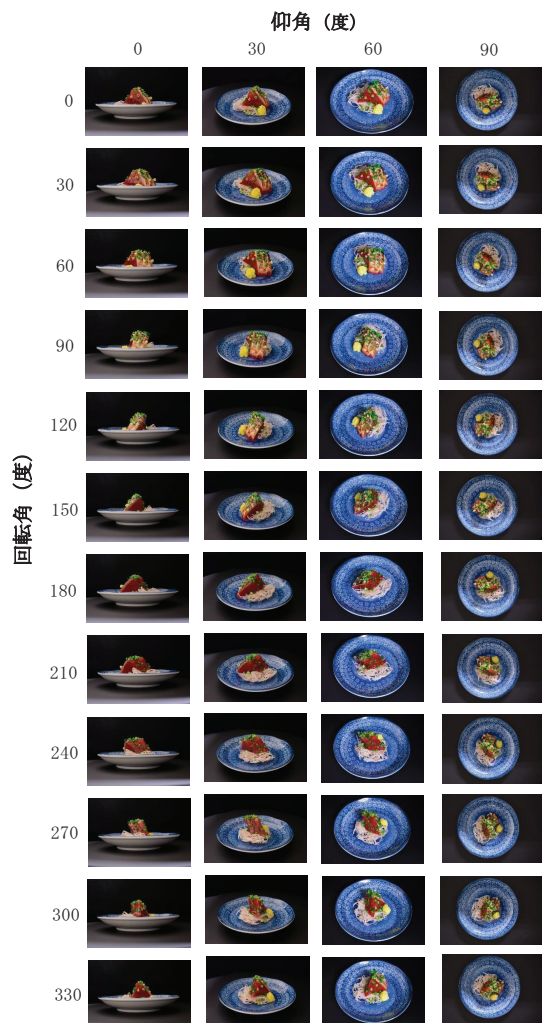


図 6 鰹のたたきの食品サンプル撮影例

目が見えている方が鰹のたたきの特徴がよく表れるためと考えられる。一方、魅力度の低い画像は、仰角 90 度や回転角 180 度以上で撮影されており、鰹のたたきの向きを考慮した場合、料理の盛り付けや食材の特徴等を捉えた角度から撮影された写真の魅力度が高いと



魅力度 1.000 仰角 60度, 回転角 30度
魅力度 0.948 仰角 30度, 回転角 60度
魅力度 0.945 仰角 60度, 回転角 60度

(a) 魅力度が高い上位 3 枚



魅力度 0.000 仰角 60度, 回転角 210度
魅力度 0.030 仰角 90度, 回転角 30度
魅力度 0.101 仰角 90度, 回転角 60度

(b) 魅力度が低い下位 3 枚

図 7 被験者実験により順位付けされた画像

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 | ピンの分割数 |
|---------------------------------|----------------|--------|
| L*a*b*色空間の 色差 (D) | 明度 | 8 |
| | 色度 a^* | 8 |
| | 色度 b^* | 8 |
| 勾配方向 ヒストグラムの 第 1~4 次モーメント | 勾配方向 ヒストグラム | 36 |

考えられる。

4. 評価実験

3 節で述べたデータセットを用いて提案手法を評価した。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, 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。色特徴のみを利用する手法と形状特徴のみを利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, leave-one-out 法によった。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 [10] を利用し, カーネルは線形とした。事前処理として特徴量を平均 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。また, 各手法により計算された推定値を順位付けし, 目標値から算出される順位との相関を調査するために, Spearman の順位相関検定 [11] を用いた。それぞれの結果を表 2 に示す。提案手法の平

表 2 各手法における平均絶対誤差と順位相関係数

| 手法 (使用特徴量) | MAE | 順位相関係数 |
|---------------|-------|--------|
| 比較 1 (色特徴のみ) | 0.263 | 0.408 |
| 比較 2 (形状特徴のみ) | 0.189 | 0.396 |
| 提案 (色特徴+形状特徴) | 0.159 | 0.732 |

均絶対誤差が 0.159 と最も小さい値となった。このことから、魅力度推定における提案手法の有効性が確認できた。また、Spearman の順位相関検定では、提案手法の相関係数が 0.732 であり、有意水準 1% で検定したところ順位に相関があることが示された。

提案手法による推定精度が低かった画像例を図 8 に示す。各手法の推定値は低く、特に色特徴のみを利用する手法の推定値は 0.000 である。この画像には、赤色がほとんど含まれておらず、色合いと形状に注目した場合、仰角 90 度から撮影された画像に似ている。仰角 90 度から撮影された画像の目標値は全体的に低く、目標値の平均は 0.160 である。そのため、仰角 90 度から撮影された画像と色合いや形状が似た図 8 の魅力度が低くなったと考えられる。

提案手法を高精度にするためには、特徴抽出の工夫や色と形状以外の特徴を考慮する必要があると考えられる。色特徴抽出の工夫には、色差に加え、色彩調和を特徴量に導入することが考えられる。例えば、Moon-Spencer モデル [12] を用いることで、ある 2 色間の調和が保たれているかを考慮でき、得られた色差が人間にとって好ましいか判断できる。色と形状以外の特徴の考慮は今後の課題であり、魅力度を計算するために有効な特徴を模索する必要がある。

5. まとめ

画像特徴から料理写真の魅力度を分析することを目的とし、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提案した。様々な角度から撮影した料理画像を基にデータセットを構築し、提案手法を評価した。評価実験により、色特徴のみ、または形状特徴のみを利用する手法よりも提案手法の方が高精度な推定が可能であり、提案手法の有効性を確認した。今後は、料理と皿の色彩調和の考慮や撮影角度以外の魅力度に影響する要因の考慮、撮影支援への応用があげられる。

謝辞 本研究の一部は、科学研究費補助金による。



図 8 目標値との差が 0.5 以上の画像例：仰角 60 度，回転角 60 度（目標値：0.945，色特徴+形状特徴：0.408，色特徴のみ：0.000，形状特徴のみ：0.467）

参考文献

- [1] ヴェズ株式会社, “SnapDish,” <http://snapdish.co/> [2015/5/10/参照].
- [2] 楽天株式会社, “楽天レシピ,” <http://recipe.rakuten.co.jp/> [2015/5/10/参照].
- [3] クックパッド株式会社, “COOKPAD,” <http://cookpad.com/> [2015/5/10/参照].
- [4] 株式会社カカクコム, “食ベログ,” <http://tabelog.com/> [2015/5/10/参照].
- [5] 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.
- [6] A.J. Smola and B. Schölkopf, “A tutorial on support vector regression,” *Statistics and Computing*, vol.14, no.3, pp.199–222, Aug. 1998.
- [7] 五感教育研究所, “色の科学,” 日刊工業新聞社, 2012.
- [8] L.L. Thurstone, “Psychophysical analysis,” *The American J. of Psychology*, vol.38, no.3, pp.368–389, July 1927.
- [9] 食品サンプル専門店まいづる, “刺身 1 点盛 鰹たたき 3 貫,” http://www.maiduru.biz/31_1124.html [2015/5/10/参照].
- [10] 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.
- [11] S. Siegel, “Nonparametric statistics for the behavioral sciences,” McGraw-Hill, New York, 1956.
- [12] P. Moon and D.E. Spencer, “Geometric formulation of classical color harmony,” *J. Optical Society of America*, vol.34, pp.46–50, Jan. 1944.

(c) 2015 by the Virtual Reality Society of Japan (VRSJ)