

料理撮影支援へ向けた料理写真の魅力度推定手法の検討

高橋 和馬^{1,a)} 道満 恵介^{2,1} 川西 康友¹ 平山 高嗣¹ 井手 一郎^{1,b)} 出口 大輔¹ 村瀬 洋¹

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。そのため、同一の料理でも美味しそうに見える度合い、すなわち「魅力度」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魅力的に撮影されている。一般に、魅力的に料理を撮影するのは容易でない。そのため、撮影時に魅力的な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、まず撮影された料理が魅力的に見える度合いを定量化する必要がある。本研究では、撮影支援を目的とし、撮影角度に注目して料理写真の魅力度を推定する。

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。処理手順を図 2 に示す。学習段階では、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 により抽出する。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、Random Regression Forests により料理写真の魅力度推定器を構築する。推定段階では、魅力度が未知の料理画像に対して、学習段階と同様の手順で色特徴と形状特徴を計算する。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。

2.1 色特徴の抽出

一般的な写真の審美性を判定する際に、色彩調和が有効であるという知見 [1] から、皿や副菜との色の調和や食材の色合いを考慮することが重要であると考えられる。そのた



(a) 魅力的でない構図

(b) 魅力的な構図

図 1 同一の料理を被写体とした写真の例

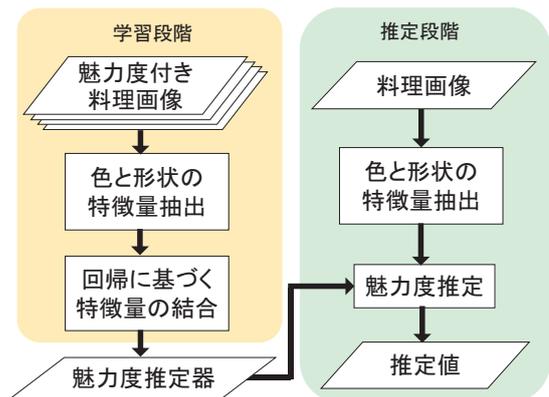


図 2 提案手法の処理の流れ

め、色特徴として、 $L^*a^*b^*$ 色空間における色差の分布の利用を検討した。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、入力画像を放射状に 100 個の局所領域に分割する。そして、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、 $i \in \{0, \dots, 99\}$ 、 $\tilde{L}_i \in \{0, \dots, 7\}$ 、 $\tilde{a}_i \in \{0, \dots, 7\}$ 、 $\tilde{b}_i \in \{0, \dots, 7\}$ 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 100 次元のベクトルを作成し、色特徴量とする。

¹ 名古屋大学 〒 464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町² 中京大学 〒 470-0393 愛知県豊田市貝津町床立 101

a) takahashik@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp

b) ide@is.nagoya-u.ac.jp

表 1 各料理カテゴリ内で学習した推定器による推定誤差

手法 (特徴量)	平均絶対誤差 (MAE)					
	鰹のたたき	カレー	鰻丼	ビーフシチュー	ハンバーグ	平均
比較 1 (色のみ)	0.174	0.101	0.107	0.105	0.373	0.172
比較 2 (形状のみ)	0.162	0.127	0.074	0.213	0.181	0.151
提案 (色+形状)	0.165	0.110	0.089	0.120	0.151	0.127

2.2 形状特徴の抽出

魅力的な料理写真の撮影には、盛り付けや料理の向きが重要であるという知見 [2] から、料理の立体感や向き、見えの複雑さを考慮することが重要であると考えられる。そのため、形状特徴として、エッジの向きや強度の利用を検討した。具体的には、入力画像を 10×10 の局所領域に分割し、各領域の最大エッジ強度とその勾配方向を乗じることで重み付けする。そして、100 次元のベクトルを作成し、形状特徴とする。

3. 魅力度付き料理画像データセットの構築

料理写真の魅力度を定量化するため、仰角と回転角を変えて 36 方向から被写体を撮影した。仰角は、撮影装置の回転皿と同じ平面を 0 度とし、その面を基準に 30, 60, 90 度を撮影範囲とした。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。魅力度の推定対象として「鰹のたたき」、「カレー」、「鰻丼」、「ビーフシチュー」、「ハンバーグ」を選んだ。本実験では、撮影の利便性と再現性の点から、食品サンプルを用いた。データセットの一部を図 3 に示す。

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 1 対比較法を用いる。36 枚の料理画像 36 枚における異なる 2 枚の組み合わせ ${}_{36}C_2 = 630$ 通りに対して、各々 3 人または 4 人の被験者から回答が得られるように実験を行った。その結果、20 代の男女 20 名から各料理 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、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、料理画像の魅力度とした。

4. 評価実験

前述したデータセットを用いて、色特徴および形状特徴を統合利用する提案手法を評価した。このとき、色特徴のみ、形状特徴のみを利用する手法と比較した。推定器の構築および評価は、各料理カテゴリ内で学習した推定器を用いた leave-one-out 法によった。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 1 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。

評価実験の結果を表 1 に示す。表 1 より提案手法の推

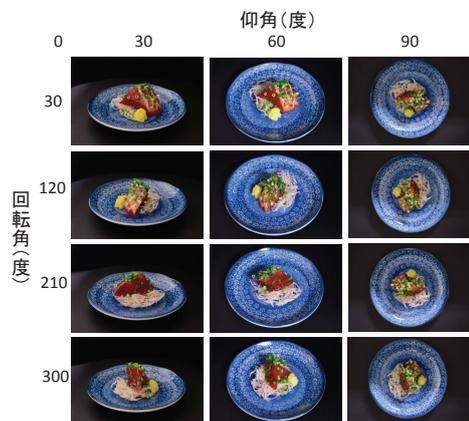


図 3 データセットの例：鰹のたたき

定誤差が 0.127 となり、比較手法よりも推定誤差が小さくなったことから、提案手法の有効性を確認した。しかし、料理によっては色特徴のみ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った。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ることで精度が向上すると考えられる。そのためには、料理の見えに応じて複数の推定器を切り替えて使用することが有効であると考えられる。

5. まとめ

撮影支援のための料理写真の魅力度推定手法を提案した。評価実験により色特徴と形状特徴を統合利用す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、各クラスターで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、科研費及び MSR-CORE12 による。

参考文献

- [1] M. Nishiyama et al., “Aesthetic quality classification of photographs based on color harmony,” Proc. 2011 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 33–40, June 2011.
- [2] C. Michel et al., “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.