料理写真の高精度な魅力度推定のためのデータ拡大の検討

○ 服部竜実 †，道満恵介 †，井手一郎 ‡，目加田慶人 †

○ Tatsumi HATTORI †，Keisuke DOMAN †，Ichiro IDE ‡ and Yoshito MEKADA †

†：中京大学 大学院工学研究科，hattori.t@md.sist.chukyo-u.ac.jp，
{kdoman, y-mekada}@sist.chukyo-u.ac.jp，
‡：名古屋大学 大学院情報学研究科，ide@i.nagoya-u.ac.jp

＜要約＞本発表では，画像特徴を用いた料理写真の魅力度推定の高精度化に向けたデータ拡大について検討した結果を報告する．これまで我々は，複数の画像特徴を統合利用した料理写真の魅力度推定手法を提案し，その有効性を確認した．この研究では画像データセットの拡大が課題の 1 つであったが，大規模な魅力度付き料理写真データセットの作成は膨大な時間と労力を要する．そこで，対比較によって魅力度が付与された少数の画像に対して種々の画像変換を適用することによるデータ拡大を検討した．
＜キーワード＞料理写真，魅力度，回帰分析，データ拡大

1 はじめに

SNS や料理レシピサイト等の Web 上に料理写真を投稿する際，料理は美味しそうに撮影されていることが望ましい．例えば，図 1 は同一の料理を撮影した写真であるが，図 1a よりも図 1b の方がぼかし，撮影角度，被写体の大きさ等の観点から料理が美味しそうに撮影されている．このように，美味しそうな料理写真の撮影は必ずしも容易ではなく，魅力的な料理写真の撮影を支援するシステムがあれば有用である．そこで本研究では，料理が美味しそうに見える度合いを「魅力度」と定義し，これを料理写真の画像特徴から定量化する技術の開発を目的とする．

これまで我々は，複数の画像特徴を用いた料理写真の魅力度推定手法 [1, 2] を検討してきた．しかし，画像特徴と魅力度の関係をより正確に学習するには，様々

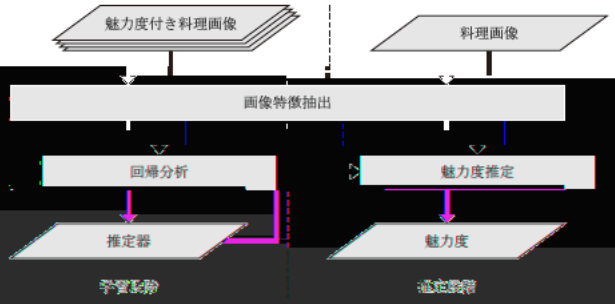
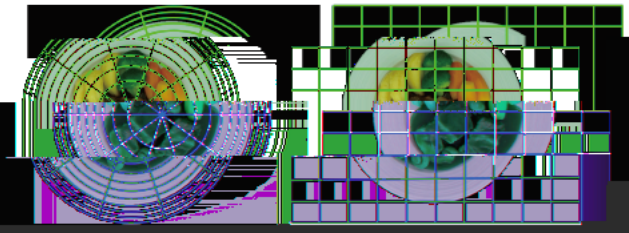
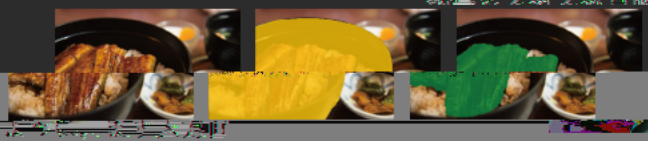


図 2　魅力度推定の処理手順



(a) 円形　(b) 放射状

図 4　特徴量の抽出領域



(a) 入力画像　(b) 料理領域　(c) 主食材領域

図 3　領域分割結果の例

の関係を学習するには画像 1,000 枚では十分とはいえず，対比較のみを用いた大規模な画像データセットの

および個人内で評価結果にばらつきが生じるため，部

魅力度が付与された少数の画像に対して種々の画像変換を適用することによるデータ拡大を検討する．ここで，回転や平行移動等の画像変換を単純に適用した場

ず，変換後の画像に対する適切な魅力度の付与が必要となる．

そこで本研究では，魅力度に影響を及ぼさない範囲で画像変換を適用することにより，魅力度の再付与を必要としない画像データセットの拡大手法を検討する．

本発表では，種々の画像変換が魅力度推定精度に及ぼす影響について分析した結果を報告する．

以降，2 節では，料理写真の魅力度推定手法について説明する．次に，3 節では，種々の画像変換の魅力度推定精度に及ぼす影響を分析した結果について述べる．最後に，4 節で本発表をまとめる．

2　料理写真の魅力度推定手法

[illegible] 1 に示すように学習段階と推定段階の 2 段階から構成される．学習段階では，予め魅力度が付与された料理写真を基に，回帰の枠組みによって推定器を構築する．回帰モデルには Random Regression Forests [3] を利用し，料理写真の魅力度とその画像特

た料理写真に対する魅力度を推定する．各段階に

では，学習段階で構築された推定器を用いて入

像特徴について

2.1　料理全体の

料理領域 R_1 が

それ計算する．

2.1.1　色特徴：CIELAB 色空間における色差

まず，料理領域 R_1 における最頻出色 (L_0, a_0, b_0) を計算する．次に，図 4a に示すように料理領域 R_1 を放射状に 100 分割し，各部分領域内での最頻出色 (L_i, a_i, b_i) とその頻度 F_i を計算する．ここで，i は部分領域の番号を表し，$i \in \{1...100\}$ である．その後，特徴量 C_i を下記の式によって計算する．

$$C_i = F_i\sqrt{(L - L_i)^2 + (a - a_i)^2 + (b - b_i)^2} \quad (1)$$

2.1.2　形状特徴：エッジ強度

まず，図 4b に示すように料理領域 R_1 を 10×10 の [illegible] 化した上で，各ブロックにおいて [illegible] を特徴量として利用する．ここで，j は [illegible] を表し，$j \in \{1...100\}$ である．

$$\mathbf{E} = \{E_1, E_2, ..., E_{100}\}$$

2.1.3 色特徴・形状特徴：DeCAF

DeCAF（Deep Convolutional Activation Feature）[5] は ImageNet [6] を用いて学習した畳み込みネットワークにおける全結合層（全 8 中第 7 層目）の重みデータである．本手法では，これを色や形状に関する特徴量 A として利用する．

$$A = (A_1; A_2; :::; A_{4;096}) \tag{3}$$

2.2 主食材の見えに関する画像特徴

主食材領域 R_m から下記の画像特徴量 S，P_x，P_y，O，M をそれぞれ計算する．

2.2.1 サイズ特徴：主食材の大きさ

料理領域 R_d に対する主食材領域 R_m の面積比 S を特徴量として利用する．

$$S = \frac{|R_m|}{|R_d|} \tag{4}$$

2.2.2 位置特徴：主食材の相対位置

料理領域 R_d の重心（$x_d; y_d$）と主食材領域 R_m の重心（$x_m; y_m$）の水平・垂直方向の差 P_x，P_y を特徴量として利用する．

$$P_x = x_d - x_m \tag{5}$$

$$P_y = y_d - y_m \tag{6}$$

2.2.3 形状特徴：主食材の方向ヒストグラムとモーメント

主食材領域 R_m における勾配方向を 36 分割したヒストグラムを特徴量 O として利用する．

$$O = (O_1; O_2; :::; O_{36}) \tag{7}$$

また，O の第 1 次〜第 4 次モーメントを特徴量 M として利用する．

$$M = (M_1; M_2; M_3; M_4) \tag{8}$$

ここで，M_1，M_2，M_3，M_4 はそれぞれ O の平均，分散，歪度，尖度である．

3 実験

データ拡大の有効性を検証するため，種々の画像変換が魅力度推定精度に及ぼす影響を定量的に分析した．具体的には，予め魅力度が付与された画像データセットに対して種々の画像変換を適用し，画像特徴と推定精度の関係を分析した．また，各画像変換で生成される画像枚数を増減させ，推定精度に及ぼす影響を調査した．以降，実験の方法および結果を述べ，考察する．

3.1 方法

本実験では，魅力度付き料理写真データセット NU FOOD 360x10 [1]を利用した．このデータセットは，10 種類の料理を対象とし，各料理について 3 種類の仰角（$30°; 60°; 90°$）と 12 種類の回転角（$0°; 30°; : : : ; 330°$）から料理サンプルを撮影した計 36 枚の画像からなる．また，各料理について，Thurstone の一対比較法 [7] によって魅力度の目標値（0〜1 の連続値）が料理写真毎に付与されている．このデータセットに対して下記の画像変換をそれぞれ適用し，料理毎に計 16,236〜18,396 枚の画像を生成した．図 5 に本実験で生成した画像の例を示す．

- オリジナル：36 枚／料理
- ランダムノイズ：3,600 枚／料理（チャネル毎に画素値 −5〜5 の範囲で生成したノイズを付与）
- 回転：3,600 枚／料理（$-5°; -4{:}9°; : : : ; 5°$）
- 拡縮：3,600 枚／料理（$-5\%; -4{:}9\%; : : : ; 5\%$）
- 平行移動：5,400〜7,560 枚／料理（画像サイズに対して縦横 2%の範囲内で 1 画素ずつ移動）

次に，オリジナル画像セット D_{orig} に対して各画像変換をそれぞれ適用した画像を組み合わせた画像セット D_{noise}，D_{rotate}，D_{scale}，D_{shift} と，これら全てを組み合わせた画像セット D_{all} を作成した．そして，各画像セットに対して 2 節で述べた手法を用いた leave-one-out を適用し，魅力度の推定値と目標値の間の平均絶対誤差（MAE）を評価した．また，データ拡大の規模と推定精度の関係を分析するため，各画像変換で生成される画像枚数をオリジナル画像セット D_{orig} の 10 倍，50 倍，100 倍（D_{all} では 40 倍，200 倍，400 倍）と変化させた場合の推定誤差を比較した．

3.2 結果

画像セット毎の結果を図 6 に示す．オリジナル画像セット D_{orig} に対する MAE の平均値は 0.088 であった．

[1] NU FOOD 360x10: http://www.murase.is.i.nagoya-u.ac.jp/nufood/

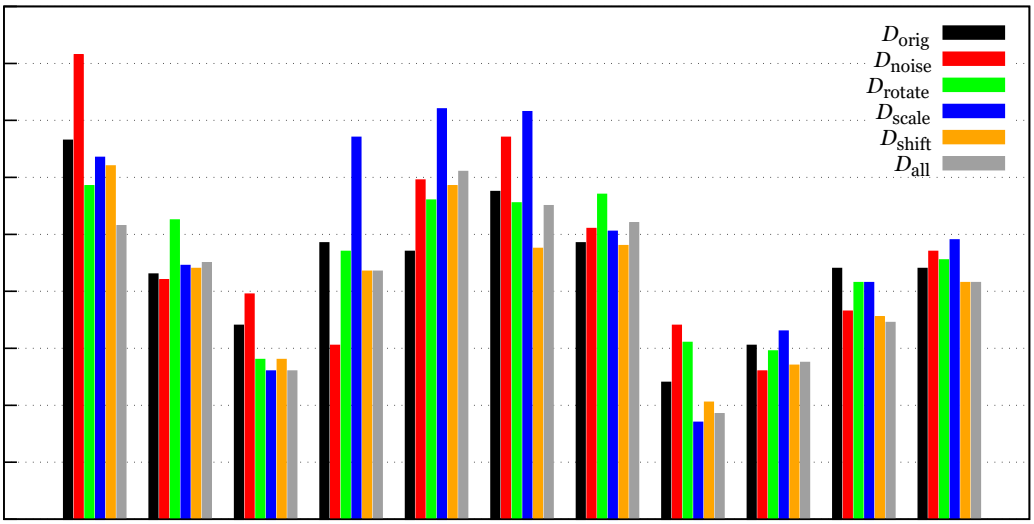


図 6　実験結果：各料理における画像セット毎の推定精度（ＭＡＥ：平均絶対誤差）

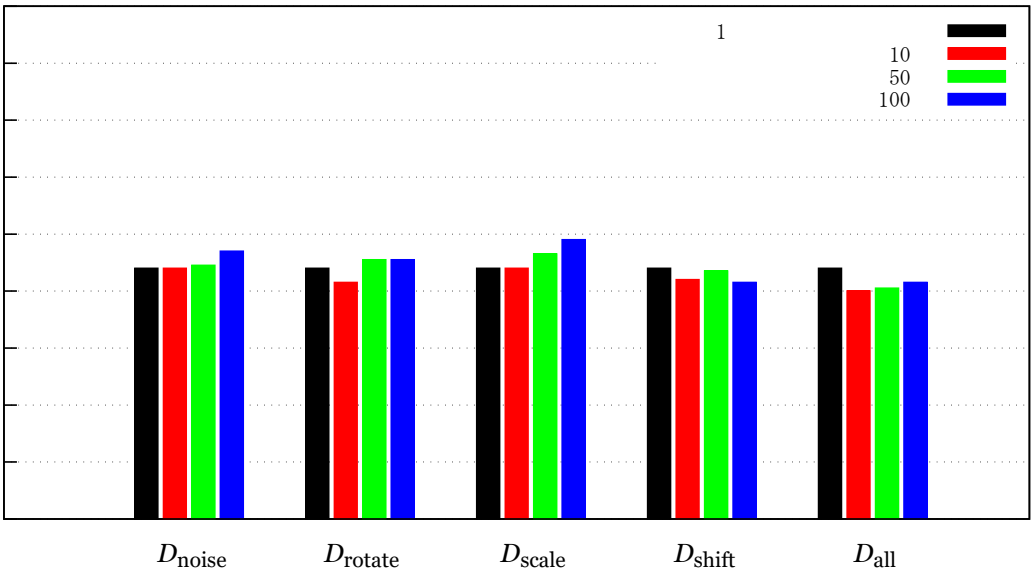


図 7　実験結果：各画像セットにおける生成枚数毎の推定精度（ＭＡＥ：平均絶対誤差）