

ユーザの食事履歴画像を用いた料理記事推薦システム

兼坂 怜[†] 藤本 悠[†] 大原 剛三[†]

[†] 青山学院大学 〒252-5258 神奈川県相模原市中央区淵野辺 5-10-1
E-mail: †c5610132@aoyama.jp, {ohara,yu.fujimoto}@aoyama.ac.jp

あらまし 本研究では、ユーザの食事履歴画像を用いた料理情報推薦システムを提案する。提案システムでは、ユーザが携帯電話等で撮影した料理画像をユーザの食事履歴として蓄積することで、ユーザが手軽に推薦を受けることが可能となる。推薦する料理情報としては、特定の店舗に対する恣意的な評価が含まれる可能性が少ないという理由からインターネット上のブログ記事を用いる。具体的には、食事履歴から生成したユーザの特徴ベクトルと、収集したブログ記事から生成したブロガーの特徴ベクトルを比較し、ユーザと最も類似したブロガーが高評価を与えている料理記事をユーザに推薦する。

キーワード 推薦システム, ブログマイニング

Ryo KANESAKA[†], Yu FUJIMOTO[†], and Kouzou OHARA[†]

[†] Faculty of Information Science and Engineering, Aoyama Gakuin University
Fuchinobe 5-10-1, Sagamihara, Chuou 252-5258 Japan
E-mail: †c5610132@aoyama.jp, {ohara,yu.fujimoto}@aoyama.ac.jp

1. はじめに

現在、社会のあらゆる場面で情報技術化が進み、我々の日常生活においても情報技術の利活用が進められている。近年では口コミサイトやブログなどのサービスの出現により、ユーザが自ら情報を発信でき、不特定多数の人と意見の交換ができるようになったため、ユーザ同士の口コミが個人の行動に与える影響が大きくなっている [4]。たとえば、一昔前であれば自分の好みの飲食店や料理情報を探す際には情報誌を開くことが普通であったが、今では Web 上のグルメ検索サイトの利用が一般的となっている。グルメ検索サイトの利点としては、飲食店を検索する時にはエリアや駅、料理品目やジャンルなどのキーワードから選べるため、ユーザの嗜好に合わせた検索内容の絞り込みを行うことができることが挙げられる。さらに、掲載された料理情報は実際にその料理を食べに行った人の感想であり、口コミには料理店で出された料理品目を自由に撮影した写真も掲載されているため、店舗のサイトでは知りえない情報も見ることができる。

こういったグルメ検索サイトからユーザの求めている料理情報を見つけ出すためには複数の検索ワードの設定や条件の絞り込みを行い、提示された検索結果の中から 1 つ 1 つのページを閲覧し確認していく必要がある。そのため、ユーザが本当に探し求めている料理情報を見つけ出すまでには、ユーザにかかる負担が大きくなり、多大な手間と時間を要してしまう。一方、

このような様々な人の口コミ情報が掲載されているサイトでは、料理品目に対する評価が人によって異なる傾向がある。例えば、同じ品目の料理でも 5 点を付ける人がいれば 1 点を付ける人もいることがあり、平均的に点数の高い料理でもユーザによっては嗜好に合わない場合がある。また、評価を付ける人によっては、料理自体の内容ではなく店舗の雰囲気や店員の接客態度を含めた点数付けをするため、必ずしもその点数が料理品目の評価として参考になるとは限らない。さらに、最近では特定の店舗の売上げ向上のために架空の評価情報を掲載することを請け負う業者の存在が問題となっている。

このような背景の下、本研究ではユーザが手軽に撮影できる料理画像を食事履歴と考え、そこからユーザの嗜好を推定し、ユーザが好むと推測される料理に関するブログ記事を推薦するシステムの実現を目指す。ここでブログを情報源として用いる理由としては、ブログはグルメ検索サイトと異なり評価者が同一であり、ランキングや比較という形で情報が示されるわけではないため、業者が意図的に操作した情報が入りにくいと考えられるからである。提案システムでは、ユーザと食事の嗜好が近いブロガーを抽出し、そのブロガーが高い評価を与えている料理記事を推薦対象とする。ユーザとブロガーの類似性の判定には、ユーザの食事履歴、及びブログ記事における料理画像の特徴量に加え、それに付随するテキスト特徴量も用いる。多数の料理品目に対する口コミをインターネット上のブログから収集し、提案システムを用いることによって、ユーザがインター

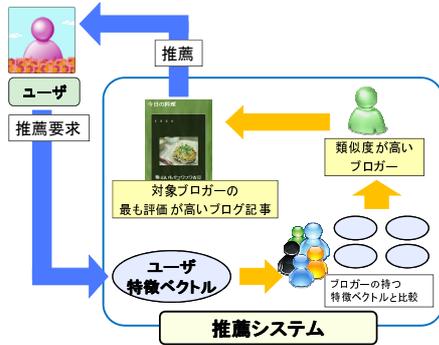


図 1 提案システムの概要



図 2 特徴ベクトル生成の概要

ネット上にある膨大な料理情報の中からすぐに好みの料理に関する情報を得ることを可能にすることが本研究の目的である。

2. 提案システムの概要

提案システムでは、ユーザが撮影した料理画像を食事履歴として利用し、そこからユーザの料理に関する嗜好を調べ、その嗜好に合った料理情報が掲載されたブログ記事を推薦する。提案システムにおける推薦の流れを図 1 に示す。ユーザからの推薦要求を受けると、システムはユーザの嗜好を表す特徴ベクトルをプログラマーの特徴ベクトルと比較し、最も類似するプログラマーを抽出する。ここでの類似度としては、特徴ベクトル間のコサイン類似度を用いる。そして、最も類似度の高いプログラマーが最も高く評価している料理に関するブログ記事をユーザに推薦する。

次に、ユーザの特徴ベクトルの生成過程の概要を図 2 に示す。ユーザが携帯電話やスマートフォンで撮影した料理画像と、その料理画像に対する評価点数を入力データとし、料理画像からは画像特徴量を抽出する。さらに、取得した画像特徴量に基づき、その画像に付随しやすいと推測される特徴語をテキスト特徴量として付与する。そのために提案システムでは、事前に収集したブログ記事中の料理画像とそれに付随するテキストから画像特徴量とテキスト特徴量間の相関を表すモデル（以下、相関モデル）を構築し、利用する。この相関モデル構築の詳細については後述するが、提案システムでは相関モデルを用いることで高次の画像特徴量ベクトル、テキスト特徴量ベクトルをそれぞれ 1 次元の変数に縮約する。そして、それら 2 つの変数を説明変数、料理画像に付与された評価点数を目的変数とした回帰分析により求めた回帰式の係数ベクトルを各ユーザの特徴ベ

クトルとして用いる。

同様の方法でプログラマーに対する特徴ベクトルも生成する。ただし、ブログから収集した記事には料理画像に対する評価点数が付されていない為、付随するテキスト中に現れる評価表現を評価表現辞書である Polar Phrase Dictionary [3] を用いて抽出し、その評価極性値（肯定表現なら正の値、否定表現なら負の値）の積算値をその料理画像に対する評価点数として用いる。これにより、上記と同じ枠組みでプログラマーの特徴ベクトルも生成可能となる。

上記のような処理を実現するために、提案システムでは事前にブログ記事を収集し、データベース化しておく。現状の実装では、アメーバブログにおける食べ歩きジャンルに属するプログラマーが書いた記事を収集し、データベース化している。その際、上記のように各料理記事に対して Polar Phrase Dictionary を用いて評価点数を付与している。なお、ここで付与した点数は、料理記事推薦の基準値としても用いる。

3. 特徴量の取得

本研究では、料理画像からユーザの嗜好を推定するため、あらかじめ収集しておいたブログから取得した料理画像と付随するテキストから特徴量を抽出する。本章では各特徴量の抽出について概説する。

3.1 画像特徴量

見た目が異なる料理画像を区別するためには、料理の形状特徴を反映した画像特徴量を画像から抽出する必要がある。この点に関しては、提案システムでは文献 [1] に示されている手法を用いた。具体的には、画像特徴量としては SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) 特徴量を用い、事前に学習用料理画像から生成した k 個の SIFT 特徴ベクトルクラスタに対して、対象料理画像から抽出した SIFT 特徴ベクトルが各クラスタに含まれる頻度を要素とする k 次元ベクトルをその料理画像の特徴量として用いる。

SIFT 特徴量は David Lowe によって考案された局所特徴量であり、画像から抽出された 1 つの特徴点に対して 128 次元の特徴ベクトルにより表現されるものである。その特徴としては、画像のスケール変化や回転変化、輝度変化に対して頑健であるということが挙げられる。ただし、1 つの画像から抽出される特徴点の数は一定ではないため、各料理画像の SIFT 特徴ベクトル群を直接比較することはできない。そのため、上述の方法では、事前に用意した学習用料理画像から取得した一定以上の大きさをもつ SIFT 特徴ベクトル群を k -Means 法で k 個のクラスタに分類し、対象料理画像から抽出した SIFT 特徴ベクトルがどのクラスタに属することが多いのかで画像を特徴づけている。各クラスタの中心ベクトルを集めたものは Visual Word Dictionary と呼ばれる。この k 次元の画像特徴ベクトル獲得の流れを図 3 に示す。なお、本研究ではクラスタ数 k は 200 とし、文献 [1] に従い k 次元ベクトルの各要素を画像に含まれる特徴点数で割ることで正規化している。

3.2 テキスト特徴量

テキストデータから特徴量を抽出する方法として、本研究で

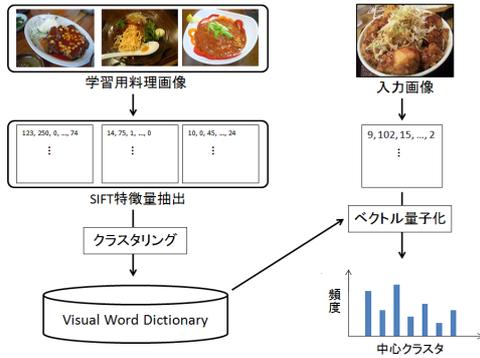


図 3 画像特徴量の獲得の流れ

	A	J_D	J_E	J_F	J_G	J_H	J_I	J平均値
1	種	0.043394	0.08183	0	0	0	0	0.02883381
2	円	0.053685	0.050618	0	0	0.045313	0	0.028040203
3	美味しい	0.029141	0	0.074302	0.054175	0.049193	0.151727	0.027764003
4	味	0	0	0	0	0	0	0.026982798
5	スープ	0	0	0	0	0	0	0.023148448
6	カレー	0	0	0	0	0	0	0.020299706
7	ラーメン	0	0	0	0	0	0	0.02011224
8	肉	0	0	0	0	0.171313	0	0.0175444
9	これ	0	0.071809	0	0	0.064282	0	0.017132842
10	甘い	0	0	0	0	0	0	0.01711954
11	ソース	0.053398	0	0	0	0	0	0.016768649
12	パスタ	0	0	0	0	0	0	0.016649637
13	パン	0	0	0	0	0	0	0.015751018
14	トマト	0	0	0	0	0	0	0.015687858
15	食	0	0.090461	0	0	0	0	0.014581594
16	うどん	0	0	0	0	0	0	0.014389342
17	野菜	0	0	0	0	0	0	0.013754282
18	いたadaki	0	0	0	0	0	0	0.013725817
19	餃子	0	0	0	0	0	0	0.013666974
20	ない	0	0.091282	0	0	0	0	0.013523097
21								

図 4 獲得した特徴語の TF-IDF ベクトル

は TF-IDF 値を用いて各単語を重み付けし、重要度の高い単語を用いる。TF-IDF 値とは文書中出现した特定の単語がどのくらい特徴的であるか識別するための指標である。TF-IDF 値の内、TF (Term Frequency) は文書内での出現頻度を表し、IDF (Inverse Document Frequency) は逆文書頻度を表す。単語 t の文書 d における TF-IDF 値は TF と IDF の 2 つの指標に基づき、以下のように計算される。

$$TF\text{-}IDF_{t,d} = TF_{t,d} \times IDF_t \quad (1)$$

$$TF_{t,d} = \frac{n_{t,d}}{\sum_k n_{k,d}} \quad (2)$$

$$IDF_t = 1 + \log \frac{D}{d_t} \quad (3)$$

ここで、 $n_{t,d}$ は単語 t の文書 d における出現回数、 d_t は単語 t を含むドキュメント数、 D は総ドキュメント数である。よって、次の 2 つの条件が組み合わさるとき、TF-IDF 値は大きくなる。

- 対象単語がドキュメント内に頻繁に出現
- 全ドキュメント集合の中で、その単語を含むドキュメントが比較的少ない

本研究では図 4 のようにブログ記事から抽出した単語 (名詞と形容詞) に対する TF-IDF 値 (各ブログ記事に対する TF-IDF 値の平均) を求め、その値の上位 100 個に対応するテキストの各記事における TF-IDF 値をテキスト特徴量として用いた。

4. 相関モデルの構築と利用

本節では、前節で述べた手順によって得られた画像特徴量とテキスト特徴量を関連付けるための相関モデルを生成する手法について述べる。相関モデルの生成においては、事前に収集したブログ記事から抽出した料理画像と付随するテキストのペアから上記の画像特徴量、およびテキスト特徴量を抽出して用いた。それぞれ k 次元と m 次元のベクトルで表現されるため、それらの相関を求めるためにここでは正準相関分析を用いる。正準相関分析では、各特徴ベクトルの要素の線形合成として新変量を生成する。その際、各新変量を規定する線形式における独立変数 (各特徴ベクトルの要素に対応) に対する係数は、新変量間の相関が最大となるように求められる。具体的には、 m 次元のテキスト特徴量ベクトルを (x_1, \dots, x_m) とし、 k 次元の画像特徴量ベクトルを (y_1, \dots, y_k) としたとき、正準相関分析により次式で規定される新変量 s と t を求める。

$$s = a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_p x_m \quad (4)$$

$$t = b_1 y_1 + b_2 y_2 + \dots + b_p y_k \quad (5)$$

相関モデルでは、このようにして得られた 2 つの新変量を軸とする 2 次元平面上に、ブログから収集した学習用の料理記事をプロットし、線形回帰分析によりいずれか一方の新変量から他方を推定する回帰式を求める。この回帰式により、画像特徴量しかもたないユーザの食事履歴画像から求めた新変量 t の値に基づき対応する新変量 s の値を求めることが可能となり、その結果、2 次元平面上での食事履歴画像の位置を決めることができる。その平面上で近傍に位置する学習用料理記事に付随するテキストをその食事履歴画像に付与することで、食事履歴画像に対するテキスト特徴量を補完する。なお、ここでは相関モデルの学習用データとして、アメーバブログから収集した料理画像と料理画像に付随するテキストデータ (合計で 248 のペア) を用いている。また、ここでの相関モデルの利用目的はあくまで食事履歴画像に対して見た目が同じ料理画像に付随するテキスト情報を付加することであることに注意されたい。そのため、現時点では、盛りつけ方の異なる同一の料理の画像があったとしても、それらを同一の料理であると識別することまでは必要としてない。

5. 評価実験

提案システムを評価するために、以下の 3 つの点について確認した。

- 相関モデルの料理判別精度
- ユーザと類似プロガー間の嗜好の類似性
- 推薦したブログ記事の妥当性

本節では、それぞれの評価内容について述べる。

5.1 相関モデルの評価実験

相関モデルによる食事履歴画像の判別精度を評価するために、インターネット上の料理情報を記載したブログ記事から合計 248 個の料理画像とテキストデータのペアを抽出し、10 回

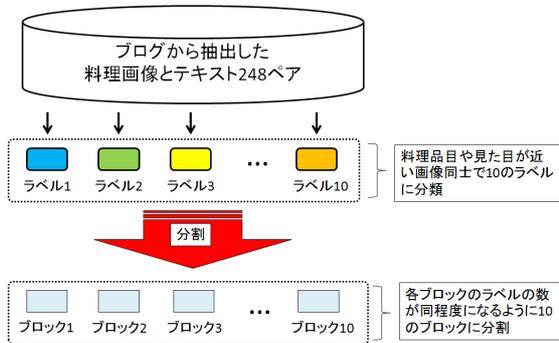


図 5 実験データのラベル分類

表 1 相関モデルの評価実験結果

手法	$k=1$	$k=3$	$k=5$	$k=7$
一致率	0.625	0.606	0.580	0.602

交差検証法 (10CV:10-fold Cross Validation) による評価実験を行った。これらの料理画像に対しては、図 5 に示すように事前にその料理品目に応じて 10 通りのラベルを付け、10CV では各ラベルの出現頻度が同程度になるようにデータを分割した。具体的には、訓練データから相関モデルを作成し、テストデータ中の料理画像に対するラベルをその相関モデルを用いて推定し、その精度を求めた。テストデータに対するラベルの推定に関しては k 最近傍法を用い、相関モデルにおける 2 次元平面においてテストデータの料理画像に最も近い k 個の学習データのもつラベルのうち最も頻度の高いものを選んだ。 k は、 $k=1, 3, 5, 7$ の 4 通りを試した。

実験結果を表 1 に示す。表 1 の結果より、最近傍法 ($k=1$) を用いた場合の対応付けの精度が 0.625 と最高になり、相関モデルによりある程度妥当なテキスト付加がされていることを実験的に確認した。また、相関モデルの具体的な料理品目としてラーメンとパスタに対応する記事のみを抜き出した事例を図 6 に示す。この図から、見た目が類似した料理が近くにプロットされていることがわかる。

5.2 推薦内容の評価実験

提案システムが推定した料理に関するブログ記事がシステムのユーザの嗜好に適しているかどうかを確認するため、10 人の被験者を対象に評価実験を行った。本実験では、各被験者に対する類似プロガーが記述した料理記事のうち最も点数が高い上位 10 件の記事を推薦順位を伏せて各被験者に直接順位付けしてもらい、その順位と提案システムが付与した評価点数に基づく順位を比較した。なお、被験者 10 人の食事履歴に関しては、10~20 回における食事の料理画像の記録、及び点数評価を取得した。料理画像の記録としては、被験者が同品目の料理画像をインターネット上から抽出したものをを用い、それを 5 段階評価で点数付けしたものをを用いた。さらに、上位 5 件の推薦記事が被験者が直接選んだ上位 5 件とどれだけ一致するかを Jaccard 係数を用いて評価した。

5.2.1 評価指標について

ここでは、上位記事の順位の比較を行うために Spearman

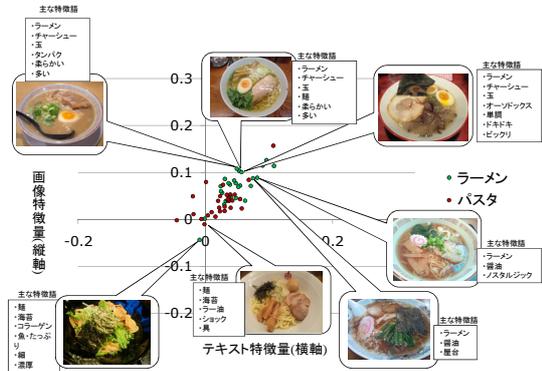


図 6 相関モデルによる料理記事のプロット結果 (ラーメンとパスタ)

の順位相関係数を用いた。Spearman の順位相関係数は、変数 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ と変数 $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$ のそれぞれの要素が順位づけられており、対応する二つの要素の順位之差を h_i とすると、以下の式 (6) のように求められる。

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n h_i^2}{n^3 - n} \quad (6)$$

同順位における順位は平均順位を用い、その場合、変数 X と変数 Y における同順位の個数を n_x と n_y として、それぞれの順位を $f_i (i = 1, 2, \dots, n_x)$ と $f_j (i = 1, 2, \dots, n_y)$ とすると、以下のように定義される。

$$\rho = 1 - \frac{F_x + F_y - \sum_{i=1}^n h_i^2}{2\sqrt{F_x F_y}} \quad (7)$$

$$F_x = 1 - \frac{n^3 - n - \sum_{i=1}^{n_x} (f_i^3 - f_i)}{12} \quad (8)$$

$$F_y = 1 - \frac{n^3 - n - \sum_{i=1}^{n_y} (f_j^3 - f_j)}{12} \quad (9)$$

相関係数の値は $-1 \leq r \leq 1$ の範囲となり、順位が完全に一致する場合は 1 をとり、完全に不一致だった場合は -1 をとる。相関係数の値が 0 だった場合、二つの変数のとる値の間の順位は完全に独立している。よって、相関係数の値の絶対値が大きいくほど相関も強いといえる。

一方、推薦順位上位 5 件の比較に用いる Jaccard 係数は、2 つの集合がどれだけ似ているかを表す。例えば S_1 と S_2 の 2 つの集合があったとき、Jaccard 係数 J は以下のように表せられる。

$$J(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|} \quad (10)$$

2 つの集合における要素の共起の度合いが大きいくほど数値は 1 に近づく。本実験では、「ブログ記事に与えられた点数の順位」と「被験者が付けたブログ記事の順位」の上位 5 件の記事集合に対する Jaccard 係数を求めた。

5.2.2 推薦内容に関する評価実験結果

実験結果を表 2 に示す。上位 10 件における順位相関が平均で 0.453、最大で 0.696 となっており、Jaccard 係数の平均が 0.529、最大が 0.667 となった。このことから、「ブログ記事に与えられた点数の順位」と「被験者が付けたブログ記事の順位」

表 2 推薦記事の評価結果

被験者	順位相関係数	Jaccard 係数
被験者 1	0.224	0.429
被験者 2	0.557	0.429
被験者 3	0.575	0.667
被験者 4	0.297	0.429
被験者 5	0.618	0.667
被験者 6	0.564	0.667
被験者 7	0.321	0.250
被験者 8	0.636	0.667
被験者 9	0.696	0.667
被験者 10	0.030	0.429
平均値	0.453	0.529
最高値	0.696	0.667

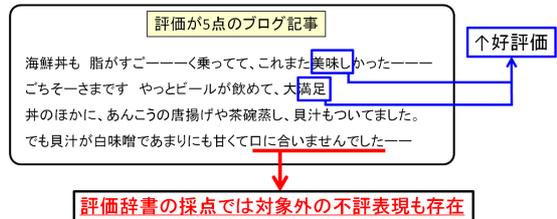


図 9 評価表現辞書の点数付けについて

ら、ブログ記事中の一部の評価表現について適切に点数付けが行われていないことが考えられる。実際、図 9 のように評価表現辞書で付けられた点数が高い料理記事の本文を確認してみると、「美味し」や「満足」などの表現が出現することにより点数が加算されているが、「口に合わない」等の不評表現に関しては今回用いた評価表現辞書には登録されていなかったため減点されないままとなっていた。このことから、推薦精度を改善していく方法としては、評価表現辞書の拡充が 1 つの方法として挙げられる。更に実用的な点数付けを行うには、料理に特化した詳細な好評・不評表現を網羅した評価表現辞書の構築が必要である。また、評価表現辞書を用いてテキストの評価極性を判定するだけでなく、評価者や評価対象などの属性も把握する必要があると考えられる。

今回の実験では多くの推薦記事がユーザの評価が高かった料理品目に関するものであり、必ずしもユーザの嗜好に合うような新たな料理を推薦したという結果には至らなかった。実際には、ユーザの知らない店舗情報を含んでいる場合もあり、そのことから提案システムによる推薦内容がユーザにとって有益ではないとは言えないが、推薦システムの評価指標の 1 つであるセレンディピティとという観点からは、今後、改善の余地があるといえる。そのための一つの方法としては、料理画像と紐付けているテキスト特徴量の洗練が挙げられる。現状では名詞が多く抽出されているが、ユーザの嗜好をよりの確に捉えるためには料理の味などを評価する言葉をより多く、かつ正確に抽出する必要があり、そのような料理に特化したテキスト特徴量を獲得することによってユーザにとってより有益な推薦を実現することができると思われる。

6. ま と め

本研究では、ユーザが携帯電話等で撮影した料理画像を食事履歴の情報としてユーザの嗜好を推定し、それに基づきユーザが好むであろう料理に関するブログ記事を推薦するシステムを提案した。提案システムでは、事前に収集したブログ記事を学習データとして画像特徴量とテキスト特徴量間の相関関係を表すモデルを構築し、食事履歴画像にテキスト特徴量を補完し、それに基づきユーザの特徴ベクトルを構築した。そして、評価実験を通して提案システムの精度を検証した。ブログ記事に対する提案システムの推薦順位と被験者の好む順位付けを比較した結果、正の相関が得られ、ユーザの嗜好に合うブログ記事を推薦することができることを確認した。

今後の課題としては、食事履歴画像に適切なテキスト特徴量

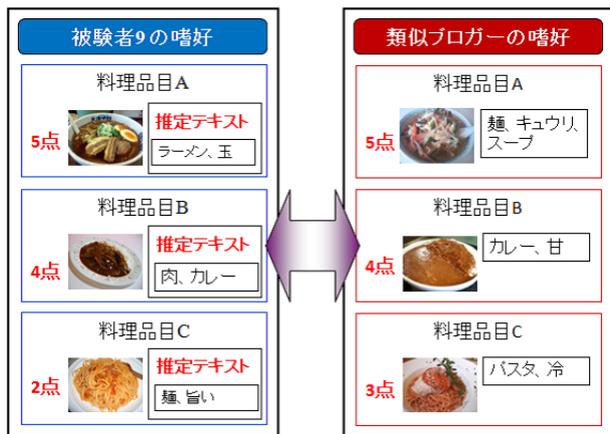


図 7 順位相関が高い被験者 9 と類似プロガーの比較

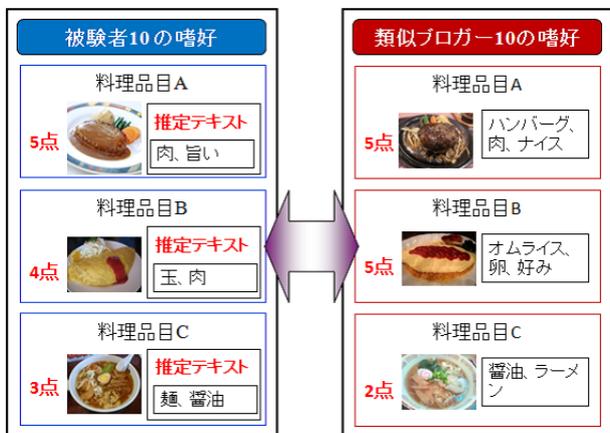


図 8 順位相関が低い被験者 10 と類似プロガーの比較

には正の相関があり、本研究におけるブログ記事の推薦はある程度有効に機能しているといえる。

ここで、順位相関係数が最も高い被験者 9 と順位相関係数が低い被験者 10 の類似プロガーの嗜好の傾向を図 7 と図 8 に示す。これらの結果からは、2 人の被験者に対する類似プロガーの違いは見られなかった。言い換えると、順位相関が高い被験者、低い被験者に関わらず嗜好に近い類似プロガーは選ばれていると言える。しかしながら、ある程度類似したプロガーが選ばれているにも関わらず、順位相関が低い被験者がいることが

を補完するために関連モデルの洗練が挙げられる。具体的な洗練方法としては、より多様な画像特徴量の利用が挙げられる。本研究で用いた SIFT 特徴量は、対象となる料理画像をグレースケールで読み込むため、色情報は使われていない。そのため、画像特徴ベクトルに RGB 値や HSV 値などのカラー情報を組み込むことでより高精度な料理画像の特徴量が得られると考えられる。また、料理に特化したテキスト特徴量の利用も洗練方法の 1 つとして挙げられる。今回利用した各記事における TF-IDF では、図 7 や図 8 に示す表現が抽出され、必ずしも個人の嗜好を獲得するには有用なものではなく、十分な精度を得られることはできなかった。ここから更に順位相関の数値を上げていくためには更に、関連モデルの構築に用いる訓練事例の多様性を増やしていくことが挙げられる。関連モデルにはあらかじめブログから収集した料理品目の画像特徴量とテキスト特徴量の情報が格納されているが、関連モデルに存在しない品目に対して正しいテキスト情報を付与することは困難である。そのため、学習データとなる料理品目の種類を増やすことでより柔軟な推薦が可能になると考えられる。また、推薦内容の評価に関しては、良好な結果を得ることができなかったため、今後、より多くの食事履歴を用いた定量的な評価を通して、手法の洗練をする予定である。

謝 辞

本研究を進めるにあたり、Polar Phrase Dictionary を提供して頂いた東京大学生産技術研究所の喜連川優教授、鍛冶伸裕特任助教に感謝の意を表します。

文 献

- [1] 北村圭吾, 山崎俊彦, 相澤清晴: 食事画像の解析における特徴量選択の評価, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.108, No.425, pp.167-172 (2009).
- [2] 佐藤翔輔, 林春男, 牧紀男, 井ノ口 宗成: TF-IDF/TF 指標を用いた危機管理分野における言語資料体からのキーワード自動検出手法の開発: 2004 年新潟県中越地震災害を取り上げたウェブニュースへの適用事例, 地域安全学会論文集, No.8, pp.367-376 (2006).
- [3] Nobuhiro Kaji and Masaru Kitsuregawa: Building Lexicon for Sentiment Analysis from Massive HTML Documents In Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP-CoNLL2007), pp.1075-1083 (2007).
- [4] 竹内亨, 寺西裕一, 春本要, 下條真司: ソーシャルネットワークに基づいた情報伝播型コミュニケーションの実証実験による有効性評価, 情報処理学会論文誌, Vol.47, No.2, pp.555-565 (2006).
- [5] 川淵聡, 堀孝光: スマートフォンを用いた「食」と「運動」の日常的記録による健康増進支援サービス, 情報処理, Vol.52, No.6, pp.1390-1396 (2011).
- [6] 2011 年 9 月携帯電話国内出荷実績: 2011 年 9 月携帯電話国内出荷実績, <http://www.jeita.or.jp/japanese/stat/cellular/2011/09.html>
- [7] 食べログ: 食べログ, <http://tabelog.com/>
- [8] Yahoo!グルメ: Yahoo!グルメ, <http://loco.yahoo.co.jp/tokyo/gourmet/>
- [9] Amazon.co.jp: Amazon.co.jp, <http://www.amazon.co.jp/>
- [10] 鈴木浩二, 松川徹, 栗田多喜夫: サポートベクターマシンを用いた Bag-of-Features における局所特徴の初期特徴選択, 電子情報通信学会, pp.7-12(2009).
- [11] 瀬戸優貴, 松坂要佐, 井上智雄: 協調フィルタリングを用いて個人の嗜好を反映するレシピ検索手法の提案, 情報処理学会研究報告, Vol.2008, No.126, pp.163-166 (2008).
- [12] 石原和幸, 上田真由美, 平野靖, 梶田将司, 間瀬健二: 個人向け料