

主観的メタ情報を用いた顔画像に関する個人の嗜好推定

Individual Preference Identification to Face Image with Subjective Meta Information

増田 真平*¹ 高橋 英之*¹ 栗原 正仁*¹ 山内 康一郎*¹
Shinpei MASUDA Hideyuki TAKAHASHI Masahito KURIHARA Koichiro YAMAUCHI

*¹北海道大学 大学院情報科学研究科

Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University

Today, there are various data-searching methods such as used in the google search engine. Almost all of these systems search data according to an explicit meta-information, which specify the class or attribute of the data. The explicit meta-information usually consists of some keywords or feature vectors. However, there are no guarantees that the keywords or feature vectors represent the precise preference of human. To overcome this problem, we proposed an individual preference identification system using a new subjective meta-information which is constructed from questionnaire data. Experimental results show that the subjective meta-information represents user's preferences well so that it is useful for constructing recommendation systems. Moreover, we investigated what are the important components in the meta-information to identify his/her preferences.

1. はじめに

これまでのデータの検索・推薦システムの多くは、個々のデータが持つ明示的な特徴や属性をメタ情報として利用することでデータの検索、推薦を行う [4] .

しかし我々がデータなどを検索する際、データのもつ明示的なメタ情報以外の情報を重視する場合も多い。特に、好みのデスクトップの壁紙画像を検索するといった状況のように、個々のユーザの嗜好や感性によって検索したいデータが変化する場合、検索を行うユーザがどのような嗜好や感性をもっているのかを推定し、それを検索システムに反映させることは重要であろう。このような問題意識から、データと感性語を結びつける研究や、楽曲データの譜面上の情報から個人の楽曲に対する嗜好を推定する研究などがこれまでに行われてきた [2, 5] . しかし画像のように多面的で複雑な情報を内包するデータの場合、データの特徴量とデータに対して感じる感性的な印象をマッピングすることは容易ではない。

そこで本研究では第三者が個々のデータに対して行った複数次元の感性的な印象評定をその画像のメタ情報として利用することを試みた。そして複数画像の好悪を一つ一つ分類させる課題を被験者（画像に対する評定を行ったのは別の人）に行ってもらい、個々の印象評定に対する重みづけをパラメータとしたクラス分類器により被験者の画像選択行動を予測させた。そしてその予測器のパフォーマンスを最適化するように個々人に合わせたパラメータ探索を行うことで、その被験者がどのような感性的な次元を重視して画像の好悪を選択していたのか推定することを試みた。

2. 顔画像に対する嗜好推定システム

ユーザの嗜好推定が重要となる場面の一つとして、好みの顔画像を検索する場面が考えられる。画像解析技術の進歩により、機械の顔画像識別能力は飛躍的に向上し、顔画像からの個人特定、性別判断、表情認識などの成功率は大きく向上している [1, 3, 6, 7] . しかしこれらから推定できる情報の多くは、比

連絡先: 増田 真平, 北海道大学大学院情報科学研究科 〒 060-0814 北海道札幌市北区 北 14 条西 9 丁目, 011-706-6815, E-mail : masuda_s@complex.eng.hokudai.ac.jp

較的明示的な特徴や属性のみである。だが顔画像に対する好みというものは個人差が大きく、明示的な特徴や属性だけから推定することは難しく、個々のユーザの嗜好推定が重要になると考えられる。そこで本研究では、男性の顔画像を見て女性がお見合いをしても良いかどうかを判断する場面において、女性がどのような感性的な情報を重視してその判断を行っているのかを推定するシステムを作成することを試みた。本研究で提案する、顔画像に対する嗜好推定システムの概要について図 1 に示す。

このシステムではまず事前準備として、複数の男性顔画像それぞれに対して、複数人の女性にアンケートによる多次元項目の感性的な印象評定を行ってもらう。そしてそれぞれの項目ごとの評定の平均値を、個々の顔画像がもつ感性的なメタ情報とする。ただし印象評定の項目間に何らかの相互関係が存在することを考慮し、主成分分析を用いて印象評定の項目をより少ない数で互いに直交化した主成分に圧縮する。

次に印象評定を行った女性とは異なる女性ユーザに、それぞれの写真に対してお見合いをしても良いかどうかの判断を行ってもらう。そして個々の主成分の重みづけをパラメータとしたクラス分類器を用意し、全写真に対する cross validation で算出されるクラス分類器の分類精度が高くなるパラメータを探索する。このようにクラス分類器の評価が高くなるパラメータを探索することで、ユーザがどのような主成分、すなわちどのような感性的な情報を重視してお見合いをしても良いかどうかの判断を行っていたのが推定可能になると考えられる。すなわち探索されたパラメータが、ユーザの嗜好を表現する指標となると期待される。

次の章では、この顔画像に対する嗜好推定システムを評価するためにに行った実験について述べる。

3. 嗜好推定システムの評価実験

3.1 印象評定

顔画像のデータセットとして男性の顔写真を 3 2 枚用意し、それら一つ一つに対しての 5 項目の印象判定を 9 人の女性（平均年齢 24.2 歳 SD ± 5.3 , 21 歳-39 歳）にアンケート調査によって行ってもらった。具体的な 5 項目の内容はそれぞれ「遊び人-優等生」、「かわいい-男らしい」、「個性的-よくいる」、「ク

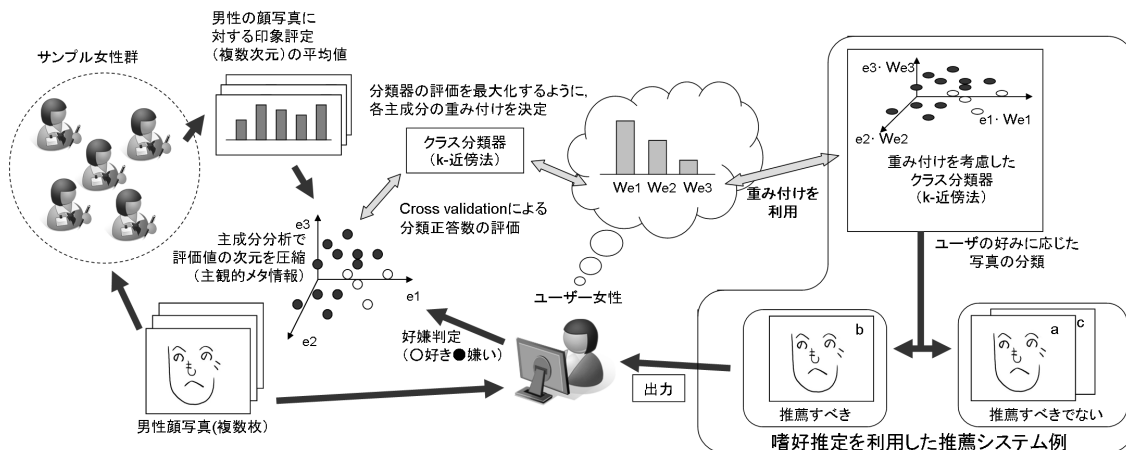


図 1: 左側が嗜好推定システムの流れを、右側の枠で囲われた部分は左の嗜好推定を利用した推薦システムの一例を图示している。

ル・やさしい」「清潔感あり-清潔感なし」であり、それぞれの項目を9段階評定で評価してもらった。この9人分のアンケートの各項目に対する平均を主成分分析にかけ、寄与率の和が0.8を超える第三主成分までを個々の画像に対応するメタ情報として用いた。主成分分析の結果は後のページの表1に示す。そして、アンケートに答えてもらった女性とは別の12人の女性被験者(平均年齢27.8歳 SD ± 12.0, 20歳-59歳)に、32枚の顔写真について「自分がその人とお見合いをしたいかどうか」を判定してもらった。

3.2 K-NNによる顔写真の好悪判定クラス分類器

上で述べたアンケートによるメタ情報を特徴量とし、これに対してユーザが下した判定(お見合いをして良いか否か)をトレーニングデータとしてK-NN法による学習を行う。

この手法により写真の物理的データそのものではなく、写真から感じ取れる感性的な成分に関してより近い写真を推薦することができる。

また、パラメータとして特徴量空間の圧縮比を設定したときに、学習精度が高くなるようなパラメータ w_i を探索した。このときその重み付けされたパラメータはユーザの注目している感性情報を多く含んだ特徴量であると考えられる。これにより、ユーザがその画像データを必要とするにあたってどのような感性情報に着目しているかを推定することができる。

メタ情報利用の有効性を評価するため、顔の物理データを直接使用する手法と、ランダムなダミー特徴を利用する手法との比較実験を行なった。

比較対照 1:物理データを使用する手法一つ目は、顔の目、鼻等の各々のパーツのサイズと位置に関する情報 $l_1 \sim l_9$ の値を用いた比率すなわち、 $l_2/l_1, l_3/l_1, \dots, l_9/l_1$ を要素とするベクトルを、提案手法の場合と同様に主成分分析を行い第三主成分までを特徴量としたものをK-NNで学習させた。

比較対照 2:ランダムなダミーデータを使用する手法二つ目はアンケート結果における9人の平均値をランダムに置き換えたダミーの特徴量を同様に主成分分析したものをういて各々の顔データに割り振って学習させた。このランダムの特徴量における学習の結果は30回の平均を出した。

この二つの比較対象に対して本実験では特徴量軸に対する圧縮比のパラメータの調整を行った上での比較を試みた。パ

ラメータ w_i の調整方法としては今回は確実性を期するために網羅的に w_i を探索した。具体的には $\sum_i w_i = 1$ の制約を設け、それぞれの値を0.05刻みで変化させながら全探索を行った。これらの探索結果の中の正解数の多いものにおける上位30個の正解数の平均値について比較対象と比較を行った。最良のパラメータを用いた比較ではなく、上位30個の平均を比較する理由としては、有限個の学習データを用いて学習を行うため、パラメータの探索が格子状の点のすべてを探索した結果、偶然に正解数が多くなってしまふ場合があり、それに引きずられないようにするためである。

4. 結果

4.1 正解率

図2は感性情報、物理データ、ランダムなダミーデータをそれぞれ特徴量としたK-NN学習におけるcross validationの比較である。横軸はK-NNにおけるKの値、縦軸は女性被験者12人の正解数の平均である。ランダムなデータに関しては標準偏差も示してある。

ここから感性情報と物理データとの特徴量の両方がランダム特徴量の標準偏差の範囲を超えていることが分かる。この結果は感性情報と物理データの両方がランダムではない嗜好に関する情報を持ったデータであることを示している。これらの結果から、Kの値として概ね3~11までの値での正解率が高いことが分かる。

さらにKの値が1や3のときに物理データが感性情報を上回っているが、その後Kの値を大きくするにつれて正解数が安定しなくなる。一方感性情報の方はKの値を大きくしても安定して良い正解数を取り続けている。これは感性情報のほうはクラスタを構成している可能性が高く、分類しやすいデータとなっていると考えられる。また、両者の正解数が最大であるときのKの値(感性情報ではK=7、物理データではK=3)における、正解数を比較すると、感性情報のこれらの結果から、Kの値として概ね3~11までの値での正解率が高いことが分かる。物理データは近接している。

しかしながら、これを図3に示すように被験者ごとに感性情報の場合の正解率から物理データの場合の正解率を差し引いたものをプロットすると、被験者1と被験者10だけが感性情報を用いた特徴量における学習より物理データを用いた特徴量のほうがかなり多くの正解数を出していることが分かる。他の被験者の多くは、感性情報の場合の正解率のほうが高いこ

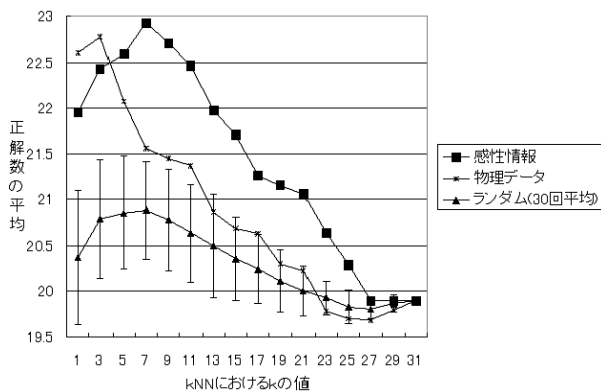


図 2: 感性情報, 物理データ, ランダムのそれぞれの特徴量で学習し, cross validation を行った結果の正解数を比較した.

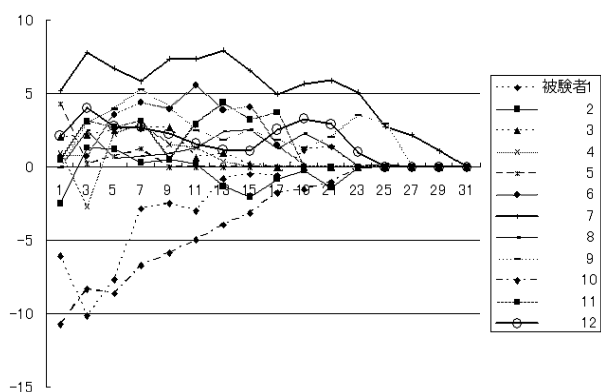


図 3: 被験者毎の感性情報の正解数と物理データの正解数における差. 正の値のときは感性情報の方が良い結果を示している.

とから, 感性情報の有効性がうかがえる.

4.2 重み w_i による解析

先の実験結果ではどの被験者も感性情報を扱った場合はランダムな特徴を扱うより高い正解数が得られている. このことは第三者の女性が付与した感性情報がユーザ女性の顔画像に対する嗜好判断に係る情報を持っていることを示唆する. そこで, この関係をさらに調査する.

以下では, 冗長な次元のデータの重み付けを調整することによるユーザの嗜好推定についての考察を述べる.

4.2.1 主成分分析における因子負荷量に対する解釈

まず, 主成分分析を行った因子負荷量 (表 1) に対する解釈を行う.

まず, 第一主成分を見ると「遊び人-優等生度」「個性的-よくいる度」「清潔感度」における因子負荷量の絶対値が大きい. さらにこれらの項目の正負を考慮して見ると, 第一主成分の重み付けが大きいユーザは清潔感のある, よくありふれた優等生に注目していることが分かる. そこでこの主成分を「育ちの良さ指数」と解釈する.

第二主成分を見ると「遊び人-優等生度」「個性的-よくいる度」における因子負荷量の絶対値が大きい. さらにこれらの項目の正負を考慮して見ると, 第二主成分の重み付けが大きいユーザは個性的な優等生に注目していることが分かる. そこでこの主成分を「天才肌指数」と解釈する.

	遊び人- 優等生度	かわいい- 男らしい度	個性的- よくいる度	クール- やさしい度	清潔感度	寄与率
第一主成分	-0.4643	0.2599	-0.449	-0.3558	-0.6235	0.481
第二主成分	0.7739	-0.0534	-0.6116	-0.0052	-0.1552	0.257
第三主成分	-0.4198	-0.5247	-0.5517	0.4279	0.247	0.145

表 1: 感性情報における主成分分析後の因子負荷量を示す. 列ラベルに関して a-b 度と表されるとして, a であるほど負の値, b であるほど正の値となる.

第三主成分を見ると「清潔感度」以外の項目がすべて大きい絶対値を示している. これらの項目の正負を考慮して見ると, 第三主成分の重み付けが大きいユーザは個性的でやさしそうなかわいい遊び人に注目していることが分かる. そこでこの主成分を「おしゃれ指数」と解釈する.

4.2.2 被験者が重視する感性情報の推定

図 4 は, ある被験者において, お見合いしたい顔写真の分布とお見合いしたくない顔写真の分布をプロットしたものである. この特徴量空間では主成分分析を行った後の三つの主成分を軸としている. このような空間においてラスタが形成されていれば, 次にデータが現れたときにうまく分類判定を行うことができる可能性が高い. ここで図 4 では, クラスタが形成されているとはいえない. しかし, 第二主成分を取り去った図 6 では, 円で囲った部分においてお見合いをしたい顔写真のグループがクラスタを形成している. このようなときにはクラス分類がうまくいく可能性が高い. すなわち, 冗長な次元の重み付けの調整が正確な嗜好推定に必要であることが示唆された.

このような次元における重み付けのパラメータ探索を行い, 良い精度が得られた被験者に関する, 第三主成分までの重みを軸とした正解数ごとの分布を図 5 と図 7 で示す. ただし, これらの $w_1 : w_2 : w_3$ の値は $w_1 + w_2 + w_3 = 1$ と正規化してある. 図 5 と図 7 は感性情報で正解数が高かった, 被験者 7 と被験者 11 のデータである.

図 5 より, 被験者 7 については第二主成分の比率が大きいときに良い正解数を出している. ただし, 100% 第二主成分であるよりも, 第一主成分, 第三主成分が少し含まれていることからそれらの割合でこの被験者が注目していることが分かる. さらに, 先程述べた第二主成分の解釈からこの被験者は「天才肌に見える人物」をお見合いの相手として嗜好しているということが分かる.

図 7 は, 被験者 11 についてのデータである. 第一主成分と第三主成分の値が大きい比率のときに良い正解数を出している. さらに先程述べた第一, 三主成分の解釈から, 「育ちの良さそうな人物」や「おしゃれそうな人物」を嗜好しているということが分かる.

5. 考察

感性情報で正解数が少なく, 物理データで正解数が多い被験者は, この実験で決められた感性情報以外の情報に着目していることが考えられる. それらは物理データから抽出できる感性情報か, もしくはその物理データ自体に注目していると考えられる. よって, この実験で良い結果が得られなかった被験者に対してでもより適切な感性項目や写真からの物理データを定めることで良い精度の推薦が行えることが考えられる.

今回, 感性的なメタ情報の抽出を行う際にアンケートによる

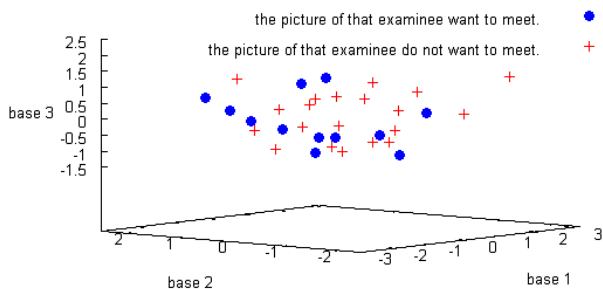


図 4: お見合いしたい写真としない写真の主成分を軸としたプロット

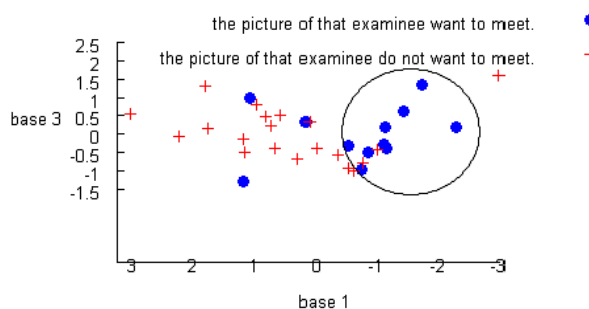


図 6: お見合いしたい写真としない写真の第二主成分の方向に投射したときのプロット (詳細は本文参照)

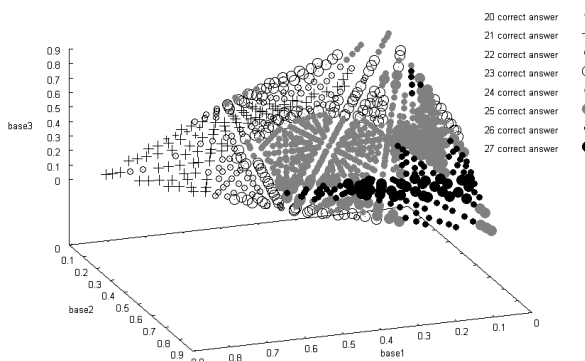


図 5: 被験者 7 の感性情報における正解数ごとのパラメータ。軸はそれぞれ感性情報における第一主成分から第三主成分の圧縮比に対応しており、正解数の高かった圧縮比パラメータほど濃いプロットとなっている。

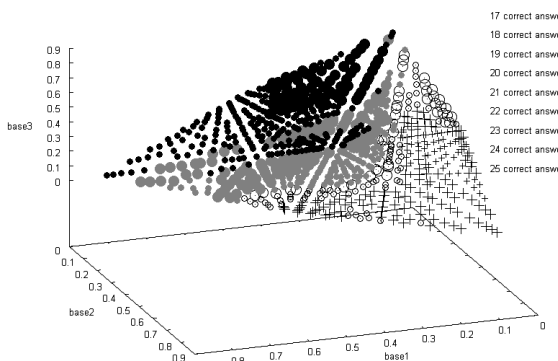


図 7: 被験者 11 の感性情報における正解数ごとのパラメータ。軸やプロットについては図 5 と同様である。

手法をとったが、実際のサービスに应用する場合、対象となる顔データすべてについてアンケートを行う必要がある。この方式によれば基本的にはさまざまな形式の画像 (サイズの異なる写真, 絵画) に左右されないため、顔写真だけでなく、他のどのような写真であってもこの手法が使えると考えられるため、幅広い応用が可能となると期待される。

6. まとめ

本研究では 32 枚の男性の顔写真一つ一つに対して女性 9 人に 5 次元の数値的印象評価を行ってもらった。そして、その平均値を主成分分析することで得られる三次元の成分を個々の男性顔写真が持つ感性情報として取り出した。そしてそれぞれの次元の重みづけをパラメータとしたクラス分類器を用意し、お見合い相手の選択という設定で個々の女性が顔写真に対しておこなった好悪判断の分類予測正解率を最適化するように、分類器のパラメータの調整を行った。そして最优化された分類器のパラメータをみることで、その女性がどのような次元の情報に注目して顔写真を選択していたのかを推定した。さらにその次元の因子負荷量を参照することで具体的にどのような人とお見合いをしたいかについても推定した。また顔画像のさまざまな比率から直接得られた物理データと、ランダムに生成した偽の顔画像に対する印象評価それぞれをメタ情報としたクラス分類も同時に行い分類予測の精度を比較すると、感性情報を用いたほうが概ね良い結果が得られることが分かった。すなわち、個々の画像に対する好悪判断の予測に感性情報が有用であることを示した。

参考文献

- [1] R. Jenkins and A. M. Burton, 100% Accuracy in Automatic Face Recognition, Science, Vol. 319. No. 5862, p. 435, 2008.
- [2] 荒川 克憲, 小田川 智, 松下 文雄, 児玉 泰輝, 塩田 岳彦, 楽曲特徴量による嗜好音楽の解析, PIONEER R&D, Vol16, No2, 2006.
- [3] 越後 富夫, 人画像処理 (IT Text), オーム社, 2007.
- [4] 獅子掘 正幹, 小泉 大地, 柘植 覚, 北 研二, 画像知識データベースを用いた WWW 画像検索システムの開発, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J87-D- , No.2, pp.154-163, 2004.
- [5] 田中 大典, 前田 茂則, 池田 克夫, 感性語間の関係に着目した画像検索システム, 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, Vol.98, No.678(19990319) pp. 49-56
- [6] 山口 真美, 加藤 隆, 赤松 茂, 顔の感性情報と物理的特徴との関連について: 年齢/性の情報を中心に, 電子情報通信学会論文誌. Vol. J79-A, No.2, pp. 279-287, 1996.
- [7] R. Brunelli and T. Poggio, HyperBF Networks for Gender Classification, In DARPA Image Understanding Work-shop, San Diego CA, 1992.