

Gradient-weighted Class Activation Mapping を用いた顔魅力要因の性差の検討

Discussion of Gender Differences in Facial Attractiveness Factors Using Gradient-weighted Class Activation Mapping

佐野 貴紀[†]

Takanori Sano

[†]株式会社構造計画研究所

Kozo Keikaku Engineering Corporation

takanori-sano@kke.co.jp

概要

近年、顔の特徴を用いて魅力度を予測する研究が盛んに行われており、特に、畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN) を用いた研究では高い精度での予測が達成されることが報告されている。本研究では、CNN を用いて顔の魅力度を予測するモデルを構築し、CNN における予測判断の根拠を可視化するのに優れた Gradient-weighted class activation mapping (Grad-CAM) の手法による顔魅力要因の調査を行った。その結果、抽出された特徴から、性差による違いと心理学研究における知見とのいくつかの共通点が確認された。

キーワード：深層学習、畳み込みニューラルネットワーク、隠れ層、心理学

デルを用いて顔魅力予測モデルを構築し隠れ層の可視化を行った結果、顔の輪郭や目と口が顔の魅力の予測に重要な特徴として抽出され、これは人間の視覚認識の直感と一致することを提唱している。このように、CNN 等の予測モデルを用いることにより、顔魅力における定量的に観測可能な普遍性の高い特徴の抽出が可能となる。しかし、隠れ層の可視化による特徴の抽出は、先行研究では予測精度を高める手法の検討を目的にするものが多く、人の魅力知覚に影響する顔の特徴や魅力知覚メカニズムの解明を目的とした研究はあまり行われていない。

1. はじめに

顔の魅力は対人印象の形成に密接に関わり、社会生活や顔を見る者の心理にも影響を及ぼす重要な要素であるため、顔の魅力を構成する要素について様々な研究が行われている。先行研究では、顔の平均性[1]、シンメトリー性[2]、性的二型[2] (いわゆる男性らしさ、女性らしさ) は人間の顔の魅力の知覚に影響を与える重要な要因であり、性別や文化間においても一貫性があることが明らかになっている[3]ものの、魅力知覚に影響する顔の特徴やその心理メカニズムの詳細は未だ明らかではない部分も多い。

近年では、これらの顔の特徴を用いて魅力度を予測する研究が機械学習の分野で盛んに行われており[4][5]、顔の魅力度予測が化粧推薦や画像検索などの応用[6]に有用であることが示されている。その中でも特に、畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN) を用いた研究では高い精度での予測が達成されることが報告されている[7]。さらに、構築した CNN モデルの隠れ層を可視化することで、魅力予測に重要となる特徴について考察を行っている研究もある。例えば Xu et al(2015)[8]の研究では、CNN モ

2. 目的

本研究では、CNN を用いて魅力予測モデルの構築及び隠れ層の可視化を行う。可視化結果を確認し、モデルが重要と判断している特徴とこれまでの心理学研究における知見との共通点や差異を調査することで、人の魅力知覚に影響する顔の特徴の理解を拡張することを目的とする。

3. 検証の手続き

検証は、ベンチマークデータベースの SCUT-FBP5500[9]を用いて行う。SCUT-FBP5500には、魅力得点が 60 人の評価者によってラベル付けされた男性画像 2750 枚、女性画像 2750 枚の顔画像が収録されている。

最初の検証では、構築する魅力予測モデルの精度検証を行う。本研究では、性差について考察を行うため、男女画像を別々に分割しそれぞれで検証を行う。検証では、2750 枚の画像の中から 2200 枚の画像をランダムに選択して学習データセットを作成し、残りをテストデータセットとする。データ分割による偏りを

減らすために、すべての検証は5分割の交差検証を行う。また、先行研究[10][11]にならい、予測性能を評価するための精度指標は、画像のラベル値と予測結果間のピアソン相関を用いる。さらに、本研究で構築するCNNモデルと既往手法による予測精度を比較するため、機械学習のベンチマークモデルとして Linear Regression(LR), Gaussian Process Regression(GPR), Support Vector Regression(SVR)を用い、それぞれの手法についても同条件で予測精度の算出を行う。

次の検証では、構築したモデルを用いて隠れ層の可視化を行う。可視化結果を確認し、モデルが重要と判断した特徴の結果と心理学研究において人の魅力知覚に重要と提唱されている内容との共通点や差異を探り、魅力知覚における顔の特徴に関する考察を行う。

4. 構築モデル

本稿で用いたモデルのネットワーク図を図1に示す。

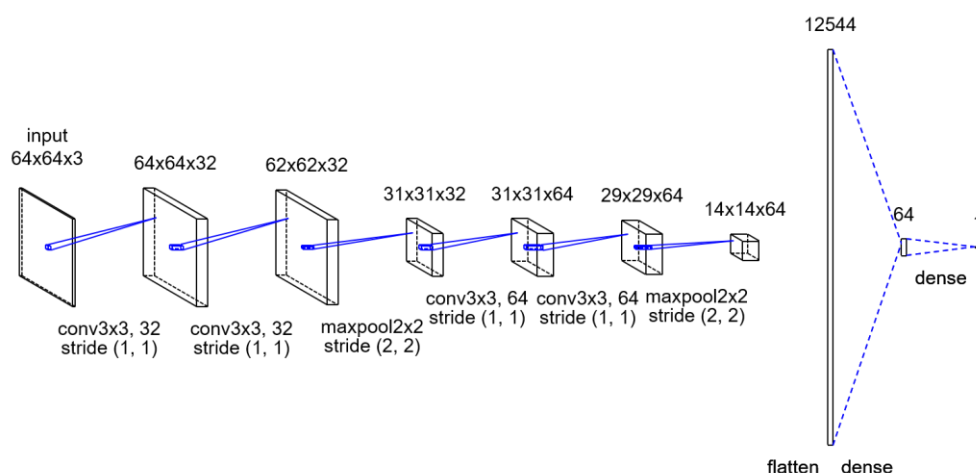


図1 モデルネットワーク図

表1 精度比較結果

model	sex	1	2	3	4	5	average
本モデル (CNN)	male	0.753	0.798	0.750	0.750	0.806	0.771
	female	0.792	0.787	0.794	0.807	0.790	0.794
SVR	male	0.743	0.730	0.696	0.676	0.672	0.704
	female	0.702	0.715	0.678	0.713	0.707	0.703
GPR	male	0.386	0.340	0.388	0.361	0.304	0.356
	female	0.342	0.314	0.361	0.369	0.386	0.354
LR	male	0.234	0.167	0.279	0.286	0.160	0.225
	female	0.206	0.155	0.249	0.185	0.197	0.199

図中の各層の上数字はその層のサイズを表し、下の記載はその層における処理を表す。各プーリング層と全結合層の直後に Dropout の処理を行っている。活性化関数は ReLU を使用し、ミニバッチサイズは 64 で固定し、1000epoch で学習を行った。

5. 精度検証結果

CNNモデルを構築し、精度検証を行った結果、男性顔データセットを用いた検証ではテストデータに対して平均 0.771 の相関が達成され、女性顔データセットを用いた検証ではテストデータに対して平均 0.789 の相関が達成された。機械学習のベンチマークモデルとなる LR, GPR, SVR の予測精度は男性顔データセットの場合はそれぞれ 0.225, 0.356, 0.704 女性顔データセットの場合はそれぞれ 0.199, 0.354, 0.703 であり、本モデルは既往の機械学習手法と比較しても高い精度であった。5分割の交差検証の結果を表1に示す。

6. 隠れ層の可視化結果

全データで学習したモデルを用いて、CNNにおける予測判断の根拠を可視化するのに優れた Gradient-weighted class activation mapping (Grad-CAM) [12]を用いて、出力層に最も近い隠れ層を可視化し、モデルが魅力度の値を予測している根拠となる特徴を観察した。本研究では、可視化の大きな傾向を把握するために、Grad-CAM で算出した画像ヒートマップの平均値が、全画像の分布の10%以下である画像を、男性画像、女性画像それぞれについて除外した。次に、男女各画像の魅力度スコアラベル値が上位50画像を高魅力顔群として、下位50の画像を低魅力顔群として抽出し、顔画像をそれぞれの群で重ね合わせて平均化した。その結果、高魅力顔群の男性画像では眉毛周辺の活性が、女性画像では目の下や目の周りの活性が見られる傾向が見られ、低魅力顔群の男性画像では同様に眉毛周辺の活性が、女性画像では特定の顔の部位への活性の傾向は見られなかった。



図2 男性の平均顔の Grad-CAM による可視化結果



図3 女性の平均顔の Grad-CAM による可視化結果

7. 考察

これまでの研究から、性的二型と顔の魅力には相関があることが一般的に知られている[2]。Russel (2009) [13] は、顔の特徴と皮膚の間の輝度コントラストが性的二型性と有意に相関することを示した。Jones ら (2015) [14]は、男性は女性よりも眉毛の領域で輝度コントラストが高く、女性は男性よりも目の領域で輝度コントラストが高いことを提案した。これらの特徴は、男性らしい印象を与える特徴であるテストステロンの作用による形態的な特徴と、女性らしい印象を与える特徴であるエストロゲンによる作用における形態的特徴に関連すると考えられる。本研究で構築したモデルにおいても眉や目の周りの性的二型を強調する特徴が活性する傾向があったことから、より「その性らしい」特徴を有する顔が魅力的であるとモデルが判断していたことが推察される。この結果は、機械学習の側面から Russel (2009) [13]や Jones et al(2015) [14]が提案した見解や、性的二型が顔の魅力の知覚に影響を与える[2]という心理学の知見を支持する結果となったと言える。

また、本研究の結果では、高魅力顔群の女性画像では目の下や目の周りの活性の傾向が見られたのに対し、低魅力顔群の女性画像では特定の顔の部位への活性の傾向は見られなかった。Jones et al (2015) [13]は、女性は目元の特徴を強調するために化粧をする傾向があることを報告しているため、今回用いた顔画像においては目元周辺の化粧の有無による違いが影響した可能性が考えられる。これらの結果については他の顔画像データセットを用いるなどによる結果の頑健性の検証や、顔の各部位の位置情報を示すランドマークの情報を用いた詳細の分析を行い、考察を深めていくことが今後の課題となる。

8. まとめ

本研究では、CNN を用いて顔の魅力度を予測するモデルを構築し、Grad-CAM により魅力度の値を予測している根拠となる特徴を可視化した。その結果、性的二型が顔の魅力の知覚に影響を与えるという心理学の知見との共通点が確認された。引き続き、他の顔画像データセットの使用や他のモデルでの結果の頑健性の調査を行い、モデルの処理過程についても考慮し考察を深めていくことで、本研究で検討しているアプローチが人の魅力知覚に影響する顔の特徴の理解に加え、魅力知覚メカニズムの解明の一助に繋がると考える。

文献

- [1] D.I. Perrett, K.A. May and S. Yoshikawa; Facial shape and judgments of female attractiveness: Preferences for non-average characteristics, *Nature*; 386, pp.239-242, 1994.
- [2] S.W. Gangestad, R. Thornhill and C.E. Garver-Apgar; Men's facial masculinity predicts changes in their female partners' sexual interests across the ovulatory cycle, whereas men's intelligence does not, *Evolution and Human Behavior*; 31, pp.412-424, 2010.
- [3] J. Langlois, L. Kalakanis, A. Rubenstein, A. Larson, M. Hallam and M. Smoot; Maxims or myths of beauty?: A meta-analytic and theoretical review, *Psychological Bulletin*; 126, pp.390-423, 2000.
- [4] H. Mao, L. Jin and M. Du; Automatic classification of Chinese female facial beauty using Support Vector Machine, In *Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*; pp.4842-4846, 2009.
- [5] D. Zahang, Q. Zhao and F. Chen; Quantitative analysis of human facial beauty using geometric features, *Pattern Recognition*; 44(4), pp.940-950, 2011.
- [6] L. Liang, L. Jin and X. Li; Facial skin beautification using adaptive region-aware mask, *IEEE Transactions on Cybernetics*; 44(12), pp.2600-2612, 2014.
- [7] J. Xu, L. Jin, L. Liang, Z. Feng, D. Xie and H. Mao; Facial attractiveness prediction using psychologically inspired convolutional neural network (pi-cnn), In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*; pp.1657-1661, 2017.
- [8] J. Xu, L. Jin, L. Liang, Z. Feng and D. Xie; A new humanlike facial attractiveness predictor with cascaded fine-tuning deep learning model; arXiv:1511.02465; 2015.
- [9] L. Liang, L. Lin, L. Jin, D. Xie and M. Li; SCUT-FBP5500: A diverse benchmark dataset for multi-paradigm facial beauty prediction, In *ICPR*; pp.1598-1603, 2018.
- [10] W. Chiang, H. Lin, C. Huang, L. Lo and S. Wan; The cluster assessment of facial attractiveness using fuzzy neural network classifier based on 3D Moir features, *Pattern Recognition*; 47(3), pp.1249-1260, 2014.
- [11] H. Yan; Cost-sensitive ordinal regression for fully automatic facial beauty assessment, *Neurocomputing*; 129, pp.334-342, 2014.
- [12] R. Selvaraju, M. Cogswell, A. Das, R. Vedantam, D. Parikh and D. Batra; Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. In *arXiv preprint arXiv:1610.02391*; pp.1-24, 2016.
- [13] R. Russell; A sex difference in facial contrast and its exaggeration by cosmetics, *Perception*; 38, pp.1211-1219, 2009.
- [14] A.L. Jones, R. Russell and R. Ward; Cosmetics alter biologically-based factors of beauty: Evidence from facial contrast, *Evolutionary Psychology*; 13, pp.210-229, 2015.