

# 深層学習を用いた SNS プロフィール画像からの投稿者属性推定

## Predicting Demographics and Personalities from Profile Images of Social Network Users using Convolutional Deep Neural Network

山下 雄大<sup>\*1</sup>

Yamashita Yuta

森 純一郎<sup>\*1</sup>

Mori Junichiro

<sup>\*1</sup> 東京大学大学院 工学系研究科

Graduate School of engineering, The University of Tokyo

In this paper, we propose the method to predict some demographics and personalities of SNS users based on their profile pictures using transfer learning approach. We aim at helping users access their peers and construct their social capital by automatically extracting some useful information from SNS profile pictures. We developed Facebook app to obtain user information and employed Convolutional Neural Network (CNN) to classify some demographics and personalities including gender, age, and extroversion. As transfer learning, the proposed method utilizes pre-obtained features from gender classification to predict personality of a user. The results show that we can achieve classification accuracy of 80.98% on prediction of extroversion of a user.

### 1. 背景及び目的

Facebook や Twitter に代表される SNS を含むソーシャルメディアは登場以来急速に発展し、成長速度を緩めることなく拡大を続けている。ソーシャルメディアの重要な役割として、ユーザーの属性情報や社会的関係がデータとして蓄積されることが挙げられ(表 1)、これらの情報の蓄積はこれまでの生活のあり方を変えつつある。例えば、ビジネス特化型 SNS である LinkedIn では、登録された個人の情報をもとにビジネスパートナーや雇用人材の検索が行われており、職業選択のあり方を変えたほか、SNS は広告媒体として使われ、その市場規模は既存のマスメディアと比較しても大きな割合を占めるようになった。

SNS による変化はこのような企業規模の経済活動にとどまらず、個人の日常的な行動にも変化をもたらしている。多くの SNS では、相手ユーザーと実際のつながりがなくとも、プロフィール写真や投稿内容から多くの情報を有することが可能である。そのため、オンライン上で知り合った後にオフラインで初めて会うなど、対人関係の構築方法や維持方法に大きな変化が生じている。また、実際に人が合う場合には会話をを行うよりも先に印象が決定されることが知られており[Todorov 2015]、SNS のプロフィールや内容も、他人の印象を決定する際に重要な役割を果たしていると考えられる。

Facebook ではプロフィール画像などの画像データ、投稿などのテキストデータ、友人関係などのネットワークデータが蓄積されるほか、Facebook と連動したアプリを作成し、サービスをユーザーに利用してもらうことで多様な情報の蓄積が行なわれている。蓄積されるデータの中でも、プロフィール画像はテキスト投稿を行っていない初期ユーザーであっても登録していることが多く、また1枚でユーザーを表すものであるため、網羅性と取得の容易性が高いデータであると言える。

また、蓄積した膨大なデータを自動的に解析し、活用するために、機械学習を用いたアプローチが注目されるようになった。特に機械学習の一手法である Deep Learning の登場は画像解析技術に大きな転換をもたらしており、顔画像からの性別推定[Liew 2016]や感情推定[Levi 2015]を行う研究では、従来の解析手法をしのぐ成果が報告されている。

表1 SNS による主な蓄積データ

蓄積データ	データの種類	説明
プロフィール情報	テキスト	本名、性別、年齢、誕生日、学歴、趣味、自己紹介文など、ユーザー自身によって設定された、本人の属性に関わる情報
日記、投稿文章	テキスト	ユーザーの日常や思想に関して作成された文章
プロフィール、ウォール画像	画像	SNS上で本人を示す画像であり、比較的長期間使用される画像
投稿画像、アルバム	画像	主にユーザーが撮影した情報から成る、本人の日常や嗜好に関連する画像
友人関係	ネットワーク	SNSにおける単方向、双方向のつながりを示す情報
Like情報	ネットワーク	他ユーザーの投稿内容に対して簡単に共感を示す機能が多くのSNSで用いられている。ユーザーの関係や嗜好を含む情報
広告行動履歴	行動履歴	SNS上に表示された広告に対するユーザーの行動を示す情報
ゲーム履歴	行動履歴	連動しているゲーム上でのコミュニケーションや購買行動に関連した情報

以上より、本研究では SNS プロフィール画像からアプリ開発より取得したユーザーの嗜好や性格に関する情報の推定を試みる。機械学習によって自動的に対人関係に関する情報を取得することで、ユーザーの Social Capital 構築を支援できるものと考えられる。

### 2. 本研究の位置付け

SNS におけるユーザーの属性推定では、投稿されたテキスト情報やネットワーク情報に基づいて年齢や性別などのデモグラフィック情報を推定する研究が多くなされてきた[Nguyen 2013, Cha 2010]。しかしながら、SNS の画像情報を用いた属性推定は多くない。また、性格や嗜好に注目した研究[Marshall 2015]も行なわれているが、これらの抽象度の高い属性についてはさらなる研究が求められている。

画像から性別や年齢を推定する研究では、正面から撮影された画像に限る等の特定条件下の顔画像を用いて行われてきた[Liew 2014]。近年ではディープラーニングの発展に伴い、より制約の少ない画像に対しても研究[Liew 2014]が行なわれている。しかし、SNS プロフィール画像のようなユーザーの情報を含むが、被写対象が特定されない画像を用いた試みはほとんど存在しない。

以上より、本研究ではプロフィール画像を用い、ユーザーの性格や嗜好を表す属性推定を試みる。また、SNS プロフィール画像のような複雑な画像データの性質についての検討を行う。



図1 t-SNE 法を用いた性別推定の可視化

### 3. 手法

Facebook アプリの作成を行い、性格の正解ラベルとなるデータを収集した上でラベル作成を行う。作成されたアプリは性格から家族構成などを問う様々な質問にユーザーが答えることでテーマに沿った診断を行うサービスとなっている。本研究では、“協調性の有無”に対するユーザーの回答を性格の正解ラベルとして用いて推定を試みる。

ユーザーの性格に関する情報は、画像中の人物の表情や身につけている装飾品の種類などのほか、画像自体の明るさや構成に含まれていると考えられる。性別推定を行った学習済み CNN を用いて入力画像から特徴量を生成し、可視化したものを図1に示す。全体では画像の明るさなどによって画像群が形成されている様子が確認出来るほか、詳細に見れば頭髪や服装によって画像群が形成されていることがわかる。このことから、性別推定で得られる特徴量は性格推定に必要な特徴量を含んでいるものであると考えられることから、性別推定の情報を転移学習して利用することで、性格を推定することを試みる。

また、Facebook のプロフィール画像はユーザーが自由に設定するため、多様な画像が使われ、ノイズが多い。性格推定では対象の容姿や表情なのかが重要であると考えられるため、Viola & Jones によって提唱された Haar-like 検出器をブースティング手法の一つである AdaBoost で強化した手法[Viola 2001]によって人物が写っている画像を抽出する処理を行ったデータセットを作成した。また、顔検出だけでは人物画像以外にも人型のキャラクターイラストなどが多く含まれてしまう。このような問題を解決するために、画像に使われる RGB 値の種類に注目することでよりノイズの少ない画像データセットの作成し、プロフィール画像の性質や扱い方を理解するため、性別及び年齢推定での比較実験を行った。

### 4. 実験

実験に用いたデータセット及び手法の詳細について述べた後、実験によって得られた結果について述べる。

#### 4.1 データセット

人物の画像のデータセットを用いて性格推定を行ったほか、画像の性質を理解することを目的にデモグラフィック情報である性別と年齢の推定も行った。デモグラフィック情報の推定では人

表2 実験に用いた CNN の構造

入力		size 100x100	channel数 3	batch_size 100
中間層	畳み込み層	size	kernel数	stride
	conv1	5x5	16	2x2
	pool1	3x3	16	2x2
	conv2	4x4	128	2x2
	pool2	3x3	128	2x2
	全結合層	node数		
fully connected	2048			
fully connected	1024			
出力	Softmax	2		

物画像のデータセットのほかに、全ての画像を含むデータセットと、ノイズ除去を行ったデータセットの3種類で比較する。

#### 4.2 CNN 構造と転移学習

5種類の層構造と複数のパラメータセットにおいて性別推定を行い、最も良い精度を示した構造を本実験での基本的な構造として用いた。CNN 構造を表3に示す。最適化手法には確率的勾配降下法を用い、学習率を 0.01、weight-decay を 0.0001、momentum を 0.7 に設定した。

年齢推定では同じ構造の CNN での実験を行った他、性別推定の学習によって得られた最終層までのパラメータを利用する Fine-tuning 型の転移学習を行う。性格推定では、性別推定の学習によって得られるパラメータを用い、入力に対する最終層から一つ手前の層を特徴量として用いる Pre-trained 型の転移学習によって推定を試みる。

#### 4.3 評価手法

評価手法には正解数を総数で除した正答率による精度を用いたほか、学習の様子を確認するために、confusion matrix を用いる。また、学習した CNN が生成する特徴量を視覚的に評価するために、入力画像に対する中間層の出力を次元削減手法である t-SNE 法により2次元ベクトルにし、可視化を行った。

#### 4.4 結果

各推定による結果とランダム推定における精度を表3に示す。性別推定では各データセットにおいてプロフィール画像からの推定が可能であることが示された。年齢推定では、転移学習を行うことにより人物画像での推定は精度が上がったが、全体のデータセットでは精度向上が見られなかった。また、ノイズ除去と顔矩形抽出を行っていないデータセットに対し、これらの処理を行ったデータセットでは結果に大きな差が見られた。性格推定では、80.98%の精度で推定を行うことができた。

### 5. 考察

性別推定の結果より、CNN を用いることで各画像セットにおいて性別を推定できることが確認された。全種類のデータを用いた推定の結果を t-SNE によって図1と同様に可視化した。そ

表 3 各推定における結果とランダムでの推定

データセット	all	face1	face2
性別	72.71	83.96	84.93
base	62.12	62.73	64.43
年齢	37.58	33.18	42.53
年齢(転移)	37.44	39.43	44.48
base	29.78	28.82	30.14
性格	x	80.98	x
base	x	69.71	x

単位:%

all ... 全ての種類の画像  
 face1 ... 顔検出による人物画像抽出  
 face2 ... RGB値によるノイズ除去+顔検出による顔矩形抽出

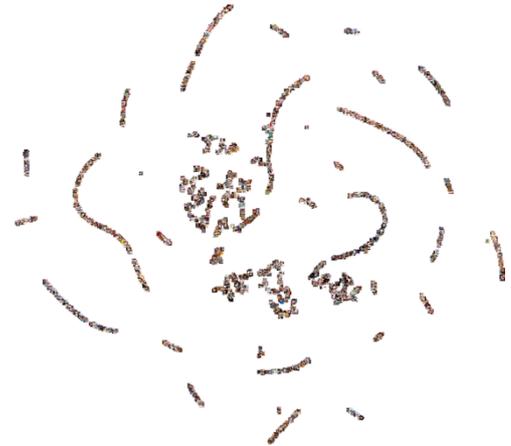


図 2 -SNE 法を用いた顔画像に限定した性別推定の可視化

の結果の一例を図 2 に示す. 人の純粋な顔の他に装飾品や車などの男女によって嗜好に差が出やすい情報を活用し, 推定が行なわれている可能性が示された. 年齢推定では, 人物画像に限った場合に転移学習を行うことで精度が改善されることが確認された. このことから, 性別を推定するために生成される特徴量と年齢推定のための特徴量生成方法は近い性質を持つ可能性があると考えられる. 性別推定と年齢推定では, 顔に限定したデータセットであっても従来の研究[8] よりも低い精度であったが, これはデータセットの性質によるもの大きいと考えられる. Facebook では本人を特定できる画像の使用が推奨されているものの, 他人の画像をプロフィール画像に設定している場合も少なくない. 実際に誤判定の中には子どもや芸能人の写真が多く含まれており, 明らかに異なる性別の被写体が使用されているものも複数存在していた. これらのケースでは正しく推定することが困難であるため, 本実験のような結果が得られたと考えられる. また, 年齢推定においてもユーザーによって年齢の登録が行われるため, 本当の年齢が登録されているかは定かではないほか, SNS のプロフィール画像は長期間同じものが使用されることが多いことや, 過去に撮影した写真を用いることも多いことから, 被写体が本人であったとしても現在の年齢を反映した写真を使用しているとは限らない. また, 女性ユーザーにはプリクラなど画像加工によって年齢が分かりにくくなっているケースも少なくない. そのため, 予測がうまく行えない場合が多くなったと考えられる.

性格推定では, CNN で生成された性別推定のための特徴量を用いることで, 精度 80%以上で予測できることが示された. これは選択した協調性の有無を問う質問に回答したユーザーの性質に寄る部分が多いと考えられる. 協調性の有無について 3%ほど女性の方が男性よりも肯定的な回答を行っており, 男女間の回答に差があることが確認できる. また, 図 4 に示すように, 協調性を有すると回答したユーザーのプロフィール画像は明るい画像が多く, 逆に有さないと回答したユーザーのプロフィール画像は暗い画像が多い. 実際に, HSV 色空間において明度を比較すると, テストデータ内の回答間で 10%以上の差があることが確認できた. 以上のことから, 協調性の有無は男女間で回答に差があり, 回答クラス間に画像特徴での差があったため, 性別推定を行った CNN のパラメータを利用することで推定できたと考えられる.

他の質問においても同様の手法による推定を試みたが, 学習が見られないものや, 精度改善が少ないものも見られた. これはユーザーの自己評価と性別推定により取得できる特徴量の

相関がないまたは小さいためと考えられるため, 同手法のみを用いてユーザーの持つ自己評価を全て推定することは困難であると考えられる. しかし, 画像中にいる人物の人数や, 一緒に写っている対象など, 性格の情報を含む可能性のある要素は性別の他にも多くあることから, このような情報を画像から取得し, 利用することでより多くの性格にまつわる質問の回答を推定できると考える.

## 6. まとめ

研究結果より, ディープラーニングの一種である CNN を用いることで, SNS プロフィール画像からユーザーのデモグラフィック情報の他に, 性格を表すような情報の推定を行うことができる可能性が示された. 本研究では限定した質問に対する推定であったものの, ユーザーの設定した画像データからユーザー自身が捉えている自己の社会的性質や, 嗜好を推定できる可能性があることを示唆している. 研究の改善を行い, より多くの性格を推定できるようになれば, 相手との関係性維持を容易にするといった Social Capital の構築の助けになるほか, チーム構築などの際にも有用なものであると考える. また, デモグラフィック情報の推定及び t-SNE による可視化から, それぞれの属性によるデータの特徴を確認することができ, 従来扱われることの少なかった SNS プロフィール画像のようなノイズの多いデータの性質を理解することができたと考える.

## 参考文献

- [Todorov 2015] A. Todorov., C. Y. Olivola., R. Dotsch, and P. M-Siedlecki.: Social attributions from faces: determinants, consequences, accuracy, and functional significance., *Annu. Rev. Psychol.* 66, 519-545., 2015.
- [Liew 2016] S. S. Liew, M. Khalil-Hani, S. A. Radzi and R. Bakhteri. : Gender classification: a convolutional neural network approach., *Turk. J. Elec. Eng.*, 2016
- [Levi 2015] G. Levi., and T. Hassner. : Emotion Recognition in the Wild via Convolutional Neural Networks and Mapped Binary Patterns., In *ICMI*, 2015.

- 
- [Nguyen 2013] D. Nguyen, R. Gravel, D. Trieschnigg, T. Meder : “How Old Do You Think I Am?”; A Study of Language and Age in Twitter., In AAAI, 2013
- [Cha 2010] M. Cha, H. Haddadi, F. Benevenuto, and P. K. Gummadi. Measuring user influence in twitter: The million follower fallacy. ICWSM, 10: 10-17, 2010.
- [Marshall 2015] T. C. Marshall, K. Lefringhausen, N. Ferenczi. The Big Five, self-esteem, and narcissism as predictors of the topics people write about in Facebook status updates., *Personality and Individual Differences*. 85:35-40, 2015.
- [Liew 2014] S. S. Liew, M. K-Hani, S. A. Radzi, R. Bakhteri. : Gender classification: a convolutional neural network approach., *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 10.3906/elk-1311-58, 2014.
- [Levi 2015] G. Levi and T. Hassner. : “Age and gender classification using convolutional neural networks”, in *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition workshops*, 2015
- [Viola 2001] P. Viola, M. J. Jones. Robust Real-time Object Detection., Cambridge Research Laboratory Technical Report Series, 2001.