

深層学習を用いた Twitter ユーザの性格推定

Personality Estimation of Twitter Users by Using Deep Learning

若宮 悠希^{*1}

Yuki Wakamiya

砂山 渡^{*2}

Wataru Sunayama

畑中 裕司^{*2}

Yuji Hatanaka

小郷原 一智^{*2}

Kazunori Ogohara

^{*1}滋賀県立大学大学院工学研究科

Graduate School of Engineering, The University of Shiga Prefecture

^{*2}滋賀県立大学工学部

School of Engineering, The University of Shiga Prefecture

In recent years, SNS has become widespread and it has become possible to exchange easily with various people through a network. In order to carry out smooth exchange it is necessary to understand the person's character, but only the sentence on SNS. Since it is difficult to understand sufficiently, it is easier to understand the exchange partner by estimating the character of the author from the characteristics of the sentence. In this research, for a Twitter user, a set of sentences posted on Twitter to estimate personality by deep learning and to present the estimation results to users.

We constructed a classification network by deep learning for each of a plurality of elements of human character and developed an estimation system. As a result of evaluating based on correct answer data created by cooperation of plural people, High conformity rate, recall rate, and sufficient validity could be confirmed.

1. はじめに

近年, Twitter や facebook といったソーシャル・ネットワーク・サービス (SNS) が広く普及している. これによって近い周囲の人間にとどまらず, 距離に縛られない広い範囲の人間と交流を気軽に行うことができるようになった.

しかし, SNS を利用するユーザはそれぞれが違う性格や考え方を持つため, 交流を行うとき, 相手の持つ性格や考え方を受け入れられるかどうかが必要となる. そのため, 相手の性格を十分に理解することが求められるが, 交流を初めてもった人物の性格をすぐに理解することは難しい. また, SNS 上で交流を行う際には, 画像や音声などの手段を除けば, 文章でのやり取りで行われる.

よって, 交流相手の性格を知るためには, 表情や仕種といった情報に頼らず, 相手が書いた文章のみから理解しなければならない. そのため, 文章の特徴を分析し, 自動的に著者の性格を推定し, 提示することができれば, 推定結果を足がかりにして, より簡単に交流相手を理解することができると考えられる.

容易に性格を推定できるようになることで, SNS 上でこれまで交流を持ったことのない人物からのアプローチを受けた場合に, 相手の性格は自分と相性が良いか, 衝突をする危険がないかを事前に察知することができる. また, 自分の文章を対象とすることで容易に自分の性格を振り返ることができ, 交流を行う上で自分に何が足りないかを客観的に分析することができるなど, 数多くの利点がある.

そこで本研究では, ユーザ間交流が盛んに行われている SNS の一つである Twitter を対象に, ユーザの投稿した文章である Tweet 集合の特徴から, 交流の際にユーザがどのような性格を持っており, 交流相手にどのような印象で受け取られるのかを深層学習を用いて推定する. 性格推定の結果を可視化し, 利用者に提示するシステムを構築することを目的とする.

2. 関連研究

2.1 性格の自動推定に関する研究

個人の日記や交流の記録から, その個人の経験や感情の記録を振り返り性格を明らかにする研究は, 既に盛んに行われている. これまでに Blog 記事からの推定を試みた研究 [南川 10] と, Twitter に投稿された各ユーザのコメントである Tweet からの推定を試みた研究 [岡本 14][那須川 16] が行われている. これらの研究は, より多様な性格に対して多くの正解を自動的に集めて深層学習に適用できる形式ではない.

そこで本研究では, 自動的に有効な正解を集めて性格を推定するシステムを構築することで, 複数の視点からの性格推定を容易にすることを目指す.

2.2 SNS を利用した個人情報の抽出に関する研究

SNS を利用するユーザの, 性別や年代, 出身地などの個人情報抽出し, 活用する研究が行われている. これまでに, Twitter ユーザを対象として, 各ユーザの家族構成や所有物, 趣味嗜好などを抽出することでプロフィールを推定する研究 [馬縹 14][那須川 13] が行われている. これらの研究では一人称所有格の後に現れる名詞が, その個人の所有物と仮定したり, 「ギター」を所有する人物は「音楽」に興味があるといった, 文章中に含まれる単語により個人の情報を抽出していた.

そこで本研究では, 文章から受ける性格の印象に対応して, 文章中に現れやすい単語が変化すると仮定し, 対象の単語が含まれる文章の人間では気づきにくい他の特徴を深層学習によって導き出すことで性格を推定する.

2.3 性格と言葉の関連を調査した研究

性格と言葉などの言語的特徴に関連があることを調査した研究が行われている. これまでも, 家電機器に搭載された音声インタフェースによるアドバイスを, システム利用者の性格に対応して適した文章を選択する研究 [長光 07] が行われている. この研究では性格ごとに対応を変えることによってシステムへの好感度向上が実現できることを示している.

そこで本研究では, 推定対象の交流相手がどのような性格を持っているのかを, 推定結果を可視化して提示することで交流の支援を行う.

連絡先: 若宮悠希, 滋賀県立大学大学院工学研究科電子システム工学専攻, 〒522-8533 滋賀県彦根市八坂町 2500, of23ywakamiya@ec.usp.ac.jp

表 1: エゴグラムの 5 つの自我状態とその特徴

自我状態	特徴
CP(批判的な親)	規則を守り、間違いなどを批判する
NP(養育的な親)	他人に対して寛容で、人と関わりを持とうとする
A(大人)	理性的で計画を立てて行動する
FC(自由な子供)	喜怒哀楽の感情を素直に表す、好奇心が強い
AC(順応的な子供)	協調性が高く、行儀良く振舞う

表 2: 推定対象の性格要素

性格要素	定義
几帳面さ	きちんとした書き方をするか
外交性	他者と積極的に関わりを持とうとするか
論理性	論理的に話そうとするか
感情表現	感情を表に出すか
礼儀正しさ	丁寧な言葉を使うか

3. 深層学習による性格推定システム

3.1 性格の分類と推定する性格の選定

人間がそれぞれ有する性格は、「怖いけど面倒臭い人」、「やさしいけど内気な人」などのように、複数の要素が複雑に重なり合うことで構成されている。

よって本研究では性格推定を、「怖い」や「やさしい」などの性格を構成する複数の要素ごとに分けて行うことで、それぞれのバランスにより個人の性格をより多角的な視点で推定する。これら性格の構成要素を本稿では「性格要素」と定義する。性格推定を行うにあたり可能な限り多くの性格要素を推定することが求められるが、性格の側面として定義されたものは無数に存在する。そのため性格要素の中からより性格推定に適したものを選択するための指標を用意することで、推定する性格要素を選択する。

性格推定の対象とする性格要素を選択する際に用いた指標として、エゴグラム [新里 86] を利用する。エゴグラムとは、心理療法に用いられる理論である交流分析から発展した考え方であり、人間の行動を 5 つの自我の状態に分類することで、個人の人格を表現するモデルである。エゴグラムでは、人間の自我は 5 つの自我状態により構成される。ここでエゴグラムの 5 つの自我状態とその特徴を表 1 に示す。

本研究では、エゴグラムの 5 つの自我状態の特徴から、それぞれの自我状態に当てはめられると考えられる性格要素を選択し、推定対象の性格要素を表 2 に定義した。これら 5 つの性格要素について、文章の読み手からどういった印象をもたれるのかを、対象の個人に対し推定を行う。

3.2 システムの構成

本研究で提案する深層学習を用いた性格推定システムの構成を図 1 に示す。

まず、あらかじめ深層学習を用いて構築した、それぞれの性格要素の性格推定ネットワークを元に推定対象の Twitter ユーザの Tweet 集合を分類、各性格要素が強く含まれているかどうかを推定する。この推定結果を可視化インタフェースを利用してグラフ化し、提示することで、システム利用者が結果を解釈する支援とする。

3.3 深層学習による性格推定ネットワークの学習

本研究では、各性格要素の強さを推定するために、深層学習による性格推定ネットワークを構築、これを元に対象の文章を

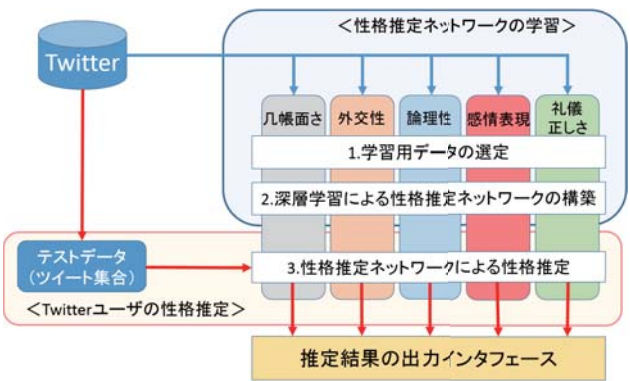


図 1: 深層学習を用いた性格推定システムの構成

表 3: 性格要素が強く現れる文章の特徴

性格要素	特徴
几帳面さ	句読点「、」「。」
外交性	他者へのメッセージ「リプライ」
論理性	接続詞
感情表現	感情を表す言葉 (「嬉しい」「悲しい」等 20 単語)
礼儀正しさ	丁寧語の語尾「です」「ます」の活用形

分類していく。

深層学習とは、機械学習の一種で入力と出力の関係をパターンとして学習したネットワークを構築する手法である。構築されたネットワークにより、人間に与えられない細かな分類規則によって新たなデータを分類することができる。

3.3.1 深層学習に利用するデータ集合

本研究では、性格推定を対象を Twitter のユーザに限定しており、各ユーザが投稿してきた文章、Tweet を深層学習によって分析し、各性格要素がどれだけの強さを持っているかを推定する。Twitter ユーザの性格推定を行う際、対象ユーザの投稿した複数の Tweet を 1 件ずつ推定していくことで、ユーザごとにどの性格要素を強くもっているかの傾向を示す。

3.3.2 深層学習における正例データと負例データの選定

深層学習に用いる入力データは、推定対象と同じく Tweet を利用する。対象とする性格要素が Twitter 全体で特に強く現れているとみなしたユーザの Tweet 集合に正例、対象とする性格要素が全く現れていないとみなしたユーザの Tweet 集合に負例としてラベルをつける。これらの Tweet 集合を入力データとして、深層学習により性格推定ネットワークを構築する。今回は正例、負例ともにユーザ 500 人それぞれ 10 件ずつの Tweet 集合、すなわち 5000 件ずつの Tweet を選択する。

深層学習の入力データや推定対象の文章は、それぞれ文章から BoW(Bag of Words) に変換して利用する。BoW とは、全文章中に出現する単語を並べ、各文章での単語の出現頻度をベクトルで表現したものである。

ここで、それぞれの性格要素が強いユーザかどうかを推定する基準として、性格要素が強く現れる文章の特徴を表 3 に示す。対象の性格要素が強く表れているユーザは、仮定した特徴が多く現れる Tweet を投稿する傾向にあると仮定した。

各性格要素について、仮定した特徴が文章中に多く表れているユーザは強く性格要素を持っているとみなす。日本語によって記述された Tweet を無作為に 20 万件取得し、その中から仮定した特徴の出現回数が 20 万件中上位 20 % 以内にある Tweet を投稿したユーザを正例の候補とし、対象のユーザが投稿した 10 件の Tweet を新たに取得する。

次に、10 件の Tweet を検査し、候補ユーザを更に絞り込

表 4: 各性格要素の性格推定ネットワークの詳細

性格要素	入力層ノード数	中間ノード数
几帳面さ	4195	20
外交性	4584	50
論理性	4457	20
感情表現	4835	50
礼儀正しさ	4635	20

んでいく。20 万件の Tweet に対し、仮定した特徴が最低でも 1 回以上出現している Tweet の件数の割合を、「特徴の出現確率」として、性格要素ごとに、「10 件の Tweet 中に特徴が出現した。Tweet が最低でも設定した件数以上に含まれる確率 C 」が 0.1 を下回るように設定し、この条件に合うユーザを絞り込む。各性格要素の確率 C は式 (1) によって算出した。ここで、 P は特徴の出現確率、 X は各性格要素ごとに設定する Tweet 件数であり、10 件中 X 件以上に特徴を含む Tweet が発生する確率を算出する。各性格要素で、算出された確率が 0.1 を下回るように X を設定する。

$$C = \sum_{i=X}^{10} {}_{10}C_i P^i (1-P)^{10-i} \quad (1)$$

以上の方法で絞り込んだ正例の候補からランダムに 500 人を選択し、これらのユーザが投稿した Tweet 各 10 件を収集、5000 件の Tweet を正例として決定した。また負例として、投稿した 10 件の Tweet 中に一切特徴が表れていないユーザを選択し、正例と同様にして 5000 件の Tweet を決定した。正例、負例それぞれ 5000 件の Tweet を BoW に変換し、深層学習に用いる入力データとした。

3.3.3 性格推定ネットワークの構築

各性格要素について、正例、負例の入力データを元に深層学習を行い、性格推定ネットワークを構築する。各性格要素の性格推定ネットワークの詳細を表 4 に示す。ここで、全ての性格要素で中間層数は 3、出力ノード数は 2、中間層の活性化関数は Relu、出力層の活性化関数はソフトマックス関数、学習回数は 1000 回、シード値は 30、使用した単語の品詞は「名詞」「形容詞」「形容動詞」「副詞」に統一している。

今回、性格推定ネットワークの構築を行う上で、性格推定の結果が後述の評価実験により作成した正解データに対し最も精度が高くなるように条件を設定した。

3.4 性格推定ネットワークを用いた Twitter ユーザの性格推定

深層学習によって構築した性格推定ネットワークを利用して、推定対象のユーザの Tweet から性格推定を行う。

性格推定を行う際には、推定対象の Twitter ユーザが投稿した複数の Tweet の集合を対象とし、Tweet1 件を 1 データとして性格要素が強く現れているかどうかを 2 値で推定する。次に性格要素が強く現れていると正推定された Tweet が、全体の Tweet 集合に対しどの割合で現れたかを算出してグラフ出力する。推定結果を提示するための可視化インタフェースとして、統合開発環境である TETDM[砂山 17] を利用する。

3.5 性格推定システムの使用例

性格推定システムの使用例として、Twitter 上でそれまで交流の無かった他のユーザから交流を持ちかけられたが、感情的なユーザとは交流をしたくないと考えているユーザが、相手の性格をシステムを利用して推定することで相手と付き合い方を決める例を挙げる。

TETDM を利用した性格推定結果の提示例を図 2 に示す。相手ユーザが直前に投稿した Tweet100 件を TETDM に入力

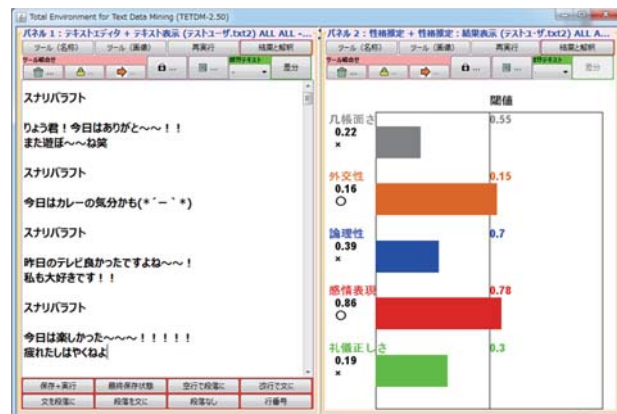


図 2: TETDM を利用した性格推定結果の提示例

し、性格推定システムを起動する。図 2 に示すように TETDM 上に、性格推定結果のグラフが Tweet 集合とともに表示される。強さの目安として、後述の評価実験を元に決定した閾値を超えた性格要素は強く現れていると判断する。図 2 の例では、相手ユーザは感情表現を積極的に行うことが推定されるため、交流を事前に断ることができる。

4. 性格推定システムの妥当性評価実験

4.1 実験目的

本研究では性格推定システムを、深層学習による文章分類を行うことで著者の性格を推定し、システム利用者に提示することを目的に開発したため、推定結果はシステムの利用者が納得できるものである必要がある。そこで複数人により人手で正解ラベルをつけられたユーザに対してシステムによる性格推定を行い、その結果からシステムによる推定に妥当性があるかを評価した。

また比較手法として、各性格要素について仮定した特徴が Tweet に含まれていた場合、その性格要素が強く現れていると判断し、性格推定を行った場合についても同様に評価した。両者を比較して、提案システムが仮定した特徴以外の分類規則を適切に学習し、より有用な判定を行えているかを評価した。

4.2 実験方法

提案システムを評価するための正解データとして、Twitter ユーザ 30 人を用意し、これらのユーザが各性格要素を強く持つか、全く持たないかを人手で判断した。性格要素の強さを判定するため、被験者 12 人に対象のユーザ 30 人が投稿した Tweet 各 100 件を読んでもらい、各ユーザに対して、それぞれの性格要素に対応する 5 項目を「1」「2」「3」「4」「5」の 5 段階により評価してもらった。ここで被験者に与えた評価基準を表 5 に示す。なお 5 段階評価では「5」に近づくにつれて高い評価となる。被験者には評価項目についてのみ伝え、性格要素については伝えず、対象の Tweet がリプライかどうかは分からなくした。

被験者による各ユーザの 5 段階評価を集計して正解データを決めた。各性格要素において「5」「4」以上の評価を行った被験者が 8 人を超えたユーザを、十分に性格要素を強く持っているとし、正解データとした。

各ユーザそれぞれ 100 件の Tweet を提案システムにより各性格要素について判定を行い、全 Tweet 中で正判定された Tweet の割合をそれぞれ算出した。この割合が閾値を上回るものを提案システムが正判定したデータとした。閾値は被験者の評価による正解データ数と提案システムの正判定データ

表 5: 被験者に与えた評価基準

性格要素	評価項目
几帳面さ	文章の体裁を整えようとする考えを持っているか
外交性	他のユーザと積極的に交流を図ろうとする考えを持っているか
論理性	言いたいことを理由とともに言おうとする考えを持っているか
感情表現	自分の感情を前面に出そうとする考えを持っているか
礼儀正しさ	しっかり敬語を使っているかという考えを持っているか

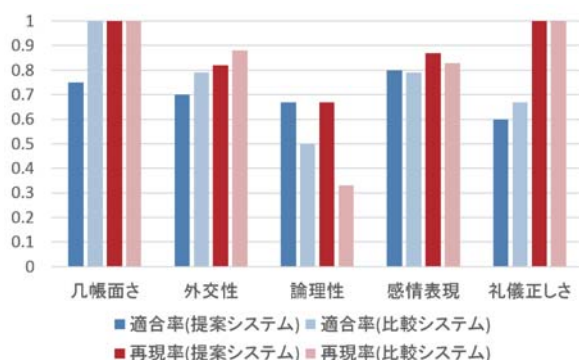


図 3: 被験者による正解に対するシステムの推定結果の適合率と再現率の結果

数が同程度になるように設定した。また、全 Tweet 中で性格要素ごとに仮定した特徴を含む Tweet の割合をそれぞれ算出し、提案システムと同様に設けた閾値を上回るものを比較手法が正判定したデータとした。

各性格要素について、被験者の評価による正解データと両システムによる正解データを比較し、提案システムの適合率、再現率を出すことでシステムの妥当性を評価した。

4.3 実験結果と考察

実験の結果として、被験者による正解に対するシステムの推定結果の適合率と再現率の結果を図 3 に示す。

対象の全ての性格要素について、6 割以上の適合率と再現率を示すことができたため、一定の妥当性があると言える。また、提案システムと比較手法について比較すると、「論理性」、「感情表現」についての性格推定では、提案システムの方がより適切な判定結果を見せた。

「論理性」、「感情表現」について、提案システムによって強いと判断されたユーザと、強くないと判断されたユーザの Tweet を比較すると、「論理性」が強いと判断されたユーザの Tweet 中には接続詞も多く含まれていたが、その他に「思う」「実際」「特に」といった共通の単語が多く見られた。「感情表現」についても、強いと判断されたユーザの Tweet 中には設定した単語の他に、「素晴らしい」「元気」「助かる」といった共通の単語が多く見られ、これらの単語が性格推定に大きく寄与しているのではないかと考えられた。そのため「論理性」、「感情表現」では、最初に仮定した特徴にのみによる分類では不十分であり、他の分類規則を学習して複数の基準で分類することで、より適した性格推定を行えると考えられた。

一方、「几帳面さ」、「外交性」、「礼儀正しさ」についての性格推定では、比較手法の方がより適切な判定結果を見せた。これらの性格要素では、最初に仮定した特徴が分類を行う上で大きな影響を持っており、他の分類規則を深層学習によって利用

する意味が薄く、特徴のみの分類で十分であると考えられた。そのため、これらの性格要素については比較手法を用いて性格推定を行うことも検討する。

これらの結果より、起点となる特徴として対象の性格要素を表す表現の一部分のみを与え、性格推定に必要なその他の表現を深層学習により補完する必要があると考えられる性格要素に対して提案システムは有効であると考えられる。今回推定対象とした性格要素以外に、ひとつの単語のみで分類することができない「前向きさ」や「やさしさ」など様々な性格要素に対応できると考えられる。

5. 結論

Twitter ユーザを対象として性格推定を行い、推定結果をシステム利用者に提示することを目的として行った。人間の性格を複数の構成要素からなるものとし、それぞれの要素が対象のユーザが投稿した Tweet 集合に強く現れているかを深層学習を用いて判定し、提示するシステムを開発した。

システムの推定結果の妥当性を評価する実験として、各性格要素について、実験対象ユーザの投稿した Tweet を読んだ被験者の評価を元にして作成した正解データに対する適合率、再現率を求めた。その結果、推定結果が高い適合率、再現率を示したことから、十分な妥当性があることを確認できた。

今後の課題として、推定対象の要素を追加していき、より多様な解釈を可能にすることを目標としていきたい。

参考文献

- [南川 10] 南川淳宣, 横山浩之: テキストマイニングによる個人 Blog データからの性格推定手法, 人工知能学会データマイニングと統計数理研究会 (第 12 回), pp.96-100 (2010)
- [岡本 14] 岡本拓馬, 松本和幸, 吉田稔: ナイーブベイズ法を用いた Twitter による性格推定, 言語処理学会第 20 回年次大会発表論文集, pp.1123-1125 (2014)
- [那須川 16] 那須川哲也, 上條浩一, 山本真大, 北村英哉: 日本語における筆者の性格推定の取り組み, 言語処理学会第 22 回年次大会発表論文集, pp.1181-1184 (2016)
- [馬縹 14] 馬縹美穂, 徳久良子, 寺島立太: ユーザの嗜好と所有物の関係性を用いた属性分析, 情報処理学会研究報告情報基礎とアクセス技術 2014-IFAT-114, pp.1-6 (2014)
- [那須川 13] 那須川哲也, 西山莉紗, 金山博, 吉田一星, 大野正樹: 一人称所有格を用いたプロフィール推定, 言語処理学会第 19 回年次大会発表論文集, pp.952-955 (2013)
- [長光 07] 長光左千男, 野田真樹子, 山形洋子, 中村裕一, 美濃導彦: ユーザの性格に応じた調理アドバイス文章の選択, 情報処理学会論文誌 48 巻 2 号, pp.701-710 (2007)
- [新里 86] 新里里春, 水野正憲, 桂戴作, 杉田峰康: 交流分析とエゴグラム, チーム医療 (1986)
- [砂山 17] 砂山渡, 高間康史, 徳永秀和, 串間宗夫, 西村和則, 松下光範, 北村侑也: 統合環境 TETDM を用いた社会実践, 人工知能学会論文誌 32 巻 1 号, pp.NFC-A __ 1-12 (2017)