

Twitter上のインタラクションと人格特性の変化の関係

富永 登夢^{1,a)} 土方 嘉徳^{2,b)}

概要: 本研究では、Twitter ユーザを対象に、人格特性の変化と他ユーザとのインタラクションの関係を明らかにした。ここで対象としている人格特性は、Five Factor Model として知られる開放性、誠実性、外向性、協調性、神経症傾向の5次元で構成される。我々はまず、IBM の提供するモデルを用いて、Twitter ユーザのツイートから過去と現在の人格特性を推定した。次に、過去と現在の間に、Twitter ユーザの人格特性がどの程度変化しているかを確認した。さらに、上述の期間において、Twitter ユーザが受け取った返信、引用、そして登録に関するデータを取得し、それらと人格特性の変化量の関係を非線形重回帰分析により明らかにした。この分析から、他ユーザとのインタラクションが人格特性の変化と有意な相関関係を示すことが分かった。最後に、これらの結果を踏まえた考察と今後の展望について述べた。

1. 背景

Twitter や Facebook, Instagram などのオンラインソーシャルネットワーク (以下, OSN) の出現により、大規模かつ明示的に供給されるパーソナルデータを活用した研究事例が数多く登場している [1], [36], [38], [47], [49]。その中でも、伝統的に研究され続けてきた心理的特徴である人格特性 [32] と OSN 上での振る舞いとの関係は注目を集めており、活発に取り組みされている。例えば、ユーザの OSN 上の投稿 [7], [17] やプロフィール画像 [6], [28], [50], 利用態度 [8], 他人への対応 [26], [30] などの言動と人格特性の関係が明らかにされている。

上述の研究も含め、OSN 上で獲得されるユーザに関する様々な情報を用いて、ユーザの人格特性の予測を試みる研究がこれまでに行われてきた [19], [20], [25], [39], [40]。近年では、IBM が、これまでの研究成果 [37], [43] を基盤とし、OSN 上のユーザの活動から彼らの人格特性を推定する技術を確立している。これは、開放性、誠実性、外向性、調和性、神経症傾向の5次元から構成される Five-Factor Model [9], [34] と呼ばれる人格特性を推定可能で、API の形式で提供されている*1。EC サイトや OSN 上の推薦技術や、市場分析などへの応用が期待されている。近年の人格特性に関する OSN 研究は、ユーザ個人の人格特性を加味したサービスの質の向上を目指して、OSN 上のユーザに

関する情報を用いて彼らの心理的特徴の推定に注力していると言える。

しかしながら、OSN 上で自身の発信した情報に対して向けられた他者からの多様な反応によって、ユーザの人格特性は変化する可能性がある。一般的には、人格構造は普遍的であると支持されてきた [9], [34] が、ある個人の人格特性の時間に伴う変化の存在も指摘されている [41], [42], [46]。例えば、OSN 上で自身の投稿が周囲から頻繁に賞賛されると、そのユーザは精神的に安定するようになったり、周囲から好意的な反応を期待した投稿を行なったにも関わらず友人からの反応が少なく、友人に向けて投稿したつもりが知らない他人にまで情報が拡散されるといった経験によって、内向的な性格になったりするかもしれない。ただし、当然ながら、OSN 以外の実世界の交流や経験によっても人格特性は変化しうる。本研究では、実験設計上、実世界の影響を考慮することが極めて困難であるため、人格特性の変化を OSN 上で受け取ったインタラクションによってどの程度説明できるかという課題に取り組む。

本研究の目的は、OSN ユーザの人格特性の変化と OSN 上でのインタラクションとの関係を解明することである。これは、“人の性格が他者との交流や経験を通じて変化するのか?” という学術的示唆に富んだ疑問に対して1つの解を与えるものであり、ユーザの精神的状態とその要因を把握するという文脈において、心理学的にも重要な課題だと考えている。また、人格特性の変化とインタラクションの関係が明らかになれば、ユーザ間のやり取りからのユーザのネガティブな心理状態を動的に感知したり、ユーザの精神状態の変化に合わせたインタラクション支援を行った

¹ 大阪大学基礎工学研究科

² 関西学院大学商学部

a) tominaga@hlab.sys.es.osaka-u.ac.jp

b) contact@soc-research.org

*1 <https://www.ibm.com/watson/developercloud/doc/personality-insights/index.html>

りするような、ユーザの人格の変化に対して適応的に振る舞うメディアを設計できるようになると期待される。さらに、OSN 上のデータの利用により、心理学や行動学で伝統的に用いられる質問紙調査では達成できなかったユーザ規模での調査が可能となることも本研究の利点である。

我々は、Twitter を対象の OSN として取り上げ、約 1600 ユーザを対象に IBM の提供する推定技術を利用して彼らの人格特性を取得した。また、他のユーザとのインタラクションに関するデータも取得し、人格特性との関係を分析した。その結果、人格特性の変化と Twitter におけるインタラクションは有意に相関することが分かった。

本稿は以下の構成に従う。まず、関連研究について述べる。次に、データの収集方法について言及したのちに、取得したデータの分析手法について説明する。得られた結果とそれに対する考察を述べ、最後に今後の展望を示す。

2. 関連研究

2.1 Five-Factor Model

数多くの研究者が人の心理的な側面を特徴づけるために、様々な心理学的指標を提唱してきたが、現在最も主流とされる理論は Five-Factor Model である [9], [32]。これは、Eysenck らが辞書的なアプローチによって見出されてきた人格特性の知見 [3], [5], [24], [34] を基盤にした質問紙調査の結果を因子分析し、主に神経症傾向 (Neuroticism) と外向性 (Extraversion) を測定していることを確認した [14], [15], [16] ところに起点がある。その後、質問紙調査によって個人の人格を計測しようとする研究者によって、開放性 (Openness) [10], [45], 誠実性 (Conscientiousness), 調和性 (Agreeableness) [11], [12], [13] の側面が指摘された。神経症傾向、外向性、開放性、誠実性、調和性の全ての性格因子は収束的妥当性と分別的妥当性が証明されており [33], Five-Factor Model として幅広い分野で普及している。性格特性用語と各性格因子の関係の調査 [51] によると、各性格因子は以下のような形容詞項目と結びついている。

神経症傾向 不安になりやすい、緊張しやすい、神経質な、
気苦労の多い、心配性
外向性 活動的、社交的、積極的、人嫌い、無口な
開放性 興味の広い、好奇心の強い、独創的な、多才な、
独立した
誠実性 勤勉な、几帳面な、軽率な、いい加減な、怠惰な
調和性 良心的な、協力的な、温和な、素直な、短気な

2.2 OSN ユーザの人格特性と行動

OSN の登場により、個人の社会的な行動に関するデータが大規模かつ明示的に観測できるようになった経緯から、ユーザの人格特性と行動の関係が学術的に注目されている。Golbeck ら [19], [20] は、ユーザの言語情報を含めた OSN 上の特徴量による人格特性の予測を試みており、各性格因

子と使用単語の頻度の関係を Twitter [19] と Facebook [20] を対象に明らかにしている。Quercia らも同様に Twitter と Facebook 上のユーザの人格特性の予測問題に取り組んでおり [39], [40]、第三者によってユーザの性格が暴かれてしまう危険性について言及している。Sumner らによる研究 [44] では、およそ 65% の正確性で Twitter ユーザの人格特性を推定できると示されている。Iacobelli と Culotta は、Facebook ユーザの有する各性格因子のスコアの高・低を識別する二値分類問題に取り組み、識別モデルの性能の違いを比較した [22]。Farnadi らも同様の分類問題を対象として、社会ネットワークの特徴量 [35] と外向性の相関の高さを見出している [17]。Kosinski らは、Facebook ユーザの Like を使ってユーザの興味の対象を抽象的に算出し、それらを利用して人格特性の予測を試みた [25]。この研究では、性格因子の中では開放性を対象にしたモデルが最も有効に機能していたと述べられている。

投稿の内容やネットワークの特徴量ではなく、OSN ユーザのプロファイル画像と人格特性の関係を分析した研究も存在する。Celli らは画像特徴量から Facebook ユーザの人格特性の高低を予測し、いずれの性格因子も 60% 以上の確率で予測可能であると示した [6]。また、その中でも誠実性の予測が最も容易である (accuracy: 75%) と述べている。Liu らは、最新の画像処理技術を用いて Twitter ユーザのプロファイル画像から機械的に抽出した 85 次元の特徴量と、ユーザの投稿内容から推定される人格特性との関係を解析した [28]。ここでは、調和性や誠実性の高いユーザの顔写真は笑顔や喜びが、反対にそれらの性格特性の低いユーザの顔写真には恐れや怒りが表現されているといった、顔から推定される表情や感情と性格特性の関係が明らかになっている。Whitty らは、プロファイル画像に関する OSN ユーザの行動と人格特性の相関関係を確認した [50]。この研究から、Facebook 上では外向性が低く、誠実性の高いユーザは頻繁にプロファイル画像を変更することが示されている。一方で、Twitter ユーザに対しては、外向性の低い場合、複数人写っている写真を使う傾向にあると述べられている。これは Liu らの研究 [28] とは対照的な結果となっている。

上述のような研究成果に加え、[37], [43] を基盤として、IBM は OSN ユーザの投稿から人格特性を推定する技術を構築した*1。実際に人格特性の推定技術を用いて OSN ユーザを分析する研究 [28] は登場し始めており、今後は、OSN 上の投稿に対するユーザの反応の予測 [26], [30] や、EC サイトにおける消費者の購買行動の解析 [29] への応用にも期待されている。

2.3 本研究との相違点

本研究は OSN ユーザの人格特性の変化を分析するという点において、従来の研究と一線を画している。ある個人

の人格特性は時間に伴い変化することが指摘されているが [41], [42], [46], 現代に新たに出現した OSN が人格特性に与える影響は未だ解明されていない. 上述の近年の研究結果を考慮すると, OSN 上の行動と人格特性は密接に結びついていることが示唆されるため, ユーザの行動が周囲の反応に対して影響を受ける場合, それに伴って人格特性も徐々に変化していくと我々は想定している.

3. データ収集

3.1 対象ユーザの選別

我々は, Twitter の利用形態は文化的背景によって異なる点, 本研究が人格特性を分析対象としている点, そして Twitter のデータ取得用の API に制約が存在する点を考慮し, 以下の手順に従って対象ユーザを収集する.

まず我々は, 設定言語を英語にしているユーザを, Twitter Sampling API を用いて 2016 年 9 月 3 日から 10 月 7 日の期間に無作為に取得した. Twitter ユーザの利用目的や利用形態は, ユーザの文化的背景の影響を大きく受けることが知られている [18], [23], [48]. 我々の研究は, 人格特性や経験など個人のパーソナルデータを詳細に分析するものであり, ユーザの背後に存在する文化的背景は無視できない影響となりうる. そこで我々は, この影響を抑制するため, 対象ユーザを英語話者ユーザに限定している. この手続きにより約 1100 万ユーザが取得された.

次に, 約 1100 万ユーザの中から, 投稿数が 2800 件以上 3200 件以下であるユーザを抽出した. ツイートを取得するための Twitter REST API は, あるユーザに対して最大 3200 件の投稿の取得を許可している. 従って, 対象ユーザの投稿数を 3200 件以下に限定すると, Twitter の利用を開始してから今日に至るまでの利用期間における利用履歴を観察できるという利点を持つ. この利点を考慮する理由は, 人格特性の変化を観察する際に, この利用区間をユーザ間で統一しない場合, ユーザ毎に受け取る経験や交流の性質が大きく異なる可能性があるためである. 例えば, 利用し始めて間もない初心者と, 長い期間使ってきた経験豊富なユーザとでは, 周囲から受け取ってきたフィードバックの総量が異なるために, ある 1 つのフィードバックがユーザに対して有する重要性は大きく異なると思われる. この影響を最小限に抑えるため, 利用し始めてから今日に至るまでの利用履歴が取得できるユーザに対象ユーザを限定する. 投稿数が 2800 件以上であるという制約条件は, ユーザによって投稿数を大きく変動させないために設けた.

さらに, Twitter の利用期間が大きく異なる範囲に属するユーザを抽出した. 本研究はオンラインに基づく人格特性の変化を観察するため, 人格特性の変化に要する期間をユーザ間で大きく異なる範囲に設定する必要がある. そこで, 上述したユーザ群における利用期間に対するユーザ数の分布を確認したところ, 950 日から 1050 日の

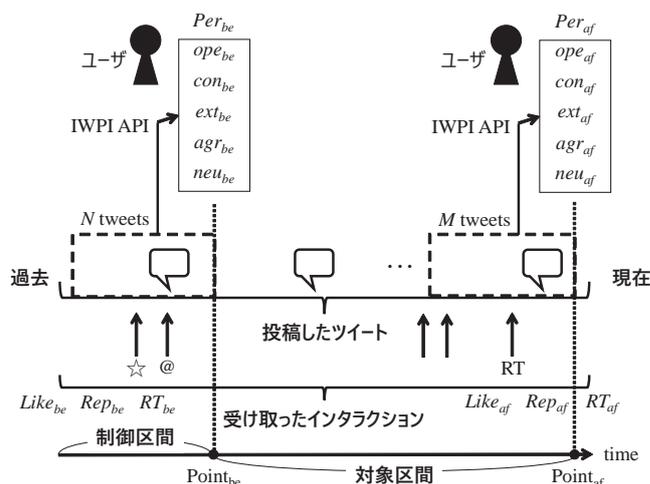


図 1: データの概観

利用期間においてなだらかな分布が確認された. そこで, この利用期間に含まれるユーザ群を抽出したところ, 2510 ユーザが確認された. 我々は, データ取得の段階において, 獲得されるデータに関する条件によってさらにユーザを選別している. その選別方法については次節にて述べる.

3.2 データセットの獲得

本研究では, ユーザの人格特性の変化について分析するため, 現時点における人格特性に対して, 過去の時点における人格特性を定義しなければならない. 図 1 に人格特性とインタラクションに関するデータとそれらの関係を示す. 以下では, これらのデータとその取得方法を説明する.

3.2.1 人格特性

人格特性については, 我々は Five Factor Model [32] を採用する. これは, 人格特性を以下の 5 次元の性質によって構成されるものとして定義しており, 本稿においてもこれら 5 つの因子を人格特性と定義する: 神経症傾向, 外向性, 開放性, 調和性, 誠実性. 伝統的かつ一般的には, 質問紙調査によって各次元の程度を取得する [9] が, 近年の研究成果により SNS 上の情報からユーザの人格特性が予測可能となっている. 本研究では, その予測技術の 1 つである IBM Watson Personality Insights API^{*1}(以下, IWPI API) を用いて, ユーザの人格特性を獲得する. この技術は, Twitter ユーザを対象に, 質問紙調査によって取得される人格特性 [9] を投稿の内容から推定するように学習したものである. IBM によれば, 英語話者を対象にした調査では, この推定技術による推定結果と質問紙調査の人格特性は, 弱いものの正の相関を示している ($r = 0.33$)^{*2}. この推定技術の構築プロセスと示された統計的結果から, これは本来的な人格特性を抽出する技術であると我々は解釈している.

^{*2} <https://console.bluemix.net/docs/services/personality-insights/science.html#science>

我々は第一に、対象ユーザ群の全ツイートを Twitter REST API によって取得した。次に、過去と現在のある時点における人格特性を IWPI API により推定する。IWPI API は、人格特性の予測にユーザのツイート群を利用する。そこで、最初の N 件 (図 1 左中) と最後の M 件 (図 1 右中) をそれぞれ過去と現在の人格特性の予測に用いるツイート群とする。ここで、各ユーザに対してそれぞれのツイート群が 1200 単語有するように N と M を設定している。URL 及び画像のリンクはツイート群から除外している。また、1200 単語有するように各ツイート群を構築した理由は、IWPI API によって推奨されている必要単語数が 1200 と設定されているためである。それぞれのツイート群を T_{be} , T_{af} と呼ぶ。ここで、2510 ユーザ (3.1 節参照) の中から、それぞれのツイート群が投稿された期間が 1 週間以上 1 年未満であるユーザを抽出した。この制約によって最終的に選別された 1636 ユーザを分析の対象ユーザとする。最後に、各ツイート群から IWPI API を通じてユーザの人格特性を獲得する。 T_{be} によって得られた人格特性を Per_{be} (図 1 左上), T_{af} による人格特性を Per_{af} (図 1 右上) と定義する。以降では、神経症傾向, 外向性, 開放性, 誠実性, 調和性の各性格因子はそれぞれ neu_{be} , ext_{be} , ope_{be} , con_{be} , agr_{be} 及び neu_{af} , ext_{af} , ope_{af} , con_{af} , agr_{af} と表現する。これらの値は、IWPI API の仕様により、0 から 1 の実数値を示す。

過去の研究 [37], [43] と同様に、IWPI API はある時点の人格特性を推定するために、ユーザの過去の投稿に関する情報を用いる。従って、我々が取得した過去及び現在の人格特性である Per_{be} と Per_{af} はそれぞれ、 $Point_{be}$ (図 1 左下) と $Point_{af}$ (図 1 左下) における時点の人格を示す。

3.2.2 インタラクション

本研究では、Twitter 上の引用, 登録, 及び返信をインタラクションと呼ぶ。具体的には、リツイート, Like, そしてリプライの機能を意味する。以下では、対象ユーザが他のユーザから受け取ったインタラクションの取得方法について述べる。

まず、あるユーザが受け取った引用と登録に関しては、取得した投稿に付随しているリツイート数, Like 数を抽出した。ここで、そのユーザ本人のみに向けられた引用や登録を対象とするため、対象ユーザが引用リツイートした投稿はここでは除外している。次に、あるユーザの受け取った返信を取得するため、対象ユーザの全てのフォロワの投稿の中から、その対象ユーザに向けられた返信となっているツイートを探索し、その総数を取得した。

我々は、ユーザ間でこれまでに受け取ったインタラクションの頻度に対する認識が異なることを考慮し、 $Point_{be}$ までに受け取ったインタラクションの頻度と、 $Point_{be}$ から $Point_{af}$ までの期間に受け取ったインタラクションの頻度との関係を考慮する。これは、インタラクションの絶対

量よりも、個人の経験における相対的な量の方が性格の変化に寄与すると考えられるからである。実際の計算手法は次章にて述べる。それぞれの期間を制御区間 (図 1 下), 対象区間 (図 1 下) と定義する。制御区間 c と対象区間 t においてユーザが受け取った引用, 登録, 返信をそれぞれ、 RT_c , $Like_c$, Rep_c (図 1 左下), 及び RT_t , $Like_t$, Rep_t (図 1 右下) と表現する。

上記の手続きを 1636 の対象ユーザに対して、2016 年 12 月 21 日から 2017 年 1 月 12 日の期間に実施した。

4. 分析

4.1 人格特性の変化

対象ユーザの人格特性の変化を観察するため、全ての対象ユーザに対して以下の計算を施す。

$$\Delta P = P_{af} - P_{be} \quad (P = ope, con, ext, agr, neu) \quad (1)$$

各性格因子に対して、これらの値が正を示す場合は増加, 負を示す場合は減少を意味する。我々は、対象ユーザ群に対して、上記の値の頻度分布を確認する。

4.2 人格特性の変化とインタラクションの関係

人格特性の変化に与えるインタラクションの影響の大きさを解明するため、我々は各性格因子の変化量を目的変数とし、5 つの重回帰分析を実施した。

説明変数は、対象区間において受け取ったインタラクションの相対的な頻度とする。ここで、あるユーザが対象区間において 1 日 10 件の引用を受け取ったと仮定する。このユーザが、制御区間において 1 日 100 件の引用を受け取っていた場合、対象区間における引用の頻度を少ないと感じる一方で、制御区間において 1 日 1 件の頻度でしか引用されていないならば、この対象区間における引用回数を多いと感じると思われる。このような個人の経験に基づくインタラクションに対する認識が人格特性の変化に関係すると考えられる。そこで、対象区間に受け取った登録, 返信, 引用の相対頻度 $\delta Like$, δRep , δRT を、以下の式によって定義する。

$$\begin{aligned} \delta Like &= \frac{Like_t / Days_t}{Like_t / Days_t + Like_c / Days_c + 1} \\ \delta Rep &= \frac{Rep_t / Days_t}{Rep_t / Days_t + Rep_c / Days_c + 1} \\ \delta RT &= \frac{RT_t / Days_t}{RT_t / Days_t + RT_c / Days_c + 1} \end{aligned} \quad (2)$$

ここで、 Day_c と $Days_t$ は制御区間と対象区間の日数である。分子は対象区間における受け取ったインタラクションの頻度, 分母は対象区間と制御区間において受け取った頻度の和を示す。これらの値は 0 以上 1 未満の実数値を示し、対象区間に受け取ったインタラクションの頻度が高ければ 1 に、低ければ 0 に近づく。

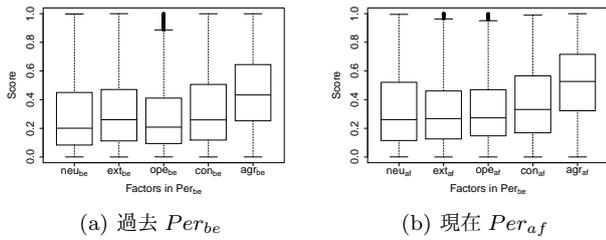


図 2: 過去と現在における各性格因子

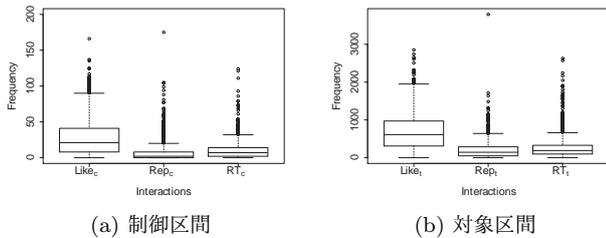


図 3: 各区間において受け取ったインタラクション

本稿では、説明変数間の 2 次の交互作用を考慮した非線形重回帰分析を実施した。この際、交互作用による多重共線性の影響を考慮し、事前に全ての説明変数に対して平均 0、分散 1 となるように正規化を行なった。また、AIC [2] に基づく変数増減法を用いた変数選択によるモデルの改良も実施した。

5. 結果と考察

5.1 取得データの統計量

図 2a と 2b に、 Per_{be} と Per_{af} の各性格因子の値に対するユーザ数の分布を箱ひげ図で示す。どちらの図においても、調和性 (agr_{be} , agr_{af}) を除く全ての性格因子において、小さい値に偏って分布する様子が確認された。直感的には、絶対値の大きい性格因子のスコアを持つユーザが少ないと解釈できる。一方で、調和性は他の性格因子に比べてなだらかな分布を示した。対象ユーザは、逐次的に投稿されたツイートを監視する Twitter Sampling API を基盤に収集されているため、他者と関わりあう OSN における投稿に対して積極的な傾向にあると言えるが、これは他人に対して協力的な姿勢を見せる性質である調和性を他の性格因子より強く有するためであると考えられる。

続いて、図 3 に受け取ったインタラクションに関する分布を示す。図 3a と 3b から、受け取ったインタラクションに関するいずれの特徴量も低い値に偏って存在していることが分かる。ここで、図 3a に関しては、 Rep_{be} において 1400 付近の値を示す外れ値が存在したが、簡易のため縦軸の上限を 200 に設定している。いずれのユーザにおいても、制御区間より対象区間の期間の方が長い (制御区間: 平均 86.9 日)、図 3a より図 3b のデータの方が大きい値を示す傾向にある。

表 1: 人格特性の差分の分布に対する統計的データ

性格因子	平均	尖度	歪度	有意確率
Δneu	0.051	0.941	0.323	<0.001
Δext	0.002	0.707	0.119	<0.001
Δope	0.046	1.457	-0.004	<0.001
Δcon	0.058	0.603	0.133	<0.001
Δagr	0.073	0.194	-0.002	<0.05

5.2 人格特性の変化

ここではまず、対象ユーザ全体の人格特性の変化の傾向を確認する。図 4 に、各性格因子の過去と現在の差分の分布を示す。ここでは、横軸に差分、縦軸にユーザ数 (棒グラフ) とその密度曲線 (曲線) が示されている。各性格因子の分布に対して統計的な特徴量を確認するため、我々はシャピロ・ウィルク検定を用いて正規性を検証すると共に、歪度と尖度を算出した。表 1 にその結果を示す。正規分布の場合、歪度、尖度は共に 0 を示す。正規分布に比べて、対象となる分布が大きい値に偏る場合に歪度は正の値となり、より尖った形状を示す場合に尖度は正の値となる。

シャピロ・ウィルク検定の結果から、全ての人格特性の分布は有意水準 $p = 0.05$ に対して正規性なしと判定される結果となった (表 1)。これは、いずれの分布も尖度が高いことから (表 1)、分布の中心にユーザが集中したためであると考えられる。各性格因子の平均値が 0 近辺であることを考慮すると、人格特性の変化の小さいユーザが多く見られたと結論づけられる。

一方で、図 4 では、各性格因子の変化量が 0 を中心に正負に均等に分布している様子が確認できる。つまり、各性格因子において、それが増加するユーザと減少するユーザが同程度存在することを意味する。これは、表 1 における歪度の低さからも言える。個々のユーザに注目すると、性格因子が増加したユーザも減少したユーザも一定数存在すると結論づけられる。図 4a から、5 種類の性格因子の中では、神経症傾向の歪度が最も大きく正にわずかに偏っていることが分かる (Δneu : 0.323)。Twitter ユーザは、わずかではあるが、サービスを利用し続けると神経症傾向が大きくなることを示す結果である。

5.3 人格特性の変化と交流及び経験の関係

本節では、受け取ったインタラクションと人格特性の変化の相関関係を明らかにするために実施した重回帰分析の結果について述べる。それぞれの性格因子に対する重回帰分析の結果を、表 2 に示す。この表では、各性格因子を目的変数とした時の、インタラクションに関する説明変数 $\delta Like$, δRep , 及び δRT とそれらの交互作用の偏重回帰係数と有意確率 ($*...p < 0.05$, $**...p < 0.01$) を示している。偏重回帰係数は、ある説明変数の目的変数に対する直接効果 (他の説明変数の値を一定にした時のその説明変数の効果)

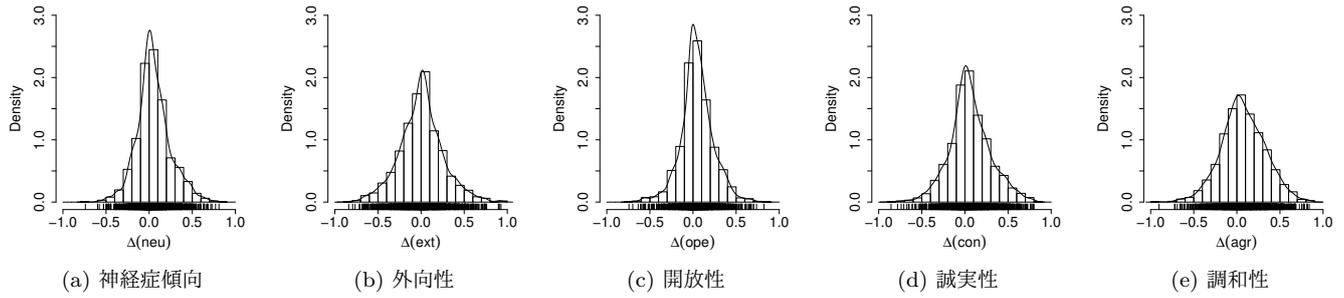


図 4: 各性格因子の過去と現在の差分に対するユーザ数の分布 (棒: 度数, 曲線: 密度曲線)

表 2: 偏回帰係数と有意確率 (*... $p < 0.05$, **... $p < 0.01$)

性格因子	モデル	$\delta Like$	δRT	δRep	$\delta Like * \delta RT$	$\delta RT * \delta Rep$	$\delta Like * \delta Rep$	R^2
Δneu	I	-0.055**	0.023*	0.011	-0.002	0.015	-0.023**	0.005
	II	-0.053**	0.024*	0.011		0.014	-0.024**	0.005
Δext	I	0.004	-0.028*	0.025**	-0.000	-0.008	0.005	0.003
	II		-0.021*	0.026**				0.005
Δope	I	-0.023	0.002	-0.001	0.001	-0.001	0.009	0.001
	II	-0.022*		-0.000			-0.008	0.002
Δcon	I	-0.052**	0.023	0.016	0.003	0.022*	-0.033**	0.005
	II	-0.054**	0.023	0.017*		0.024**	-0.031**	0.005
Δagr	I	-0.040*	0.011	0.024**	0.003	0.005	-0.021	0.004
	II	-0.032*		0.026**			-0.013*	0.006

として解釈される。以降では、目的変数 y に対する説明変数 x の有する偏回帰係数を β_x^y と表現する。 R^2 はモデルの適合率を示す決定係数であり、0 から 1 の値を取る。1 に近ければ近いほど良いモデルとして判断される。モデルの列に示される I と II は、それぞれの行において変数選択前、変数選択後の結果を示す。

Δope は、 $\delta Like$ から負の影響を受けることが分かった ($\beta_{\delta Like}^{\Delta ope} = -0.022^*(II)$)。つまり、自身の投稿が他人に登録される経験が増加すると、開放性が減少する傾向にあることを示している。開放性とは、多様性を好み、知的好奇心を重視する性質を指す。登録は、周囲のユーザの関心や興味の範囲を知る重要な手掛かりとなるため、調和性の高い傾向にある我々の対象ユーザ (5.1 章参照) がフォローや閲覧者に合わせて投稿内容の話題を徐々に絞っていた可能性がある。

同様に、 Δneu , Δcon と Δagr についても $\delta Like$ との負の関係が確認された ($\beta_{\delta Like}^{\Delta neu} = -0.055^{**}(I)$, $-0.053^{**}(II)$; $\beta_{\delta Like}^{\Delta con} = -0.052^{**}(I)$, $-0.054^{**}(II)$; $\beta_{\delta Like}^{\Delta agr} = -0.040^*(I)$, $-0.032^*(II)$)。登録を受け取る頻度が増えることによって神経症傾向が減少する理由は、登録の経験が増加することで自身が周囲のユーザに認められている [21] と認識するためであると考えられる。また、誠実性や協調性の減少もこの認識の影響を受けていると推察される。つまり、登録の経験が増えることで深く思慮することなく投稿活動に従事したり、登録を受け取る頻度が減ることにより周囲のユー

ザに対して協力的な姿勢を見せたりするようになると考えられる。

δRT は、 Δneu に対して正の相関関係 ($\beta_{\delta RT}^{\Delta neu} = 0.023^*(I)$, $0.024^*(II)$)、 Δext に対して負の相関関係を示した ($\beta_{\delta RT}^{\Delta ext} = -0.028^*(I)$, $-0.021^*(II)$)。引用の経験が増加すると、自身の知らないより多くのユーザに自身の投稿が閲覧される機会が増える。多くの場合、ユーザ自身で他者の引用を管理することはできない。従って、自身の意思に関係なく、自身の投稿が多くのユーザに共有されてしまうことで、周囲の反応に対して敏感になった (神経症傾向の増加) 可能性がある。また、自身の投稿を閲覧するユーザを制御できないという認識により消極的になってしまった (外向性の減少) と考えられる。一般的に、OSN 上で自身の投稿を見ている実際のユーザを把握することは困難であり [31]、引用の経験の増加によって自己提示戦略により困惑する [4] ようになったと言える。

Δext , Δcon , 及び Δagr は、いずれも δRep と正の相関関係を示した ($\beta_{\delta Rep}^{\Delta ext} = 0.025^{**}(I)$, $0.026^{**}(II)$; $\beta_{\delta Rep}^{\Delta con} = 0.017^*(II)$; $\beta_{\delta Rep}^{\Delta agr} = 0.024^{**}(I)$, $0.026^{**}(II)$)。ユーザは返信機能を使ってある特定の個人とコミュニケーションを図る。引用や登録と比較すると、ユーザ間でより密なインタラクションが形成されていると言える。従って、返信を受け取る頻度と、社交性 (外向性の要素)、几帳面さ (誠実性の要素)、また良心的で協力的である性格 (調和性の要素) とが正に相関するという我々の結果は直感的に理解できる。

興味深いことに、 Δcon のモデル I において、 δRT と δRep はそれぞれ有意な相関関係を示していないが、それらの交互作用である $\delta RT * \delta Rep$ は、正の相関係数を示した。これはモデル II においても確認される ($\beta_{\delta RT * \delta Rep}^{\Delta con} = 0.022*(I)$, $0.024*(II)$)。これは、引用と返信を受け取る経験がいずれも増加した場合、ユーザの誠実性が増加することを意味している。ユーザの投稿は、通常自身のフォローにのみ提示されるが、引用された場合は自身のフォロー以外のユーザに共有される。この際、その投稿に向けられた返信も紐づけられて共有されるため、自身に向けられた返信や会話がより多くのユーザに知られることになる。これにより、ユーザは軽率な行動を取りづらくなったと考えられる。また、知らない他人から返信を受け取ったために、ユーザがより慎重になった可能性もある。

一方で、 $\delta Like * \delta Rep$ は Δcon に対して負の相関関係を示した ($\beta_{\delta Like * \delta Rep}^{\Delta con} = -0.033**(I)$, $-0.031**(II)$)。引用とは異なり、基本的に登録や返信によってユーザの投稿が自身のフォロー以外に共有されることはない^{*3}。つまり、これはフォローとの密なインタラクションの影響が反映されていると考えられる。特に、Twitter ユーザの Like は賞賛や理解を意味する [21] ため、それに伴う返信を受け取る機会の増加によって、ユーザにとってポジティブなコミュニケーションを形成するきっかけとなり、より気軽になれる (誠実性の減少) という結果は直感的に理解できる。このようなポジティブで密なコミュニケーションに関係する交互作用は、神経症傾向の減少や調和性の減少にもつながっていると考えられる ($\beta_{\delta Like * \delta Rep}^{\Delta neu} = -0.023**(I)$, $-0.024**(II)$; $\beta_{\delta Like * \delta Rep}^{\Delta agr} = -0.013*(II)$)。

5 つの目的変数に対してそれぞれ重回帰分析を実施したが、いずれのモデルも非常に低い決定係数を示した (I: Δneu : 0.005, Δext : 0.003, Δope : 0.001, Δcon : 0.005, Δagr : 0.004)。また、変数選択によってモデルを改良したが、決定係数の十分な向上は確認されなかった (II: Δneu : 0.005, Δext : 0.005, Δope : 0.002, Δcon : 0.005, Δagr : 0.006)。我々の分析によって、説明変数と目的変数の間にいくつか有意な相関関係が発見されたが、目的変数を予測するモデルとしての性能は低いと言える。本稿の分析では、登録、引用、返信の頻度のみ注目している。予測モデルとしての性能を向上させるためには、インタラクションを通じて関わった相手との関係性やコミュニケーションの性質を詳細に分析し、説明変数として導入する必要がある。これらについては今後の検討課題とする。

6. 議論

6.1 聴衆の範囲と深さ

本稿で対象としたインタラクションは、他ユーザからの

フィードバックと捉えられる。我々の結果から示唆されているように、インタラクションが人格特性の変化に及ぼす影響を考慮する際には、フィードバックを通じてやり取りを行う聴衆の範囲とその関係性の深さに注目することが重要である。

例えば、リツイートをより多く受け取るようになると、投稿者は、頻繁に自身のツイートが自分のフォロー以外のユーザに拡散されることになる。つまり、自身に対して繋がりのない、より広い聴衆とやり取りする可能性が高くなる。OSN におけるユーザが自身の認識の範囲内で想定する聴衆は *imagined audience* [27] と呼ばれ、Twitter ユーザはうまく自身の聴衆を把握できず [31]、自己提示の戦略に困惑していることが指摘されている [4]。ツイートが頻繁に拡散されれば、投稿者にとって聴衆の把握と自己提示はますます困難になると考えられる。従って、我々の結果に示されているように、投稿者はより多くの聴衆に自身の投稿が拡散されてしまう経験から、より内向的な性格 (外向性の減少) を示すように変化したと思われる。また、リツイートの経験は、緊張や不安などの要素で構成される神経症傾向の増加とも関係している。この結果は、外向性と同様に、自身の把握できないより多くのユーザに自身の投稿が拡散された影響を受けていると考えられる。

リツイートと異なり、Like を受け取っただけではツイートは拡散されない^{*3}。リツイートを受け取る経験と比較すると、インタラクションを行う相手が基本的にフォローに限定されるため、聴衆の範囲はより狭く、関係性はより深くなる。Twitter ユーザが Like を行う最大の理由は、投稿されたツイートの内容を前向きに評価しているからであると言われている [21]。従って、他ユーザからより多くの Like を受け取ることで、投稿者は、自身がフォローから評価されていると認識している可能性が高い。この認識の強さが、神経症傾向、外向性、誠実性、及び調和性の増減に関係していると考えられる。神経症傾向、誠実性、調和性については、リツイートと共に返信を受け取る機会が増加した場合にも同様の傾向が確認されている。これはフォローとポジティブで密なコミュニケーションを形成する頻度が増加したことに起因すると考えられる。

返信機能は、ユーザがある特定の個人とコミュニケーションを取る際に利用される。従って、本稿で対象としたインタラクションの中では、機能を通じてやり取りを行う聴衆の範囲は最も狭く、関係性は最も近い。より密なインタラクションが外向性や誠実性、協調性の向上につながるという我々の結果は直感的に理解できるものである。特に誠実性に関しては、返信と共に引用される頻度が増加するとこの傾向がより強くなる。これは、多くの聴衆の前で特定の個人と密なコミュニケーションを行うことが影響していると思われる。また、知らない他人との会話の機会の増加に起因している可能性も考えられる。

^{*3} 近年では、Like や返信を行ったユーザの一部のフォローを対象ツイートが表示される機能が実装されている

6.2 本研究の制約と今後の課題

本研究の制約と限界について言及する。まず、対象ユーザの収集方法である。本研究では、投稿数や利用日数、使用言語によって対象ユーザを選別している。この対象ユーザ群がTwitterの代表的サンプルになっているか否かについては今後議論が必要である。ただし、無作為抽出を行うTwitter Sampling APIでユーザを収集したことにより、大規模な分析が可能となった点は強調する。

また、我々は重回帰分析を採用しているため、人格特性の変化とインタラクションの頻度の因果関係には踏み込めていない。この点については、共分散構造分析のような因果関係を推定可能な統計的手法で、今後更なる解析を進める予定である。

IWPIは、投稿内容から人格特性を推定するため、本研究において人格特性以外の要因が投稿内容へ与える影響について議論できない。また、受け取ったインタラクションによって投稿内容を徐々に変えたことが結果的に人格特性の変化として抽出された可能性もある。これらについて、ユーザの実際の投稿内容や、受け取ったインタラクションに関わるユーザやその性質の分析を進める予定である。

最後に、対象ユーザの文化的背景についてである。本研究は、Twitterユーザを最も多く抱える英語圏のユーザに対象者を限定しているが、日本やブラジル、インドにもTwitterユーザは多い。加えて、文化によってTwitterの利用形態は多様である[18], [23], [48]ため、本研究の結果がいずれの文化圏でも同様の結果が得られるかは今後調査と分析が必要である。

我々の結果から、人格特性の変化とインタラクションの関係をより詳細に検証するためには、ユーザがインタラクションを通じて“誰と”・“どんな”やり取りを行なっているかを調査する必要性が示唆された。特に、返信機能を通じた会話の相手と性質について深く分析しなければならない。これらの調査と分析は、人格特性の変化の予測モデルの性能の向上に寄与すると期待される。

7. 結論

本研究は、Twitter上における人格特性の変化に対する受け取ったインタラクションの影響について分析し、その関係の解明を試みるものである。我々は、既存のAPIを利用してTwitter上の投稿から対象ユーザの人格特性を推定し、その変化を確認した。次に、対象ユーザがこれまでに受け取った登録や引用、返信と、推定された人格特性の変位の関係を重回帰分析によって明らかにした。我々の結果は、OSNにおける経験や交流が人格特性の変化に寄与することを示唆するものであり、学術的に重要な意義を含んでいる。今後は、残された課題の検討を進めると共に、サンプルの代表性やユーザの文化的背景に関する考察を深めていく。最終的に、人格特性の変化を予測するモデルの構

築に取り組む予定である。

我々の知る限り、本稿は人格特性の変化とインタラクションの関係を大規模に分析した最初の研究である。本稿が人々の性格に変化に寄与する新興メディアの影響の解明と深い理解に繋がることを我々は期待している。

参考文献

- [1] Abbar, S., Mejova, Y. and Weber, I.: You Tweet What You Eat: Studying Food Consumption Through Twitter, *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, ACM Press, pp. 3197–3206 (online), DOI: 10.1145/2702123.2702153 (2015).
- [2] Akaike, H.: Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle, *Proceedings of 2nd International Symposium on Information Theory*, Akademiai Kiado, pp. 267–281 (1973).
- [3] Allport, G. W. and Odbert, H. S.: Trait-Names: A Psycho-lexical Study (1936).
- [4] boyd, D. M.: *Taken Out of Context: American Teen Sociality in Networked Publics*, University of California, Berkeley (2008).
- [5] Cattell, R. B.: Description and Measurement of Personality (1946).
- [6] Celli, F., Bruni, E. and Lepri, B.: Automatic Personality and Interaction Style Recognition from Facebook Profile Pictures, *Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia*, ACM, pp. 1101–1104 (online), DOI: 10.1145/2647868.2654977 (2014).
- [7] Chen, J., Hsieh, G., Mahmud, J. U. and Nichols, J.: Understanding Individuals' Personal Values from Social Media Word Use, *Proceedings of the 17th ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work & Social Computing*, ACM, pp. 405–414 (online), DOI: 10.1145/2531602.2531608 (2014).
- [8] Chua, Y. P. and Chua, Y. P.: Do Computer-mediated Communication Skill, Knowledge and Motivation Mediate the Relationships between Personality Traits and Attitude toward Facebook?, *Computers in Human Behavior*, Vol. 70, No. January, pp. 51–59 (online), DOI: 10.1016/j.chb.2016.12.034 (2017).
- [9] Costa, P. T. and McCrae, R. R.: *Revised NEO Personality Inventory (NEO-PI-R) and NEO Five-Factor Inventory (NEO-FFI) Manual*, Psychological Assessment Resources, Incorporated (1992).
- [10] Costa, P. T. and McCrae, R. R.: Age Differences in Personality Structure: A Cluster Analytic Approach, *Journal of Gerontology*, Vol. 31, No. 5, pp. 564–570 (online), DOI: 10.1093/geronj/31.5.564 (1976).
- [11] Costa, P. T. and McCrae, R. R.: Personality as a Life-long Determinant of Well-being, *Emotion in adult development*, pp. 141–157 (1984).
- [12] Costa, P. T. and McCrae, R. R.: *The NEO Personality Inventory manual*, Psychological Assessment Resources (1985).
- [13] Costa Jr, P. T. and McCrae, R. R.: Still Stable after All These Years: Personality as a Key to Some Issues in Adulthood and Old Age, *Life span development and behavior* (1980).
- [14] Eysenck, H. J.: *The Biological Basis of Personality* (1967).
- [15] Eysenck, H. J. and Eysenck, S. B. G.: *Mutual of the*

- Eysenck Personality Inventory (1964).
- [16] Eysenck, H. J. and Eysenck, S. B. G.: Mutual of the Eysenck Personality Questionnaire (1975).
- [17] Farnadi, G., Zoghbi, S., Moens, M. and Cock, M. D.: Recognising Personality Traits Using Facebook Status Updates, *Proceedings of the workshop on computational personality recognition (WCPR13) at the 7th international AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM13)*, pp. 14–18 (2013).
- [18] Fogg, B. J. and Iizawa, D.: Online Persuasion in Facebook and Mixi: A Cross-cultural Comparison, *International Conference on Persuasive Technology*, pp. 35–46 (2008).
- [19] Golbeck, J., Robles, C., Edmondson, M. and Turner, K.: Predicting Personality from Twitter, *2011 IEEE Third International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust (PASSAT) and 2011 IEEE Third International Conference on Social Computing (SocialCom)*, IEEE, pp. 149–156 (online), DOI: 10.1109/PASSAT/SocialCom.2011.33 (2011).
- [20] Golbeck, J., Robles, C. and Turner, K.: Predicting Personality with Social Media, *CHI '11 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, ACM, pp. 253–262 (online), DOI: 10.1145/1979742.1979614 (2011).
- [21] Gorrell, G. and Bontcheva, K.: Classifying Twitter Favorites: Like, Bookmark, or Thanks?, *Journal of the Association for Information Science and Technology*, Vol. 67, No. 1, pp. 17–25 (online), DOI: 10.1002/asi.23352 (2016).
- [22] Iacobelli, F. and Culotta, A.: Too Neurotic , Not Too Friendly : Structured Personality Classification on Textual Data, *Proceedings of the workshop on computational personality recognition (WCPR13) at the 7th international AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM13)*, pp. 19–22 (2013).
- [23] Jackson, L. A. and Wang, J. L.: Cultural Differences in Social Networking Site Use: A Comparative Study of China and the United States, *Computers in Human Behavior*, Vol. 29, No. 3, pp. 910–921 (online), DOI: 10.1016/j.chb.2012.11.024 (2013).
- [24] John, O. P., Angleitner, A. and Ostendorf, F.: The Lexical Approach to Personality: A Historical Review of Trait Taxonomic Research, *European Journal of Personality*, Vol. 2, No. 3, pp. 171–203 (online), DOI: 10.1002/per.2410020302 (1988).
- [25] Kosinski, M., Stillwell, D. and Graepel, T.: Private Traits and Attributes are Predictable from Digital Records of Human Behavior, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 110, No. 15, pp. 5802–5805 (2013).
- [26] Lee, K., Mahmud, J., Chen, J., Zhou, M. and Nichols, J.: Who Will Retweet This?: Automatically Identifying and Engaging Strangers on Twitter to Spread Information, *Proceedings of the 19th International Conference on Intelligent User Interfaces*, ACM, pp. 247–256 (online), DOI: 10.1145/2557500.2557502 (2014).
- [27] Litt, E.: Knock, Knock. Who’s There? The Imagined Audience, *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, Vol. 56, No. 3, pp. 330–345 (online), DOI: 10.1080/08838151.2012.705195 (2012).
- [28] Liu, L., Preotiu-Pietro, D., Samani, Z. R., Moghaddam, M. E. and Ungar, L.: Analyzing Personality through Social Media Profile Picture Choice, *Proceedings of the Tenth International AAAI Conference on Web and Social Media*, pp. 211–220 (2016).
- [29] Liu, Z., Wang, Y., Mahmud, J., Akkiraju, R., Schoudt, J., Xu, A. and Donovan, B.: *To Buy or Not to Buy? Understanding the Role of Personality Traits in Predicting Consumer Behaviors*, pp. 337–346 (online), DOI: 10.1007/978-3-319-47874-6_24 (2016).
- [30] Mahmud, J., Zhou, M. X., Megiddo, N., Nichols, J. and Drews, C.: Recommending Targeted Strangers from Whom to Solicit Information on Social Media, *Proceedings of the 2013 International Conference on Intelligent User Interfaces*, ACM, pp. 37–48 (online), DOI: 10.1145/2449396.2449403 (2013).
- [31] Marwick, A. E. and boyd, D.: I Tweet Honestly, I Tweet Passionately: Twitter Users, Context Collapse, and the Imagined Audience, *New Media & Society*, Vol. 13, No. 1, pp. 114–133 (online), DOI: 10.1177/1461444810365313 (2011).
- [32] McCrae, R. R. and Costa, P. T.: Validation of the Five-Factor Model of Personality Across Instruments and Observers, *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 52, No. 1, pp. 81–90 (online), DOI: 10.1037/0022-3514.52.1.81 (1987).
- [33] McCrae, R. R. and Costa, P. T.: *Personality in Adulthood: A Five-Factor Theory Perspective*, Guilford Press (2003).
- [34] Norman, W. T.: Toward an Adequate Taxonomy of Personality Attributes: Replicated Factor Structure in Peer Nomination Personality Rating, *The Journal of Abnormal and Social Psychology*, Vol. 66, No. 6, pp. 574–583 (1963).
- [35] O’Malley, A. J. and Marsden, P. V.: The Analysis of Social Networks, *Health Services and Outcomes Research Methodology*, Vol. 8, No. 4, pp. 222–269 (online), DOI: 10.1007/s10742-008-0041-z (2008).
- [36] Paul, M. J., Dredze, M., Michael, J. P. and Mark, D.: You Are What You Tweet: Analyzing Twitter for Public Health, *Proceedings of the Fifth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, pp. 265–272 (online), DOI: 10.1.1.224.9974 (2011).
- [37] Plank, B. and Hovy, D.: Personality Traits on Twitter —or— How to Get 1,500 Personality Tests in a Week, *Proceedings of the 6th Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, Sentiment and Social Media Analysis*, pp. 92–98 (2015).
- [38] Preoiuc-Pietro, D., Volkova, S., Lampos, V., Bachrach, Y. and Aletras, N.: Studying User Income through Language, Behaviour and Affect in Social Media, *PLOS ONE*, Vol. 10, No. 9, p. e0138717 (online), DOI: 10.1371/journal.pone.0138717 (2015).
- [39] Quercia, D., Kosinski, M., Stillwell, D. and Crowcroft, J.: Our Twitter Profiles, Our Selves: Predicting Personality with Twitter, *2011 IEEE Third International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust (PASSAT) and 2011 IEEE Third International Conference on Social Computing (SocialCom)*, IEEE, pp. 180–185 (online), DOI: 10.1109/PASSAT/SocialCom.2011.26 (2011).
- [40] Quercia, D., Lambiotte, R., Stillwell, D., Kosinski, M. and Crowcroft, J.: The Personality of Popular Facebook Users, *Proceedings of the ACM 2012 conference on Computer Supported Cooperative Work*, pp. 955–964 (online), DOI: 10.1145/2145204.2145346 (2012).
- [41] Roberts, B. W., Caspi, A. and Moffitt, T. E.: The Kids are Alright: Growth and Stability in Personality Development from Adolescence to Adulthood., *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 81, No. 4, pp. 670–683 (online), DOI: 10.1037//0022-3514.81.4.670 (2001).

- [42] Robins, R. W., Fraley, R. C., Roberts, B. W. and Trzesniewski, K. H.: A Longitudinal Study of Personality Change in Young Adulthood, *Journal of Personality*, Vol. 69, No. 4, pp. 617–640 (online), DOI: 10.1111/1467-6494.694157 (2001).
- [43] Schwartz, H. A., Eichstaedt, J. C., Kern, M. L., Dziurzynski, L., Ramones, S. M., Agrawal, M., Shah, A., Kosinski, M., Stillwell, D., Seligman, M. E. P. and Ungar, L. H.: Personality, Gender, and Age in the Language of Social Media: The Open-Vocabulary Approach, *PLOS ONE*, Vol. 8, No. 9, p. e73791 (online), DOI: 10.1371/journal.pone.0073791 (2013).
- [44] Sumner, C., Byers, A., Boochever, R. and Park, G. J.: Predicting Dark Triad Personality Traits from Twitter Usage and a Linguistic Analysis of Tweets, *2012 11th International Conference on Machine Learning and Applications*, No. January, IEEE, pp. 386–393 (online), DOI: 10.1109/ICMLA.2012.218 (2012).
- [45] Tellegen, A. and Atkinson, G.: Openness to Absorbing and Self-altering Experiences (“absorption”), a Trait Related to Hypnotic Susceptibility., *Journal of Abnormal Psychology*, Vol. 83, No. 3, pp. 268–277 (1974).
- [46] Terracciano, A., McCrae, R. R. and Costa, P. T.: Intra-individual Change in Personality Stability and Age, *Journal of Research in Personality*, Vol. 44, No. 1, pp. 31–37 (online), DOI: 10.1016/j.jrp.2009.09.006 (2010).
- [47] Tominaga, T. and Hijikata, Y.: Exploring the Relationship between User Activities and Profile Images on Twitter through Machine Learning Techniques, *The Journal of Web Science*, (online), available from (<http://www.webscience-journal.net/webscience/article/view/50/33> (preprint)) (2018).
- [48] Trepte, S. and Masur, P. K.: Cultural Differences in Social Media Use, Privacy, and Self-Disclosure. Research report on a multicultural survey study, Technical report (2016).
- [49] Volkova, S. and Bachrach, Y.: On Predicting Sociodemographic Traits and Emotions from Communications in Social Networks and Their Implications to Online Self-Disclosure, *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, Vol. 18, No. 12, pp. 726–736 (online), DOI: 10.1089/cyber.2014.0609 (2015).
- [50] Whitty, M. T., Doodson, J., Creese, S. and Hodges, D.: A Picture Tells a Thousand Words: What Facebook and Twitter Images Convey About Our Personality, *Personality and Individual Differences*, (online), DOI: 10.1016/j.paid.2016.12.050 (2017).
- [51] 和田さゆり : 性格特性用語を用いた Big Five 尺度の作成, *The Japanese Journal of Psychology*, Vol. 67, No. 1, pp. 61–67 (オンライン), DOI: 10.4992/jjpsy.67.61 (1996).