

No.6

基
般

パーソナリティという見地からの認知

—テキストの筆者の性格推定の取組みを通じて—

上條浩一（日本アイ・ビー・エム（株）東京基礎研究所）
那須川哲哉（日本アイ・ビー・エム（株）東京基礎研究所）

パーソナリティの重要性

ここ数年の人工知能への関心の高さには目を見張るものがある。20年前にIBMのディープブルーが当時のチェスの世界チャンピオンに勝ったニュースは世界中に衝撃を与えた。その後、2013年には将棋の現役プロ棋士が、2016年には囲碁でも韓国のトッププロ棋士が人工知能に敗れている。このように人工知能が進化することにより、今後10～20年以内に、人間の仕事の約半分が人工知能に奪われる、という説もある。元来、知的な作業を行えるのは人間の特徴であり、その能力がその人の大きな特長の1つと認識されてきた。しかしながら、このように知的作業が人工知能にゆだねられる傾向が現れてきた昨今、その能力がその人の特徴や差別化要因だ、とはいいがたい時代に入ってきた。そのため、個々人の特徴であるパーソナリティ（「人格」とも訳されるが、本稿では以下「性格」と表現）がますます大事になってくると考えられる。性格は、広辞苑に“各個人に特有の、ある程度持続的な、感情、意思面での傾向や性質”と書かれている。また、性格は、遺伝的要素が約50%で、親の育て方や環境にはあまり左右されない、という学説もある¹⁾。性格によって意思決定が変わるとすると、人（自分、他人を含めて）の性格を測定、あるいは推定して、その人の性格にあった行動やサービスを行うことが重要になってくる。

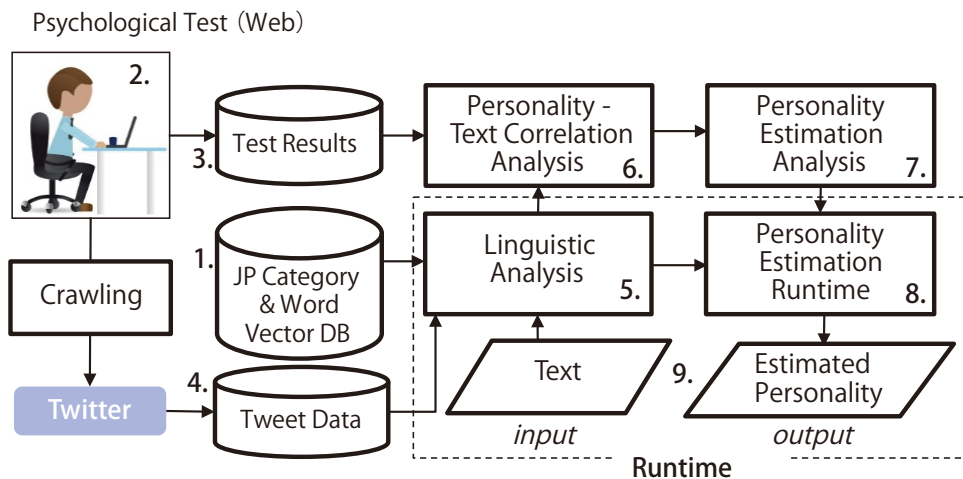
本稿では、テキストからその筆者の性格の推定を行う取組みを通じて得られた知見、性格推定精度の評価、応用、および今後の展開の可能性を紹介する。

科学的になってきた性格の研究

人の性格の測定や推定を行うためには、それらを科学的に扱う枠組みが必要となる。人の性格を科学的に扱おうという試みは、数千年前から行われており、古代インド、中国、ギリシャでは気質が性格を現す、という気質論が盛んであった。古代の気質論は、一般的に医学的類型論であり、身体的状況と性格を結びつける、という方法が主流であった。その後も、占星術、人相学、骨相学、血液型人間学、手相学、筆跡学などが議論されてきたが、どれも性格との関連性の科学的検証は成功していなかった。1900～1950年頃には、人を体格、知能などの類似性で分類する類似論が議論されたが、やはり科学的根拠は見出せなかった¹⁾。その後もさまざまな性格因子の研究が行われたが、性格を科学的に扱う枠組みができたのは、1990年代以降、人がどのように世の中に関与していくか、を主に扱い、“知的好奇心”、“誠実性”、“外向性”、“協調性”、“感情起伏”、の5つのプロファイルからなるビッグファイブモデルが提唱されてからである（図-1）²⁾。

プロファイル	高い	低い
Openness (知的好奇心)	独創的・ 好奇心が強い	着実・ 警戒心が強い
Conscientiousness (誠実性)	手際が良い・ まめな人	楽天的・ 不注意
Extraversion (外向性)	社交的・ エネルギッシュ	孤独志向・ 控えめ
Agreeableness (協調性)	人当たりが良い・ 温情あり	冷たい・ 不親切
Neuroticism (感情起伏)	繊細・ 神経質	情緒安定・ 自信家

図-1 ビッグファイブの5つの性格プロファイル



1. 日本語向けカテゴリ体系，および日本語表現をベクトル化したデータベース
2. ツイッターに一定量(150 ツイート)以上の書き込みを行っている人を対象に，性格診断の日本語の心理テストをWeb上に公開し実施
3. 2の結果を匿名化後，厳重に保管
4. 2のツイッターデータを匿名化後，厳重に保管
5. 3., 4.にある程度(例:500人分)データが集まった時点で，各ユーザのツイートの中に含まれるカテゴリや表現をカウント後，各表現あたりの出現率に換算
6. 3.に保管されている2の結果と5の結果の相関を各性格プロフィールごとに計算
7. 6.において，相関の信頼度が高い(有意確率0.05以下)カテゴリや表現を用い，5.の出現率から心理テストのスコアを重回帰分析を用いて性格プロフィールごとに性格推定するモデル(出現率に対する重み付け係数)を算出
8. 7.の重み付け係数を用いて，性格を推定
9. (runtime) テキストを入力後，5.でテキスト中にカテゴリや表現の出現率を計算し，8.で計算される，性格プロフィールごとの性格推定結果を出力

図-2 性格推定システム

- | | |
|----------------|--------------------|
| 1. 人生を楽しんでいる | 4. ストレスに弱い |
| 2. 他人にあまり興味がない | 5. 語彙が多い |
| 3. 準備を怠らない | 6. たくさんしゃべるタイプではない |

図-3 ビッグファイブの心理テストにおける質問例

テキストから性格を推定する

人の性格をビッグファイブなどの枠組みに当てはめて測定する方法として，被験者に性格特性を測定する質問（心理テスト）に回答してもらい，結果を評価する方法が考えられる。しかしながら，この方法では，多忙な人が測定に参加できないだけでなく，測定結果が公開されない限り，面識のない他人の性格を知ることができない。これに対して2005年頃から，テキストの内容とその筆者の性格に関連性が見出せる，という研究報告を背景に，テキストを分析して筆者の性格を推定しようとする取り組みが増えてきた。テキストは，動画や音声と比べ，ソーシャルメディアなどを通して

比較的入手が簡単である。しかし，これらの研究は英語のものが中心である。英語と日本語ではテキストと性格の関連性には言語や文化による違いが現れてくる可能性があることを考えると，日本語に焦点を当てた研究の余地はまだ大きい。

♥ 性格推定モデル

そこで我々は，日本語の性格推定システムを構築した(図-2)。性格推定モデルの学習に向け，ツイッターユーザに協力を募り，図-3に示すような心理テストの各質問に対してどの程度当てはまるかを5段階で回答してもらい，回答結果から得られた性格特性と各自のツイートデータを紐付けた。具体的には，まず，各ユーザの心理テストの結果から算出されるビッグファイブの各プロフィールを各ユーザの正しい性格特性値（正解）として扱う。次に，そのユーザのツイート中にどのような表現がどのぐらいの頻度で現れるかを分析する。そし

カテゴリ	日本語表現例	知的好奇心	協調性
格助詞	が, に, を	0.257	-0.128
係助詞	は, も, しか	0.178	-0.071
Insight	思う, 考える, 分かる	0.234	-0.042
Cognition	思う, らしい, 考える	0.161	-0.097
Future	明日, 予定, 来週	-0.143	0.112
Inhibition	限定, 止める, 障害	0.114	-0.124
ほかのカテゴリの r の平均		0.047	0.051

表-1 ビッグファイブの“知的好奇心”, “協調性”と各カテゴリとの相関係数 (r 値)

て、その頻度から“正解”が導かれるようにモデルの学習を行う。いったんモデルが構築されたら、心理テストを行わなくても、ユーザの書き込んだテキストやツイート中に現れる表現の頻度のみから、性格推定が可能になる。分析対象の表現としては、Linguistic Inquiry and Word Count (LIWC)³⁾ ^{☆1} のカテゴリを参考にして、日本語固有の文化、表現、国民性を考慮した日本語向けのカテゴリ体系のデータベースを構築した。その特徴として、一般的にキーワードに使われるような内容語ではなく、代名詞や数詞、否定形といった表現を主な対象とする点を挙げることができる。また、Particle (助詞), Relax (「温泉」, 「落ち着く」等), など日本独自の表現、文化に対応する24のカテゴリを追加した。さらに、カテゴリ体系に依存しないアプローチとして、GloVe⁴⁾ と呼ばれる学習済みワードベクタ (200次元) のデータベースの日本語表現部分を利用し、日本語向けカテゴリ体系データベースと併用して利用した。

♥「何を表現するか」より「どう表現するか」に現れる日本人の性格

本モデル構築過程、および本モデルを用いた実験において得られた知見を以下に示す。

表-1 は、1,630人分 (平均年齢28歳, 男女比61:39) のデータを用いて解析を行った、ビッグファイブの“知的好奇心”および“協調性”プロフィールの少なくとも一方とのピアソンの相関係数 (r 値) の絶対値が大きかった日本語カテ

^{☆1} 語彙を抽象化しカテゴリ化している辞書。LIWC2001は68のカテゴリからなり、英語、スペイン語、フランス語、ロシア語版等はあるが日本語版は存在しない。

カテゴリ	震災前	震災中	震災後
サブカテゴリ	3/01-4/13	4/14-4/23	4/24-6/07
感情起伏			
心配性	0.531	0.732	0.582
悲観的	0.512	0.718	0.567
低ストレス耐性	0.532	0.633	0.558

表-2 熊本地震被災者の震災前後の性格推定値 (日付はすべて2016年)

リ^{☆2}と、それ以外のカテゴリの|r|の平均値を示したものである。これによると、助詞、その中でも特に格助詞の使用頻度と“知的好奇心”と強い正の、“協調性”と強い負の相関が認められる。これらの結果は、たとえば、“I love reading books.”に相当する内容を、日本語では、「私本読むの大好き」や「私は本を読むのが大好き」と表現することができるが、前者の表現をとる人は、人当たりが良く協調性が高い傾向が強く、後者の表現を取る人は、知的好奇心が高い傾向が強いという可能性を示唆している。このように助詞との相関の高さはほかの性格プロフィールでも観測された。日本人の性格が助詞の利用、つまり「何を表現するか」より「どう表現するか」に現れやすい、というのは興味深い結果である。また、“知的好奇心”は、思考を示す *Insight* カテゴリと正の、未来に関しての言及を示す *Future* カテゴリと負の強い相関があり、知的好奇心の高い人は、“考える”ことに関する記述が多く、逆に、低い人は“将来”に関しての記述が多いことが分かる。

表-2 は、本システムを用いて、2016年4月14日以降に発生した熊本地震の被災者のツイートからビッグファイブの“感情起伏”プロフィールのサブプロフィール (プロフィールをさらに6つのプロフィールに分類したもの) の性格推定値 (0から1の値をとる) を分析した結果の一部である^{☆3}。ユーザプロフィールやツイ

^{☆2} パーソナリティの専門誌においては|r|が0.1から0.2でも相関が強い、と判断されるものがある。ここでは、|r|>0.1のものを相関が強い、として扱う (参考: <http://www-01.ibm.com/common/ssi/cgi-bin/ssialias?htmlfid=CO113416PJA>)。この相関係数は、集まるアンケートの量に応じて変化する可能性がある。

^{☆3} 推定値は性格推定システムのバージョンによって異なる可能性があるため、最新版では同じ値が得られない可能性がある。

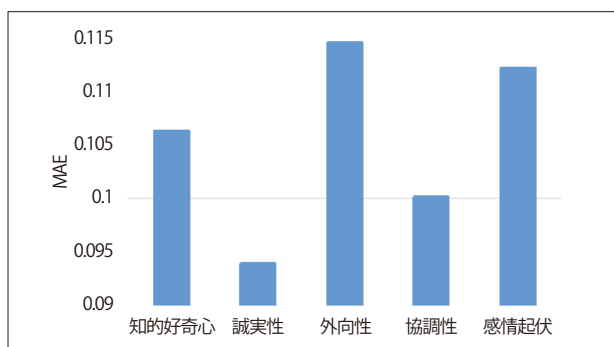


図-4 性格推定システムの性能評価結果

ト発信地などの情報から熊本の住民と推測されるツイッターユーザのうち、ツイート数の多いユーザ3千人を対象として、ユーザごとに震災前、震災中、および震災後のツイートを収集し、各期間の各ユーザのツイートを（総語数3千語以上の場合に）入力して得られた性格推定値の平均値をだした。前述のとおり、性格は、“ある程度持続的な”性質であり、これらのサブプロファイルの値が被災中に変化して、時間が経つと被災前の値に近づいている様子が見られる。具体的には、震災中に“心配性”、“悲観的”、“低ストレス耐性”の値が上がっており、被災者が心配性、悲観的になり、また、ストレスも高まり、過敏になっている様子が反映されていると考えられる。

それ以外にも、ある会社が販売している新商品、および従来品に言及している各々の複数のユーザのツイートデータを本システムに入力し、性格推定を行った。その結果、“知的好奇心”が高い人は、従来品に比べ新商品に言及する傾向が強く、“協調性”の高い人に関しては逆の結果になった。

♥ 性格推定精度の評価

次に、集まった1,630人の心理テストの結果とそのツイートデータを用いて、図-2のシステムを用い性格推定精度の評価を行った。図-4は、ビッグファイブの各プロファイルに対して、10-分割交差検証により、実測値と推定値との Mean Absolute Error (MAE) を示したものである。この結果より、0から1の値をとる各性格プロファイルに対して、

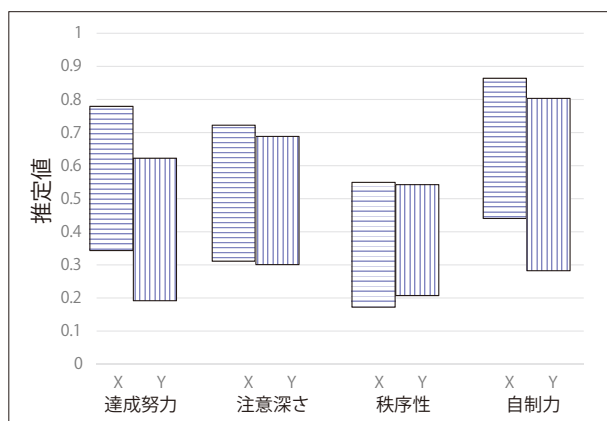


図-5 購入商品別性格推定値分布例

MAEが最大の“外向性”でも約0.115となっており、納得感のある推定結果が得られるようになった。

性格推定結果を用いた応用例

得られた性格推定の結果を用いた応用例として、
 1. 推定結果に基づく商品・サービスの推奨、
 2. 対象商品・サービスにおける既存顧客の推定結果を分類することによる商品・サービスの推奨、
 3. 人同士のマッチングによるパートナーの推奨、
 が挙げられる。1.は、推定結果をそのまま用いて、ビジネスなどに応用する方法である。たとえば、“知的好奇心”と“挑戦”の値が高い顧客に対して優先的に新しい商品を宣伝する、といった具合である。2.は、既存の顧客を購入商品などにより分類し、各分類に属する既存顧客の性格推定の結果における特徴を抽出後、対象顧客の推定結果の特徴に応じて、顧客に最善の商品の推奨を行う方法である。たとえば、図-5は、商品X、商品Yを購入した顧客の“誠実性”のサブプロファイルの性格推定結果の分布であるが、“注意深さ”、“秩序性”に関してはXとYでほとんど変わらないのに対し、“達成努力”、“自制力”に関しては、各々値の高い人がXを、低い人がYを購入する傾向があることが分かる。これより、これら“達成努力”、“自制力”の値の高い人にX、低い人にYを優先的に勧める、といった方法が考えられる。3.は、相性の良いユーザ同士（たとえば、結婚して10年以上経つ

て離婚していない)と相性の悪いユーザ同士(たとえば、結婚して5年以内に離婚した)の性格推定値の特徴を比較し、その傾向を解析し、相性の良いパートナー(恋人、店員と顧客、教師と生徒等)選出の参考にする、というものである。以上は、他人の性格の推定結果を利用した応用例であるが、自分の性格を把握した上で、自分がどう見られるかをコントロールする応用も考えられる。たとえば、自分に“好奇心がない”傾向が見られる場合、あるように思われるために、係助詞、格助詞を多用する、といった具合である。

今後の展開

今回の調査より、日本語の場合、助詞と性格との相関が強い、という事実から、「何を伝えるか」でなく「どう伝えるか」がユーザの性格を示す傾向が見られた。これは、人間の無意識の“気づき”が書き込みのテキストのみならず、性格としても現れていることを示している。これまでのテキストデータ分析(テキストマイニング⁵⁾)は何が書かれているかに着目していたが、今後、筆者のパーソナリティを考慮して内容を解釈することで、新た

な“気づき”につながる可能性がある。また、テキストと静止画、動画、音声データなどと組み合わせることによる性格推定精度の向上も考えられる。さらに、Speech-to-Text, Text-to-Speech 技術と組み合わせることにより、ロボットとの対話から性格を推測し、高齢者社会に向けた、人に優しい、おもてなしのできるロボットの登場も期待できる。

参考文献

- 1) 村上宣寛：性格のパワー，日経 BP 社 (2011)。
- 2) Goldberg, L. R.: An Alternative “Description of Personality”: The Big-five Factor Structure, *Journal of Personality and Social Psychology*, 59,6, pp.1216-1229 (1990)。
- 3) Pennebaker, J.W., et al.: Linguistic Inquiry and Word Count, LIWC2001. Mahway: Lawrence Erlbaum Associates, Vol.71, pp.1-21 (2001)。
- 4) Pennington, J., et al.: GloVe: Global Vectors for Word Representation, *EMNLP*, Vol.14, pp.1532-1543 (2014)。
- 5) 那須川哲哉：テキストマイニングを使う技術／作る技術—基礎技術と適用事例から導く本質と活用法，東京電機大学出版局 (2006)。

(2016年12月15日受付)

上條浩一 (正会員) ■ kamijoh@jp.ibm.com

東京大学大学院博士課程修了。博士(工学)。電子透かし、著作権保護技術、ユーザインターフェース、性格推定等の研究に従事。

那須川哲哉 (正会員) ■ nasukawa@jp.ibm.com

早稲田大学大学院理工学研究科修士課程修了。博士(工学)。機械翻訳、テキストマイニング、評判分析など自然言語処理の研究に従事。

