

## SNS の情報から IQ や外向性など幅広いパーソナリティの推定に成功

～メンタルヘルスの分析や個性に応じた働きかけへの応用に期待～

### 【ポイント】

- Twitter の情報から、IQ や外向性など個人のパーソナリティを推定することに成功
- ネットワーク情報が社会性関連の、言語情報がメンタルヘルスのパーソナリティをそれぞれ推定
- この推定方法は、メンタルヘルスの分析や個性に応じた働きかけへの応用に期待

国立研究開発法人情報通信研究機構(NICT、理事長: 徳田 英幸)脳情報通信融合研究センター(CiNet)の森数馬研究員と春野雅彦研究マネージャーの研究グループは、ソーシャルネットワーキングサービス(SNS)の情報から、どの程度個人のパーソナリティが推定可能かを調べた結果、外向性や IQ といった幅広いパーソナリティを推定することに成功しました。

今回、研究グループは、SNS の一つである Twitter<sup>\*1</sup> の情報と被験者が答えたパーソナリティの情報に、データへの過度の適応を避けやすいという特徴を持つ AI の一手法である component-wise gradient boosting を適用し、学習を行いました。その結果、例えば、ツイート数や「いいね」をした人数など、Twitter のネットワークに関する情報は外向性など社会性に関するパーソナリティを推定すること、また、ツイートに使用される言語の情報はメンタルヘルスに関するパーソナリティを推定することが分かりました。本手法は今後、倫理的な検討のもと、メンタルヘルスの分析や、対象の個性に応じた働きかけへの応用が期待されます。

本成果は、2020年8月20日(木)18時(日本時間)に、米国科学雑誌「*Journal of Personality*」にオンライン掲載されます。

### 【背景】

SNS は現代社会の重要なツールとなっています。先行研究において、Facebook や Twitter の情報から基本的で粗いパーソナリティ特性である Big5<sup>\*2</sup> を推定できることが示されていますが、推定可能なパーソナリティの範囲、推定に有効な情報の詳細は知られていません。

SNS のどのような情報から、どのような種類のパーソナリティが、どの程度の精度で推定できるかを明らかにする必要性が高まっており、今回の研究を行いました。

### 【今回の成果】

今回の実験で、我々は SNS の情報から幅広いパーソナリティが推定可能であること、また、SNS の情報に応じて推定可能なパーソナリティが異なることを明らかにしました。

一方で、推定可能なパーソナリティにおける実測値と推定値の相関係数<sup>\*3</sup>は 0.25 程度であることが分かりました。この相関係数の値は、SNS からのパーソナリティの推定が、個人のパーソナリティを正確に特定するには不十分ですが、ある程度の人数の集団に適用し、統計的な結果を得るには有効であることを示唆します。

今回、研究グループは、239名(男性156名、女性83名、平均年齢22.4歳)の Twitter ユーザーに実験に参加してもらい、24種類(下位区分52種類)のパーソナリティテストに答えてもらいました(実験の詳細は補足資料参照)。

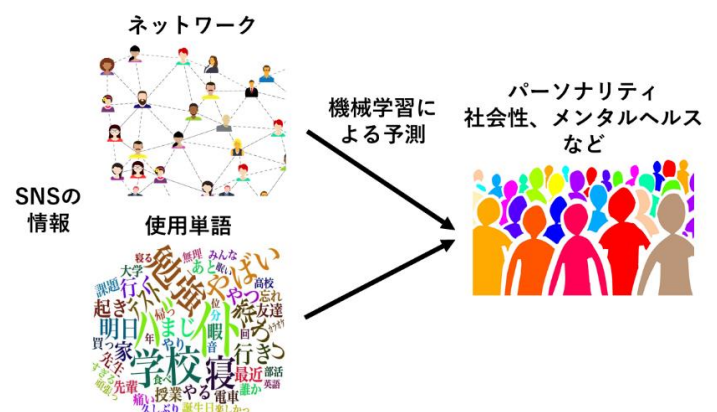


図1 今回の研究のイメージ

その結果、52 種類の下位区分のうち 23 種類のパーソナリティが推定可能でした。図 2A は Big5 の外向性の推定結果を示し、個々の被験者に対し、横軸に示す実測値と縦軸に示す推定値の相関係数は 0.44 と、正の相関が見られます(推定は 10-分割交差検証<sup>4</sup>を 10 回反復、 $p < 0.05/52$ ; Bonferroni 補正<sup>5</sup>にて検定)。

結果を詳細に分析すると、ネットワーク情報が、Big5 の外向性、共感性、自閉傾向など社会性に関するパーソナリティをよく推定し(図 2B)、言語統計情報と使用単語に関する言語情報が、不安傾向、うつ傾向、統合失調傾向などメンタルヘルスや社会経済的地位、喫煙/飲酒に関するパーソナリティを推定しました(図 2C と図 2D)。一方で、時間情報による推定はこれらの情報に比べると困難でしたが、IQ は 4 種類全ての情報から推定できました。

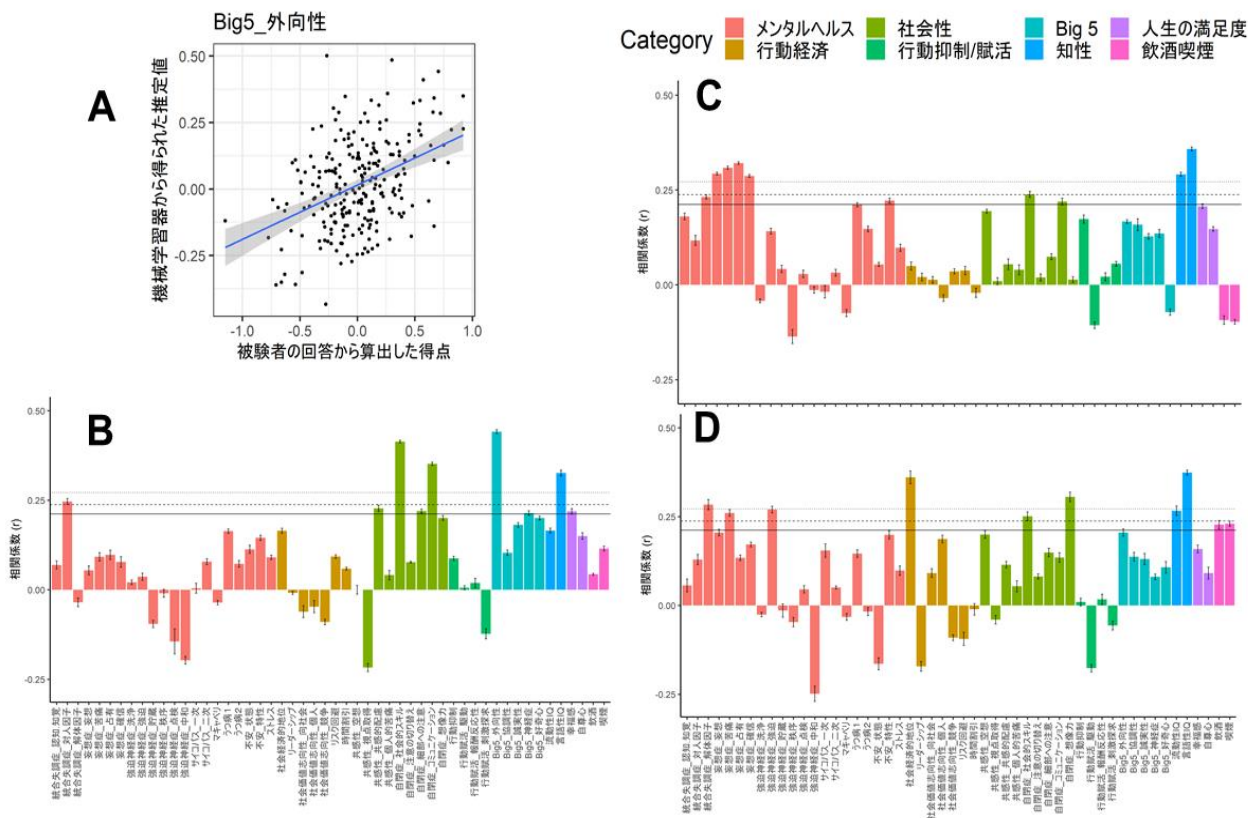


図 2 Twitter 情報から幅広いパーソナリティを推定

A: 被験者の Big5 外向性に関する実際の得点と推定値、B: ネットワーク情報からの推定結果、

C: 言語統計情報からの推定結果、D: 使用単語情報からの推定結果

推定精度の評価は実際のスコアと推定値の相関係数で行い、図中の実線、破線、点線はそれぞれ  $p = 0.05/52$ 、 $p = 0.01/52$ 、 $p = 0.001/52$  の基準を示す

## 【今後の展望】

今後は数千名の被験者のデータを用いて今回の手法を発展させるとともに、メンタルヘルスの分析や、ユーザーに個別化したナッジ<sup>6</sup>など対象の個性に応じた働きかけへの応用、パーソナリティの脳内機構の解明を倫理的検討とともに進めます。

## <掲載論文>

掲載誌: *Journal of Personality*

DOI: 10.1111/jopy.12578

URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/jopy.12578>

掲載論文名: Differential ability of network and natural language information on social media to predict interpersonal and mental health traits

著者名: Kazuma Mori, Masahiko Haruno

## <プロジェクト>

本研究の一部は、JST 戦略的創造研究推進事業チーム型研究(CREST)「人間と調和した創造的協働を実現する知的情報処理システムの構築」研究領域における研究課題「社会脳科学と自然言語処理による社会的態度とストレスの予測」(研究代表者: 春野雅彦)、科学研究費補助金 新学術領域研究「脳情報動態を規定する多領域連関と並列処理」の一環として行われました。

## <用語解説>

### \*1 Twitter

ソーシャルネットワーキングサービスの一種。ツイートと呼ばれる半角 280 文字以内のメッセージ、リツイートと呼ばれる他のユーザーの投稿の再投稿、リプライと呼ばれる他のユーザーに宛てた投稿や、画像、動画、URL を投稿できる。他のユーザーのツイートを自分のタイムラインに表示できるようにすることをフォロー (follow)、フォローする人をフォロワーという。他のユーザーの投稿にいいね(Like)する機能も持つ。

### \*2 Big5

性格・特性の分類法である主要 5 因子モデル。開放性、誠実性、外向性、協調性、神経症傾向の 5 因子からなる。これらの包括的要因の下には、より具体的な要因が存在すると考えられる。例えば、メンタルヘルスに関する多くの要因は神経症傾向の下に位置すると考えられるが、神経症傾向のスコアからこれらの値を推定することは難しく、より詳細なテストが必要である。Big5 の各因子のスコアは NEO-PI-R や主要五因子性格検査の質問項目に答えることで計算される。

### \*3 相関係数

相関係数は、2 種類のデータの関係を示す指標であり、-1 から 1 までの値を取る。相関係数は、共分散をそれぞれの変数の標準偏差で割ることで計算する。図 3 に正の関係を示す相関係数が 0 から 0.9 となるようにコンピュータで生成したデータを示す (-1 から 0 は負の関係)。相関係数が 0 のとき 2 つのデータは無関係、逆に 0.9 のときはほぼ直線に近い強い相関関係となり、1 になれば完全に直線上に乗る。本研究で得られる実際のパーソナリティテストの値と推定値の相関係数は 0.2 と 0.5 の間の値であり、これらの値は両者の間に弱い相関関係が存在することを示す。

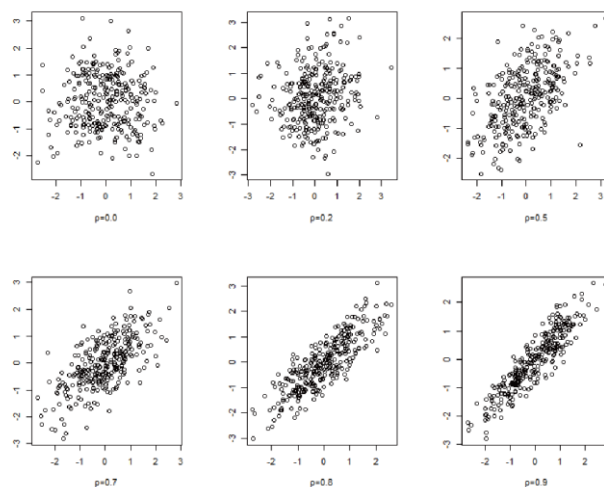


図 3 相関係数と相関の強さ

### \*4 10-分割交差検証

交差検証は統計学において推定したモデルが推定に用いたデータ以外にも当てはまることを検証する方法。標本データを分割し、その一部からモデルを推定し、残る部分でモデルのテストを行う。本研究ではデータを 10 分割してそのうちの 9 割でモデルを推定し、残り 1 割でテストを 10 回繰り返す 10-分割交差検証を、標本データの分割をランダムに 10 回行って平均精度を調べた。この手続きによりモデルの推定に用いたデータとそれをテストするデータを分け、さらに結果が特定の分割のしかたに依存しないようにした。

### \*5 Bonferroni 補正

1 回のテストである結果(本研究では回帰直線の傾きが正)が偶然生じる確率が 5%でも、同種のテストを何回も繰り返せば、どこかのテストでその結果が偶然生じる確率はずっと高くなる。このテスト回数の効果を補正する手法の一つが Bonferroni 補正という方法で、通常の有意水準を  $\alpha$  (普通は 5%)、実施するテストの数を  $N$  とする場合に各テストの有意水準を  $\alpha/N$  にする。本研究では 52 種類のパーソナリティを扱うので有意水準は  $0.05/52$  となる。

### \*6 ナッジ

ナッジ(Nudge)とはヒトの意思決定がもつ様々なバイアスに働きかけることで、選択の自由は確保した上で行動をより良いものに変えていく手法である。既に環境行政や医療行政など幅広い分野で応用されている。対象となるバイアスとしては社会規範、互惠性、損失回避に関するもの等がある。ナッジでは全ての対象者に同じ情報とメッセージを提示することを暗黙に仮定するが、これらのバイアスには大きな個人差が存在する。したがって、本研究のようなパーソナリティの推定を用いることで個別化したナッジを行える可能性がある。

< 本件に関する問合せ先 >

国立研究開発法人情報通信研究機構  
脳情報通信融合研究センター  
脳情報工学研究室  
春野 雅彦  
Tel: 080-9098-3239  
E-mail: mharuno@nict.go.jp

< 広報 (取材受付) >

広報部 報道室  
廣田 幸子  
E-mail: publicity@nict.go.jp



## 今回の実験と結果の詳細

今回の研究では、239名(男性156名、女性83名、平均年齢22.4歳、標準偏差3.70)のTwitterユーザーに参加してもらい、24種類(下位区分52種類)のパーソナリティテストに答えてもらいました。参加者は、既に100以上のツイートをしており、botや広告のアカウントを避けるため、リツイート、リンク、ハッシュタグ、イメージの割合が50%以下という条件を満たしました。

図4のように、各ユーザーのTwitter情報のうち、

- 1) ネットワーク情報(ツイート数、リプライ数、リツイート数など15種類)
- 2) 時間情報(時間、曜日、月あたりのツイートやリプライ数の平均、分散など)
- 3) 言語統計情報(ツイートの単語数の平均、分散、1文の文字数の平均、分散、ポジティブ語とネガティブ語の相対頻度など)
- 4) 使用単語情報(ツイートで用いられた単語の出現ベクトル)

のそれぞれから、どれくらいのパーソナリティを推定できるか調べました。

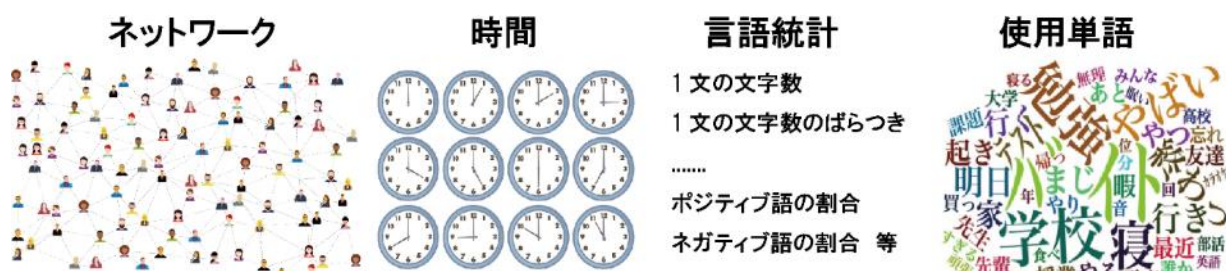


図4 パーソナリティ推定に用いた Twitter 情報

推定には、逐次的にスパース回帰モデルを作成し、最終的な推定にはこれらを組み合わせる component-wise gradient boosting (CGB) アルゴリズムを用いました。CGB は、データへの過度の適応を避けやすいという特徴を持ち、現実世界の多くの問題に適用されて良好な推定成績を示すことが知られています。本研究では、データを10分割してそのうちの9割でモデルを推定し、残り1割でテストを10回繰り返す10-分割交差検証を、標本データの分割をランダムに10回行って平均精度を調べました。この手続きにより、モデルの推定に用いたデータとそれをテストするデータを分け、さらに結果が特定の分割のしかたに依存しないようにしました。以下に、対象としたパーソナリティと結果の詳細を説明します。

### 【対象としたパーソナリティ】

本研究では、以下に示すように意思決定やメンタルヘルスの個人差に深く関与する、メンタルヘルス、行動経済、社会性、行動抑制/賦活、Big5、知性、人生の満足度、飲酒喫煙に分類される24種類(下位区分52種類)のパーソナリティテストを行いました。( )内は下位区分数を示します。

また、パーソナリティテストのデータ収集は当機構で開発したオンラインデータ収集システムを用いて行いました(図5)。

●質問は全部で50個あります。すべての質問に回答してください。  
 ●左側の質問の文を読んで、右側の  
 1. そうである  
 2. どちらかといえばそうである  
 3. どちらかといえばそうではない(ちがう)  
 4. そうではない(ちがう)  
 の中から、自分に最も適当なものの数字を選択してください。

	(1) そうである	(2) どちらかといえばそうである	(3) どちらかといえばそうではない(ちがう)	(4) そうではない(ちがう)
1.何かをするときには、一人でするよりも他の人といっしょにする方が好きだ。	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
2.同じやりかたを何度もくりかえし用いることが好きだ。	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
3.何かを想像するとき、映像(イメージ)を簡単に思い浮かべることができる	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
4.(ほかのことが)ぜんぜん気にならなくなる(自に入らなくなる)くらい、何かで没頭してしまうことがよくある。	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
5.他の人が気がつかないような小さい物音に気がつくことがよくある。	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
6.車のナンバーや時刻表の数字などの一連の数字や、特に意味のない情報(に注目する(こだわる)ことがよくある。	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
7.自分ではいいに話したつもりでも、話し方が失礼だと周囲の人から言われることがよくある。	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>
8.小説などの物語を読んでいるとき、登場人物がどのような人か(外見など)について簡単にイメージすることができる。	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>
9.日付についてのこだわりがある。	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
10.パーティーや会合などで、いろいろな人の会話についていくことが簡単にできる	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

図5 オンラインデータ収集システムの画面

## メンタルヘルス

統合失調症傾向(3) 妄想症傾向(4) 強迫性障害傾向(6) サイコパス傾向(2) マキャベリアニズム傾向(1)  
うつ病傾向 1(1) うつ病傾向 2(1) 不安傾向(2) ストレス(1)

## 行動経済

社会経済的地位(1) リーダーシップ(1) 社会価値志向性(3) リスク回避(1) 時間割引(1)

## 社会性

共感性(4) 自閉症傾向(5)

## 行動抑制/賦活

行動抑制(1)/行動賦活(3)

## Big5

Big5(5)

## 知性

言語性 IQ(1) 流動性 IQ(1)

## 人生の満足度

幸福感(1) 自尊心(1)

## 飲酒喫煙

飲酒(1) 喫煙(1)

## [1]ネットワーク情報からの推定

ネットワーク情報は、共感性、自閉症傾向、外向性など社会性に関するパーソナリティを推定することが分かります(図 6A)。図 6B に Big5 の外向性における計測された値と推定値の関係を示します。相関係数は 0.44 と、正の相関が見られます。

さらに、図 6C は、それぞれのパーソナリティ(下位区分)の推定にネットワークのどんな情報が影響したかを示します。その結果、いいねされる頻度(被いいね頻度)は言語性 IQ の推定に正の寄与、外向性の推定に負の寄与をしました。一方、リプライする相手の数(リプライネットワーク)が外向性や共感性の推定に正の寄与を、自閉症傾向や統合失調症傾向などの推定に負の寄与をしました。

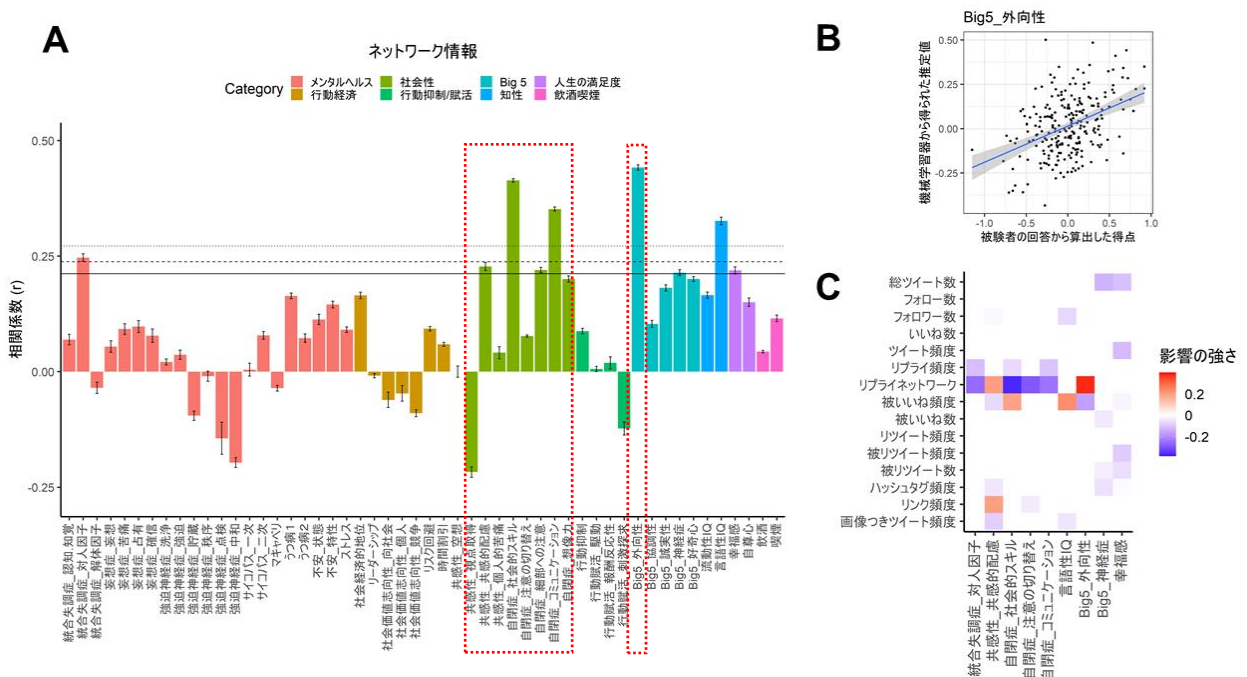


図 6 ネットワーク情報からの推定結果

## [2] 時間情報からの推定

図 7 に時間情報からの推定結果を示します。社会価値志向性と言語性 IQ が推定されています。今回、時間情報から推定できるパーソナリティが少なかった理由として、被験者の多くが大学生であり、生活時間のパターンが似ていたことが考えられます。

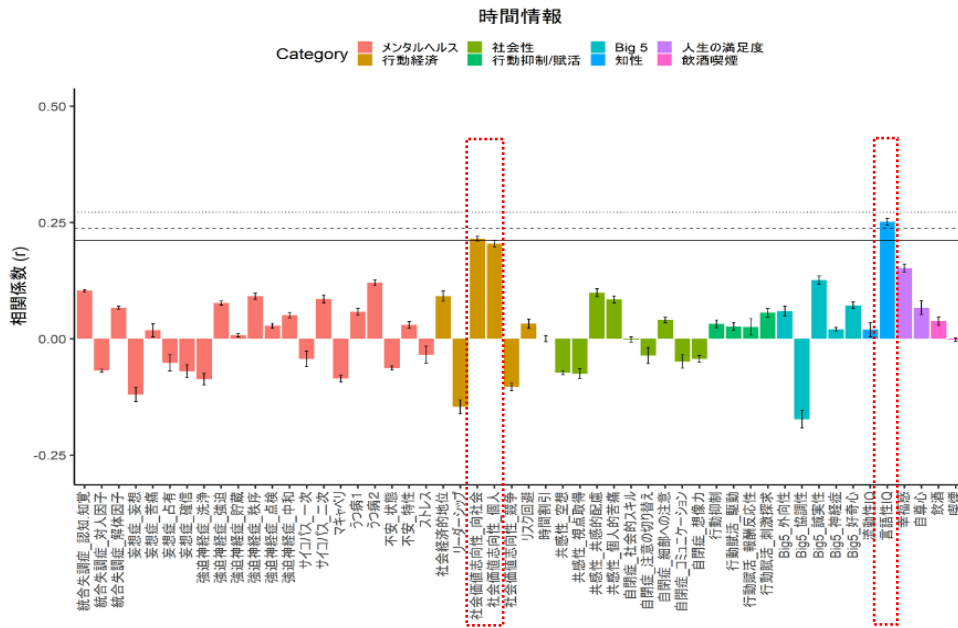


図 7 時間情報からの推定結果

## [3] 言語統計情報からの推定

図 8 に言語統計情報からの推定結果を示します。統合失調症傾向、うつ傾向、不安傾向などメンタルヘルスと IQ に関する推定ができていることが分かります(図 8A)。図 8B はそれぞれのパーソナリティの推定に言語統計情報の中のどの情報がどう寄与したかを示します。その結果、1 文の文字数のばらつき(文章の長さ\_ばらつき)が統合失調症傾向などの推定に正の寄与をすることが分かります。Twitter における表現の長さのばらつきがメンタルヘルスの状態を反映するのが興味深い点です。またポジティブな意味の単語の頻度(ポジティブ語の頻度)とネガティブな意味の単語の頻度(ネガティブ語の頻度)も多くのパーソナリティの推定に寄与しました。

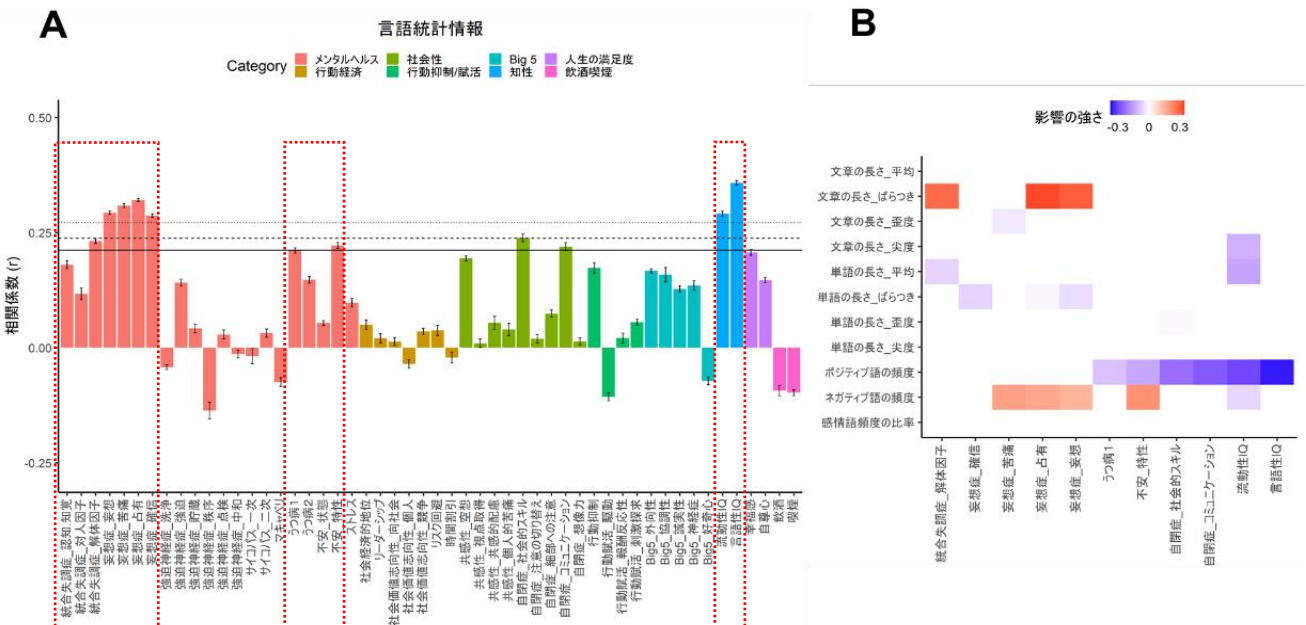


図 8 言語統計情報からの推定結果

ここでポジティブな単語、ネガティブな単語の分類は英語の情動研究に広く利用されている Affective Norms for English Words という辞書の単語を用いました。この辞書に含まれる単語を、日本語版ワードネットという辞書を用いて日本語に訳し、さらに、訳された単語を、10 人の日本人評価者に評価してもらい、9 人以上がポジティブ、あるいはネガティブと判断した単語を採用することで行いました。

#### [4] 使用単語情報からの推定

使用単語情報からの推定では、少なくとも 25%の被験者で一度は使われた単語、あるいは隣接する 2 単語のリストに対し(全部で 4,585 項目ありました)、ある被験者がその表現を使ったか、使っていないかを 1 と 0 で表した入力データを用いて推定を行いました。

図 9 に使用単語情報からの推定結果を示します。単語統計情報と類似してメンタルヘルス及び IQ とともに、知性と飲酒喫煙を推定しました(図 9A)。図 9B にどのような単語が飲酒、強迫神経症傾向の推定に寄与したかを示します。前者では飲む、終電、歩く、時刻表といった単語が、後者では時間、優先度といった単語が寄与していることが分かります。

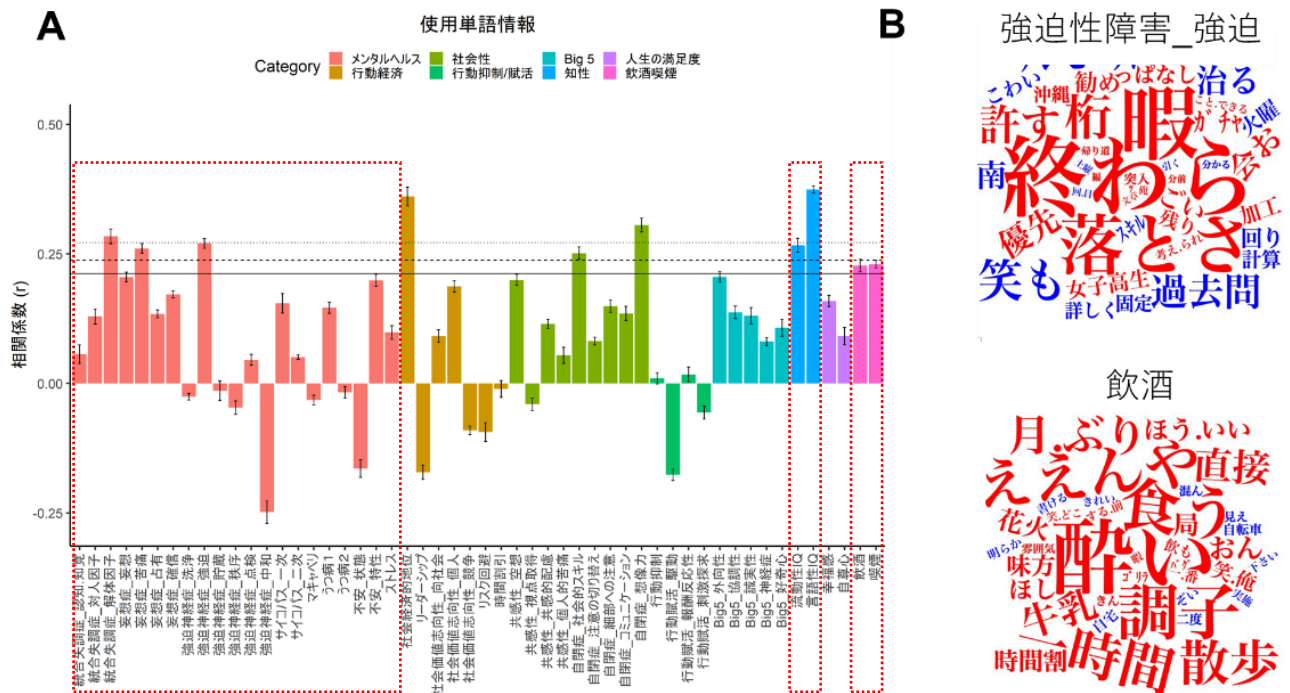


図 9 使用単語情報からの推定結果



## [どの情報がどのパーソナリティを推定するか]

図 10 にこれまでの結果をまとめ、Twitter のどの情報が各カテゴリのパーソナリティの下位区分をどれだけ推定できたかを示します。この図から、ネットワーク情報は社会性、人生の満足度を推定し、単語情報(単語統計情報と単語使用情報を合わせたもの)は、メンタルヘルス、知性、飲酒喫煙を推定することが確認できます。一方で、現段階では行動抑制/賦活や行動経済に関する推定は難しいことも見て取れます。

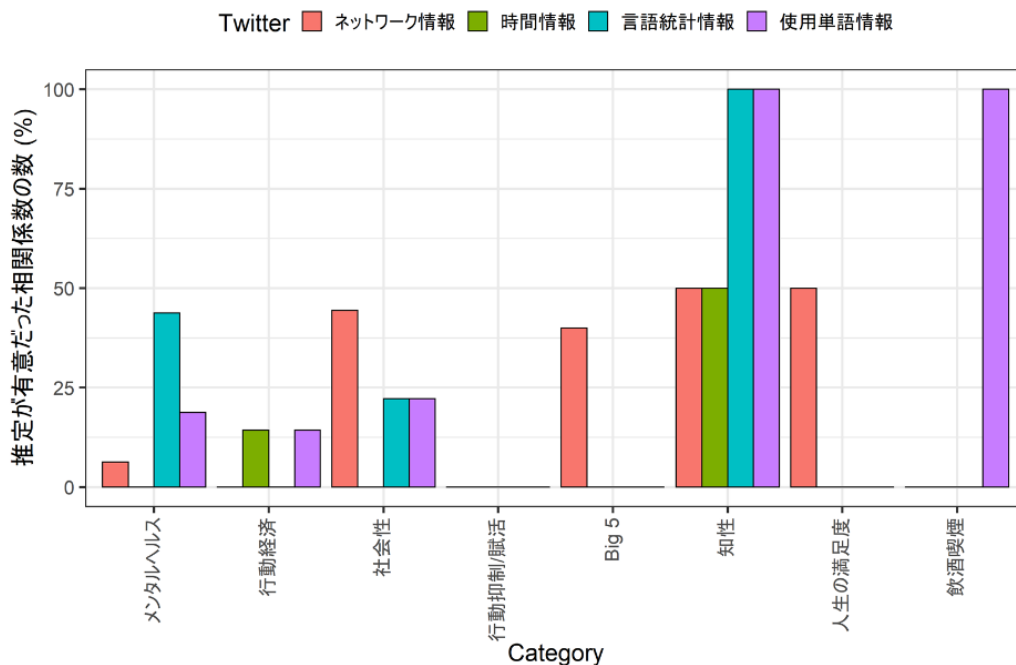


図 10 Twitter 情報と推定可能なパーソナリティのカテゴリ

本研究はソーシャルネットワーキングサービス(SNS)の一つである Twitter のユーザーから幅広いパーソナリティの指標を収集し、AI の学習技術により分析することで、Twitter の情報から個人のパーソナリティを幅広く推定できることを明らかにしました。また、ネットワークに関する情報が社会性に関するパーソナリティを、ツイートに使用される言語の情報がメンタルヘルス、飲酒喫煙に関するパーソナリティを推定すること、知性は幅広い情報に反映されること等を見出しました。同時に個人のパーソナリティを正確に特定するための推定精度は得られないという手法の限界点も明らかにしました。

### 付記

本研究の実施に当たり、事前に被験者全員に対して実験内容を説明し、同意を得ました。また、実験計画については情報通信研究機構の倫理委員会の承認を受けています。