

性格特性を考慮することによる パーソナライズ性向上のためのスポット推薦の一検討

伊藤 桃¹ 榎 美紀² 小口 正人¹

概要：近年，訪日外国人の増加が見受けられる．それに伴い，様々な観光スポットは簡単に Web 上から情報を取得できるようになり，AI を用いた観光スポット推薦システムなども増えてきた．主流はユーザの趣味嗜好情報からスポットを推薦するようなシステムである．しかし，そのような既存の推薦システムは，ユーザにとって単一的な推薦になってしまう．本研究では，新たなアプローチで観光スポットを推薦したいと考え，Personality Insights(以下 PI)[1] を用いユーザの性格特性情報からスポット推薦を行うシステムの構築を目指す．性格を考慮することで，より観光地選択肢を増やすことのできるシステムを提案したい．本論文では，システムを構築するためにまず前提となる，スポットごとにユーザの性格特性に傾向があることを検証した．様々なスポットを性格特性によって全体的にクラスタリングした結果，性格特性から同系統のスポットがクラスタリングされた．また，同系統のスポットのデータのみを用いてさらにクラスタリング，検定などを行ったが，何らかの特徴に偏ってクラスタリングされたり検定の結果も感覚的に腑に落ちる結果が得られた．

A study of spot recommendation for personalization by considering personality traits

MOMO ITO¹ MIKI ENOKI² MASATO OGUCHI¹

1. はじめに

近年，訪日外国人の増加が見受けられる．[2] それに伴い，様々な観光スポットは簡単に Web 上から情報を取得できるようになり，AI を用いた観光スポット推薦システムなども増えてきた．主流はユーザの趣味嗜好情報からスポットを推薦するようなシステムである．しかし，そのような既存の推薦システムは，ユーザにとって単一的な推薦になってしまう．本研究では，新たなアプローチで観光スポットを推薦したいと考え，PI を用いユーザの性格特性情報からスポット推薦を行うシステムの構築を目指す．性格を考慮することで，より観光地選択肢を増やすことのできるシステムを提案したい．本論文では，システムを構築するためにまず前提となる，スポットごとにユーザの性格特性に傾向があることを検証する．

2. 関連研究

本研究では，Twitter にて情報収集を行いそこで得たテキスト情報からユーザの性格特性を判断する．Jalal ら [3] や，Gou ら [4] が Twitter のテキスト情報から性格を判断するその正確性について説いている．Jalal らは，空港の待ち時間などその場にはないと分からないローカルな情報を Twitter のユーザから収集する qCrowd というシステムを構築したく，Twitter の情報からローカル情報を提供してくれるユーザか否かを判断するモデルを作成した．結果としては，65%以上の確率で正しくユーザをモデルが判別した．また，Gou らも，同じように Twitter の情報から最も主流な心理学的な性格の指標である Big Five Personality に基づいてユーザの性格特性を判定するモデルを作成しており，正確性を立証している．また本研究では，テキスト情報から性格特性を判断するのに独自のモデルではなく，PI という IBM のサービスを用いる．このサービスは Twitter などのユーザが書いたテキスト情報をインプットとして，

¹ お茶の水女子大学
Ochanomizu University

² IBM Research - Tokyo

性格の特性を、Big five(個性), Needs(要求), Value(価値感)の3つの次元に分割して出力する[5]。PIを用いた結果を検証している研究論文として、富永[6]の論文を挙げさせていただく。この論文では、Twitterのユーザの時間とともに変化する人格を、PIを用いて分析している。結果として、人格特性の変化が感覚的に理解のできる要因によって変化していて、PIの正確性を裏付けるような結果であると解釈している。また、Hrazdil[7]の論文についても触れたいと思う。この論文では、CEOとCFOのビッグファイブの性格特性を測定し、これらの5つの特性に基づいてリスク許容度の測定値を計算している。結果として、彼らのリスク許容度特性の推定は、CEOのリスク許容度と監査手数料との関連付けを示した。具体的には、CEOのリスク許容度が高いほど監査手数料が大幅に高くなること、およびCEOのパersonalityが、PIを使用することで報酬ポートフォリオによって引き起こされるリスクをとるインセンティブを超えて、クライアントのリスクの監査人の評価に影響を与えることがわかった。これは、PIの正確性または有用性を証明するものであると言える。先述した従来の研究から、Twitterから取得したデータから正確性の比較的高い性格特性の判断ができることが言える。また本研究と従来研究の相違点としては、PIを用いた観光スポットの推薦に焦点を当てているという点である。性格特性に基づいてパーソナライズされた観光スポットを推薦することでユーザの行動選択肢を増やすことが可能となると言える。

3. 提案システム

図1に提案システムと流れを示す。

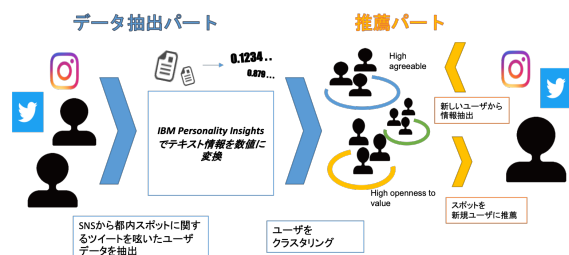


図1 提案システム

この図について以下でさらに詳しく説明をしたいと思う

- SNSから事前に大量のユーザー情報を抽出
- PIによりテキストデータをパーソナリティ数値配列に変換
- PI数値を入力として使用してクラスタリングモデルを作成し、いくつかのクラスターグループに分割—ユーザーデータを抽出し、そのデータをPIを通じてパーソナリティ数値配列に変換—ユーザーが所属するクラスタリンググループを決定し、クラスタリンググループが頻繁に訪れる場所を推薦

本研究では、推薦パートではなく、データ抽出パートに焦点を当てていく。

4. PIから分かる性格特性

PIが推定する性格特性を表1に示す。性格の基本的な次元が5つであるというBig Five Modelの特性項目と、Kevin FordのUniversal Needs Mapに沿ったNeeds(欲求)分析、Schwartzの価値概説(Schwartz Value Survey)に沿ったValues(価値観)分析の特性項目からなる。

表1 PIが推定する性格特性

Big Five (個性)	facet (小分類)
Agreeableness (協調性) 人当たりの良い・温情のある vs. 冷たい・不親切	altruism, cooperation, modesty, morality, sympathy, trust
Conscientiousness (誠実性) 勤勉・まめな人 vs. 楽天的・不注意	achievement, striving, cautiousness, dutifulness, orderliness, self-discipline, self-efficacy
Extraversion (外向性) 外向的・エネルギー vs. 孤独を好む・控えめ	activity, level, assertiveness, cheerfulness, excitement, seeking, friendliness, gregariousness
Neuroticism (感情起伏) 繊細・神経質 vs. 情緒安定な・自信家の	anger, anxiety, depression, immoderation, self-consciousness, vulnerability
Openness (知的好奇心) 好奇心が強い・独創的 vs. 着実・賛成心が高い	adventurousness, artistic interests, emotionality, imagination, intellect, liberalism
Needs(欲求)	Challenge(挑戦), Closeness(親密), Curiosity(好奇心), Excitement(興奮), Harmony(調和), Idea(理想), Liberty(自由主義), Love(社会性), Practicality(実用主義), Self-expression(自己表現), Stability(安定性), Structure(仕組)
Value(価値観)	conservation(現状維持), hedonism(快楽主義), openness_to_change(変化許容性), self-enhancement(自己増進), self-transcendence(自己超越)

5. 検証用データセット概要

まず、Twitterの公式API[8]を用いて、キーワードに関連する観光スポットを設定しデータを収集した。キーワードに設定したスポットは、公益財団法人東京観光財団と呼ばれる観光を推進する公式の団体によるWebサイト「GO TOKYO」[9]に載っているスポットである。キーワードに設定した各スポットについてツイートしているユーザの中で目視で「行った」と呟いているユーザ、あるいは実際に行っていないと知り得ない情報と共に呟いているユーザに絞り、その日本人ユーザの過去の全てのツイートをPIを通して表1の各特性の数値を得、検証に用いる。数値は、具体的には0から1の連続値である。なお、PIは100単語以上からなるテキストからしか性格特性を算出しない制限がある。よって100単語以上のツイートをしているユーザに限定している。また、スポットは、2020年2月20日2月24日に取得し、その間に一定以上のユニークユーザ数を得られたスポットに絞っている、正しく性格特性を判断できないと思われる箇所(URL表記など)は適宜ツイートを削除するなどして加工している。

6. クラスタリング

前章の性格特性を用いて、最初に図2のようにすべてのスポットデータを用いてscikit-learnライブラリ[10]による階層的クラスタリングを実施した。その結果、図中の左からホテルクラスター群、レジャー施設クラスター群、公園クラスター群など、性格特性で同じ系統の場所がクラスタリングされている印象である。この章ではさらに深掘りをするべく、同じ系統の場所の中であっても違いが見られるかど

うかを調べてみたく、以降の節で様々な系統の中で同じく階層的クラスタリングや検定などを行なってみることにする。

6.1 公園、山スポット群

図3の通り、公園や山のクラスタ群でクラスタリングを行なった。しかし、こちらはあまり傾向に違いが見られなかった。

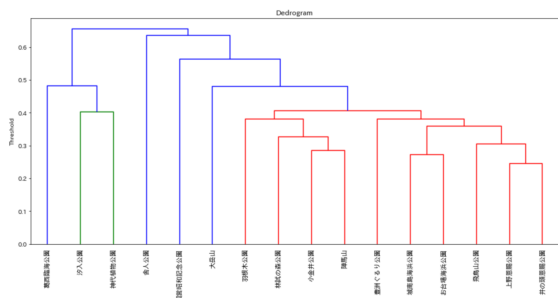


図3 公園、山スポットクラスタリング

6.2 神社、寺スポット群

図4の通り、神社や寺のクラスタ群でクラスタリングを行った。この結果を見ると、乃木神社より左側は若者が多く訪れるようなレジャー施設傾向の強い神社や寺、右側はレジャー施設傾向の弱い場所と言えるのではないかと考えた。例えば増上寺は東京タワーに近い寺であり、ツイートの内容を見てみると、寺越しに東京タワーを写真に収めようと写真を撮る目的で寺に訪れているユーザが多く見られた。同様に、内容を見ていくと箱根神社は旅行で訪れるユーザが多かったり、川越氷川神社は写真映えするとして若者の間で人気のスポットである。対して右側の神社、寺に訪れるユーザは、参拝目的に訪れているユーザが多い印象であった。

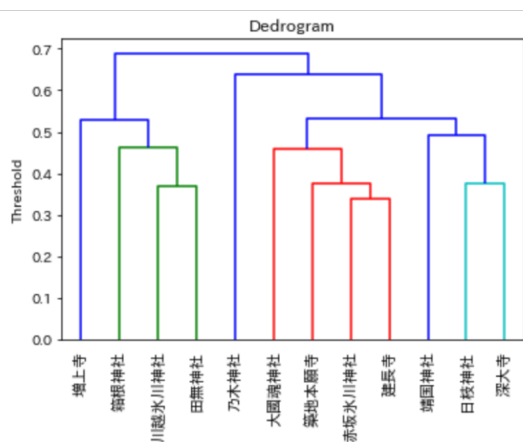


図4 神社、寺スポットクラスタリング

また、先ほどの仮定の上、乃木神社より左側と右側でグループに分け、マンホイットニーのU検定を行いp値を算

出するとともに表2のようにCohen's dの効果量をともに算出した。効果量の見方としては、正の値のものは乃木神社より左側のスポットが右側のスポットに比べ正の効果がある。

表2 神社、寺スポットにおける検定及び効果量結果
(効果量絶対量降下順上位5抜粋)

PI 項目名	効果量	p 値
need_closeness	0.761453	0.000002
need_practicality	-0.0684627	0.000029
need_harmony	0.0640819	0.000290
need_structure	-0.0504697	0.007098
value_self_transcendence	0.502249	0.001579

一概にこの結果からはっきりと言える事はないが、一番効果量の大きかった「need_closeness」は所属感を求める強さ、三番目に効果量の多かった「need_harmony」は協調性の高さを表している。以前に自身の研究で駅に訪れるユーザとレジャー施設に訪れるユーザとの性格特性による傾向の違いについて発表させていただいたが、[11] その際に同じく前述した「need_closeness」や「need_harmony」といったPI項目がレジャー施設に訪れるユーザが他ユーザに比べて大きい効果量が出た結果となった。ここから、左側のグループはレジャー施設感覚で神社や寺に訪れているユーザが多いのではないかと考えられる。仮定した通り、数値によっても両グループの違いが見られた。

6.3 ホテルスポット群

続いて、ホテルのクラスタ群でクラスタリングを行った。結果は図5のようになった。結果としては、概ね高価格帯ホテルクラスタと低価格帯ホテルクラスタに分かれた印象がある。ヒルトンやコンラッドは5つ星ホテルであるのに対し、品川プリンスホテルやマリOTTグランドプリンスホテル新高輪など4つ星以下のホテルである。また、スパリゾートプレジデントは男性専用のスパホテルであり、他ホテルと比べると特徴的なホテルであることなどから、独立してクラスタリングされたと考えられる。

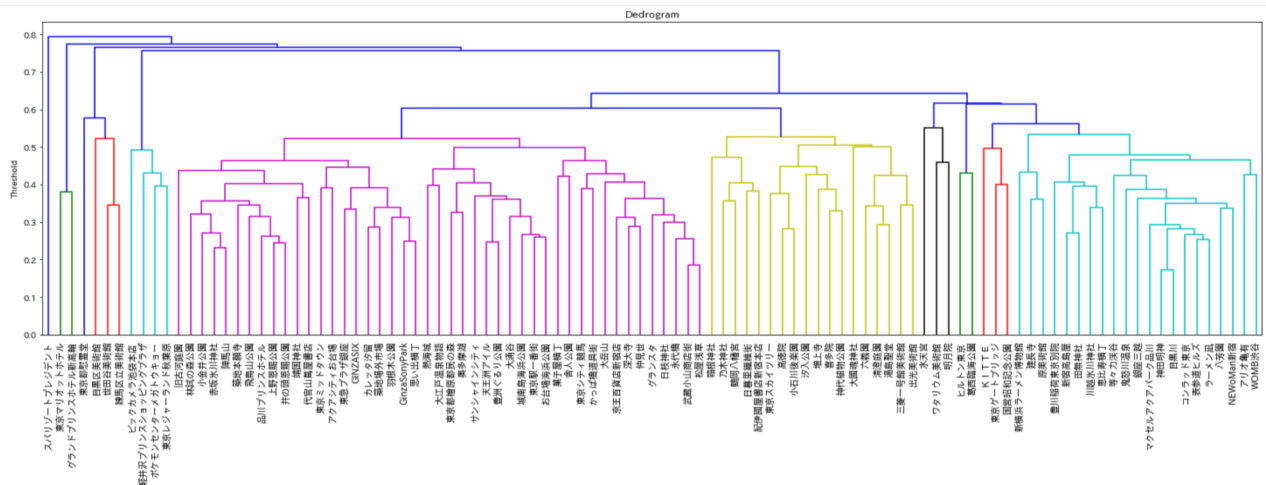


図 2 スポットクラスタリング

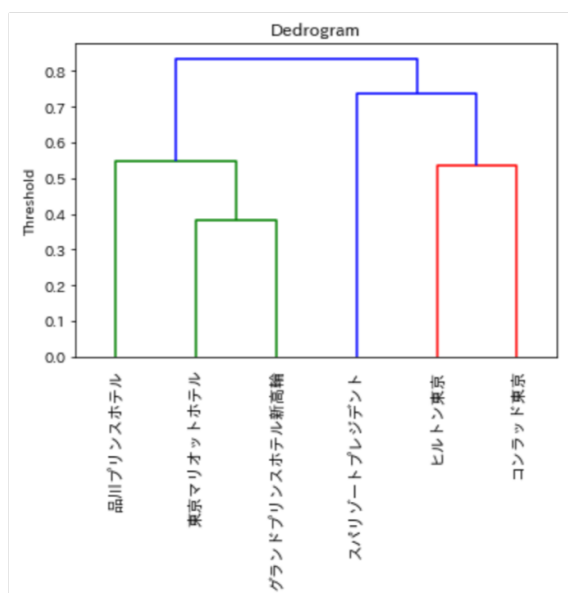


図 5 ホテルクラスタリング

また、先ほどの節と同じようにグランドプリンスホテル新高輪から左側と右側でグループに分け、マンホイットニーの U 検定を行い p 値を算出するとともに表 3Cohen's d の効果量をともに算出した。効果量の見方としては、正の値のものはグランドプリンスホテル新高輪より左側のスポットが右側のスポットに比べ正の効果がある。

表 3 ホテルスポットにおける検定及び効果量結果
(効果量絶対値降下順上位 5 抜粋)

PI 項目名	効果量	p 値
need_structure	1.180877	1.169434e-09
need_practicality	0.963108	3.663278e-07
big5_agreeableness	-0.961525	7.738477e-08
need_curiosity	0.797484	1.540469e-05
need_self_expression	0.784588	6.130867e-06

右側のホテルクラスタ群は「need_structure」や

「need_practicality」, 「need_curiosity」などの項目が正に効果量を持っている。ホテルのユーザーデータは他の節で検証している同系統クラスタ群に比べ比較的少なかったために、特徴的な一部のユーザーデータに結果が依存しやすく p 値が小さく効果量が大きくなりやすくなっていた結果である点を注釈させていただきたい。

また、スバリゾートプレジデントは今回右側のホテルグループとして検定を行なったが、性格特性的にも少し特徴を持っている様子を箱ひげ図から確認をしていただきたい。先ほどの表にある PI 項目特性値を、品川プリンスホテル、東京マリオットホテル、グランドプリンスホテル新高輪を 1 グループ、スバリゾートプレジデントを 2 グループ、ヒルトン東京、コンラッド東京を 3 グループ、その他のすべてのスポットを Others グループとし、はこひげ図にした。その中で、3 つの PI 項目において突出した性格特性を保持していることが図 6, 7, 8 から伺える。

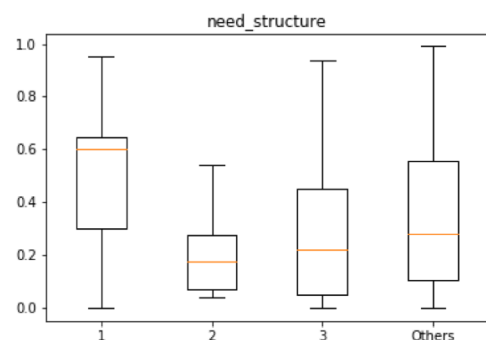


図 6 性格特性はこひげ図 1

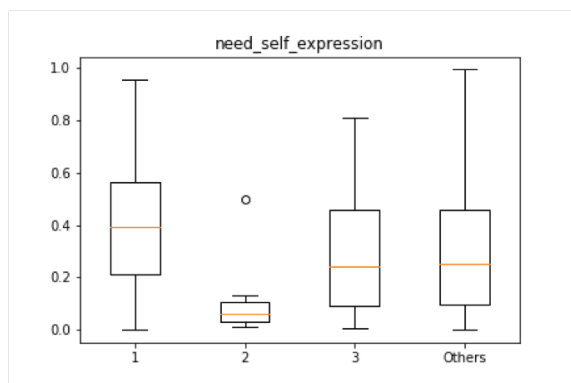


図 7 性格特性はこひげ図 2

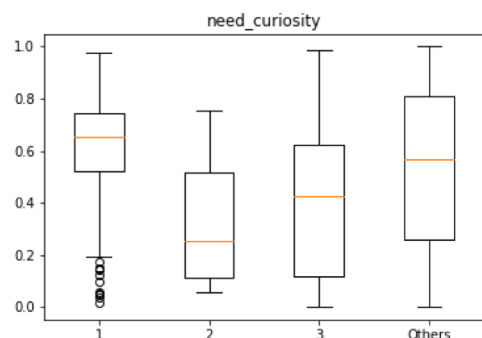


図 8 性格特性はこひげ図 3

このように、スパリゾートプレジデントは少し他ホテルと違った特徴を持っているために、こちらのホテルを省いた上での効果量と p 値の結果も表 4 のように合わせて載せておく。効果量の見方は先ほどと同じである。

表 4 一部ホテルスポットにおける検定及び効果量結果
(効果量絶対値降下順上位 5 抜粋)

PI 項目名	効果量	p 値
need_practicality	1.086388	3.577721e-06
need_structure	1.021094	3.842620e-06
big5_agreeableness	-1.013887	2.264709e-06
big5_openness	0.734660	0.001501
value_self_transcendence	-0.6621421	0.003414

先述したように以前の自身の研究にて「big5_agreeableness」や「value_self_transcendence」といった PI 項目がレジャー施設に訪れるユーザが他ユーザに比べて大きい正の効果量が出た結果となった。ここから、左側のホテルグループはレジャー施設グループと似た傾向があると考えられる。実際ヒルトン東京やコンラッド東京に訪れるユーザのツイート内容を見てみると、スイーツビュッフェなどに訪れる若い女性と思われるユーザが多く、レジャー施設感覚で訪れているとも捉えられる。ホテルビュッフェなどは大抵は宿泊をせずとも利用することが

できるが、今回は宿泊者とそうでない者かは分けていない。両者を分けることによって結果が変わる可能性は十分考えられる。

6.4 美術館スポット群

美術館のクラスター群でクラスタリングを行った。結果は図 5 のようになった。結果としては、現代美術館とそうでない美術館とで分かれた印象である。渡う美術館や原美術館は現代美術館だが、それ以外の美術館は古典的な美術の展示も行う美術館だからである。また、より詳しく見ていくと、世田谷美術館と練馬区立美術館といった緑地に囲まれた美術館であるかどうかでもクラスタリングされた印象もある。

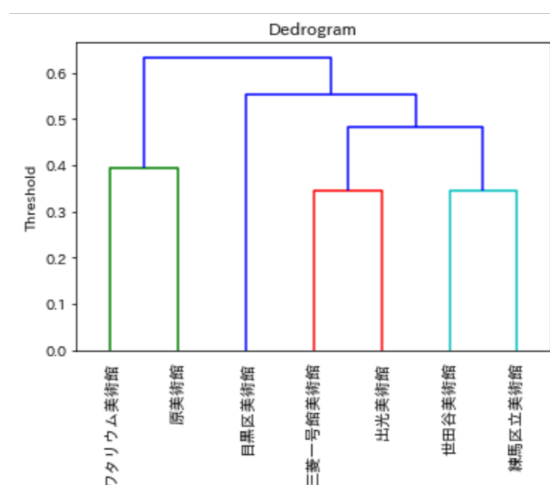


図 9 美術館クラスタリング

また、同じく原美術館から左側と右側でグループに分け、マンホイットニーの U 検定を行い p 値を算出するとともに表 5 の通り、Cohen's d の効果量をともに算出した。効果量の見方としては、正の値のものは原美術館より左側のスポットが右側のスポットに比べ正の効果がある。

表 5 美術館スポットにおける検定及び効果量結果
(効果量絶対値降下順上位 5 抜粋)

PI 項目名	効果量	p 値
need_excitement	0.707183	0.000071
value_self_enhancement	0.665877	0.000123
need_ideal	0.522927	0.002512
need_challenge	0.496173	0.004723
value_self_transcendence	0.485656	0.005363

「need_excitement」は刺激、熱意や意欲の求めやすさを表す項目や、「need_ideal」といった完璧性を追求する項目や挑戦することを求める項目などが強く正に効果量を持っており、現代美術館の特徴を表しているとも思われ感覚的にも納得できる結果が得られたと考える。

7. まとめと今後の課題

本研究では、性格特性を考慮した観光地推薦システムを実現すべく、前提となるスポットごとの性格の違いを様々なデータセットと手法で検証を行なった。様々な種類のスポットを全体的にクラスタリングをした結果、公園スポットが多くクラスタリングされたクラスタ群が見られたり、他にも美術館や複数のレジャー施設が固まってクラスタリングされている様子が確認できた。また、いくつかの同系統のスポットに焦点を当て、クラスタリングや検定などを行なった結果、多くの同系統スポットにおいて何らかの共通した特徴ごとにクラスタリングされ、また大きく効果量がでた PI 項目は感覚的に腑に落ちる結果が得られた。今後もデータ収集を行い、スポットごとの新たな傾向を見ていくこととし、それとともに今回提案したシステムを具体的に進めていきたい。

8. 謝辞

本研究は一部、JST CREST JPMJCR1503 の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] IBM Watson Personality Insights, <https://cloud.ibm.com/catalog/services/personality-insights>
- [2] 日本政府観光局 https://www.jnto.go.jp/jpn/statistics/data.info.listing/pdf/200117_monthly.pdf
- [3] MAHMUD, Jalal, et al. Recommending targeted strangers from whom to solicit information on social media. In: Proceedings of the 2013 international conference on Intelligent user interfaces. 2013. p. 37-48.
- [4] GOU, Liang; ZHOU, Michelle X.; YANG, Huahai. KnowMe and ShareMe: understanding automatically discovered personality traits from social media and user sharing preferences. In: Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. 2014. p. 955-964.
- [5] 那須川哲哉, et al. 日本語における筆者の性格推定のための言語的特徴の調査. 言語処理学会第 22 回年次大会発表論文集, 2016, 1181-1184.
- [6] 富永登夢, 土方嘉徳. "Twitter ユーザの受け取るフィードバックと人格特性の変化に関する調査と分析." 知能と情報 31.1 (2019): 516-525.
- [7] Hrazdil, Karel, et al. "Measuring executive personality using machine-learning algorithms: A new approach and validity tests." Journal of Business Finance and Accounting Conference Paper. 2019.
- [8] Twitter Search API. <https://dev.twitter.com/rest/public/search>
- [9] Information on <https://www.gotokyo.org/>
- [10] scikit-learn. <http://scikit-learn.org/stable/>
- [11] 伊藤桃, 今井美希, 榎美紀, 小口正人. "パーソナライズされた観光地推薦のための、性格特性を考慮することの効果検証" DEIM Forum 2020