# インタラクティブ情報検索によるSNSプロフィール文作成支援

# 長瀬 幸翼†

† 筑波大学 〒 305-8550 茨城県つくば市春日 1-2 E-mail: †s1913578@s.tsukuba.ac.jp

**あらまし** Social Networking Service (SNS) において、アイコン画像やプロフィール文などのユーザプロフィールはユーザを印象づける重要な情報である。しかしながら、予備調査として Twitter におけるプロフィール文(最大 160字)3193 件の文字数を調査したところ、平均 40(中央値 29)字であり充実したプロフィール文を作成している SNSユーザは多くないことがわかった。そのような背景をふまえて、本研究では SNS におけるプロフィール文作成を支援するシステムを提案する。提案システムは、自分と似た他ユーザのプロフィール文の内容や書き方を参考にするため、プロフィール文作成中に似たプロフィール文を動的に検索する。被験者実験による提案システムの評価を行い、提案システムを使うことでプロフィール文の文字数やプロフィール文に書く項目の数を増やす効果があることを明らかにした。

キーワード 情報検索システム, ソーシャルネットワーク, 観察学習, 文章作成支援

# 1 序 論

#### 1.1 研究背景

Social Networking Service (SNS) が国内外で爆発的に流行している。マイクロブログサービスの Twitter は、2016 年に日本国内の月間利用者数が 4000 万を超えたと発表した[1]。 Metaxas らの調査によると、Twitter の主たる利用目的として自己表現が 35.7 %、人脈形成が 33.2 % と高い割合を占めていることがわかる [2]。SNS での自己表現や人脈形成を行ううえで、重要となるのがユーザプロフィールである。Counts らの実験調査によると、プロフィール構成要素の中でも、性格特性を表現するために特に有用であるのは Quotes (引用) や About(自己紹介文章、プロフィール文) であることがわかっている [3]。しかしながら、多くの SNS ユーザは充実したプロフィール文を作成できていない。図 1 は、筑波大学学類生の Twitter アカウント 3193 件について、プロフィール文の文字数の分布を調べたものである。なお、筑波大学学類生の Twitter アカウントは、一般ユーザが作成した Twitter リストから収集した。

Twitter のプロフィール文の文字数には 160 字の上限があるが、図からわかるとおり、上限文字数の半分も書いていないユーザが大半を占めていることがわかる。また、文字数が 30 字以下のユーザの割合 は約 57 %であった。 収集したプロフィール文には、主に所属する学類や大学名などが書いてあることが多く、サービスの利用目的が自己表現や人脈形成であるユーザが一定数含まれていたことが考えられる。本研究の背景には、そうしたユーザがより充実したプロフィール文を作成できるような仕組みがあるべきだという考えがある。

#### 1.2 先行研究と研究機会

本研究に関連した研究として、小説やキャッチコピーなど、

様々な種類の文章を対象とした文章作成支援の研究が存在して いる。Roemmele らは、ストーリー文章の作成支援として、作 成済みの文章から次の一文の補完を提案するシステムを開発し た[4]。ユーザは物語のテーマやビジョンが決まっていれば、具 体的な文章についてはプログラムの支援を受けながら書き進め ていくことができる。 Kinnunen らは、読みやすく一貫性の ある科学系論文を執筆できるよう、「abstract に頻出するキー ワードはタイトルにも使われているか」などの条件をチェック するシステムを開発した[5]。ユーザは流暢で一貫性のある科 学系論文が執筆できるよう、プログラムからチェックを受ける ことができる。しかしながら、SNS 用のプロフィール文の作成 支援ツールの開発・評価についての先行研究は筆者の知る限り 存在していない。 SNS プロフィール文では、ストーリー文章 や科学系論文よりずっと短い、100 字程度の文章に書くべき内 容を吟味する必要がある。したがって本研究では、[4] [5] におけ る文章の一貫性を保つための支援や長い文章を効率的に書くた めの支援よりも、ユーザがプロフィール文に書く内容を正確に 把握できるようにするための支援システムが必要であると考え た。他方、松平らは、EDR 電子化辞書上の豊富な語彙と遺伝的 アルゴリズムを組み合わせることで、キャッチコピーを自動生 成するというキャッチコピー作成支援システムを提案した[10]。 キャッチコピーは、対象の魅力を伝えるために理解しやすい語 句、文章で対象を表現するものであり[10]、SNS プロフィール 文の性質と共通する点がある。しかしながら、キャッチコピー には一般に独創性が求められる一方で、SNS プロフィール文で はむしろ所属など、周辺ユーザと部分的に似た内容を書くこと もある。こうした背景から、本研究ではユーザのプロフィール 文作成を、自分のプロフィール文と関連した他人のプロフィー ル文の検索を通して支援するシステムを提案する。

なお、提案システムは社会心理学分野の観察学習(Observational Learning)の概念からも着想を得ている。観察学習とは、

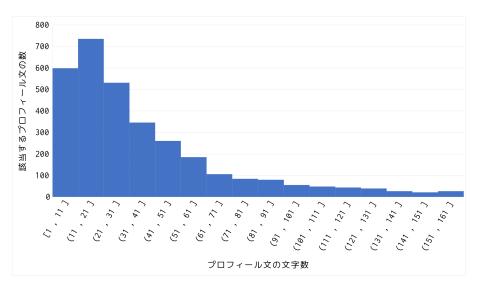


図 1 Twitter アカウント (n=3193) のプロフィール文の文字数の分布

広義では  $^1$ 、他人の行動を観察することで何らかの学習をすることである [6]。他ユーザのプロフィール文を参考にするという行動を、一種の観察学習として捉えることができるのではないかと考えた。

SNS ユーザの観察学習的な行動の例として、Nicole らがオンラインデーティングサービスのユーザに対して実施したインタビュー調査では、多くの被験者が他のユーザのプロフィール情報から、自分がプロフィールを構築するうえでの注意点を発見していたことがわかっている。例えば、ある被験者は「座っている写真は痩せて見えるポーズとして使われていると感じたため、アイコン画像に使うことを避けた」と回答している[11]。

#### 1.3 研究の目的

ユーザがプロフィール文を多く書かない傾向の原因について、 本研究では筆者の日常的な SNS 利用から得られた直観に基づ き、以下の研究仮説を立てる。

H1 充実したプロフィール文を書くというタスクは、何を書いたらよいかわからない等の理由から一般に難しい

仮説 H1 が正しいかどうかについては、被験者実験の結果から考察する。仮説 H1 に基づき、本研究の目的を次のように設定した。

目的 1 H1 に対する SNS ユーザのプロフィール文作成支援の ソリューションとして、自分が途中まで書いたプロフィール文 から関連した他人のプロフィール文を検索する手法を提案する 目的 2 提案手法が「充実したプロフィール文を書く」上でど の程度有用かを明らかにする

また、目的2について、以下の2点の研究質問を設定した。 これらの研究質問には、被験者実験の結果を考察した上で回答 する。

RQ1 提案手法を使うことで、プロフィール文の文字数を増や

すことができるか?

RQ2 提案手法を使うことで、プロフィール文に書く項目(所属、趣味など)の種類を増やすことができるか?

#### 2 提案システム

#### 2.1 提案システムの概要

提案システムの UI を図 2 に、シーケンス図を図 3 に示す。 ユーザがフォーム上にプロフィール文を入力すると、内容に 関連した他のユーザのプロフィール文を検索して表示する(図 2 中央)。ユーザは検索結果を参考にプロフィール文を書き直 す。また、参考になると感じたプロフィール文を選択し画面に 固定表示する「Keep」をすることもできる(図 2 右側)。

# 2.2 検索技術

提案システムの核となる技術である、類似したプロフィール 文の検索について述べる。

まず、プロフィール文を token に分割するにあたっての懸念 事項として、Web 上の文書であり、新語やユニークな表現を 比較的多く含むという点がある。これに対応するため、日本語 用新語辞書の1つである mecab-ipadic-NEologd を利用する。 mecab-ipadic-NEologd は、固有名詞や複合名詞などの長い単 語を 1 単語として分かち書きするための MeCab (日本語形態 素解析器の1つ) 用の辞書である[7]。語彙数が非常に多く、 解析対象の文として Web 上のニュース記事や SNS 上の発言 などを対象としていることから採用した。実際のシステムから 利用するうえでは、今回検索エンジンに Elasticsearch を利用 するため、Elasticsearch プラグインの elasticsearch-analysiskuromoji-ipadic-neologd[8] を利用することにした。このプラ グインは Elasticsearch のデフォルトの日本語形態素解析器で ある kuromoji で NEologd (mecab-ipadic-NEologd が内部で 使用している語彙獲得システム)を利用するための実装が含ま れている。

次に、検索に用いるランキングアルゴリズムについて述べ

<sup>1:</sup> Bandura による本来の観察学習の定義 [12] では、観察学習は注意、保持、運動再生、動機づけの 4 プロセスから構成されるため、厳密に観察学習であるかを判断するには追加の調査が必要である。



図 2 提案システムの UI

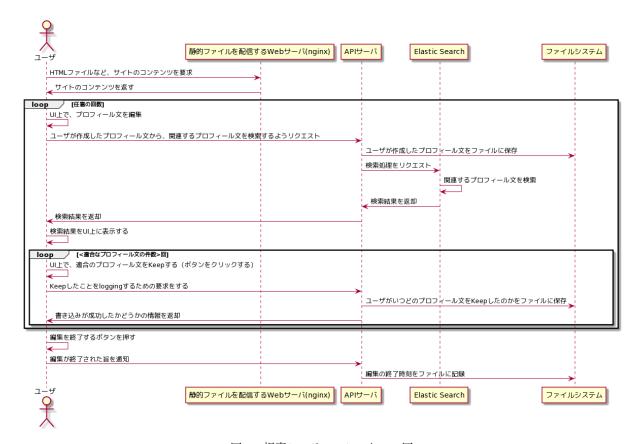


図 3 提案システムのシーケンス図

る。 Elasticsearch のデフォルトのランキングアルゴリズムは Okapi BM25 である。Elasticsearch では他にも、より単純な ブーリアンモデルによるランキングや、他に Divergence From Randomness モデルを用いたランキングなどもサポートしている。ただし、本研究の目的は、提案システムが類似した SNS プロフィール文を検索する能力を突き詰めていくことではない。 後述のテストコレクションを用いたランク付け性能の評価実

験において一定程度の検索性能が認められれば良いこととし、 まずは Okapi BM25 によるランキングをそのまま試すことに した。

#### 3 評価実験

提案システムを評価するために、テストコレクションを用い

たランク付け性能の評価と、被験者実験による有用性の評価を 行った。

#### 3.1 検索対象とするプロフィール文の収集

評価実験において提案システムが検索対象とするデータにつ いて述べる。既存の SNS におけるすべてのユーザのプロフィー ル文を収集することは事実上不可能であるため、今回は被験者 実験の参加者をある程度限定し、その参加者らの周辺ユーザを 中心にプロフィール文を収集することにした。また、実験参加 者には筑波大学の学類生を想定することにした。理由は、大学 メーリングリスト等により被験者実験の際被験者の募集がしや すいと考えたためである。Twitter ではリスト機能が提供され ており、筑波大学の学類生を集めた Twitter リストなどが一般 ユーザによって作成されていることが確認された。そこで、筑 波大学の学類生を集めた Twitter リストを収集し、各リストの メンバーとメンバーの一次のフォロイーまでを検索対象に含め ることにした。一次のフォロイーを検索対象に含めた理由は、 「筑波大学の学類生のプロフィール文に似たプロフィール文は、 リストのメンバーとメンバーの一次のフォロイーにおおよそ含 まれているだろう」と見積もったためである。筑波大学の学類 生のリストとして、以下の3種類のリストを人手で収集した。

- (1) 筑波大学の学類生全体を対象にしたリスト
- (2) 学類の単位で収集されたリスト
- (3) klis17 など、学類+年代で収集されたリスト

また、Twitter からリストを検索する API は現在提供されていないため、まずリストに関連した単語 ("ITF", "筑波大学", "春から筑波"など)を検索クエリとしてユーザを検索し、検索結果からユーザの追加されているリストを収集していった。

最終的に、1 のリストが 5 件、2 のリストが 6 件、3 のリストが 32 件(合計 43 件)収集された。各リストのメンバーおよびそのプロフィール文のデータは Twitter API 経由で取得し、計 785,531 件のプロフィール文を収集した。収集されたアカウントの中には、組織のアカウントや bot アカウントなどが含まれていたため、以下の NG ワードが含まれていた場合には検索対象から除外するようにした。

管理者 / bot / 販売 / サークル / 予約 / 店 / TEL / 定休日 / Official / 公式 / 運営 / 協会 / 営業 / 開催 / イベント / オフィシャル

また、検索対象となるプロフィール文は、ユーザが自身のプロフィール文を書くうえでの参考とするものである。よって極端に短すぎるプロフィール文や情報量のないプロフィール文は除外する必要があると考えた。今回は、プロフィール文からURLを除外したうえで文字数が40字以下のプロフィール文を検索対象から除外することにした。最終的に351,754件のプロフィール文を検索対象とした。

#### 3.2 ランク付け性能の評価

検索システムの検索性能を評価する際、一般的には大規模な

表 1 ペルソナとプロフィール文の対応の例

	ペルソナ	プロフィール文
ユーザ例 1	20 代の男性。大学生。野 球部に所属。	20 代 ♂ 大学生。野球部 でキャッチャーをやって います。
ユーザ例 2	40 代の女性。専業主婦。 趣味は料理で、SNS に 作った弁当の写真を投稿 している。	二児のママ。パパと長男 のためにお弁当作りを頑 張っています!

表 2 あるクエリについて、不適合、部分的に適合、適合である文書の例

クエリ	不適合の例	部分的に適合の例	適合の例
新トンしい 画が ブクでまや ない かっこう かい かん かい かん かい	ベルギーの ブリュッてい で働い、その うち日ます。 戻きなポー ツはテニス。	長野 出 身 。	Web エンジ ニアとしいま す。漫とい 映画と サと グ グ が が す。 です。

評価用データセットによってランク付け性能の評価をする。しかし、今回提案するシステムは「自分の書きかけのプロフィール文をクエリにして似たプロフィール文を検索する」という特殊な要件のためのものであり、既存の評価用データセットに適当なものはなかった。 そこで、「架空の SNS ユーザのペルソナ」を複数考え、それぞれについて架空のプロフィール文を作成し評価用クエリとした。表 1 に、ペルソナとプロフィール文の対応の例を示す。

ペルソナとプロフィール文はすべて著者が作成し、全部で 20 件用意した。さらに、検索対象として Twitter から収集したプロフィール文に対して、評価用クエリを用いて検索したときの適合性を人手でアノテーションした。しかし、検索対象として収集したプロフィール文は 30 万件以上あるため、筆者が 20 件すべての評価用クエリについて適合性をアノテートすることは難しい。そこで、一度 Okapi BM25 によるランク付けをし、検索結果の上位 200 件に対してのみ適合性をアノテートした。適合性は、「不適合」「部分的に適合」「適合」の 3 種類から選択するようにした。適合性の目安としては、「関連する情報が 1 つだけ含まれる」場合は「部分的に適合」、「関連する情報が 1 つだけ含まれる」場合は「部分的に適合」、「関連する情報が複数含まれる」場合は「適合」とした。表 2 に、実際の評価用データセット中のあるプロフィール文について、「不適合」「部分的に適合」「適合」であるプロフィール文の例を示す。

作成したテストコレクションを用いて、提案システムのランク付け性能を評価する。ランキング結果の評価指標には Mean Average Precision(MAP) と nDCG@k(Normalized Discounted Cumulative Gain) を用いる。表 3 に、各評価指標のスコアを示す。

すべてのスコアが 0.5 を上回っており、提案システムが一定

表 3 提案システムをテストコレクションによって評価した際 の MAP スコアおよび nDCG@k スコア

MAP	nDCG@5	nDCG@10	nDCG@15	nDCG@20
0.589	0.783	0.620	0.574	0.557

程度の検索性能を持っていることがわかった。ただし、適合の 文書は検索対象の文書を Okapi BM25 であらかじめ検索し、 その検索結果上位 200 件の中から選んだため、実際の検索性 能よりもスコアが比較的高く出ている可能性がある。また、検 索対象の文書の数は高々数十万件であるが、Twitter の実際の ユーザ数はそれよりも遥かに多いことに注意したい。

## 3.3 被験者実験

被験者実験では、実際にユーザは提案システムの利用を通して、充実した SNS プロフィール文を作成できるのかについて検証する。被験者実験は、筑波大学図書館情報メディア系研究倫理審査委員会の承認(通知番号第 20-74 号)を得て実施した。

#### 3.3.1 事前アンケート回答結果

まず、事前アンケート(内容は 2 グループ共通)の回答結果についてまとめる。「SNS を利用したことのある方のみ回答してください。SNS プロフィールの自由記述欄(プロフィール文)を作成するとき、うまく書けずに困ってしまったことはありますか?」という設問を用意した。これに対する回答(「1. まったくない」から「5. 毎度うまく書くことができない」までの五段 階評価)の内訳を図 4 に示す。「1. まったくない」を回答した被験者は全体の 10 %に留まり、多くの被験者が SNS プロフィール文をうまく書くことができなかった経験があることが明らかになった。

さらに、プロフィール文をうまく書くことができなかった経験があると回答した被験者らにのみ追加で行った質問「その理由は何ですか?(複数回答可、回答者数 18)」に対する回答結果を図 5 に示す。「書くことができることはたくさん思い浮かぶが、その中でも特に何を書いたらよいかわからなかった」という回答がおよそ半数ともっとも多かった。また、次いで多かった回答の 1 つは「特に書くことがないと感じた」であった。

## 3.3.2 プロフィール文作成タスク

被験者らは事前アンケートに回答後、プロフィール文作成タスクに着手した。ただし、被験者は無作為に2つのグループのいずれかに割り当てられる。一方のグループの被験者らは提案システムを用いてプロフィール文を作成し、もう一方のグループの被験者らは提案システムを使わずにプロフィール文を作成する。また、被験者らには以下のシナリオの下でプロフィール文を作成するよう指示した。

「筑波大学では、学生間でのオンラインコミュニケーションの活発化のため、全学生に Twitter アカウントを作成するよう呼びかけました。あなたはいわゆる『大学用アカウント』を作るにあたって、どのようなプロフィール文を作成しますか?」

自由にプロフィール文を作成させることで、検索対象に類似 したプロフィール文が全く含まれていないということが発生す る可能性を考慮した。

さらに、実験がなるべく対照的であるよう、提案システムを 使う場合と使わない場合でプロフィール文作成インターフェー スの見た目は極力似せるようにした。提案システムを使うグ ループと使わないグループとでは、単に検索結果が入力フォー ムの横に表示されるかどうかのみが異なる。

結果として、提案システムを使うグループと使わないグループにそれぞれ 12 名が割り当てられ、24 件のプロフィール文が作成された。

研究質問 RQ1 に回答するために、グループ間で作成されたプロフィール文の文字数の分布を比較する。まず、作成されたプロフィール文の文字数をグループごとに大きい順に並べて比較した結果を図 6 に示す。提案システムを使ったグループのプロフィール文は、文字数が比較的多い傾向にあることが確認できた。

次に、箱ひげ図を用いて文字数の分布を比較した結果を図7に示す。四分位数や最小・最大値は、提案システムありのグループの方が値が大きいことがわかる。また、提案システムありのグループの方が四分位範囲の値が比較的大きい。これは、提案システムを利用することによって文字数が増加する効果は被験者ごとに異なるためと考えられる。基本統計量の具体的な値は表4にまとめた。

さらに、文字数の分布について、2 グループ間で有意差があるか確かめるため統計的検定を行った。両グループとも分布が正規分布でないことを Shapiro-Wilk 検定で確かめたうえで、検定手法にはマン・ホイットニーの U 検定を使うこととした。両側検定で、有意水準 5 %で帰無仮説が棄却される。また、サンプルサイズに影響されない効果の大きさを示す指標として効果量がある。本研究ではサンプルサイズが 12 と小さいため、p 値だけでなく効果量にも着目する必要があると考えた [9]。マン・ホイットニーの U 検定の効果量 r は検定統計量 U とサンプルサイズから算出でき、 $0 \le r \le 1$  を満たす。マン・ホイットニーの U 検定の結果を表 5 に示す。p < 0.0.5 より、2 つの分布には有意差が認められた。また、効果量の大きさも大きいといえる値であった [9]。

#### 3.3.3 事後アンケート回答結果

研究質問 RQ2 に回答するため、事後アンケートにおける「プロフィール文を書き始めるにあたって、どのようなことを書こうと意識していましたか?」および「最終的に作成されたプロフィール文には、どのようなことが書かれていましたか?」という設問に対する回答から、被験者が「書こうとしていた」ことと「実際に書いたこと」の差分を調べた。表 6 に例を示す。ある被験者が「事前に書こうとしていたこと」として「所属」と回答し、「実際に書いたこと」として「所属」に加えて「趣味・趣向」「興味・関心」を回答した場合、差分の数は 2 となる。この差分の数を被験者ごとに求め、提案システムを使ったグループと使わなかったグループで分布を比較する。

差分の数の分布を図8に示す。提案システムを使ったグループでは、「事前に書こうとしていなかったこと」を実際には1つ以上書いている被験者が12名中10名であった一方、提案シ

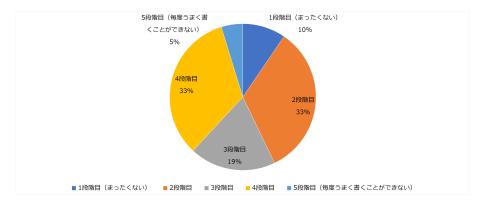


図 4 事前アンケートの設問「SNS を利用したことのある方のみ回答してください。 SNS プロフィールの自由記述欄(プロフィール文)を作成する時、うまく書けずに困ってしまったことはありますか?」に対する回答(「1. まったくない」から「5. 毎度うまく書くことができない」までの五段階評価、回答数 25)の内訳

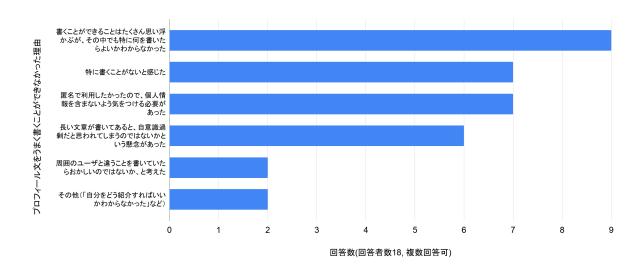


図 5 「前の設問で、プロフィール文をうまく書けなかったことがあると回答した方 のみ回答してください。その理由は何ですか?」に対する回答の内訳(複数回 答可、回答者数 18)

表 4 文字数分布の基本統計量

	最小	第一四分位	中央	第三四分位	最大	四分位範囲	平均	標準偏差
提案システムあり	25.00	43.75	60.00	81.00	119.00	37.25	64.33	29.48
提案システムなし	13.00	16.00	25.00	35.75	92.00	19.75	33.42	25.23

表 5 両グループのプロフィール文の文字数の分布についてマン・ホイットニーの U 検定を実施した結果

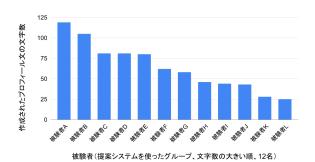
p 値	有意差の有無	効果量 r	効果量の大きさ [9]
0.004307	あり $(p < 0.05)$	0.5659342	大きい

ステムを使わなかったグループでは 12 名中 2 名に留まった。 文字数と同様、差分の数の分布についても 2 グループ間で有意差があるか確かめるために統計的検定を行った。検定手法に はマン・ホイットニーの U 検定(両側検定、有意水準 5 %)を 利用した。結果を表 7 に示す。p < 0.05 より、2 つの分布には

表 6 事後アンケートにおける「事前に書こうとしていたこと」 と「実際に書いたこと」の回答例

	事前に書こうとしていたこと	実際に書いたこと	差分の数
被験者例 1	所属	所属	2
		趣味・趣向	
		興味・関心	
被験者例 2	所属	所属	1
		研究テーマ	

有意差が認められた。また、効果量についても大きいといえる値となった[9]。



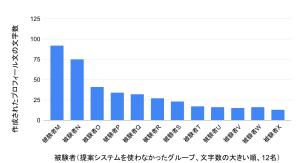


図 6 作成されたプロフィール文の文字数の分布

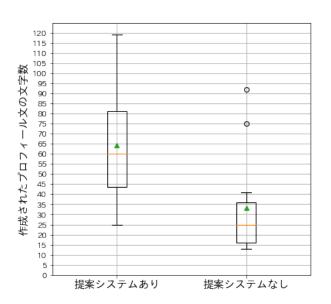
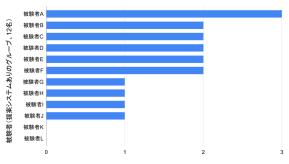


図7 作成されたプロフィール文の文字数の分布(箱ひげ図による比較)

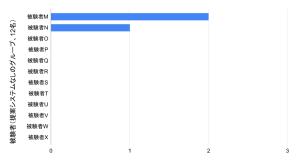
表 7 「事前には書こうと意識していなかったが、実際には書いた項目」の数の分布について、マン・ホイットニーの U 検定を実施した結果

p 值	有意差の有無	効果量 r	効果量の大きさ [9]
0.00206	あり $(p < 0.05)$	0.6320908	大きい

また、具体的にどのような項目について、提案システムありの被験者がプロフィール文に書くようになったかを表 8 にまとめた。もっとも多かった回答結果は自由回答である「その他」(「研究内容」「過去の所属」など)であり、次いで「他の SNSや自分のブログなどへの外部サイトの URL」、「自分の趣味・趣向」などが多かった。一方で、「自分の所属(学類や研究室、



「事前には書こうと意識していなかったが、実際には書いた項目」の数



「事前には書こうと意識していなかったが、実際には書いた項目」の数

図 8 「事前には書こうと意識していなかったが、実際には書 いた項目」の数の分布

表 8 提案システムありのグループにおける「事前には書こうと意識していなかったが、実際には書いた項目」の内訳

項目名	被験者の数
その他(自由回答、「研究内容」「過去の所属」など)	5
他の SNS や自分のブログなどへの外部サイトの URL	4
自分の趣味・趣向	3
自分の年齢	2
自分の名前・ニックネーム・呼ばれ方	1
自分の興味・関心	1
自分の所属(学類や研究室、サークルなど)	0

サークルなど)」は提案システムありのグループの全被験者が事前に書こうとしていた項目であったため、該当数は 0 であった。

#### 4 議 論

まず、仮説 H1「充実したプロフィール文を書くというタスクは、何を書いたらよいかわからない等の理由から一般に難しい」の正しさについて考察する。事前アンケートにおける設問「プロフィール文を作成するとき、うまく書けずに困ってしまったことはありますか?」に対する回答(「1. まったくない」から「5. 毎度うまく書くことができない」までの五段階評価、回答数 24)において、「1. まったくない」を回答した被験者の割合は 10 %であり、ほとんどの被験者が SNS プロフィール文をうまく書くことができなかった経験があることがわかった。また、「プロフィール文をうまく書けなかったことがあると回答したほうのみ回答してください。その理由は何ですか?(複数回答可、回答者数 18)」の回答では、「書くことができること

はたくさん思い浮かぶが、その中でも特に何を書いたらよいかわからなかった(9 名が回答)」「特に書くことがないと感じた(7 名が回答)」といった回答が多かった。したがって、少なくとも今回の被験者らについては、仮説 H1 はある程度正しかったことがわかった。

また、本研究の研究質問は、RQ1「1. 提案手法を使うこと で、プロフィール文の文字数を増やすことができるか?」およ び RQ2「2. 提案手法を使うことで、プロフィール文に書く項 目(所属、趣味など)の種類を増やすことができるか?」であっ た。RQ1 に回答するために、被験者実験において被験者に提 案システムあり/なしでプロフィール文を作成してもらい、作 成されたプロフィール文の文字数の分布を比較した。提案シス テムありのグループの方が文字数の平均値や四分位数などの値 が提案システムなしのグループよりも大きかったことや、統計 的検定から文字数の分布に有意差が認められたことから、提案 システムにはプロフィール文の文字数を増やす効果があると考 えている。RQ2 に回答するために、被験者実験において被験 者が「事前に書こうとしていたこと」と「実際に書いたこと」 の差分を調査した。提案システムありのグループでは、事前に 書こうとしてなかったことを実際には 1 つ以上書いている被験 者が 12 名中 10 名であった一方、提案システムなしのグルー プでは12名中2名に留まった。また、統計的検定から、提案 システムありのグループとなしのグループの間では、書いたこ との差分の数の分布に有意差が認められた。このことから、提 案システムにはプロフィール文に書く項目の数を増やす効果が あると考えている。

# 5 研究の限界と今後の方向性

本研究の限界について述べる。まず、提案システムの評価において検索対象に用いたプロフィール文は、 Twitter 上の全ユーザのプロフィール文ではなくそのごく一部であった。検索対象が大きくなると、一般に適合の文書を見つけることは難しくなるため、今回得られた評価結果と同様の結果が Twitter の全データを対象に検索した場合にも得られるとは限らない。また、被験者実験は筑波大学の学生を対象に、特定のシナリオの下でプロフィール文を書いてもらうという条件で実施した。提案システムを他のケースで利用する場合にも同様の実験結果が得られるとは限らない。より多様な年代・職業の SNS ユーザに対しても被験者実験を実施する必要がある。

また、本研究では提案システムを用いて作成されたプロフィール文の SNS 上での効果については検証しなかった。研究背景で述べたとおり、プロフィール文は SNS における自己表現やコミュニケーションにおいて重要である。しかし、提案システムを用いて作成されたプロフィール文が、SNS 上で実際に使われたとき効果的であるか等の検証は本研究では行っていない。本研究ではプロフィール文の評価指標として文字数や書かれた項目の数を使用したが、「理想的なプロフィール文であるか」をより定量的に評価するための指標を定義することが課題である。プロフィール文の文字数や項目数が多い場合でも、そのユーザ

を的確に表現できていない、必要とされている情報を含められていないというケースは当然に考えられる。

最後に、本研究の今後の方向性として、他の種類の文章作成 支援システムも検討していきたい。具体的には、製品マニュア ルの QA 作成の支援システムや、辞書や教科書などの教材の例 文作成を支援するシステムなどに本研究のアイデアを応用でき ないかと考えている。

#### 文 献

- @TwitterJP. "Twitter Japan on Twitter". https://twitter.com/ TwitterJP/status/793649186935742465, (accessed 2020-11-13)
- [2] Metaxas, Panagiotis. Mustafaraj, Eni. Kily, Wong. Zeng, Laura. O'Keefe, Megan. Finn, Samantha. "Do Retweets indicate Interest, Trust, Agreement?". CoRR, 2014.
- [3] Counts, Scott. Stecher, Kristin. "Self-Presentation of Personality During Online Profile Creation". ICWSM, 2009.
- [4] Roemmele, Melissa. Gordon, Andrew. "Creative Help: A Story Writing Assistant". International Conference on Interactive Digital Storytelling, 2015, p.81-92.
- [5] Kinnunen, Tomi. Leisma, Henri. Machunik, Monika. Kakkonen, Tuomo. Lebrun, Jean-Luc. "SWAN Scientific Writing AssistaNt A Tool for Helping Scholars to Write Reader-Friendly Manuscripts". Proceedings of the Demonstrations at the 13th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics, 2012/04/23.
- [6] Sherril M. Stone. "Observational learning". Encyclopædia Britannica. 2017-07-07. https://www.britannica.comscience/observational-learning, (accessed 2020-12-04).
- [7] Toshinori, Sato. Taiichi, Hashimoto. Manabu, Okumura. "Implementation of a word segmentation dictionary called McCab-ipadic-NEologd and study on how to use it effectively for information retrieval (in Japanese)". Proceedings of the Twenty-three Annual Meeting of the Association for Natural Language Processing, 2017, NLP2017-B6-1.
- [8] @codelibs. "codelibs/elasticsearch-analysis-kuromoji-ipadic-neologd: Elasticsearch's Analyzer for Kuromoji with Neologd". GitHub. 2020-10-13. https://github.com/codelibs/elasticsearch-analysis-kuromoji-ipadic-neologd, (accessed 2020-12-11).
- [9] 水元篤. "研究論文における効果量の報告のために -基礎概念と注意点-". 英語教育研究, vol.31, 2008, p.57-66.
- [10] Matsudaira, Tomomi. Hagiwara, Masafumi. "Catchcopy Creation Support System Using Electronic Dictionary and Genetic Programming". IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems, 124(1), 2004, p.164-169.
- [11] N. Ellison. Rebecca, Heino. Jennifer, Gibbs. "Managing Impressions Online: Self-Presentation Processes in the Online Dating Environment". J. Comput. Mediat. Commun., 11, 2006, p.415-441.
- [12] Bandura, Albert. "Observational Learning." Learning and Memory 2nd edition, Macmillan Reference USA, 2004, p.482-484.