

Twitter における SNS 疲れ抽出手法の提案

岡藤 十馬[†] 王 元元[†] 河合由起子^{††,†††}

[†] 山口大学工学部知能情報工学科 〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1

^{††} 京都産業大学情報理工学部 〒603-8555 京都府京都市北区上賀茂本山

^{†††} 大阪大学サイバーメディアセンター 〒567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 5 番 1 号

E-mail: [†]{w012ff, y.wang}@yamaguchi-u.ac.jp ^{††}kawai@cc.kyoto-su.ac.jp

あらまし 近年, Twitter や Facebook などの SNS において, 「SNS 疲れ」が問題となっている。「SNS 疲れ」の定義にはさまざまなものがあるが, 本研究では, 「SNS を利用することで生じる身体的・精神的疲労」と定義する。これは若者の間で広く利用されている Twitter におけるストレス経験のうちの 1 つである。そこで本研究では, Twitter における SNS 疲れとなる原因を分析し, ツイートデータを用いて SNS 疲れを抽出することで, 将来的に SNS ストレス軽減のための SNS 疲れを判断する指標の作成を目指す。本論文では, 事前調査として Twitter 利用においてストレスの原因となる 25 の出来事について, 大学生 Twitter 利用者 10 名を対象にそれぞれの程度ストレスを感じるかをアンケートで収集した。得られた結果を用いて主成分分析を行い, SNS 疲れとなる原因を主に 3 つのラベルに分類した。SNS 疲れを抽出するため, ツイートの収集を行い, それらのツイートにラベル付け, ラベルごとにツイートの特徴語を抽出する。これにより, SNS 疲れに関する特徴語を用いた SNS 疲れの予測や SNS ストレス軽減が期待できる。

キーワード SNS 疲れ, ツイート分析, SNS ストレス

1 はじめに

近年, スマートフォンの普及により Twitter や Facebook といった SNS の利用者が年々増加している。総務省の平成 30 年度版情報通信白書によると, 13~19 歳, 20 代, 30 代の SNS 利用率は 60% を超えることが示された [1]。しかし, SNS の利用に伴い, 「SNS 疲れ」という新たなストレスが確認されるようになった。「SNS 疲れ」とは, SNS 利用にストレスを感じる現象のことを指し, 本研究では, 「SNS を利用することで生じる身体的・精神的疲労」と定義する。これまでの研究において, SNS 疲れの原因に関する調査は行われているが, 利用者が SNS 疲れを感じているかを判断するためには, アンケート調査が必要とされている [2] [3] [4] [5]。

そこで, 本研究では, 事前調査による Twitter 利用者の SNS 疲れとなる原因を分析し, ツイートデータを用いて SNS 疲れを抽出する手法を提案する。提案手法では, まず, 事前調査として Twitter 利用においてストレスの原因となる 25 の出来事について, 大学生 Twitter 利用者 10 名を対象にそれぞれの程度ストレスを感じるかを 5 段階評価のアンケートで集計する。得られた結果を用いて主成分分析を行い, SNS 疲れとなる原因をラベルとして分類する。次に, SNS 疲れを抽出するため, ツイートデータの収集を行い, それらのツイートに SNS 疲れとなる原因のラベルを付与し, *TF-IDF* 手法に基づき各ラベルのツイートから特徴語を抽出する。最後に, 機械学習を用いて SNS 疲れとなる原因のツイート分類器を作成する。図 1 に提案する SNS 疲れ抽出手法の概要図を示す。これにより, SNS 疲れに関する特徴語を用いた SNS 疲れの予測や SNS ストレス軽減が期待できる。

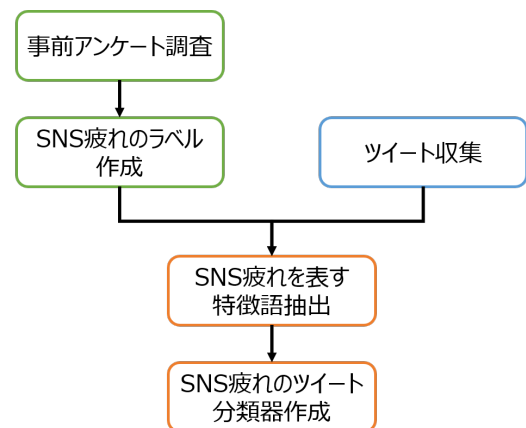


図 1 提案する SNS 疲れ抽出手法の概要図

本論文の構成は以下のとおりである。次章では SNS ストレスに関する研究や, SNS データを用いた研究を紹介し, 3 章では, 事前アンケート調査による SNS 疲れの原因分析および SNS 疲れのラベル作成について説明する。4 章では, ツイートを分析し, SNS 疲れを表す特徴語抽出について述べる。5 章では, 実データを用いて, 提案手法の評価実験について述べる。最後に, 6 章でまとめと今後の課題について述べる。

2 関連研究

近年, Twitter 分析に関するさまざまな研究が盛んにおこなわれている。Wang ら [6] は, Twitter ユーザの「いいね」, プロファイル, フォロー, 投稿内容などの関連情報を利用し, 嗜好を発見・推測する手法を提案した。津谷ら [7] は, プロフィール上に特定のがんの名前が記載してあるユーザを対象としてツ

イートの分析を行い、医師の選んだがん関連の単語をキーワードとして、その共起を解析することにより、がん患者のツイートの特徴を実証した。本研究では SNS 疲れのユーザを対象として分析を行うため、ユーザ名に特定の単語が記載してあるユーザを対象としてツイートの分析を行った。

また、SNS の利用と精神状況との関係をアンケート調査を用いて分析した研究もいくつか存在する。佐藤ら [2] は、大学生の SNS における対人ストレスの種類を、アンケート調査によって分類し、社会的ネットワークと SNS における対人ストレス経験との関連を示した。また、高校生、大学生のネット上での他者情報公開に着目し、ネット上での他者情報公開を規定する心理的要因について、インターネットアンケート調査から分析した [8]。さらに、対人コミュニケーションにおいて自動的な印象操作を行う程度を測定する尺度を作成し、その信頼性・妥当性を検討した [9]。高橋ら [3] は、青年の Twitter と LINE 利用に関する調査と分析を行い、SNS 利用時の行動が性格特性やインターネット利用時の意識や行動とどのように関連しているかを分析した。河井ら [10] は、SNS 運営会社協力のもと、インターネット調査を行い、SNS 利用実態から SNS 依存を分析した。加納 [11] は、SNS ユーザの承認欲求の高低による利用 SNS の差異とスマホ依存の構図を示した。承認欲求の高い者ほど、リツイートなどの承認機能のある SNS を好むという結果が得られた。加藤 [4] は、SNS 疲れにつながるネガティブ経験、それに伴う否定的な感情を分析した。Kross ら [12] は、Facebook 利用と主観的幸福感との関連を調査し、利用時間が長いほど主観的幸福感を減少させることを実証した。Nicole ら [13] は、Facebook などの SNS 依存の尺度を作成した。本研究では、実際のツイートデータを用いた SNS 疲れを抽出するので、その点が異なる。

3 SNS 疲れとなる原因の調査

3.1 事前アンケート調査

大学生 Twitter 利用者 10 名（男性：7 名、女性：3 名）を対象に表 1 に示す事前アンケートの調査を実施した。質問項目は性別、年齢、学部、出身、Twitter の利用状況、1 日の利用時間、利用が多い時間帯、利用頻度、Twitter で関りを持つ人、と Twitter 利用においてストレスの原因となる 25 の出来事についてそれぞれの程度ストレスを感じるかを 5 段階評価のアンケートで集計した。

3.2 SNS 疲れのラベル作成

アンケートの結果を元に SNS 疲れとなる原因を分析する。まず SNS ストレスの原因となる 25 の出来事についての相関行列を算出した（図 2）。また、表 2 のルールで色付けを行った。プライバシー侵害状況と発信状況については出来事同士に相関がみられた。しかし、閲覧状況、悪口中傷状況、疎外状況についてはあまり出来事同士に相関がみられなかった。その中でも特に、閲覧状況にはほとんど相関がみられなかった。したがって、先行研究の SNS 疲れのラベルでは、本研究におけるアンケート

表 1 事前アンケートの質問項目（5 段階評価）

閲覧状況
(Q1) 過剰な自己アピールをみた
(Q2) 周囲の評価を集めようとしている投稿をみた
(Q3) 誰に対してか分からない悪口の内容の投稿をみた
(Q4) 鬱っぽい内容の投稿をみた
(Q5) 下品な内容の投稿をみた
(Q6) 実物よりもいい容姿に見える自撮り写真を知り合いが投稿していたのをみた
(Q7) 何人かで一人の人を中傷している投稿をみた
プライバシー侵害状況
(Q8) 載せてほしくない写真を知り合いに投稿された
(Q9) 周りに知られたくない情報を知り合いに投稿された
(Q10) 知らないうちに自分の情報を投稿された
(Q11) 自分のプライベート情報を広められた
(Q12) 見ず知らずの人にフォローされた
悪口・中傷状況
(Q13) 知り合いに中傷された
(Q14) 知り合いの投稿に反応しても無視された
(Q15) 自分に対しての悪口の投稿をみた
(Q16) 自分の良く知る人、集団に対しての悪口の投稿をみた
疎外状況
(Q17) 知り合いが自分の知らない内容で盛り上がっていた
(Q18) 仲のいい知り合いが自分抜きで遊んでいる投稿をみた
(Q19) どうでもいい内容の投稿をみた
(Q20) 自分の投稿に対する他人からの評価が少ないことに悩んだ
発信状況
(Q21) 自分の投稿をみる人の事を考えて何を投稿するか悩んだ
(Q22) 投稿するとき内容に悩んだ
(Q23) 知り合いのプライバシー情報を気にして投稿内容に悩んだ
(Q24) フォローする時、相手にどう思われるか悩んだ
(Q25) SNS に張り付いて、早く返信しなければならないと思う

表 2 相関値範囲と色分け

相関値範囲	色
$0.7 \leq x < 1.0$	赤色
$0.4 \leq x < 0.7$	橙色
$-0.7 < x \leq -0.4$	水色
$-1.0 < x \leq -0.7$	青色

被験者の傾向と合致しないと判断し、新たなラベルを作成することにした。まず、統計ソフト R を用いて主成分分析を行い、アンケート被験者の回答の傾向を図 3 の散布図上に図示した。

次に、SNS ストレスの原因となる出来事をグルーピングするために、ストレス経験の主成分負荷量を算出した。その結果、SNS ストレスの原因となる出来事を 4 つのカテゴリに分類できた（図 4）。また、寄与率と累積寄与率は表 3 のようになった。そして、得られたカテゴリから再度、ストレスの原因となる 25 の出来事についての相関行列を算出した（図 5）。

図 4 における①から④のカテゴリのうち、①、②、④については高い相関がみられたが、③には相関がみられなかった。そのため①、②、④のみを新しいラベルとし、表 4 に示すようにそれぞれラベル A, B, C とした。

ラベル A： 「過剰な自己アピールをする投稿をみた」と、「知

	X.Q1.	X.Q2.	X.Q3.	X.Q4.	X.Q5.	X.Q6.	X.Q7.	X.Q8.	X.Q9.	X.Q10.	X.Q11.	X.Q12.	X.Q13.	X.Q14.	X.Q15.	X.Q16.	X.Q17.	X.Q18.	X.Q19.	X.Q20.	X.Q21.	X.Q22.	X.Q23.	X.Q24.	X.Q25.
X.Q1. 過剰な自己アピールを見た	1	0.744	-0.206	0.242	-0.480	0.554	-0.271	-0.073	-0.140	-0.224	-0.224	0.236	0.357	0.609	0.084	0.073	0.634	0.568	0.617	0.53	0.42	0.475	0.945	0.438	0.388
X.Q2. 周囲の評価を高めようとしている投稿をみた	0.744	1	0.241	0.155	-0.501	0.589	-0.16	-0.42	-0.459	-0.48	-0.49	0.167	-0.029	0.272	-0.316	0.093	0.391	0.198	0.555	0.39	0.329	0.387	-0.055	0.31	0.21
X.Q3. 誰に対してか分からない悪口の内容の投稿をみた	-0.206	0.241	1	0.356	0.495	0.181	0.289	-0.129	-0.109	-0.091	-0.091	-0.024	-0.610	-0.239	-0.323	-0.041	-0.008	-0.382	0.008	-0.387	-0.426	-0.377	-0.388	-0.353	-0.238
X.Q4. 悪口ばかりの内容の投稿をみた	0.242	0.155	0.356	1	0.22	0.532	-0.044	0	0.019	0.039	0.039	-0.065	0.153	-0.382	0.09	-0.082	-0.092	-0.479	0.35	-0.035	0.107	0.13	0.341	0.288	-0.441
X.Q5. 下品な内容の投稿をみた	-0.480	-0.501	0.495	0.22	1	-0.179	0.054	0.089	0.116	0.142	0.142	0.089	-0.402	-0.183	-0.196	-0.329	-0.061	-0.253	-0.083	-0.258	-0.361	-0.342	0.141	-0.281	0
X.Q6. 実物よりもいい内容に見える自撮り写真を、知り合いの投稿していたのを見た	0.554	0.589	0.181	0.532	-0.179	1	-0.581	-0.595	-0.636	-0.524	-0.524	0.453	0.074	0.082	-0.31	-0.312	0.309	-0.084	0.877	0.535	0.579	0.613	0.264	0.705	0.189
X.Q7. 何人かで一人の人を中傷している投稿をみた	-0.271	-0.16	0.289	-0.044	0.054	-0.581	1	0.722	0.727	0.715	0.715	-0.485	0.217	-0.16	0.617	0.643	-0.344	-0.043	-0.73	-0.489	-0.765	-0.807	-0.523	-0.807	-0.361
X.Q8. 載せてほしくない写真を知り合いに投稿された	-0.073	-0.42	-0.129	0	0.089	-0.535	0.722	1	0.389	0.954	0.954	-0.199	0.404	0.204	0.915	0.5	0	0.289	-0.557	-0.429	-0.462	-0.529	0	-0.521	-0.167
X.Q9. 周りに知られたくない情報を知り合いに投稿された	-0.140	-0.459	-0.109	0.019	0.116	-0.536	0.727	0.389	1	0.989	0.989	-0.203	0.501	0.096	0.924	0.573	-0.039	0.104	-0.57	-0.416	-0.421	-0.493	0.041	-0.515	-0.191
X.Q10. 知らないうちに自分の情報を投稿された	-0.224	-0.49	-0.091	0.039	0.142	-0.524	0.715	0.954	0.989	1	1	-0.289	0.506	-0.022	0.911	0.53	-0.202	0.075	-0.571	-0.594	-0.367	-0.443	0.084	-0.487	-0.212
X.Q11. 自分のプライバシー情報を広められた	-0.224	-0.49	-0.091	0.039	0.142	-0.524	0.715	0.954	0.989	1	1	-0.289	0.506	-0.022	0.911	0.53	-0.202	0.075	-0.571	-0.594	-0.367	-0.443	0.084	-0.487	-0.212
X.Q12. 見ず知らずの人にフォローされた	0.236	0.167	-0.024	-0.065	0.089	0.453	-0.485	-0.199	-0.203	-0.203	-0.203	1	0.95	0.553	-0.165	-0.83	0.655	0.374	0.724	0.34	0.572	0.569	0.313	0.911	0.573
X.Q13. 知り合いに中傷された	0.357	-0.029	-0.618	0.153	-0.402	0.074	0.217	0.484	0.501	0.506	0.506	0.05	1	0.127	0.763	0.53	-0.085	0.245	0.056	0.385	0.28	0.199	0.389	0.216	0.092
X.Q14. 知り合いの投稿に反応しても無視された	0.609	0.272	-0.239	-0.302	-0.183	0.082	-0.16	0.204	0.096	-0.022	-0.022	0.553	0.127	1	0.107	0.069	0.931	0.388	0.954	0.19	0.110	0.108	0.091	0.173	0.612
X.Q15. 自分に対しての悪口の投稿をみた	0.084	-0.316	-0.323	0.09	-0.196	-0.31	0.617	0.315	0.324	0.311	0.311	-0.165	0.763	0.137	1	0.63	-0.091	0.259	-0.388	-0.122	-0.211	-0.283	0.145	-0.31	-0.081
X.Q16. 自分に良い友人・集団に対しての悪口の投稿をみた	0.073	0.093	-0.041	-0.082	-0.226	-0.312	0.643	0.6	0.573	0.53	0.53	-0.33	0.53	0.069	0.63	1	-0.181	0.189	-0.475	-0.19	-0.5	-0.569	-0.474	-0.477	-0.222
X.Q17. 知り合いが自分の知らない内容で盛り上がった	0.634	0.391	-0.008	-0.092	-0.061	0.309	-0.344	0	-0.093	-0.202	-0.202	0.685	-0.085	0.331	-0.091	-0.161	1	0.77	0.584	0.165	0.238	0.240	0.161	0.328	0.558
X.Q18. 周囲の良い知り合いが自分抜きで遊んでいる投稿をみた	0.568	0.198	-0.392	-0.478	-0.253	-0.034	-0.043	0.283	0.184	0.075	0.075	0.374	0.245	0.388	0.259	0.189	0.77	1	0.175	0.303	0.041	0.042	0.058	0	0.707
X.Q19. どうでもい内容の投稿をみた	0.617	0.555	0.008	0.35	-0.093	0.877	-0.73	-0.557	-0.57	-0.571	-0.571	0.724	0.056	0.354	-0.389	-0.475	0.564	0.175	1	0.648	0.75	0.778	0.489	0.83	0.475
X.Q20. 自分の投稿に対する他人からの評価が少ないことに悩んだ	0.53	0.39	-0.397	-0.095	-0.256	0.535	-0.499	-0.429	-0.416	-0.394	-0.394	0.34	0.395	0.19	-0.122	-0.19	0.153	0.303	0.648	1	0.613	0.664	0.452	0.493	0.728
X.Q21. 自分の投稿をみる人のことを考えて、何を投稿するか悩んだ	0.42	0.323	-0.426	0.107	-0.361	0.579	-0.765	-0.402	-0.421	-0.367	-0.367	0.572	0.28	0.118	-0.211	-0.5	0.236	0.041	0.75	0.619	1	0.365	0.695	0.502	0.337
X.Q22. 投稿するとき内容に悩んだ	0.475	0.397	-0.377	0.13	-0.342	0.613	-0.807	-0.529	-0.493	-0.443	-0.443	0.593	0.199	0.108	-0.283	-0.569	0.248	0.042	0.776	0.664	0.695	1	0.699	0.973	0.373
X.Q23. 知り合いのプライバシー情報を盗み投稿内容に悩んだ	0.345	-0.055	-0.389	0.341	0.141	0.284	-0.523	0	0.041	0.084	0.084	0.313	0.383	0.081	0.145	-0.474	0.161	0.058	0.483	0.452	0.685	0.699	1	0.568	0.284
X.Q24. フォローをするとき、相手にどう思われるか悩んだ	0.436	0.31	-0.353	0.288	-0.281	0.705	-0.807	-0.521	-0.515	-0.497	-0.497	0.611	0.216	0.173	-0.31	-0.477	0.328	0	0.83	0.493	0.802	0.973	0.566	1	0.174
X.Q25. SNSに張り付いて、早く返信しなければならぬと思う	0.388	0.21	-0.236	-0.441	0	0.189	-0.361	-0.167	-0.191	-0.212	-0.212	0.573	0.092	0.612	-0.081	-0.222	0.558	0.707	0.475	0.728	0.337	0.373	0.264	0.174	1

図 2 SNS ストレスの原因となる出来事の相関行列

表 3 寄与率と累積寄与率

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9
標準偏差	3.1140	2.2735	1.7694	1.5298	1.4573	1.0067	0.8733	0.7247	0.4878
寄与率	0.3879	0.2068	0.1252	0.0936	0.0850	0.0405	0.0305	0.0210	0.0095
累積寄与率	0.3879	0.5946	0.7200	0.8135	0.8984	0.9390	0.9695	0.9905	1.0000

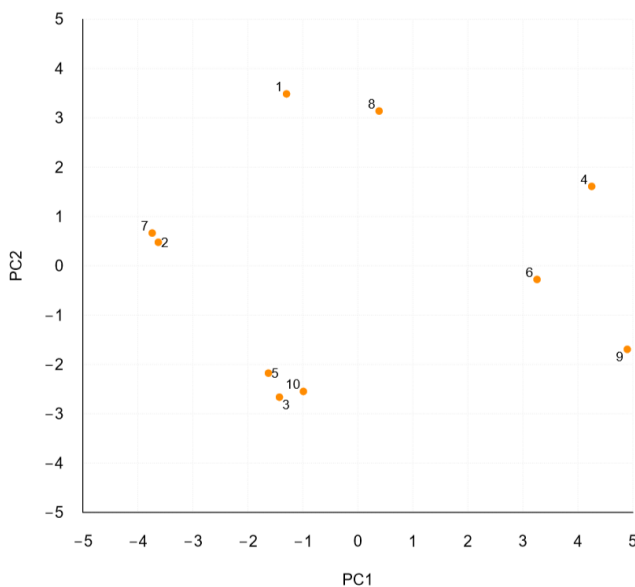


図 3 アンケート被験者の回答の傾向

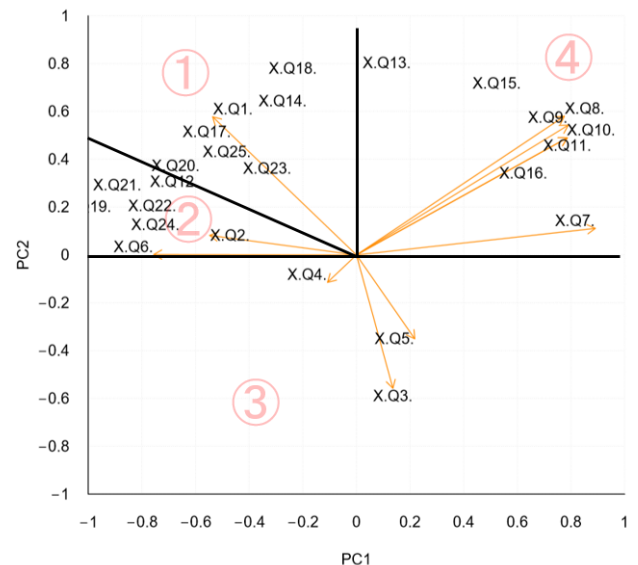


図 4 主成分負荷量

り合いの投稿に反応しても無視された」,「自分の投稿に対する他人からの評価が少ないことに悩んだ」,「SNS に張り付いて、早く返信しなければならぬと思う」の項目から構成されていることから他者とのつながりを強く気にすることを示していると考えられるため,「過剰な自己アピールを見た, 知人から疎外感を感じる」とした。

ラベル B: 「見ず知らずの人にフォローされた」や,「自分の投稿をみる人の事を考えて何を投稿するか悩んだ」,「フォローする時、相手にどう思われるか悩んだ」の項目から構成されていることから、面識のない人とのコミュニケーションを苦手としていると考えられるため,「見知らぬ人への気遣いで疲れた」とした。

表 4 SNS ストレスの原因のラベル

ラベル	SNS ストレスの原因
A	過剰な自己アピールを見た 知人から疎外感を感じる
B	見知らぬ人への気遣いで疲れた
C	プライバシー侵害 悪口中傷を受けた・見た

ラベル C: 「何人かで一人の人を中傷している投稿をみた」や,「載せてほしくない写真を知り合いに投稿された」,「自分に対しての悪口の投稿をみた」の項目から構成されるため,「プライバシー侵害, 悪口中傷を受けた・見た」とした。

	X.01.	X.014.	X.017.	X.018.	X.020.	X.023.	X.025.	X.02.	X.06.	X.012.	X.019.	X.021.	X.022.	X.024.	X.03.	X.04.	X.05.	X.07.	X.08.	X.09.	X.010.	X.011.	X.013.	X.015.	X.016.
X.01.	1	0.609	0.634	0.566	0.53	0.345	0.388	0.744	0.554	0.236	0.617	0.42	0.475	0.436	-0.206	0.242	-0.488	-0.271	-0.073	-0.148	-0.224	-0.224	0.357	0.084	0.073
X.014.	0.609	1	0.931	0.938	0.19	0.081	0.612	0.272	0.082	0.553	0.354	0.118	0.108	0.179	-0.239	-0.302	-0.183	-0.16	0.204	0.036	-0.022	-0.022	0.127	0.137	0.068
X.017.	0.634	0.931	1	0.77	0.165	0.161	0.556	0.391	0.309	0.665	0.564	0.236	0.248	0.328	-0.008	-0.092	-0.061	-0.344	0	-0.099	-0.202	-0.202	-0.085	-0.091	-0.181
X.018.	0.566	0.938	0.77	1	0.303	0.056	0.707	0.198	-0.094	0.374	0.175	0.041	0.042	0	-0.392	-0.479	-0.253	-0.043	0.283	0.184	0.075	0.075	0.245	0.259	0.189
X.020.	0.53	0.19	0.165	0.303	1	0.452	0.726	0.39	0.535	0.34	0.646	0.619	0.664	0.493	-0.387	-0.035	-0.256	-0.493	-0.429	-0.416	-0.394	-0.394	0.385	-0.122	-0.19
X.023.	0.345	0.081	0.161	0.056	0.452	1	0.264	-0.055	0.264	0.319	0.489	0.695	0.698	0.566	-0.389	0.341	0.141	-0.523	0	0.041	0.084	0.084	0.383	0.145	-0.474
X.025.	0.388	0.612	0.556	0.707	0.726	0.264	1	0.21	0.189	0.573	0.475	0.337	0.373	0.174	-0.236	-0.441	0	-0.361	-0.167	-0.191	-0.212	0.092	-0.081	-0.122	-0.222
X.02.	0.744	0.272	0.391	0.198	0.39	-0.055	0.21	1	0.589	0.167	0.555	0.323	0.387	0.31	0.241	0.155	-0.501	-0.16	-0.42	-0.459	-0.49	-0.49	-0.029	-0.316	0.093
X.06.	0.554	0.082	0.309	-0.094	0.535	0.264	0.189	0.589	1	0.459	0.877	0.579	0.613	0.705	0.181	0.592	-0.179	-0.531	-0.535	-0.536	-0.524	-0.524	0.074	-0.31	-0.312
X.012.	0.236	0.553	0.665	0.374	0.34	0.313	0.573	0.167	0.459	1	0.724	0.572	0.509	0.611	-0.024	-0.065	0.089	-0.485	-0.198	-0.203	-0.203	-0.203	0.05	-0.165	-0.39
X.019.	0.617	0.354	0.564	0.175	0.646	0.489	0.475	0.555	0.877	0.724	1	0.75	0.776	0.83	0.008	0.35	-0.083	-0.73	-0.557	-0.57	-0.571	-0.571	0.056	-0.389	-0.475
X.021.	0.42	0.118	0.236	0.041	0.619	0.695	0.337	0.323	0.579	0.572	0.75	1	0.985	0.902	-0.426	0.107	-0.361	-0.765	-0.462	-0.421	-0.367	-0.367	0.28	-0.211	-0.5
X.022.	0.475	0.108	0.248	0.042	0.664	0.698	0.373	0.387	0.613	0.509	0.776	0.985	1	0.873	-0.377	0.13	-0.342	-0.807	-0.529	-0.493	-0.443	-0.443	0.199	-0.283	-0.569
X.024.	0.436	0.173	0.328	0	0.493	0.566	0.174	0.31	0.705	0.611	0.83	0.902	0.873	1	-0.353	0.288	-0.291	-0.807	-0.521	-0.515	-0.497	-0.497	0.216	-0.31	-0.477
X.03.	-0.206	-0.239	-0.008	-0.392	-0.387	-0.389	-0.236	0.241	0.181	-0.024	0.008	-0.426	-0.377	-0.353	1	0.356	0.495	0.283	-0.123	-0.109	-0.091	-0.091	-0.613	-0.323	-0.041
X.04.	0.242	-0.302	-0.092	-0.479	-0.095	0.341	-0.441	0.155	0.592	-0.065	0.35	0.107	0.13	0.288	0.356	1	0.22	-0.044	0	0.019	0.039	0.039	0.153	0.09	-0.082
X.05.	-0.488	-0.183	-0.061	-0.253	-0.256	0.141	0	-0.501	-0.179	0.089	-0.083	-0.361	-0.342	-0.291	0.495	0.22	1	0.054	0.089	0.116	0.142	0.142	-0.402	-0.136	-0.328
X.07.	-0.271	-0.16	-0.344	-0.043	-0.499	-0.523	-0.361	-0.16	-0.531	-0.485	-0.73	-0.765	-0.807	-0.807	0.289	-0.044	0.054	1	0.722	0.727	0.715	0.715	0.217	0.617	0.843
X.08.	-0.073	0.204	0	0.283	-0.429	0	-0.167	-0.42	-0.535	-0.198	-0.557	-0.462	-0.529	-0.521	-0.123	0	0.083	0.722	1	0.983	0.954	0.954	0.484	0.915	0.6
X.09.	-0.148	0.096	-0.099	0.184	-0.416	0.041	-0.191	-0.459	-0.536	-0.203	-0.57	-0.421	-0.493	-0.515	-0.109	0.019	0.116	0.727	0.988	1	0.988	0.988	0.501	0.924	0.573
X.010.	-0.224	-0.022	-0.202	0.075	-0.394	0.084	-0.212	-0.49	-0.524	-0.203	-0.571	-0.367	-0.443	-0.497	-0.091	0.039	0.142	0.715	0.954	0.988	1	1	0.506	0.911	0.53
X.011.	-0.224	-0.022	-0.202	0.075	-0.394	0.084	-0.212	-0.49	-0.524	-0.203	-0.571	-0.367	-0.443	-0.497	-0.091	0.039	0.142	0.715	0.954	0.988	1	1	0.506	0.911	0.53
X.013.	0.357	0.127	-0.085	0.245	0.385	0.383	0.092	-0.029	0.074	0.05	0.056	0.28	0.199	0.216	-0.613	0.153	-0.402	0.217	0.484	0.501	0.506	0.506	1	0.763	0.53
X.015.	0.084	0.197	-0.091	0.259	-0.122	0.145	-0.081	-0.316	-0.31	-0.165	-0.389	-0.211	-0.283	-0.31	-0.328	0.09	-0.136	0.617	0.915	0.924	0.911	0.911	0.763	1	0.63
X.016.	0.073	0.068	-0.181	0.189	-0.19	-0.474	-0.222	0.093	-0.312	-0.33	-0.475	-0.5	-0.569	-0.477	-0.041	-0.082	-0.328	0.843	0.6	0.573	0.53	0.53	0.53	0.63	1

図 5 分類されたカテゴリの SNS ストレスの原因となる出来事的相关行列

表 5 特徴語評価結果

ラベル	A	B	C
適合率	0.618	0.611	0.711

4 ツイート分析に基づく SNS 疲れ抽出

4.1 ツイート収集

本研究では、Twitter Developers の The Streaming API¹を用いてツイートデータを収集した。本研究で収集するツイートは、SNS 疲れを感じているユーザのものを対象とするため、ユーザ名に「愚痴垢」、「闇垢」、「悪口垢」のいずれかが含まれるユーザアカウントをランダムに 15 個選び、それらのユーザのツイートデータを取得することにした。指定したユーザのツイートを、最新から 1,000 件取得した。その際、ノイズとなるリツイート、リプライ、URL などの内容を含むツイートを除外し、全 3,428 件のツイートをデータセットとした。

4.2 ツイート分析

収集した全 3,428 件のツイートデータに対し、3.2 節で作成した「SNS 疲れの原因」のラベル「A」、「B」、「C」と「不明・該当なし」のラベルを付与した。また、1 つのツイートに対して複数ラベルを付ける場合もあった。その結果、ラベル A は 252 件、ラベル B は 253 件、ラベル C は 131 件のツイートが得られた。次に、ラベルごとの特徴語を抽出を行う。まず MeCab を用いてツイート内容の形態素解析を行い、単語の集合を抽出した。その際、動詞、形容詞は基本形に変換した。次に各ラベルのツイートから名詞と形容詞だけを抽出し、単語ごとのポジティブとネガティブを判別しネガティブな単語のみを抽出した。得られたネガティブな単語を以下の $TF-IDF$ 算出式に基づき各ラベルを表す特徴語 wn の要素値として算出する。ネガティブな単語抽出については乾・鈴木研究室にて公開されている日本語評価極性辞書²を利用した。

$$TF = \frac{\text{各ラベルの単語 } wn \text{ の出現数}}{\text{各ラベルのネガティブな単語の総出現回数}}$$

$$IDF = \log \frac{\text{ラベルの総数}}{\text{単語 } wn \text{ が出現したラベル数}} + 1$$

5 評価実験

本章では、3 つの「SNS 疲れの原因」のラベルに分類されたツイートから各ラベルの特徴語を抽出し検証する。また、機械学習を用いて SNS 疲れとなる原因のツイート分類器を作成しツイートの分類精度を評価する。

5.1 SNS 疲れに関する特徴語抽出の検証

各ラベルの正規化した $TF-IDF$ 値 0.05 以上の単語を SNS 疲れに関する特徴語として評価を行う。被験者 5 人にそれらの単語がそのラベルにふさわしいかどうかを判定してもらい、3 人以上がふさわしいと判断した単語を正解とした。これにより各ラベルの特徴語の抽出精度を適合率として以下の式によって算出する。

$$\text{適合率} = \frac{\text{各ラベルにおいて被験者が正解と判断した単語数}}{\text{各ラベルの SNS 疲れに関する特徴語総数}}$$

各ラベルの特徴語の抽出精度の結果を表 5 に示す。表 5 より、本研究で抽出した各ラベルの特徴語には、3 割から 4 割の不正解データが含まれていることが確認された。不正解とされた単語を表 6 に示す。表 6 より、不正解となった単語のほとんどが名詞であった。しかし、正解となった単語にも名詞は多く含まれている。そのため、今後は名詞の扱い方を考える必要性がある。

表 7 に各ラベルに分類されたツイートから抽出した特徴語上

1 : <https://dev.twitter.com/streaming/overview>

2 : <http://www.cl.ecei.tohoku.ac.jp/index.php?Open%20Resources%2FJapanese%20Sentiment%20Polarity%20Dictionary>

表 6 不正解と判断された単語

ラベル	不正解と判断された単語
A	やばい, テスト, 原因, 戦争, 離婚, 自業自得, バカ, 痴漢, 家賃, 崩壊, 心配, 欠落, 遅い
B	悪い, 傷, やばい, 死, 失敗, 痛み, 痛い, 垢, 厄, 事故, 強情, 悲報, 懇願, 毒性, 腰痛, 耳鳴り
C	欲, 勘違い, 影, 魔, ツケ, 制裁, 無休, 遅刻, 限界, 陣痛, 苦笑い

表 7 抽出された各ラベルの特徴語

ラベル	抽出された特徴語上位 30 件 ($TF-IDF$ 値)
A	嫌い (1.000), 悪い (0.460), 辛い (0.276), 醜い (0.271), 寂しい (0.271), 悲しい (0.271), 傷 (0.246), 苦しい (0.185), つらい (0.184), やばい (0.153), 欲 (0.142), テスト (0.123), 最悪 (0.099), 不倫 (0.098), 別居 (0.098), 原因 (0.098), 戦争 (0.098), 自殺 (0.098), 離婚 (0.098), 自業自得 (0.098), 痛い (0.092), 嘘 (0.061), バカ (0.061), 我慢 (0.061), 無視 (0.061), 痴漢 (0.061), ゴミ (0.056), 家賃 (0.056), 崩壊 (0.056), 心配 (0.056)
B	悪い (1.000), つらい (0.611), 辛い (0.556), 文句 (0.413), 最悪 (0.413), 寂しい (0.413), 傷 (0.222), やばい (0.222), 愚痴 (0.179), 死 (0.178), 失敗 (0.178), 差別 (0.178), 痛み (0.178), 痛い (0.167), 垢 (0.101), 汚い (0.101), 臭い (0.101), 醜い (0.101), めんどくさい (0.101), 厄 (0.061), 咳 (0.061), 害 (0.061), 事故 (0.061), 強情 (0.061), 悲報 (0.061), 懇願 (0.061), 毒性 (0.061), 注意 (0.061), 緊張 (0.061), 腰痛 (0.061)
C	悪い (1.000), 文句 (0.737), 傷 (0.417), 欲 (0.385), 悪口 (0.385), 批判 (0.385), ばか (0.268), 苦しい (0.268), 浮気 (0.250), 勘違い (0.250), つらい (0.250), 愚痴 (0.151), 影 (0.092), 痛 (0.092), 魔 (0.092), アホ (0.092), ツケ (0.092), ヘタ (0.092), 不満 (0.092), 制裁 (0.092), 問題 (0.092), 悩み (0.092), 悪者 (0.092), 暴力 (0.092), 無休 (0.092), 遅刻 (0.092), 限界 (0.092), 陣痛 (0.092), 難癖 (0.092), うつ病 (0.092)

位 30 件とその $TF-IDF$ 値の結果を示す。

その結果, ラベル A の意味は「過剰な自己アピールを見た, 知人から疎外感を感じる」ということで, 「羨ましい」や「寂しい」といった単語が特徴語上位に表れると予測していた。上位に表れていた単語の中で, 「寂しい」という単語は予測通り上位に表れていた。この単語はわかりやすく疎外感を表しており, このラベルの特徴にマッチしていると考えられる。ほかにも「嫌い」という単語が上位に表れていたが, この単語は目的語と共に出現する単語であるので単語単体では意味がはっきりしないと考えられる。目的語が「友達」や「家族」など, 近い人間であれば知人から疎外感を感じた結果のツイートといえるが, 「物事」の場合はその物事に対する意見のツイートとなる。したがって, 目的語が必要な単語の場合, 目的語まで考慮した

表 8 SVM 評価結果

学習用:テスト用	20:80	50:50	80:20
精度	0.714	0.606	0.491

分類が必要となるだろう。

ラベル B の意味は「見知らぬ人への気遣いで疲れた」ということで, 「我慢」や「後悔」といった単語が特徴語上位に表れると予測していたが, 結果には表れなかった。上位に表れていた単語について, 「文句」や「失敗」といった単語は「他者に迷惑をかけるかもしれない」という恐れの対象としてツイートされたと考えられる。また「汚い」, 「臭い」, 「咳」といった, 迷惑だと感じる行為の単語も表れていた。これらは「迷惑に思っているが, 面と向かって注意をするのが苦手」といった心情からされたツイートだと考えられる。

ラベル C の意味は「プライバシー侵害, 悪口・中傷を受けた・見た」ということで, 「悲しい」と似た意味の単語が特徴語上位に表れると予測していた。上位に表れていた単語について, 「つらい」や「苦しい」は実際に被害を受けた経験から現れた単語であると考えられる。「悪口」, 「批判」, 「不満」は, 「悪口を言われた」など直接的に表現されているツイートに表れた単語である。「アホ」や「ヘタ」といった単語も同様に悪口の内容を直接書き込んだツイートに表れた単語だと考えられる。

5.2 SNS 疲れとなる原因のツイート分類精度の評価

機械学習を用いて SNS 疲れとなる原因のツイート分類器を作成する。機械学習には SVM のライブラリである scikit-learn を使い, カーネルは RBF カーネルを用いる。教師データは以下の手順で作成した。

1. 正規化した $TF-IDF$ 値が 0.1 以上の単語を特徴語とし, 特徴語リストを作成する
2. それぞれの特徴語について各ラベルの $TF-IDF$ 値をデータに加え, 0 から 1 の範囲で正規化する
3. 3.2 節でラベル付けしたツイートからラベルを 1 つだけ持つツイートを抽出する
4. それらのツイートに出現した特徴語の $TF-IDF$ 値を説明変数, ツイートのラベルを目的変数とする

SVM の精度を評価するために k 分割交差検定を行った。学習用とテスト用の割合を 20:80, 50:50, 80:20 の場合で検証を行った。精度評価の結果を表 8 に示す。表 8 より, 学習用データとテストデータの比率が 20:80 の時に精度が一番高くなった。しかし精度自体は 71.4% と高い値は得られなかった。原因として, 教師データの量が不十分であったことが考えられる。また特徴語リストについて, 2 つ以上のラベルに対して高い $TF-IDF$ 値を持っている単語も存在していた点も精度を下げる要因になったと考えられる。

6 おわりに

本研究では, 事前調査アンケートによる Twitter 利用者の SNS 疲れとなる原因の分析と, ツイートデータを用いて SNS

疲れを抽出する手法を提案した。SNS 疲れを抽出するため、ツイートに SNS 疲れとなる原因のラベル付け、ラベルごとにツイートの特徴語を抽出した。また、ツイートデータを用いた SNS 疲れ抽出および機械学習を用いた SNS 疲れの原因となるツイート分類について検証した。

今後の課題として、SNS 疲れの原因の調査をより深く行う予定である。SNS 疲れの原因となる出来事について分析を行ったが、性別や SNS 利用頻度、SNS 利用時間などの要因を考慮することで、SNS 疲れの原因をより明確にできると考えられる。また、今回調査対象の人数も 10 人と少なく、データ量が不十分であった可能性もあるため、クラウドソーシングを利用するなどしてより多くのデータを集める予定である。また、ツイート分類には特徴語を用いる予定であるが、特徴語単体では文の意味が明確にならない場合があることが確認できた。この点については構文解析や意味解析を応用することで改善する予定である。さらに、ツイート分類について、あまり精度の高い結果が得られなかった。今回は SVM を用いた分類しか行っていないが、今後は他の機械学習手法を用いた分類について比較する必要がある。

謝 辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 JP17K12686, JP19H04118 の助成を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

文 献

- [1] 総務省平成 30 年版情報通信白書。
<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h30/pdf/index.html>
- [2] 佐藤広英, 矢島玲. 大学生の SNS における対人ストレス経験: 社会的ネットワークとの関連. 信州大学人文科学論集, Vol. 4, pp. 53–63, 2017 年 3 月.
- [3] 高橋尚也, 伊藤綾花. SNS 利用における青年の対人関係特性 — Twitter と LINE 利用時の行動に注目した検討 —. 立正大学心理学研究所紀要, No. 14, pp. 39–50, 2016 年 3 月.
- [4] 加藤千枝. 「SNS 疲れ」に繋がるネガティブ経験の実態: 高校生 15 名への面接結果に基づいて. 社会情報学, Vol. 2, No. 1, pp. 31–43, 2013 年 6 月.
- [5] 岡本卓也. SNS ストレス尺度の作成と SNS 利用動機の違いによる SNS ストレス. 信州大学人文科学論集, Vol. 4, pp. 113–131, 2017 年.
- [6] Yu Wang, Akira Maeda. Twitter User's Interest Detection by Using Followee Information Based on LDA Topic Model. In Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2019 (IMECS 2019), pp. 40–44, March 2019.
- [7] 津谷篤, 成松宏人, 田中敦. 語の共起ネットワークから見たがん患者の Twitter ツイート. 日本知能情報ファジィ学会第 29 回ファジィシステムシンポジウム, WA2–3, 2013 年 9 月.
- [8] 太幡直也, 佐藤広英. Twitter 上での他者情報公開を規定する心理的要因——友人, 知人に関する情報公開に着目してパーソナリティ研究, Vol. 27, No. 3, pp. 235–245, 2019 年 3 月.
- [9] 佐藤広英. 対人コミュニケーションにおける自動的な印象操作が精神的健康に及ぼす効果. 信州大学人文科学論集, Vol. 6, pp. 49–58, 2019 年 3 月.
- [10] 河井大介, 天野美穂子, 小笠原盛浩, 橋元良明, 小室広佐子, 大野志郎, 堀川裕介. SNS 依存と SNS 利用実態とその影響. 日本社会情報学会全国大会研究発表論文集, Vol. 26, pp. 265–270, 2012 年 3 月.

- [11] 加納寛子. 承認欲求とソーシャルメディア使用傾向の関連性. 情報教育, Vol. 1, pp. 18–23, 2019 年 5 月.
- [12] Ethan Kross, Philippe Verduyn, Emre Demiralp, Jiyoung Park, David Seungjae Lee, Natalie Lin, Holly Shablack, John Jonides, Oscar Ybarra. Facebook Use Predicts Declines in Subjective Well-Being in Young Adults. PLoS ONE. Vol. 8, No. 8, e69841, 6 pages, August 2013.
- [13] Nicole B. Ellison, Charles Steinfield, Cliff Lampe. The Benefits of Facebook “Friends:” Social Capital and College Students’ Use of Online Social Network Sites. Journal of Computer-Mediated Communication, Vol. 12, No. 4, pp. 1143–1168, July 2007.