

# うつ傾向推定に向けた 抗うつ剤服用の投稿を起点とした Twitter 解析の初期検討

深谷 拓吾<sup>†</sup> 川西 直<sup>†</sup> 長谷川 晃朗<sup>†</sup> 田近 亜蘭<sup>‡</sup>  
小川 雄右<sup>‡</sup> 堀越 勝<sup>\*</sup> 古川 壽亮<sup>‡</sup> 武内 良男<sup>†</sup>

<sup>†</sup>株式会社国際電気通信基礎技術研究所 <sup>‡</sup>京都大学大学院医学研究科

<sup>\*</sup>国立精神・神経医療研究センター 認知行動療法センター

<sup>†</sup>{tfukaya, river24, ahase, takeuchi}@atr.jp

## 1 はじめに

うつ病は DALY (disability-adjusted life years; 病気によって死亡することによる損失と病気を抱えながら生きる苦しみの損失とを合算したもの) 換算で、先進国の国民にとって大きな負担となっている疾患である [1]。日本においても厚生労働省の統計によれば、1996 年には 43.3 万人であったうつ病などの患者数は、2011 年には 95.8 万人と倍以上に増加しており [2]、国民にとって非常に身近な疾患となっている。

これに対し我々は、ユーザが日々生活する中で生成されるライフログ情報を活用して、うつ病の治療や予防に役立てる研究開発を進めている [3, 4]。具体的には、うつ病の治療に有効な療法として注目されている認知行動療法に着目し、認知行動療法の実践を支援するための ICT 基盤の構築を進めるとともに、認知行動療法において重要とされるユーザ (うつ病を罹患している方) による自身の行動の振り返り (自己観照) において、ライフログ情報やその解析結果をユーザに提示するアプリケーションを開発を進めている。

本稿では、ライフログ情報を活用したさらなるうつ病対策支援として、ユーザが Twitter [5] に投稿したテキストデータからうつの傾向を推定することを目指して進めている取り組みと、その初期的な検討結果について述べる。Twitter は、ユーザが 140 文字以内の短文を投稿できるマイクロブログサービスであるとともに、ユーザ同士で交流できるソーシャルネットワーキングサービス (SNS) でもある。Twitter に投稿されたテキストデータには、140 文字以内という投稿の長さや API による手軽さや即時性の高さなどから、ユーザ自身の瞬間的な気持ちや考え、そして他のユーザとの接し方などが如実に表れていると考えられ、ユーザ

のうつ傾向を推定するのに有用であると考えられる。Twitter への投稿からうつ傾向を推定することができれば、うつ病の早期発見・早期治療や、未病の段階での介入などに役立てることができる。これまでにも、Twitter への投稿からうつ傾向を推定する研究は多数行われているが、本稿では、抗うつ剤を服用しているという投稿に着目し、抗うつ剤を服用していると投稿したユーザ群とそれ以外のユーザ群の Twitter への投稿を解析し、投稿からユーザをいずれかの群へ分類した結果について述べる。

## 2 関連研究

予防医学的な動機から Twitter やブログの情報を分析し、うつ傾向の早期発見に役立てようとする研究は多数存在する。松本ら [6]、Wang ら [7] はブログの文書を対象に、情動の変動を取り入れたうつ傾向と非うつ傾向の分類手法を提案している。菊池ら [8, 9, 10] は Twitter への投稿からうつ傾向を推定する分類器や回帰による手法を論じている。また、Choudhury ら [11] は Twitter への投稿の語彙や投稿された時間からうつ傾向の検出を行っている。

Twitter への投稿とうつ傾向の関係性を論じる上では、Twitter への投稿をユーザのうつ傾向によって分類した上で論じる必要がある。データをどのように収集するかが大きな課題となる。菊池ら [8, 9, 10] は、数十名から数百名の実験協力者を募り、CES-D (Center for Epidemiologic Studies Depression Scale) やツングの自己評価うつ病尺度などのうつ傾向判別のための主観テストを実施し、実験協力者を「うつ群」と「非うつ群」に分けている。うつ傾向判別テストは疫学的な観点から判別性能が検証されたものであり、これら

のテストによる実験協力者の分類は重要である一方で、これらのテストを受けてくれる実験協力者を募らなければならないため、データの収集にはコストがかかるという問題がある。

### 3 本研究の取り組み

Twitter への投稿からうつ傾向を推定するためには、先行研究 [8, 9, 10] と同様に、ユーザを「うつ群」と「非うつ群」に分類して投稿を集める必要がある。本研究では、うつ傾向判別テストをせずに投稿を集めるために、ユーザ自身による「抗うつ剤を飲んだ」といった服薬の投稿に着目し、抗うつ剤服用投稿のあるユーザを「うつ群」に、ないユーザを「非うつ群」に分類し、それぞれのユーザの投稿を集めたデータセットを収集して解析し、未分類のユーザをいずれかの群に分類可能かを調べる、という手法を採用した。本手法によって先行研究と同様に分類することができれば、Twitter に蓄積されたビッグデータを活用することができるため、低コストでデータセットを拡大でき、分類の精度をさらに向上できる可能性がある。

#### 3.1 「うつ群」のデータセットの収集

本研究では、抗うつ剤服用投稿のあるユーザを「うつ群」とし、「うつ群」のユーザの投稿を抗うつ剤服用投稿以外も含めて収集したものを、「うつ群」のデータセットとすることにした。

まず、厚生労働省保険局が運用する薬剤分類情報閲覧システム [12] で「抗うつ剤」に分類される薬剤をすべてリストアップし、薬剤名をキーワードとして、Twitter API を利用して抗うつ剤服用投稿を検索した。なお、Twitter API による検索の制限により、検索実施日時（2014 年 12 月に実施）から過去一週間の投稿のみが検索対象となる。検索結果を精査し、抗うつ剤を服用している、もしくは処方されていると読み取れる投稿のみを、抗うつ剤服用投稿とみなした。また、リストアップした数十種類の抗うつ剤のうち、4 種類の薬剤（サインバルタ、ジェイゾロフト、パキシル、リフレックス）に関する投稿が多く見受けられたため、これらの薬剤の服用投稿のみを対象とした。次に、抗うつ剤服用投稿をしたユーザから「うつ群」とするユーザの抽出を行うが、前述の 4 種類の抗うつ剤はうつ病以外にも不安障害やパーソナリティ障害などでも処方される可能性が高いため、Twitter API を用いてユーザの自己紹介文を取得し、これらのうつ病以

外の症状にあたる記述のあるユーザは除外し、これらのユーザ 100 人を「うつ群」とした。最後に、「うつ群」の各ユーザに対して、Twitter API を用いて、過去最大 3200 件（2014 年 12 月以前）の投稿を取得して、「うつ群」のデータセットとした。

#### 3.2 「非うつ群」のデータセットの収集

「うつ群」のデータセットとの比較用のデータセットとして、抗うつ剤服用投稿をしていないユーザを「非うつ群」とし、そのユーザの投稿を収集したものを「非うつ群」のデータセットとすることにした。Twitter の Streaming API を利用して収集した投稿の中から、日本語の投稿を選別し、投稿したユーザが「うつ群」に含まれていないことを確認した後、さらに当該ユーザの自己紹介文を取得して、「うつ」などと明示されていないユーザを 100 人取得し、「非うつ群」とした。その上で、「うつ群」の場合と同様に、過去最大 3200 件の投稿を取得して、「非うつ群」のデータセットとした。

#### 3.3 データセットのクレンジング

Twitter への投稿には、ユーザ自身の自発的な投稿のみならず、他のユーザとのやりとりである「mention」や、他のユーザの投稿を拡散する「retweet」などが含まれている。今回はユーザ自身の自発的な投稿のみを対象とするため、「mention」および「retweet」はデータセットから除外した。また、URL のみを含んだ投稿もデータセットから除外した。これらクレンジング処理を経て、「うつ群」は 100 ユーザの合計 178,630 投稿、「非うつ群」は 100 ユーザの合計 176,551 投稿からなる、データセットが完成した。なお、クレンジング後に残った各ユーザの投稿数は、「うつ群」および「非うつ群」ともに、最も少ないユーザでも 500 以上であった。

#### 3.4 実験

本研究のアプローチでは、うつ傾向判別テストを経していないため、ユーザの投稿からうつ傾向そのものを推定することはできない。その代わりに、「うつ群」のデータセットと「非うつ群」のデータセットを学習し、学習に用いていない「うつ群」のユーザの投稿を、「うつ群」のデータとして分類できるか否かを調べた。分類は bag-of-words によって行った。「うつ群」と「非うつ群」の特徴を明確にするために、品詞ごとに素性

表 1: Bag-of-words による分類実験結果 (5 分割交差検定)

品詞名	素性数	ME			NB			SVM		
		正解率	精度	再現率	正解率	精度	再現率	正解率	精度	再現率
動詞	6514	70.5	85	65.8	63.5	72	61.5	77	76	77.5
形容詞	910	64.5	80	61	55	59	54.6	63	77	60.2
副詞	1856	67	88	61.9	60.5	64	58.8	68.5	74	66.7
助動詞	36	60.5	69	54.3	58	59	57.8	68	78	65

を作り分類した。具体的には、内容語として動詞、形容詞、副詞、機能語として助動詞について検証した。名詞についてはユーザが口語的表現や絵文字などを多く使うことで数が多くなり、疎になると考えられるので除外した。さらに、分類できるとすれば、「うつ群」の投稿に特徴的な語彙があると考えられるため、それが何かについても調べた。

具体的な分類手順は、まず、データセットを形態素解析器 MeCab にかけて、取り出された形態素が各文書に出現した回数を基に、正規化した tf-idf 値を割り出し、これを素性とした。次にこれらの素性を基として最大エントロピー法 (ME)、ナイーブベイズ (NB)、サポートベクターマシン (SVM) の分類器で、データセットが「うつ群」「非うつ群」のいずれに分類されるかを、5 分割交差検定法で計算し、正解率・精度・再現率を求めた。ME、NB、SVM については、それぞれ R[13] のライブラリである maxent, e1071, kernlab をデフォルト設定で用いた。

## 4 結果と考察

分類実験の結果を表 1 に示す。表から分類器が SVM の場合に動詞・副詞・助動詞で 7 割前後の正答率で、「うつ群」と「非うつ群」を分類できていることが分かる。また、品詞別では動詞だけを素性として用いた場合に ME で正解率が 70.5%、SVM で 77% と最も高い。一方、形容詞は人の感情を形容するのに使われることから、「うつ群」「非うつ群」を分類するのに最も適した素性かと思われたが、結果的には今回試した品詞の中では最も正解率が低かった。副詞については ME と SVM で、助動詞は SVM でそれぞれ 7 割近い正解率が有ることから、これらも分類素性として有効だと考えられる。特に助動詞については、素性数がわずか 36 であり、それだけでは意味を持たない機能語であるにもかかわらず、SVM では 7 割近い正解率に貢献していることから、それぞれの群で共通した書き方のクセのようなものを反映していると考えられる。

「うつ群」と「非うつ群」の分類に大きく貢献した

表 2: 分類への貢献が大きい語

	うつ群	非うつ群
動詞	する, いる, 飲む, なる, 寝る, れる, 生きる, 眠れる, 死ぬ, 言う, られる, 効く	てる, すぎる, やる, くる, いく, 見る, 帰る, 買う, 出る
形容詞	悪い, ない, 無い, 怖い, しんどい, 痛い, 酷い, 苦しい, さみしい, いい, だるい, つらい	うれしい, つよい, かつこよい, かつこいい, すごい, 面白い, 楽しい, かわいい, やばい
副詞	どう, 少し, たぶん, よく, ほとんど, もっと, イライラ, なぜ, まるで	めっちゃ, とりあえず, りん, やっぱ, よろしく, さすが, ようやく, 初めて, ちょっと
助動詞	だ, ない, う, たい	た, ん, ます, です

と考えられる語として、「うつ群」と「非うつ群」で tf-idf 値の差が大きかった語を表 2 に示す。動詞では「飲む」「効く」「眠れる」といった、症状に関連しそうな語が「うつ群」で特徴的である。形容詞は分類用の素性としては弱かったが、具体的にみると、「酷い」「苦しい」「さみしい」「つらい」など、症状に関連した語が「うつ群」で多い。副詞、助動詞に関しては、単独では意味がわかりづらいが、たとえば「ない」という助動詞は動詞の意味を打消す意味で用いられることが影響している可能性がある。

うつ傾向のある著者のブログとそうでない著者のブログ記事を、本稿と同様の手法で分類した研究 [6] と比較した場合、正解率は若干落ちるが、これは Twitter でのツイートが一般的なブログ記事と比較していただけた表現や絵文字が多く、また広告などのノイズを多く含むなどの理由が考えられる。また、同様に SVM によってうつ傾向と非うつ傾向の文書を名詞を含む辞書で分類した研究 [8] と比較した場合、本実験の正解率がやや高い。ここから、Twitter のように文体のバリエーションが多岐わたる場合、名詞は素性として分類への寄与率が低くなることがあると思われる。

## 5 おわりに

本稿では、抗うつ剤を服用したとする Twitter への投稿を起点として、抗うつ剤を服用したユーザー群とそうではないユーザー群とで、投稿の分類を行った。Bag-of-words による分類実験の結果、SVM を分類器として用い、動詞を素性とした場合に最も正解率が高いことが分かった。また、分類に寄与が大きい具体的な素性からは、うつ病に関連するキーワードが見られた。

本稿の結果は、ユーザーがうつ病と診断されているか否かはもちろんのこと、うつ傾向があるか否か、さらには本当に抗うつ剤を服用しているか否かも不明なため、これを以てうつ傾向が推定できるとは言えない。今後、本稿のアプローチを続けてデータ数を増やして評価する作業を続けつつ、先行研究と同様にうつ傾向判別テストなどによるうつ傾向との関係性などを調べながら、うつ傾向の推定可否を慎重に議論していく予定である。また、我々が収集したデータセットを解析し、「うつ群」と「非うつ群」で [11] のように投稿時間の差異が見られるかなど、時間軸に着目した解析にも取り組んでいく予定である。

## 謝辞

本研究成果は、独立行政法人情報通信研究機構 (NICT) の委託研究「ソーシャル・ビッグデータ活用・基盤技術の研究開発」により得られたものです。

## 参考文献

- [1] The global burden of disease: 2004 update, World Health Organization, 2008.
- [2] 厚生労働省 患者調査, <http://www.mhlw.go.jp/toukei/list/10-20.html>
- [3] 川西 直, 長谷川 晃朗, 今井 必生, 大橋 正良, 古川 壽亮, “携帯端末を活用した認知行動療法支援基盤の構築,” 電子情報通信学会総合大会, p.570, Mar. 2013.
- [4] 川西 直, 長谷川 晃朗, 古川 壽亮, 武内 良男, “認知行動療法支援のための位置情報からの活動記録表抽出に関する検討,” 電子情報通信学会総合大会, Mar. 2015. (発表予定)
- [5] Twitter, <https://twitter.com/>
- [6] 松本 和幸, 吉岡 伸浩, 北 研二, 任 福継, “うつキーフレーズと感情変動に基づくブログからのうつ検出手法,” 言語処理学会第 18 回年次大会発表論文集, p.1126–1129, Mar. 2012.
- [7] X. Wang, C. Zhang, Y. Ji, L. Sun, and L. Wu, “A Depression Detection Model Based on Sentiment Analysis in Micro-blog Social Network,” Trends and Applications in Knowledge Discovery and Data Mining, Lecture Notes in Computer Science, vol.7867, pp.201–213, 2013.
- [8] 菊池 佑介, 津川 翔, 岸野 文郎, 中島 康祐, 伊藤 雄一, 大崎 博之, “Twitter におけるユーザの単語使用頻度を用いたうつ傾向の推定,” 電子情報通信学会総合大会, p.168, Mar. 2014.
- [9] 津川 翔, 茂木 佑希子, 菊池 佑介, 岸野 文郎, 藤田 和之, 伊藤 雄一, 大崎 博之, “大規模ツイートデータを利用したうつ傾向の推定に関する検討,” 電子情報通信学会技術研究報告, vol.IEICE-112, no.455, pp.61–66, Mar. 2013.
- [10] 茂木 佑希子, 津川 翔, 菊池 佑介, 岸野 文郎, 藤田 和之, 伊藤 雄一, 大崎 博之, “Twitter 解析によるうつ傾向推定に関する一検討,” 電子情報通信学会総合大会, p.187, Mar. 2013.
- [11] De Choudhury, M. Gamon, S. Counts, and E. Horvitz, “Predicting Depression via Social Media,” in Proceedings of the 7th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM 2013), pp.349–350, Jul. 2013.
- [12] 薬剤分類情報閲覧システム, <http://www.iryohoken.go.jp/shinryohoshu/yakuzaiMenu/>
- [13] The R Project for Statistical Computing, <http://www.r-project.org/>