

ソーシャルメディアにおける 語彙の豊富さと統合失調症の関係に関する考察

高山 怜也 田中 宏季 グラム ニュービック 吉野 幸一郎 サクリアニ サクティ 中村 哲
奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

{takayama.ryoya.th7, hiroki-tan, neubig, koichiro, ssakti, s-nakamura}@is.naist.jp

1 はじめに

統合失調症はうつに次いで患者数の多い精神疾患である [1]。好発年齢は思春期から 20 歳代半ばだが、それ以降の年齢での発症も多く [2]、その検出には精神疾患の診断基準である DSM-5 や ICD-10 を用いた専門家による問診が広く用いられている。患者の 97% に病識の欠如が見られ [3]、病識のない患者を専門家に受診させるきっかけ作りが課題となっている [4]。発病から初診までの未治療期間は平均 13.7ヶ月 [5] と長く、未治療期間の長さは予後に影響を与える [6]。

精神疾患検出における従来の研究では、実験データ収集にアンケートや対面調査などの手段を用いていたが、実施には相応のコストが必要であった。本研究ではユーザーの主要年齢層が好発年齢にも合致する [7]、ソーシャルメディアに着目した。ソーシャルメディアを用いたデータ収集では、より短期間かつ低コストで大規模なデータ収集が可能である。

ソーシャルメディアを用いた言語特徴による精神疾患の検出はうつ病を中心に広く行われている [8],[9]。先行研究には Mitchell et al. [11] が行ったソーシャルメディアにおける使用語彙の種類による統合失調症群と正常群の識別がある。この研究で統合失調症群は、正常群と比較して死についての事柄やネガティブな感情語彙の使用が増加する一方、娯楽や家庭、ポジティブな感情語彙の使用が減少することが示されている。

我々は Mitchell et al. [11] の手法を拡張し、語彙の種類に加え、これまでの文章や叙述に対する研究の中で明らかにされている統合失調症特有の言語特徴の一つである語彙の豊富さを表すタイプトークン比: TTR を用いて識別を行う。識別対象として、Coppersmith et al. [12], Mitchell et al. [11] の手法を用いて Twitter 上で一般に公開されている統合失調症群、正常群のデータを収集した。実験の結果、統合失調症群の TTR は正常群の値と比較し有意に低下していたが、Support

Vector Machine (SVM) を用いた両群の識別では、特徴量に TTR を加えたところ、若干の識別精度向上が見られたものの、有意差は確認できなかった。

2 言語特徴を用いた精神疾患の検出

ソーシャルメディアを用いた言語特徴による精神疾患の検出は、うつ病を中心に広く行われている。Holleran et al. [8] はうつ病患者による Facebook への投稿内容が症状の重症度合に応じて変化することを示し、Moreno et al. [9] は Facebook への投稿内容から大うつエピソードを識別できることを示した。これらソーシャルメディアを用いた精神疾患検出における研究成果は、うつ病検出アプリケーションへの適用が検討されており、Ginger io [10] は携帯電話のアプリを通じて、利用者の日常行動や文字入力からうつ病の可能性を検出するサービスを提供している。

一方、統合失調症においても言語特徴は指摘されているが、うつ病で行われているような検出アプリケーションはまだ無い。その理由の一つとして、ソーシャルメディアデータにおける統合失調症の言語特徴がうつ病と比較して十分明らかでないことが挙げられる。

叙述や筆記を用いた研究では、Maher [13] が統合失調症患者は文章の中で同じ語彙を繰り返し使用するため、TTR が低下することを示しているが、ソーシャルメディアデータを用いた機械的な識別においてはまだ十分な議論が行われていない。ソーシャルメディアにおける言語特徴を用いた精神疾患の機械的な識別が統合失調症においても可能であることが示されれば、うつ病と同様に、こうしたデータに対する検出システムのアプリケーション化が可能になると考える。

3 Twitterにおける統合失調症の分析と識別

本研究では利用するソーシャルメディアに Twitter を選択した。Twitter を通じて統合失調症群と正常群のデータセットを構築し、語彙の種類と豊かさを計測、分析、及び両者の識別を行った。

3.1 データセットの構築

実験データとして Twitter API を通じて統合失調症群と正常群の英語ツイートデータを各 234 人、計 468 人分収集した。収集対象期間は 2008 年から 2015 年で、対象期間中に指定したクエリーに合致するツイートを行ったユーザーを対象とし、そのユーザーが行った直近最大 3200 件のツイートを収集した¹。実験データの収集と校正には Coppersmith et al. [12], Mitchell et al. [11] の手法を参考にした。両群における詳しい収集方法とデータセット構築の際に実施した校正処理を本節で述べる。

3.1.1 ツイートの収集方法

- 統合失調症群

“私は統合失調症と診断された” というツイートがヒットすることを期待し、検索クエリーの設定を行った。この文章を英語で表現すると “I was diagnosed with schizophrenia.” となるが、表記のゆれによって検索に一致しないケースが発生することを考慮し、検索クエリーには I, diagnosed, schizophrenia という 3 つの単語を設定した。

統合失調症を表す schizophrenia には複数の呼称が存在するため、Mitchell et al. [11] が用いた手法を参考に schizophrenic, schizo, skitzo, skitso, schizotypal, schizoid においても同様に検索と収集を行った。なお、収集対象は統合失調症を罹患していると思われるユーザーであり、罹患していない可能性が高いユーザーについては除外する必要がある。そこで、検索クエリーに一致したツイートが適切か否かを第一著者が確認したうえでフィルタリングを行った。

- 正常群

検索クエリーには研究社 リーダーズ英和辞典 第 4

刷よりランダムに選択した単語 (northern, historian, cognize, streaming, chant, facer, longing, poll, lopyy, fermi, boggle, mill, phenomenon, Bronx, flux) を設定した。統合失調症を罹患していることを示すツイートを行ったユーザーは除外した。

3.1.2 ツイートデータの校正

本人が入力した文章のみを収集するため、URL を含むツイート、ユーザー名、ハッシュタグ、また識別結果への影響を避けるため、検索クエリーに用いた単語や文章はデータセットより除外した。また、今回の実験は英語で行うため英語によるツイートが全体の 75% 未満のユーザー、そして十分なサンプルを確保するためツイート数が 100 未満のユーザーを除外した。

3.2 語彙の豊かさの測定方法

統合失調症における言語特徴の一つに、特定の語彙やフレーズを意味なく繰り返す語唱がある。この特徴について Maher [13] は、統合失調症患者が記した文章や叙述においても同様の傾向があり、同じ語彙が繰り返し使用されるため、統合失調症患者の TTR は健常者と比較して低下すること、また統合失調症が慢性化するほど TTR は低くなることを示している。今回の研究で利用する統合失調症患者によるツイートは、統合失調症患者が記した文章や叙述とほぼ同一の意味を持つと考えられる。しかし一方で、Twitter のルールにより、各ツイートは最大 140 文字という制限の中で行われ、通常の文章や叙述と同様に TTR の変化が計測できるかは明らかになっていない。そこで本研究では Twitter データにおいても TTR を通じて語彙の豊かさを計測できるか調査した。各ユーザーが行った直近最大 3200 ツイートより語彙の総数と種類数を計測し、TTR の計算には次式を用いた。

$$TTR = \frac{\text{ユーザーが使用した語彙の種類 (type)}}{\text{ユーザーが使用した語彙の総数 (token)}}$$

3.3 識別手法

Mitchell et al. [11] によると、統合失調症を患うユーザーのツイートは使用する語彙の種類による識別が可能である。そこで本研究ではこの研究に倣い、Linguistic Inquiry and Word Count (LIWC) や、ト

¹最大 3200 件のツイートは API を通じたツイート収集の上限値である。

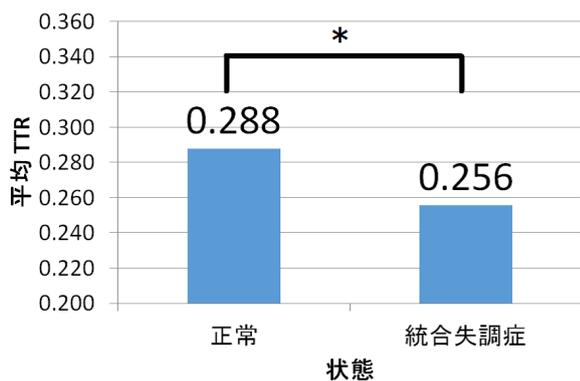


図 1: 平均 TTR の比較 (*: $p = 1.44e-6$, $d = 0.4515$)

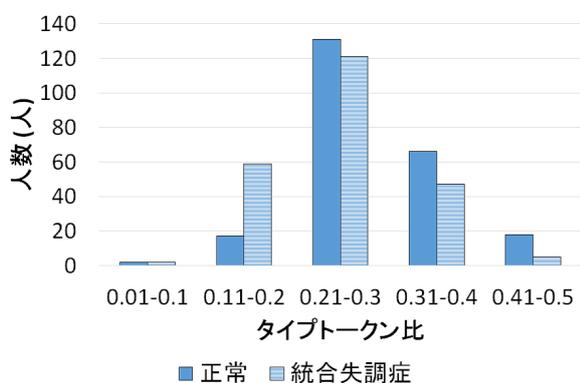


図 2: 両群における TTR の分布

ピックモデル (LDA) を通じて与えられるクラスタ, 単語 unigram (UNI) を用いて, 各ユーザーが使用した語彙の種類とその使用割合を測定した. LDA には言語処理パッケージ MALLET [14] を使用した. 統合失調症群と正常群での識別には SVM ツールの一つである LibSVM を用い, SVM のカーネルには線形カーネルを, テストには Leave-one-user-out クロスバリデーション法を利用した.

4 実験結果と考察

4.1 TTR による比較結果

統合失調症群における平均 TTR は 0.256 と, 正常群の 0.288 と比べ有意に低く (図 1, 両側 t 検定 $p = 1.44e-6$, $d = 0.4515$), また図 2 を見ると, TTR が 0.11-0.2 のユーザー数は統合失調症群が正常群を大きく上回り, TTR が 0.21 以上のユーザー数では, いずれも正常群が統合失調症群を上回っているのが分かる. TTR が低いユーザーのツイートを見ると, 特定の語彙やフレーズの使用が多く, TTR が高いユーザーではそ

特徴量セット	精度 (%)
LIWC	76.5
LDA	96.2
UNI	80.3
TTR	57.1
LDA + UNI	80.3
LDA + LIWC	95.5
LDA + LIWC + TTR	95.3
LDA + TTR	96.8

表 1: 各特徴量における SVM を用いた識別結果

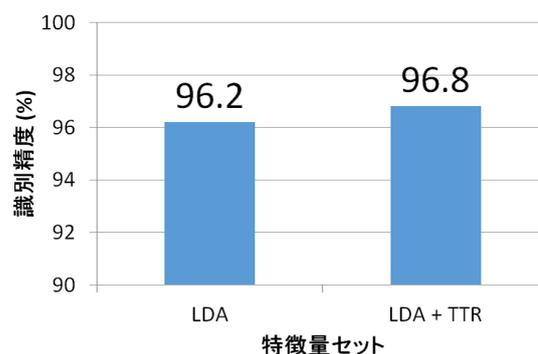


図 3: SVM 識別精度における比較

ういった傾向は見られなかった. この結果はこれまでに報告された統合失調症患者が記した文章や叙述における傾向と同一であり, 本結果から Twitter を通じて構築した統合失調症のデータセットにおいても, これまでに報告されている研究成果が適用できるものと考えられる.

4.2 SVM による識別結果

表 1 は SVM にて Leave-one-user-out クロスバリデーション法を用いた統合失調症群と正常群の識別実施時の識別精度を表したものである. LDA の 96.2% に対して LDA + TTR で 96.8% と若干の精度向上が見られたが, 二項検定 $p = 0.08$ で $p < 0.05$ 水準における有意差は確認されなかった. また先行研究で提案された特徴設定のうち最も良い精度を記録した LDA + LIWC を再現した結果は 95.5% と, LDA の 96.2% に対して精度が低下した. その原因に LDA と LIWC におけるクラスタ分類方法の差があり, LDA は教師なしで分類するが, LIWC では感情語彙辞書を用い, 精度は入力データに依存する可能性がある. 両者のネガティブ・ポジティブな語彙の使用には先行研究と同様の傾

向が見られたが、各群のユーザーが各クラスに属する語彙を用いた割合では、LDA は 65%のクラスに属する語彙の値に 30%以上の開きがあったのに対し、LIWC では同 14%と大きな違いはなく、精度向上に貢献できなかったものと考えられる。

5 おわりに

本研究では統合失調症特有の言語特徴に着目し、Twitter データへの適用可能性の確認と SVM を用いた識別精度の向上に取り組んだ。Twitter から構築した統合失調症のデータセットにおいて、統合失調症群では正常群と比較して語彙の豊富さが有意に低下することが確認された。また、先行研究を参考に、使用語彙の種類に加え、語彙の豊富さも考慮できるよう拡張し識別を行った結果、若干の精度向上が見られたが、有意差は確認されなかった。

今後の課題として、一つ目に少ないツイートで識別する手法の検討が挙げられる。今回の実験では最大 3200 件のツイートを取得、利用したが、統合失調症検出のアプリケーション化を実現するには実用性を考え、より少ないツイート数で検出できることが望ましい。二つ目に収集したデータの正当性における限界が挙げられる。今回は統合失調症と診断されたことをツイートしたユーザーを統合失調症群として収集したが、この診断が真実か否かの確認は容易ではない。そこで、今後は診断されたことを示す発言に加え、統合失調症患者特有の生活行動などをフィルターに加えることで、より確度の高いデータの構築、利用が必要と考える。

参考文献

- [1] 厚生労働省, 平成 23 年患者調査, 厚生労働省大臣官房統計情報部人口動態・保健社会統計課保健統計室, 2011
- [2] 金 吉晴, 日本精神神経学会: 統合失調症とは何か. https://www.jspn.or.jp/modules/activity/index.php?content_id=79, online; accessed 2016-01-09
- [3] World Health Organization, Schizophrenia : a multinational study, a summary of the initial evaluation phase of the International Pilot Study of Schizophrenia, Geneva: World Health Organization, 1975
- [4] 蔭山正子 et al., 統合失調症の本人を治療につなげる際の行政専門職による家族支援, 日本公衆衛生学会, 59, 4, pp. 259-268, 2012
- [5] R. Yamazawa et al., Duration of untreated psychosis and pathways to psychiatric services in first-episode schizophrenia, *Psychiat Clin Neurosci*, 58, pp. 76-81, 2004
- [6] S. Ito et al., Differential impacts of duration of untreated psychosis (DUP) on cognitive function in first-episode schizophrenia according to mode of onset, *European Psychiatry*, 30, pp. 995-1001, 2015
- [7] 株式会社オプト, PR リリース: オプト、Twitter (ツイッター) の利用実態に関する調査を実施, 株式会社オプト, 2014
- [8] Holleran et al., The Early Detection of Depression from Social Networking Sites, PhD Thesis, The University of Arizona, 2010
- [9] M. A. Moreno et al., Feeling bad on Facebook: depression disclosures by college students on a social networking site, *Depress Anxiety*, 28, 6, pp. 447-55, 2011
- [10] Ginger.io Inc, Ginger.io: Depression Program. <https://ginger.io/>, online; accessed 2016-01-04
- [11] M. Mitchell et al., Quantifying the Language of Schizophrenia in Social Media, Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology: From Linguistic signal to Clinical Reality, pp. 11-20, 2015
- [12] G. Coppersmith et al., Quantifying Mental Health Signals in Twitter, Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology: From Linguistic signal to Clinical Reality, pp. 51-60, 2014
- [13] B. Maher, The language of schizophrenia: A review and interpretation, *Brit. J. Psychiat*, 120, pp. 3-17, 1972
- [14] McCallum et al., MALLETT: A Machine Learning for Language Toolkit. <http://mallet.cs.umass.edu>, 2002, online; accessed 2015-12-28