

ツイートを利用した地域別の市民同士のつながりを評価する指標の提案

米丸 周吾[†] 関 洋平^{††} 櫻 惇志^{†††} 柏野和佳子^{††††} 神門 典子^{†††††,††††††}

[†] 筑波大学 情報学群 知識情報・図書館学類 〒305-8550 茨城県つくば市春日1丁目2番地

^{††} 筑波大学 図書館情報メディア系 〒305-8550 茨城県つくば市春日1丁目2番地

^{†††} 一橋大学 ソーシャル・データサイエンス教育研究推進センター 〒186-8601 東京都国立市中2丁目1番地

^{††††} 国立国語研究所 〒190-8561 東京都立川市緑町10丁目2番地

^{†††††} 国立情報学研究所 〒101-8430 東京都千代田区一ツ橋2丁目1番地2号

^{††††††} 総合研究大学院大学 〒101-8430 東京都千代田区一ツ橋2丁目1番地2号

E-mail: [†]s1911542@klis.tsukuba.ac.jp, ^{††}yohei@slis.tsukuba.ac.jp, ^{†††}a.keyaki@r.hit-u.ac.jp,

^{††††}waka@ninjal.ac.jp, ^{†††††}kando@nii.ac.jp

あらまし コロナ禍で人のつながりが弱い地域では、孤立化が深刻化しつつある。本研究では、精神の健康を保つ上で重要なつながりを、都市を単位としてラベル付けしたツイートの数に基づき定量化し、疾病の国際統計分類に含まれる「気分障害」との関係性を分析した。まず、友人、親族など、つながりを表す指標を提案した。次に、RoBERTaを用いて、指標に関連するツイートに対して、つながりへのユーザの評価や、対面上かネット上のつながりを表すラベルを付与した。ラベルの分類精度は、BERTと比較して5分割交差検証でF値が平均6%向上することを確認した。また、気分障害患者数増加率が上位の都市では、2020年1月～6月の期間に、友人との対面上のつながりについての否定的な評価のラベル数と患者数との間で0.4以上の正の相関があることを確認し、指標の活用可能性を示した。

キーワード ソーシャルキャピタル、計算社会科学、医療・ヘルスケア、コロナ禍、つながり

1 はじめに

本研究では、人同士のつながりの強さの定量化を行い、各都市ごとに異なると考えられる人同士のつながりの強さを明らかにすることを旨とする。市区町村ごとの人同士のつながりの強さを把握することが可能になれば、他の市区町村と比較して、つながりが弱まっている地域住民に対して、自治体が孤立化対策を投じることができると考える。

また、本研究では人同士のつながりが特に希薄化した、新型コロナウイルス流行下である2020年、2021年の期間も対象として人同士のつながりの強さの算出を行う。算出した値の時期ごとの増減と、気分障害患者数の時期ごとの増減に注目することで、従来の研究では十分な検討が行われていない、コロナ禍で増加したうつ病を含む気分障害の患者数が増加している背景を明らかにすることを旨とする。そのために、ソーシャルメディアの一つであるTwitter¹上に存在する、人同士の交流に関するツイートデータを基にして、人同士のつながりの強さの定量化に関する概念であるソーシャルキャピタルの定量化を行う。従来の研究で多く見られる、コストを多く要するアンケート調査[11]を元にして定量化を行う手法とは異なり、十分に検討が行われていない、ツイートデータを元にして定量化する低コストな手法の有効性を明らかにすることを旨とする。

2 関連研究

本研究では、地域ごとの人同士のつながりに関する概念として、ソーシャルキャピタルを用いる。ソーシャルキャピタルとは、人々の協調行動を活性化し、社会の効率性を高めることのできる社会組織の特徴である。

2.1 ソーシャルキャピタルに着目したうつ病に関する研究

Yamaguchiら[12]は、2010年から2013年の期間における追跡実験により、高齢者を対象とした、うつ病の発症とソーシャルキャピタルとの関連性について分析を行った。Yamaguchiらによる研究では、日本の高齢者のソーシャルキャピタルを測るためのhealth-related community social capital indicators[9]と呼ばれる尺度を用いて、「地域に対して愛着を持っているか」などの社会的な結びつきに関する質問、「誰かの悩みについて相談に乗ることができるか」などのソーシャルキャピタルの構成要素である互酬性に関する質問、ボランティアなどに参加しているかのような市民参加に関する質問の回答のスコアを総合することで地域のソーシャルキャピタルを定量化し、3年間でうつ病を発症した回答者との関連性をロジスティック回帰により分析を行った。また、Songら[10]は、対面でのつながりをオフライン、SNS上のつながりをオンラインと区別している。本研究では、新型コロナウイルス感染状況下でZoomや、LINEなどで行われるリモート会議や会話などのやりとりをする機会が増加したことを踏まえ、こうしたツールを用いたやりとりについて言及したつぶやきをもとに、オンライン上のソーシャルキャピタルを定量化する。また、地域ごとのオンライン上のつ

¹ : <https://twitter.com>

ながりを多く保っている地域において、コロナ禍における気分障害の患者数の増加率の抑制と相関があるのか分析する。

本研究では、これらの関連研究のような、アンケート調査を基にしたソーシャルキャピタルの定量化を行うのではなく、ツイート分析に基づいてソーシャルキャピタルを定量化することで、アンケート調査にかかるコストを削減するとともに、気分障害と関連性が見られるか検証する。また、Song らの研究では、オフラインを対面でのつながり、オンラインを SNS 上のつながりと区別しているが、本研究では、新型コロナウイルス感染状況下で Zoom²や、LINE³など、リモートで会議や、会話などのやりとりをする機会が増加したことを踏まえ、こういったツールを用いたやりとりが含まれる内容のつばやきをもとに、オンライン上のソーシャルキャピタルを定量化することで、地域ごとのオンライン上のつながりの状況が異なっているかどうか、またそのようなつながりを多く保っている地域では、コロナ禍においても比較的气分障害の患者数の増加を抑えることに繋がっているのかどうかを分析する。

2.2 地域別のソーシャルキャピタルに関する研究

Elger ら [2] は、84 カ国の国を対象として、国単位で測定したソーシャルキャピタル、また所得格差を基にして、国ごとの死亡率との関連性について分析し、ソーシャルキャピタルの複数の側面のうち、社会的信頼や、市民参加の指標が、死亡率と関連性を示すことを明らかにした。

また、Timothy ら [4] は、日本の 47 都道府県を対象に測定したソーシャルキャピタルと、都道府県別の新型コロナウイルスの感染率、また感染致死率との関連性について調査した。また、Facebook⁴において、位置情報を基にして、人々の移動パターンを推定することが可能なツールや、Data for good⁵として提供されているデータを用いて、時期ごとのソーシャルキャピタルの値の変化と、地域住民の移動との関連性について分析した。

これらの研究のように、測定したソーシャルキャピタルによって、死亡率、新型コロナウイルスの感染率や、感染致死率など、新型コロナウイルス感染状況との関連性を見ることが可能となっている。しかし Elger らの死亡率の関連性においてはソーシャルキャピタルと所得格差に注目しているが、地域ごとの死亡率に関しては事故死や自殺など、様々な要因が考えられる。また、自殺という死亡要因に関しては、死亡者の精神の健康状態と密接な関係にあるため、ソーシャルキャピタルと、人々の精神の健康状態との関係性にも注目すべきであると考えられる。本研究では、まず、日本の都市を単位として、日本システム技術株式会社 (JAST)⁶から提供された日本システム技術株式会社メディカルデータベース「REZULT」⁷を用いて気分障害の患者数増加率の高い上位の地域、下位の地域を識別する。次に、これらの都市を対象として、ソーシャルキャピタルを測定し、

2 : <https://zoomgov.com/jp-jp/meetings.html>

3 : <https://line.me>

4 : <https://www.facebook.com>

5 : <https://dataforgood.facebook.com/>

6 : <https://www.jast.jp/>

7 : https://www.jastlab.jast.jp/rezult_data/

気分障害患者数増加率の異なる都市間でのソーシャルキャピタルの傾向を見ることで、各都市間における気分障害の患者数増加率に影響を与える人とのつながりの共通性等に着目して、気分障害との関連性を分析する。

2.3 ソーシャルキャピタルの分類に関する研究

Putnum [8] は、ソーシャルキャピタルを、1. イベントで参加している人同士のような、コミュニティ外に意識が向きやすい外向的な結びつきでありかつ、互いに考えが異なっている人同士の結びつきである異質的なつながりという特徴を持つ**橋渡し型**、2. 親族や友人などの、コミュニティ内での結びつきが内向的でありかつ、互いに考えが似ている人同士の結びつきである同質的なつながりの特徴を持つ**結合型**の 2 種類に分類する。

3 提案手法

本提案手法では、まず、Twitter 上で、気分障害患者数上位、下位の都市を対象に、都市単位でツイートを収集する。次に収集したツイートから、ソーシャルキャピタルの概念を基に 4 つの指標を作成し、アノテーションにより属性を付与することで、データセットを構築する。そしてデータセットを用いて都市、また指標ごとに各属性の分類モデルを訓練する。そして、訓練したモデルに対して大量の未知のツイートを入力し、各属性が自動で付与されたツイート群を基にして、ソーシャルキャピタルを定量化する。本研究では、Putnum によって、人同士のつながりの特徴に従って 2 種類に分類されたソーシャルキャピタルを基に、4 つの指標を定義する。4 つの指標の概要図を、図 1 に示す。

3.1 ソーシャルキャピタルを基にした指標の定義

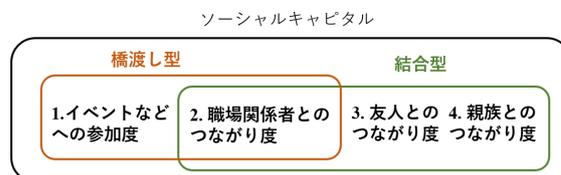


図 1 ソーシャルキャピタルの 4 つの指標の概要図

- イベントなどへの参加度

橋渡し型の定義を基にした、対象とする都市に住む投稿者における、イベントなどへの参加度を表す指標として作成した。

- 職場関係者とのつながり度

ツイートの投稿者の職場における上司や、社長とのつながりのような橋渡し型、同僚とのつながりのような結合型双方の特徴を持つと考えられる職場関係者とのつながりの強さを表すための指標として作成した。

- 友人とのつながり度

結合型の定義を基にして、投稿者と、投稿者の友人におけるつながりの強さを表すための指標として作成した。

- 親族とのつながり度

結合型の定義を基にして、投稿者と、投稿者の親族におけるつながりの強さを表すための指標として作成した。

3.2 ラベルの定義

本手法では、職場関係者とのつながり度、友人とのつながり

度、親族とのつながり度に共通して付与するラベルと、イベントなどへの参加度に対して付与するラベルを定義する。以下のラベルを付与されたツイート群を基にして、各指標ごとにソーシャルキャピタルを定量化する。

イベントなどへの参加度に付与するラベル

- イベントなどへの参加状況

投稿者が参加義務のないイベントなどに対し、参加を表明している内容であるかどうかを判断する。

ラベルの種類は「現在参加している」、「過去に参加していた」、「参加していない」、「関係なし」の4種類である。

- イベントの形態

前述したイベントなどへの参加状況の属性において、「現在参加している」、「過去に参加していた」、「参加していない」のいずれかに属するツイートに対して付与する。投稿者の参加しているイベントの形態が対面か、ネット上かを表すラベルである。ラベルの種類は「オンライン」、「オフライン」、「不明」の3種類である。

職場関係者・友人・親族とのつながり度に付与するラベル

- つながりの情報の有無

投稿者と関係性のある親族・友人・職場関係者に関する内容を含むものであるか判断する。

ラベルの種類は「有」、「無」の2種類である。例えば、「知人の夫」など、「夫」のような親族に関連する表現が含まれているが、投稿者の親族に関する内容ではないため、こういったツイートに対してはつながりの情報の有無は「無」と判断する。

- つながりの形態

前述した属性であるつながりの情報の有無において、「有」としたツイートに対してのみ付与する。投稿者と、投稿者と関係性のある人物の間において、対面上の交流であるか、ネット上の交流であるかについて判断する。

ラベルの種類は「オンラインの交流」、「明示的なオフラインの交流」、「暗示的なオフラインの交流」、「その他」の4種類である。オフラインの交流に関しては、「娘と出かけた」「夫と話して」のような、直接的な交流の表現が含まれている内容も存在するが、「息子が風邪ひいた」のような、直接的な表現が含まれなくとも、投稿者と相手がつながりを持っていることが感じられる内容のものも存在する。そのため、直接的な交流の表現が含まれるものを「明示的なオフラインの交流」、直接的な表現は含まれないが交流していると考えられる内容のものを「暗示的なオフラインの交流」として、定義する。

- つながりに対する評価

前述した属性であるつながりの情報の有無において、「有」としたツイートに対してのみ追加で付与する。ツイートに含まれる投稿者の感情や行為が含まれる表現から、投稿者と、相手とのつながりの状況の良し悪しについて判断する。この属性により、ソーシャルキャピタルの構成要素である人に対する「信頼」、ものの受け渡しなどの贈与関係や相互扶助関係を指す「互酬性」を考慮する。例えば、「父の日に、父にプレゼントした」のようなものの受け渡しに関する表現は、ものの受け渡しに関する表

現であり、こういった表現を含むものは後述する選択肢の「肯定的」に含めるものとする。また、「娘といれて幸せ」のような、つながりに対して肯定的な感情が含まれるものにおいても、相手に対する信頼が含まれていると考えられるため、「肯定的」に選択する。そして、「夫と喧嘩した」や「祖父が亡くなった」といった、投稿者の親族に対する否定的な感情や行為、また逝去に関するツイートは「否定的」と判断し、「母と話した」のような、交流の表現は含まれているが、肯定的、また否定的な感情や行為が含まれないツイートは「中立的」と判断する。

ラベルの種類は「肯定的」、「否定的」、「中立的」の3種類である。

3.3 分類モデル

3.1節における、指標による定量化を行うためには、3.2節で紹介した、各属性に対して高い分類精度を持つモデルを構築する必要がある。そのためには十分な量の訓練データが必要となるが、本研究では人手でデータセットを構築するため、十分な量の訓練データの作成にはコストを要する。そこで本手法では、事前に Wikipedia⁸等の大量のデータを用いて学習された事前学習モデルに対し、少量の各属性を分類するための訓練データにより、固有のタスクに特化したモデルへとファインチューニングすることで各属性の分類モデルを構築する。そこで、本手法では、事前学習モデルで高い性能を持つ BERT [1] や、その後継モデルである RoBERTa [7] を用いて分類実験を行う。

4 実験：各ラベルの分類

本章では、まず、4.1節で実験の目的について述べる。次に、4.2節で分類実験に用いるデータセットと実験の方法について述べる。最後に、4.3節で実験の結果について述べ、4.4節で実験結果に基づく考察を述べる。

4.1 目的

次節で説明する構築したデータセットを用いて、対象都市における、各指標のモデルを訓練・評価することで、ソーシャルキャピタルの定量化に必要なラベルが付与されたツイートを高い精度で抽出することができるモデルの構築を行う。また、モデルの構築にあたって複数の手法を用いることで、ソーシャルキャピタルの定量化に有効な手法について検討する。

4.2 方法

4.2.1節で構築したデータセットについて述べ、4.2.2節からはモデルの訓練の方法について述べる。なお、いずれの方法でも5分割交差検証を行っている。分類精度はマクロ平均 F 値の5回の試行の平均とする。

4.2.1 データセットの構築

分類実験に用いるデータセットは3.1節で提案した4つの指標（イベントなどへの参加度、職場関係者とのつながり度、友人とのつながり度、親族とのつながり度）に関連するツイートから構成される。その際、気分障害患者数増加率上位の都市である水戸市と大分市、下位の都市である青森市、高崎市の計4都市からツイートの収集を行った。その結果、4都市×4指標

8 : <https://ja.wikipedia.org>

表 1 各ラベルの判定者間一致度 (Fleiss の κ 係数 *)

指標名	ラベル名	都市ごとの κ 係数							
		水戸市		大分市		青森市		高崎市	
		group1	group2	group1	group2	group1	group2	group1	group2
親族とのつながり度	つながりの情報の有無	0.908	0.924	0.898	0.921	0.890	0.860	0.920	0.933
	つながりの形態	0.864	0.913	0.834	0.898	0.820	0.808	0.869	0.894
	つながりに対する評価	0.857	0.911	0.865	0.914	0.830	0.850	0.895	0.921
友人とのつながり度	つながりの情報の有無	0.868	0.761	0.902	0.761	0.901	0.754	0.850	0.766
	つながりの形態	0.819	0.754	0.863	0.754	0.867	0.751	0.817	0.770
	つながりに対する評価	0.835	0.776	0.871	0.776	0.883	0.773	0.818	0.774
職場関係者とのつながり度	つながりの情報の有無	0.876	0.782	0.862	0.784	0.943	0.924	0.931	0.763
	つながりの形態	0.811	0.773	0.835	0.771	0.876	0.918	0.866	0.772
	つながりに対する評価	0.826	0.777	0.822	0.768	0.898	0.927	0.818	0.774
イベントなどへの参加度	イベントなどへの参加状況	0.835	0.856	0.885	0.811	0.873	0.837	0.855	0.821
	イベントの形態	0.798	0.797	0.837	0.780	0.810	0.802	0.794	0.760

* κ 係数は、0.6 以上でほとんど一致

のツイートで合計 16 種類のテキストから構成される。各種類につきコロナ前の期間におけるツイート 500 件、コロナ禍の期間におけるツイート 500 件の計 1,000 件が含まれるように文書を抽出し、全体で約 16,000 文のデータセットとなる。

3.1 節で提案した、各指標に関連するツイートの抽出のため、コロナ前、コロナ禍の期間を含む 2018 年 6 月から 2021 年 9 月の期間を対象に、以下の検索クエリを基に収集を行う。

- イベントなどへの参加度

検索クエリは「参加」である。

- 職場関係者とのつながり度

検索クエリは「上司」、「同僚」、「部下」、「同期」、「部長」、「課長」である。職場において、「同僚」が含まれるツイートは結合型に該当するツイートとし、それ以外の検索クエリが含まれるツイートは橋渡し型に含める。

- 友人とのつながり度

検索クエリは「友達」、「友人」、「友だち」、「親友」、「ともだち」、「幼なじみ」、「幼馴染」である。

- 親族とのつながり度

検索クエリは「息子」、「娘」、「母」、「父」、「兄」、「弟」、「家族」、「夫」、「妻」、「嫁」、「親」、「旦那」、「親父」、「長男」、「次男」、「長女」、「次女」、「親戚」、「姪」、「主人」、「孫」である。

Twitter からプロフィール情報に基づいて収集した水戸市民のアカウント 12,927 件と大分市民のアカウント 9,026 件、青森市民のアカウント 9,784 件と高崎市民のアカウント 9,301 件のツイートを Twitter の Streaming API を用いて収集した。収集したツイート数は、水戸市民のツイート 10,083,874 件、大分市民のツイート 5,823,539 件、青森市民のツイート 11,177,635 件、高崎市民のツイート 6,974,843 件となった。そこで都市ごとに、本節で示した対象期間内において、クエリを含むツイートを、各指標ごとに 1,000 件、計 4,000 件が収集されるように抽出した。ただし、リツイートは除外した。また、ツイート中の URL は削除した。

収集したツイートに対し、3 章で定義した属性をアノテーションすることでデータセットを構築する。なお、アノテーション作業は、人を対象とする研究の適正な実施要件を満たしているか審査を行う研究倫理審査で承認された。⁹アノテーション作業

は、作業協力者 4 名と著者を含む合計 5 名で行うが、2 チームで分担して行うため、作業協力者 4 名は 2 名ずつの 2 チームである group1, group2 に分かれ、著者は両チームに属することで、全てのデータに対し 3 名分のアノテーションデータが得られるようにした。これにより、3 名の多数決によって、最終的な値を決定する。アノテーション結果が多数決によって決定できない場合、作業員間で議論することでアノテーションを修正することで、ラベルを決定する。アノテーション作業は、はじめに訓練のため両チームでそれぞれ対象の都市 100 件ずつのツイートで構成された 400 件に対してアノテーションを行い、アノテーションの方針を一致させた。訓練の後、残りのデータを両チームで分担してアノテーションを行った。アノテーションの一致度の評価指標として、両チームの Fleiss の κ 係数 [3] を表 1 に示す。全てのラベルにおいて値が 0.6 (Substantial Agreement [5]) を超えており、作業員間のアノテーションに差異が少ないことが示された。

4.2.2 実験方法

以下に示す (1) から (4) の実験を行うことで、都市や指標を横断した訓練や、RoBERTa と BERT を用いた学習を比較することで、分類方法の有効性について検証する。また、ラベルごとに両側 t 検定を行い、有意性を判定するための p 値、また各実験の効果の程度を表す効果量¹⁰を算出し、有意差が有るか (有意水準 5%)、また効果量が大きい (large [6]) かを確認する。

(1) 都市と指標を独立した学習

構築したデータセットを用いて、都市別、指標別に分類モデルを訓練する。モデルの訓練には BERT を用いた。

(2) 都市を横断した学習

指標ごとの、青森市、水戸市、大分市、高崎市のテキストが混交した訓練データを用いて、分類モデルを訓練する。モデルの訓練には BERT を用いた。

(3) 都市と指標を横断した学習

ラベルが共通する職場関係者とのつながり度、友人とのつながり度、親族とのつながり度のテキストが混交したデータを用いて、分類モデルを訓練する。モデルの訓練には BERT を用いた。

10: 表 3, 表 4, 表 5 の r (効果量) は Person's r を用いている。 $0.5 \leq r$ で大きい (large), $0.3 \leq r < 0.5$ で中程度 (middle), $0.1 \leq r < 0.3$ で小さい (small) とされている [6].

(4) RoBERTa との分類精度の比較

方法 (1) から方法 (3) の結果を踏まえ、都市別、指標別に分類精度が高いモデルを対象に、RoBERTa と BERT を用いて分類モデルを訓練し、分類精度を比較する。方法 4 では不均質なデータにより、小数派クラスの分類精度が低いラベルであるイベントの形態、つながりの形態においてはラベルを統合する。またつながりに対する評価、イベントの形態は分類精度が低いラベルも重要であるため、訓練データの割合に基づき訓練の重みを変更した。

4.3 結果

(1) 都市と指標を独立した学習

各ラベルの分類精度を表 2 に示す。職場関係者とのつながり度、友人とのつながり度、親族とのつながり度におけるつながりの情報の有無では比較的高い精度が得られた。

表 2 都市と指標を独立した学習の分類精度 (マクロ平均 F 値の平均)

指標名	ラベル名	都市名				平均	p 値	r (効果量)
		青森市	水戸市	大分市	高崎市			
イベントなどへの参加度	イベントなどへの参加状況	0.438	0.428	0.402	0.530			
	イベントの形態	0.384	0.578	0.574	0.516			
職場関係者とのつながり度	つながりの情報の有無	0.768	0.746	0.752	0.766			
	つながりの形態	0.374	0.328	0.292	0.282			
	つながりに対する評価	0.426	0.402	0.398	0.538			
友人とのつながり度	つながりの情報の有無	0.710	0.708	0.698	0.774			
	つながりの形態	0.376	0.306	0.298	0.296			
	つながりに対する評価	0.394	0.492	0.360	0.360			
親族とのつながり度	つながりの情報の有無	0.790	0.824	0.786	0.796			
	つながりの形態	0.352	0.310	0.342	0.256			
	つながりに対する評価	0.384	0.360	0.414	0.388			

(2) 都市を横断した学習

各ラベルの分類精度を表 3 に示す。いずれの都市、指標においても結果 (1) より高い分類精度が得られた。また、結果 (1) と比較して多くの指標において有意に向上した。

表 3 都市を横断した学習の分類精度 (マクロ平均 F 値の平均)

指標名	ラベル名	都市名				平均	p 値	r (効果量)
		青森市	水戸市	大分市	高崎市			
イベントなどへの参加度	イベントなどへの参加状況	0.580	0.598	0.622	0.646	0.612	*	0.973
	イベントの形態	0.606	0.726	0.674	0.740	0.687	*	0.957
職場関係者とのつながり度	つながりの情報の有無	0.832	0.820	0.796	0.820	0.817	*	0.900
	つながりの形態	0.540	0.516	0.530	0.542	0.532	*	0.985
	つながりに対する評価	0.590	0.610	0.598	0.626	0.606	*	0.963
友人とのつながり度	つながりの情報の有無	0.785	0.770	0.785	0.828	0.792	*	0.984
	つながりの形態	0.582	0.512	0.500	0.540	0.534	*	0.996
	つながりに対する評価	0.478	0.542	0.550	0.432	0.501	-	0.878
親族とのつながり度	つながりの情報の有無	0.852	0.880	0.836	0.846	0.854	*	0.995
	つながりの形態	0.432	0.384	0.386	0.362	0.391	*	0.960
	つながりに対する評価	0.496	0.550	0.546	0.512	0.526	*	0.978

* 結果 (1) に対する 1 対の対応のある両側 t 検定で有意差あり (有意水準 5%)

(3) 都市と指標を横断した学習

各ラベルの分類精度を表 4 に示す。結果 (2) と比較して、職場関係者とのつながり度と友人とのつながり度におけるつなが

りの情報の有無とつながりに対する評価の精度が向上している一方で各指標のつながりの形態は分類精度が大幅に低下した。特に、友人とのつながり度における「つながりの情報の有無」については、有意に向上していることを確認した。

表 4 都市と指標を横断した学習の分類精度 (マクロ平均 F 値の平均)

指標名	ラベル名	都市名				平均	p 値	r (効果量)
		青森市	水戸市	大分市	高崎市			
職場関係者とのつながり度	つながりの情報の有無	0.852	0.844	0.800	0.830	0.832	-	0.876
	つながりの形態	0.130	0.158	0.146	0.128	0.141	-	-
	つながりに対する評価	0.616	0.622	0.660	0.670	0.642	-	0.886
友人とのつながり度	つながりの情報の有無	0.812	0.794	0.806	0.856	0.817	*	0.994
	つながりの形態	0.166	0.176	0.164	0.180	0.172	-	-
	つながりに対する評価	0.584	0.556	0.542	0.622	0.576	-	0.692
親族とのつながり度	つながりの情報の有無	0.800	0.796	0.774	0.806	0.794	-	-
	つながりの形態	0.140	0.154	0.120	0.138	0.138	-	-
	つながりに対する評価	0.558	0.534	0.498	0.534	0.531	-	0.120

* 結果 (2) に対する 1 対の対応のある両側 t 検定で有意差あり (有意水準 5%)

(4) RoBERTa との分類精度の比較

各ラベルの分類精度を表 5 に示す。RoBERTa の BERT に対する F 値のマクロ平均値が 6% 以上向上した。特に、各指標におけるつながりの情報の有無や、つながりに対する評価については、有意に向上していることを確認した。

4.4 考察

結果 (1) の要因として、つながりの情報の有無は、ラベルごとのデータ数の割合が均衡であったためであると考えられる。結果 (2) においては、いずれの都市、指標においても結果 (1) より高い分類精度が得られた要因として、各都市での職場関係者、友人、親族とのつながりに関する投稿の内容に大きな差が見られなかったことが考えられる。また、イベントなどへの参加度においても分類精度が向上したが、都市を横断することにより多くのイベント名に関する参加状況や、形態に関する表現が得られたためであると考えられる。そして結果 (3) において、各指標のつながりの形態において、ラベルごとの分類精度を見ると、「明示的な交流」と「暗示的な交流」の分類精度が非常に低かったため、指標を横断することにより、交流の表現が明示的か暗示的であるかの判断が不明瞭になったことが要因であると考えられる。結果 (4) の中でも、親族とのつながり度の指標におけるつながりの形態は、データに占める「オンラインの交流」のラベルに該当するツイートの割合がいずれの都市でも約 1%~3% と非常に少なかったことから友人や職場関係者のつながり度のつながりの形態と比較して分類精度が低かった。

5 実験：時系列に着目した各指標と気分障害患者数増加率の分析

5.1 目的

各ラベルが付与されたツイートに基づいて月ごとに計算した評価値と気分障害患者数増加率の時系列推移を比較することで、気分障害に影響を与える人同士のつながりの特徴について分析

表5 RoBERTaを用いた学習の分類精度（マクロ平均F値の平均）

指標名	属性	青森市		水戸市		大分市		高崎市		平均	p値	r (効果量)
		RoBERTa	BERT	RoBERTa	BERT	RoBERTa	BERT	RoBERTa	BERT			
イベントなどへの参加度	イベントなどへの参加状況	0.772	0.726	0.814	0.780	0.774	0.764	0.836	0.794	0.799	*	0.921
	イベントの形態	0.658	0.628	0.674	0.646	0.738	0.684	0.722	0.644	0.698	*	0.919
職場関係者とのつながり度	つながりの情報の有無	0.902	0.852	0.848	0.844	0.850	0.800	0.860	0.830	0.865	-	0.871
	つながりの形態	0.706	0.626	0.616	0.542	0.672	0.684	0.678	0.680	0.668	-	0.638
	つながりに対する評価	0.680	0.642	0.666	0.642	0.658	0.644	0.750	0.684	0.689	-	0.876
友人とのつながり度	つながりの情報の有無	0.864	0.812	0.850	0.794	0.860	0.806	0.890	0.856	0.866	*	0.984
	つながりの形態	0.698	0.704	0.674	0.630	0.670	0.648	0.676	0.666	0.68	-	0.692
	つながりに対する評価	0.676	0.602	0.670	0.602	0.646	0.514	0.602	0.496	0.648	*	0.753
親族とのつながり度	つながりの情報の有無	0.904	0.852	0.912	0.880	0.880	0.836	0.886	0.846	0.896	*	0.986
	つながりの形態	0.450	0.560	0.472	0.432	0.462	0.496	0.574	0.426	0.5995	-	0.469
	つながりに対する評価	0.610	0.536	0.558	0.500	0.622	0.518	0.676	0.500	0.617	*	0.915

*BERTの結果に対するRoBERTの結果において1対の対応のある両側t検定で有意差あり（有意水準5%）

する。また、気分障害患者数増加率が異なる都市においてみられる人同士のつながりの特徴について分析する。また複数の方法で気分障害の患者数データを用いることで、分析に用いる際、患者数データを活用する上で、有効な方法を検討する。

5.2 方法

本研究の提案手法を用いて、大量の未知のツイートに対しラベルを付与することで、対象都市において、月ごとのラベルが付与されたツイート数や月ごとのツイート数に占める割合により算出した評価値の推移と、都市別の気分障害の患者数推移において相関係数を算出する。分析の対象期間は2018年6月から2021年12月である。月ごとの気分障害患者数は、日本システム技術株式会社（JAST）から提供された日本システム技術株式会社メディカルデータベース「REZULT」を用いて算出する。これは日本システム技術株式会社が保有する700万人超のレセプトデータを基に傷病の国際統計分類であるICD-10のコード別、また地域別に患者数を集計しているデータセットとなっている。また時期ごとに分析を行うため、対象期間をコロナ前の2018年6月から2019年12月、コロナ禍の2020年1月から2022年3月とし、半年の期間で相関係数を算出する。

各指標の、分析に用いるラベルと、ツイート数に基づく評価値を以下に示す。

(1) イベントなどへの参加度

ラベル名「イベントなどへの参加状況」において「現在参加している」が付与されたツイート数と、そのツイートの中からラベル名「つながりの形態」において「オンライン」が付与されたツイート数、「オフライン」が付与されたツイート数を分析に用いる。

(2) 職場関係者・友人・親族とのつながり度

ラベル名「つながりの情報の有無」において「有」が付与されたツイート数と、そのツイートの中からラベル名「つながりに対する評価」において「肯定的」、「否定的」がそれぞれ付与されたツイート数、またそのツイートの中からラベル名「つながりの形態」において「オンライン」、「オフライン」がそれぞれ付与されたツイート数を用いる。そして、つながりを持つことであったり、投稿者が相手とのつながりに対して肯定的に評価している場合、精神に好影響を与えることが考えられるため、これら3つの指標で算出した評価値のうち、「つながりの情報の有無」において「有」が付与されたツイート数と、「つながりに

対する評価」において「肯定的」が付与されたツイートを基に計算された評価値と、すべての都市で患者数データと負の相関がみられた時期を対象に分析を行う。それとは反対に、投稿者が相手とのつながりに対して否定的に評価している場合、精神に悪影響を与えることが考えられるため、「つながりに対する評価」において「否定的」が付与されたツイートを基に計算された評価値と、すべての都市で患者数データと正の相関がみられた時期を対象に分析を行う。

また、気分障害患者数を用いて分析を行う際の有効な活用方法を検討するため、気分障害に属するすべての傷病の患者数との相関係数と、気分障害に属する傷病の中から、傷病名が「うつ病」と「うつ状態」に該当する患者数との相関係数の算出結果を比較する。

5.3 結果

5.2節で述べた方法を基に気分障害に属する傷病の患者数と、「うつ状態」と「うつ病」の患者数ごとに相関係数を算出し、すべての都市で一貫した結果が得られたラベルの種類と時期を指標ごとに示す。

(1) イベントなどへの参加度

表6に示す通り、気分障害の患者数に対して、コロナ初期の2020年1月から6月にかけて、ラベルの「現在参加している」が付与されたツイートのうち、ラベルの「イベントの形態」で値「オンライン」が付与されたツイート数において、負の相関(-0.157~-0.656)がみられ、イベントの参加数が多い程、気分障害の患者数が減少するという仮説と一致する結果が得られた。

表6 イベントなどへの参加度における傷病別の患者数と評価値の相関係数

患者数	対象時期	ラベルの種類	都市名			
			水戸市	大分市	高崎市	青森市
気分障害	2020年1~6月	現在参加している	-0.157	-0.448	-0.319	-0.656
	2020年7~12月		-0.009	-0.136	-0.163	-0.062
うつ病と うつ状態	2020年1~6月	(オンライン)	-0.249	-0.217	0.089	-0.719
	2020年7~12月		-0.061	-0.223	-0.214	0.133

(2) 職場関係者とのつながり度

表7に示す通り、気分障害の患者数に対して、コロナ初期の緊急事態宣言解除後である2020年7月から12月において、ラベルの「つながりに対する評価」の値が「否定的」と付与されたツイート数と患者数との間に、正の相関(0.115~0.741)がみられた。

表7 職場関係者とのつながり度における傷病別の患者数と評価値の相関係数

患者数	対象時期	ラベルの種類	都市名			
			水戸市	大分市	高崎市	青森市
気分障害 うつ病と うつ状態	2020年7~12月	つながりに対する評価 (否定的)	0.403	0.741	0.387	0.115
			0.451	0.690	0.396	0.116

(3) 友人とのつながり度

表8に示す通り、2020年1月から6月の期間に、ネット上のつながりに対する評価の値が「肯定的」のツイート数についてはいずれの都市においても負の相関がみられた。また、対面上のつながりに対する評価の値が「否定的」のツイート数については、患者数増加率の高い水戸市、大分市においてやや強い正の相関(0.410~0.663)が得られることを確認した。

表8 友人とのつながり度における傷病別の患者数と評価値の相関係数

患者数	対象時期	ラベルの種類	都市名			
			水戸市	大分市	高崎市	青森市
気分障害	2020年1~6月	つながりに対する評価 肯定的(オンライン)	-0.064	-0.041	-0.322	-0.707
		つながりに対する評価 否定的(オフライン)	0.410	0.663	-0.201	0.412
うつ病と うつ状態	2020年1~6月	つながりに対する評価 肯定的(オンライン)	0.341	-0.405	-0.086	-0.782
		つながりに対する評価 否定的(オフライン)	0.456	0.566	0.033	0.159

(4) 親族とのつながり度

表9に示す通り、対象期間が2020年の10月から2021年の3月において、それぞれの患者数に対して、つながりに対する評価の値が「否定的」のツイート数について正の相関がみられることを確認した。また、2020年1月から6月において、気分障害の患者数とオフライン上のつながりに対する評価が「肯定的」のラベルが付与されたツイート数との間における相関係数では、患者数増加率が低い都市の方でやや強い相関係数(-0.525~-0.629)が得られた。親族とのつながり度については、想定していたよりも広範囲な時期について十分な相関が確認できなかった。原因としては、コロナ禍そのものに対する不満と親族に対する不満とが混在しており、十分に区別できなかったことが一因と考える。

表9 親族とのつながり度における傷病別の患者数と評価値の相関係数

患者数	対象時期	ラベルの種類	都市名			
			水戸市	大分市	高崎市	青森市
気分障害	2020年10月~ 2021年3月	つながりに対する評価 (否定的)	0.793	0.266	0.726	0.137
	2020年1月~6月	つながりに対する評価 肯定的(オフライン)	-0.585	-0.483	-0.629	-0.525
うつ病と うつ状態	2020年10月~ 2021年3月	つながりに対する評価 (否定的)	0.766	0.128	0.626	0.180
	2020年1月~6月	つながりに対する評価 肯定的(オフライン)	-0.131	-0.502	-0.152	-0.751

5.4 考察

5.4.1 提案した指標の効果が現れる時期

イベントなどへの参加度の指標に基づき、オンライン上のイベントの参加と気分障害の患者数との間で相関が確認できた理由を考察するために、2020年と2021年で、ネット上のイベントの参加に関するツイートの内容を比較した。2020年では、

Zoomを用いたオンライン飲み会や交流会などのイベントに関するツイートが多くみられたが、2021年ではゲーム上のイベントに対する参加表明と読み取れるイベントに関するツイートが多く、Zoomを用いたイベントへの参加に関するツイートはあまり見られなかった。すなわち、2020年度のイベントなどへの参加度に関連するツイートでは交流に関連するツイートが多かったため、気分障害の患者数との相関が確認できたと考える。

職場関係者とのつながり度の指標については、2020年の7月から12月で顕著に相関がみられた。その理由としては、2020年7月から12月の時期は仕事が再開し、職場への出勤が回復しつつある時期のため、職場での新型コロナウイルス感染症への対応に対する不満が、うつ病やうつ状態などの気分障害に影響を与えた可能性があると考えられる。そこで、気分障害の患者数増加率が異なる都市間で、2020年の1月から6月とのツイートの内容に違った傾向がみられるか分析を行ったが、特にその時期におけるツイートでそういった職場の対応に関する内容のツイートは含まれなかった。

友人とのつながり度の指標については、コロナ禍の期間で相関がみられた理由として、友人とのオンライン飲み会に関するツイートや、友人との時間が大事である事への再認識を示す投稿がみられ、コロナ前と比較して電話やZoomなどを介した友人とのつながりの重要度が増したことで、より市民の精神に良い影響を与えていることが考えられる。

また、親族とのつながり度の指標については、2020年の10月から2021年の3月の期間に相関がみられた理由として、他の時期(2020年7月~9月、2021年4月~6月)と比較して、親族との否定的なつながりに関するツイートの中に占める、新型コロナウイルスに対する不満に関するツイートの割合が少ないことが挙げられる。2020年7月~9月では「コロナばか!」といったような不満のツイートがみられ、2021年4月~6月には、「我慢している」といったツイートや、オリンピックに向けた政府の行動に対する不満のツイートがみられた。したがって、市民がコロナに対して率直な不満を持ちやすいコロナ禍の初めの時期であったことや、コロナ疲れであったり、オリンピックに関する事で、政府に不満を持ちやすい時期であったことから、相関が現れづらくなると考えられる。一方で、2度目の緊急事態宣言が起きた2020年10月~2021年3月の期間は、市民のコロナ疲れが現れにくく、2度目の緊急事態宣言であったため、市民が外出自粛に慣れ始めた時期であったことから、コロナに対する不満のツイートが少なかったと考えられる。

5.4.2 傷病データの粒度による結果の違い

イベントなどへの参加度の指標について、表6において、傷病を「うつ病」と「うつ症状」に限定した患者数と相関を見ると、2020年1月~6月の期間で、高崎市と青森市の間で一貫しない結果が得られた。また、友人とのつながり度の指標については、表8において、気分障害の患者数と、傷病を「うつ病」と「うつ症状」に限定した患者数との間で相関の違いを見ると、「うつ病」と「うつ状態」に限定した患者数との相関では、2020年1月~6月の期間で、ネット上のラベル「つながりのに対する評価」の値「肯定的」のラベル数との相関について、水戸市

において仮説と一貫しない結果が得られた。

これらの結果を踏まえ、本研究では、「うつ病」と「うつ状態」に傷病を限定するよりも、気分障害の患者数を用いて分析を行った方が分析に適していると考えられる。

5.4.3 患者数増加率が異なる都市における各指標の効果

イベントなどへの参加度の指標については、気分障害患者数増加率上位の都市では、コロナ禍でのオンライン上での参加だけでなく、2019年の1月～6月にかけても、気分障害の患者数に対して強い負の相関(-0.466から-0.671)がみられたが、下位の都市ではそうした傾向は見られなかった。そのため、上位の都市は、コロナ前からイベントへの参加の有無が気分障害に影響を与えていることにより、コロナ禍のイベントの制限が市民の精神状態に与える影響が特に大きかった可能性がある。

職場関係者とのつながり度の指標については、気分障害患者数増加率上位の都市は、コロナから回復をする2020年7月～12月に、気分障害の患者数に対して、職場の「否定的」なつながりの正の相関(0.403～0.741)が確認できるのに対し、下位の都市は2021年1月～6月の時期にも正の相関(0.305～0.579)が確認できるため、コロナ禍を通じて長期的に影響がみられる。そのため、上位の都市は特に、緊急事態宣言解除後の時期に職場からの影響を強く受けた可能性がある。

友人とのつながり度の指標については、表8の通り、2020年1月～6月の時期については、コロナ禍で患者増加率が上位の都市については、オフラインのつながりの「否定的」のツイート数について正の相関(0.410～0.663)、下位の都市については、ネット上のつながりの「肯定的」のツイート数について負の相関(-0.322～-0.707)を確認した。したがって、コロナ初期の時期には、患者増加率が上位の都市は対面での友人とのつながりの欠落によるネガティブな影響が出ていたのに対して、下位の都市はネット上での友人とのつながりのポジティブな影響が出ていた可能性がある。

最後に、親族とのつながり度の指標については、2020年1月～6月にかけて、親族との対面でのつながりの「肯定的」のツイート数は、気分障害の患者数に対して、患者増加率が上位の都市(-0.483～-0.585)についても下位の都市(-0.525～-0.629)についても高い負の相関が確認できたが、7月～12月にかけては、いずれもそのような傾向はみられなかった。したがって、親族との対面でのつながりは、コロナ禍の初期において気分障害の患者数の減少に寄与した可能性が高い。

6 おわりに

本研究では、ソーシャルキャピタルを考慮した指標を定義し、ツイートに対してラベルを付与することで、ラベル数に基づき市民のつながりの強さを定量化するための4つの指標(イベントなどへの参加度、職場関係者・友人・親族とのつながり度)を提案した。ラベルを付与するための分類モデルを構築する際、都市を横断したツイートデータや、RoBERTaを用いて訓練することで、分類精度が有意に向上することを示した。また、時系列に着目した各指標と気分障害の患者数増加率との分析では、友人とのつながり度においては、コロナ前と比較して、Zoom

などを介したネット上での友人とのつながりの重要度が増したことが、市民の精神に良い影響を与えた可能性がある結果が得られたことをはじめとして、各指標ごとに、時期や都市の患者数増加率に応じた結果が得られ、指標の活用可能性を示した。今後の課題として、患者数増加率上位の岐阜市、下位の長崎市などを加え、患者数増加率が異なる都市間にみられる、対面上の友人のつながりと患者数の相関などについて分析する必要があると考える。

謝 辞

本研究の一部は、科学研究費補助金基盤研究B(課題番号19H04420)、挑戦的研究(萌芽)(課題番号22K19822)、学術研究助成基金助成金研究活動スタート支援(課題番号22K21303)、2022年度国立情報学研究所公募型共同研究(採択番号22S0103)の助成を受けて遂行された。

文 献

- [1] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova. BERT: Pretraining of deep bidirectional transformers for language understanding. Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Association for Computational Linguistics, 2019, Vol. 1, p. 4171-4186.
- [2] Frank J. Elgar, Anna Stefaniak, Michael J.A. Wohl. The trouble with trust: Time-series analysis of social capital, income inequality, and COVID-19 deaths in 84 countries. Social Science & Medicine, 2020, Vol. 263, 113386.
- [3] Joseph L. Fleiss. Measuring Nominal Scale Agreement Among Many Raters. Psychological Bulletin. American Psychological Association, 1971, Vol. 76, No. 5, p. 378-382.
- [4] Timothy Fraser, Daniel P. Aldrich. The dual effect of social ties on COVID-19 spread in Japan. Scientific Reports. 2021, Vol. 11, 1596.
- [5] J. Richard Landis, Gary G. Koch. The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. Biometrics. International Biometric Society, 1977, Vol. 33, No. 1, pp. 159-174.
- [6] Cohen, J. A power primer. Psychological Bulletin, 1992, Vol. 112, No. 1, pp. 155-159.
- [7] Yinhan Liu, Myle Ott, Naman Goyal, Jingfei Du, Mandar Joshi, Danqi Chen, Omer Levy, Mike Lewis, Luke Zettlemoyer, and Veselin Stoyanov. 2019. Roberta: A robustly optimized bert pretraining approach. arXiv:1907.11692.
- [8] Robert D. Putnam, Robert Leonardi, Raffaella Nanetti. Making Democracy Work: Civic Traditions in Modern Italy. Princeton University Press, 1994, 280p.
- [9] Masashige Saito, Naoki Kondo, Jun Aida, Ichiro Kawachi, Shihoko Koyama, Toshiyuki Ojima, Katsunori Kondo. Development of an instrument for community-level health related social capital among Japanese older people: The JAGES Project. Journal of Epidemiology, 2017, Vol.27, p. 221-227.
- [10] Jiang Song, Junfeng Jiang. Online social capital, offline social capital and health: Evidence from China. Health and Social Care, 2021, Vol. 30, e1025-e1036.
- [11] 谷本 真佑, 南 正昭, 大規模都市整備事業の対象地域における生活環境への住民意識とソーシャルキャピタルの地区間比較, 環境情報科学論文集, 2019, Vol.33, p. 97-102.
- [12] Miwa Yamaguchi, Yosuke Inoue, Tomohiro Shinozaki, Masashige Saito, Daisuke Takagi, Katsunori Kondo and Naoki Kondo, Community Social Capital and Depressive Symptoms Among Older People in Japan: A Multilevel Longitudinal Study, Journal of Epidemiology, 2019, Vol. 29, p.363-369.