

第2回計算社会科学学会大会 (CSSJ2023)

論文集(公開可のみ)



Image by Stable Diffusion 2.1

日時 2023年2月20日(月), 21日(火)
会場 津田塾大学 千駄ヶ谷キャンパス(ハイブリッド)
主催 計算社会科学会, 津田塾大学
協力 神戸大学計算社会科学研究センター

2月20日(月) 9:30 – 18:15

9:30 – 9:40 : オープニング (遠藤薫)

9:40 – 10:40 : セッション1

農業水利アンケートへのネットワーク分析の適用

(永持達也, 奥田将己)

ソーブランドの顧客レビュー (口コミ) から再構築する性接触の社会ネットワーク

(伊東啓, 重田桂子, 山本太郎, 守田智)

ネットワーク上のクチコミ拡散=普及の効果をどう評価するか —マーケティングの視点から—

(水野誠)

YouTubeの反ワクチン動画におけるトロールコメントの影響: 毒性から恐怖の連鎖反応

(宮崎邦洋, 内場崇之, Haewoon Kwak, Jisun An, 笹原和俊)

10:55 – 11:40 : セッション2

メディアコンテンツに対する興味への集合的記憶モデルの適用可能性

(内藤大貴, 佐野幸恵, 森下壮一郎, 武内慎)

都市圏内における市区町村間移動が感染症拡大に与える影響

(守田智, 中川訓範)

Qualitative coding with latent variable approach for social science data

(Ukyo Kanetaka)

13:00 – 14:00 : 招待講演

西浦博氏 (京都大学)

新型コロナウイルス感染症の流行対策のデザインとその科学コミュニケーション

14:15 – 15:15 : セッション3

Web情報に基づく企業のデジタルトランスフォーメーション活動評価

(奥村明俊, 市瀬規善, 久寿居大, 石川開, 鳥澤健太郎, 大竹清敬)

東京証券取引所のプライム市場を対象とした業種別・市場別の統合報告書作成企業分析の予備調査

(中井雄一郎, 吉田光男)

価格インパクトは普遍か?

(佐藤優輝, 金澤輝代士)

非財務が企業経営に影響を及ぼすメカニズムの解明

(濱崎良介, 桑照宣)

15:30 – 16:45 : セッション4

持続的で柔軟な地域医療提供の実現に向けた社会デザインの研究

(猪又明大, 大谷猛, 雨宮智, 香村紗友梨, 伊藤由希子)

Does Mouse Click Frequency Predict Students' Flow Experience?

(Pedro K Muramatsu, Wilk Oliveira, Kiemute Oyibo, Juho Hamari)

クラウドファンディングでの金銭的支援と社会とのつながり感の関係について

(土屋志高, 大橋盛徳, 渡邊淳司)

米沢市民の急性期医療のニーズからみる医療提供体制の課題の考察

(伊藤由希子, 池田登顕, 村上正泰, 猪又明大, 大谷猛, 雨宮智, 溝内剛, 多田厚子)

大学偏差値は何を説明しているか —エージェント・ベース・モデル (ABM) を通して—

(樊怡舟, 康凱翔, 中尾走)

17:00 – 18:30 : セッション5

投稿集団の均一性に着目した日本プロ野球ツイートにおける熱狂現象の分析

(大友直史, 水野誠, 笹原和俊, 佐野幸恵)

単語分散表現による言語の通時変化の定量化：11年分の日英ニュース記事を用いた社会的事象の分析

(石原祥太郎, 高橋寛武, 白井穂乃)

Evaluation of Occupational Gender Bias in Japanese Word Embedding

(Shintaro Sakai)

オンライン言語現象における最も典型的な普及曲線はどのような形状か？—社会における普及現象の多様性の解析とそのモデル化—

(渡邊隼史)

危機言語の実態解明に向けた言語ネットワーク解析

(野村紀帆, 池田裕一)

Discovering China's Policy Trajectories in the Xi Jinping Era: A Text-as-Data Approach to Presidential Speeches, 2012-2022

(Jaehwan Lim, Ase Ito, Hongyong Zhang)

2月21日(火) 9:30 – 17:50

9:30 – 10:30 : セッション6

デジタルリテラシーの計量書誌学的分析

(星永亮, 笹原和俊)

Webサービス操作におけるバースト性の時間変化分析

(武内慎, 佐野幸恵)

道徳は代替肉の消費意欲を高めるか？

(橋本萌那, 高澤陽太郎, 笹原和俊)

SNS上のコミュニケーションを探る：Twitterにおけるリプライ行動の計量的分析

(佐藤浩輔, 中分遥, 山田順子)

10:45 – 11:45 : セッション7

重み付き有向ネットワークにおける2つの対象間の相対的関係性指標

(榎谷将吾, 森口聡子, 増山博之)

アバターコミュニケーションサービスにおけるオンライン社会リズムの同期現象

(高野雅典)

オンライン取引におけるTrust Management Algorithmのダイナミクス

(鈴木亮平, 張一凡, 大橋盛徳, 笹原和俊)

文脈を考慮した人間の認知傾向に基づく逐次的意思決定

(南朱音, 甲野佑, 高橋達二)

13:00 – 14:00 : セッション8

専門家への言及はいかに中国SNS上におけるコロナ関連のセンチメントに影響したのか：武漢ロックダウンの事例から

(于海春, 田中幹人)

LIWCを適用したInstagram広告の心理的指標の数値化とCTRに与える影響の分析

(井上健二郎, 吉田光男)

Emotional distress during COVID-19 by mental health conditions and economic vulnerability: Retrospective analysis of survey-linked Twitter data with a semi-supervised machine learning algorithm

(Michiko Ueda, Kohei Watanabe, Hajime Sueki)

Twitterから抽出した放射線問題に対する空気感の推移

(佐野幸恵, 鳥居寛之, 宇野賀津子)

14:15 – 15:15 : セッション9

GPT-2による環境や個人属性に依存した移動軌跡の時空間情報生成

(水野貴之, 掘込泰三, 藤本祥二, 石川温)

GPSデータを用いたCOVID-19実効再生産数の網羅的なモデル化

(尾崎順一, 志田洋平, 高安秀樹, 高安美佐子)

Factors that affect human mobility during the COVID-19 pandemic

(劉兆媛)

滞留人口の大きい500メートルメッシュを持つ地域の特性に基づく対策が2020年の日本において新型コロナの抑制が可能であったかもしれない可能性

(下野寿之)

15:30 – 16:15 : セッション10

なぜコロナ禍で少子化は加速したか：SNSに基づく分析

(張佳潔, 俞佳侃)

ソーシャルメディアにおける文化進化:炎上現象のベイズ統計モデリングによる分析

(清水あおく, 笹原和俊, 橋本敬)

Science of Science on the Publications of Japanese Political Scientists (「日本の政治学者の科学的営為を科学する」)

(Masaru Nishikawa, Akira Matsui, Daisuke Sakai)

16:30 – 17:30 : セッション11

Twitterにおける選挙時の政治コミュニケーションのバイアス：ログデータと社会調査データを用いた実証研究

(谷原吏, 小田中悠)

Wikipediaの政治家の情報についての分析

(Akira Matsui, Kunihiro Miyazaki, Taichi Murayama)

Tweet-based Political Ideology Comparison under Multilingual Environment

(陳景慧, 水野貴之)

政治的暴言の規制に対する人々の態度：バイアスとそのメカニズム

(西耕平)

17:30 – 17:40 : クロージング (上東貴志)

Does Mouse Click Frequency Predict Students' Flow Experience?

Pedro Kenzo Muramatsu
University of São Paulo
kenzo_muramatsu@usp.br

Wilk Oliveira
Tampere University
wilk.oliveira@tuni.fi

Kiemute Oyibo
York University
koyibo@yorku.ca

Juho Hamari
Tampere University
juho.hamari@tuni.fi

Abstract

Designing educational systems able to lead students into flow experience is a contemporary challenge, especially given the positive relationship between flow experience and learning. However, an important challenge within the field of learning analytics is evaluating the students' flow experience during the use of educational systems. In general, such evaluation is conducted using invasive methods (e.g., electroencephalogram, and eye trackers) and cannot be massively applied. To face this challenge, following the trend of utilizing behavioral data produced by users to identify their experience when using different types of systems, in our study, we evaluated the applicability of employing one single type of behavior data (i.e., mouse click frequency) as an exclusive metric to model and to predict students' flow experience. By conducting two data-driven studies ($N1 = 25$ | $N2 = 101$), we identified that the mouse click frequency on its own is not able to predict the flow experience. Our study contributes to the field of learning analytics confirming that it is not possible to predict students' flow experience only with mouse click frequency and paving the way for new studies that use different behavior data to predict students' flow experience.

1. Introduction

Flow, as first introduced by Csikszentmihalyi (1975), can be defined as “an optimal experience during an activity in which an individual is deeply engaged and presents high levels of fulfillment, focus, and enjoyment” (Csikszentmihalyi, 1975; Csikszentmihalyi and Csikszentmihalyi, 1992). Especially over the last 30 years, a plethora of studies have identified a positive influence of flow experience on students' learning outcomes in educational systems (e.g., students who engage in a high flow experience state are more prone to achieve a satisfactory learning experience (Özhan and Kocadere, 2020) or that flow experience has a positive effect in both comprehension and memorization (Erhel

and Jamet, 2019). In summary, literature demonstrates that the flow experience is linked to positive affects on students' learning experience (Oliveira et al., 2018; Oliveira, Pastushenko, et al., 2021; Perttula et al., 2017).

Thus, over the last few years, several researchers have invested in developing different types of educational systems (e.g., self-regulation systems (Wan et al., 2020), games (Chou et al., 2021), and gamified systems (Oliveira, Toda, Toledo, et al., 2020)) to lead students to a flow experience. This is not an easy task due to two different reasons, first, to understand which design aspects lead students to a flow experience (Gao et al., 2019), and second, to analyze whether the system was able to provide a flow experience to students (Semerci and Goularas, 2021). In particular, the field of learning analytics has focused on the challenge of analyzing whether a student has achieved a flow experience (van Schaik et al., 2012).

Different studies have highlighted that reaching an effective measuring technique for flow experience in educational systems is a significant challenge (Hamari and Koivisto, 2014; Jackson and Marsh, 1996; Lee et al., 2014). As pointed out by Oliveira, Toda, Palomino, Rodrigues, Shi, et al. (2020) and Z. Zheng et al. (2019), this challenge is especially pertinent because instruments adopted in past studies (e.g., electroencephalography (EEG), interviews, questionnaires, eye trackers) present major drawbacks: *i)* high cost and *ii)* the impossibility of conducting a massive application (Oliveira, Toda, Palomino, Rodrigues, Shi, et al., 2020; Z. Zheng et al., 2019). Thus, researchers in the area of learning analytics have sought to create alternative methods to analyze students' flow experience (De Kock, 2014; Lee et al., 2014; Semerci and Goularas, 2021).

In face of such limitations and aiming to create these alternative methods, the use of students' behavior data (i.e., user' data logs) to measure flow experience in educational systems has recently gained traction as a scalable and low-cost strategy (Lee et al., 2014; Oliveira et al., 2019; Oliveira, Toda, Palomino, Rodrigues, Shi,

et al., 2020; Semerci and Goularas, 2021). Despite recent promising results (De Kock, 2014; Lee et al., 2014; Oliveira et al., 2018; Oliveira et al., 2019; Semerci and Goularas, 2021), this area of study is yet to be comprehensively explored, highlighting the urgent need for empirical data-driven studies investigating the relationship between behavior data and flow experience in educational systems. In particular, it is necessary to investigate how different behavior data can be used to model and predict students' flow experiences.

As explained by Pentel (2015), mouse dynamics can be used in conjunction as features in training data sets (Chen et al., 2017; Guo and Agichtein, 2010; Pentel, 2015; N. Zheng et al., 2011). Among those metrics, the mouse click frequency has particularly shown favorable results in identifying certain experiences (Oliveira, Isotani, et al., 2021; Semerci and Goularas, 2021). At the same time, previous studies on the use of behavior data generated by the mouse presented significant results in the prediction of the users' flow-related experience (e.g., using mouse logs to predict the user's confusion (Pentel, 2015) and satisfaction (Chen et al., 2017)), which demonstrates its potential as a valid metric for different users' experiences (e.g., flow experience).

Facing the challenge of flow experience measurement, in this paper we present the results of two data-driven studies ($N_1 = 25$ | $N_2 = 101$) investigating if the mouse click frequency (during the system usage) can be used independently to predict students' flow experience in educational systems. Thus, we aim to answer the following research question: **Does mouse click frequency predict students' flow experience in educational systems?** In the two studies conducted to answer this question, students used different educational systems (while the mouse click frequency was collected) and then answered a scale to identify their flow experience during the system usage.

Our main results indicate that there is a slight relationship (β) between the mouse click frequency and the students' flow experience. However, such a relationship fails to provide significant predictive power (Adjusted R^2), implying that the mouse click frequency on its own cannot be used as a metric for flow experience prediction. Our study contributes to the field of learning analytics, as it presents empirical evidence that employing the frequency of the mouse as a solo metric is inadequate to predict students' flow experience.

2. Background

In this section, we introduce the main topic addressed in this paper (*i.e.*, flow experience

measurement in educational systems), as well as the main related works.

2.1. Flow experience and learning

The flow experience (*i.e.*, “an optimal experience that people have as a motivating factor in their daily activities” (Faiola et al., 2013)) is one of the most important experiences investigated in the field of educational technologies (Oliveira et al., 2018; Oliveira, Pastushenko, et al., 2021; Perttula et al., 2017; Semerci and Goularas, 2021). This is because the flow experience is considered directly related to the learning experience, and when a student is experiencing the flow, they tend to have a high learning experience (Özhan and Kocadere, 2020; Yen and Lin, 2020).

The flow experience is composed of nine different psychological dimensions (also independent experiences) (Csikszentmihalyi, 1997b; Csikszentmihalyi and Csikszentmihalyi, 1992; Jackson et al., 2011): *i*) challenge-skill balance; *ii*) action-awareness merging; *iii*) clear goals; *iv*) unambiguous feedback; *v*) total concentration on the task at hand; *vi*) sense of control; *vii*) loss of self-consciousness; *viii*) transformation of time; and *ix*) *autotelic* experience. Researchers argue that an individual must reach the nine dimensions to reach the flow experience (see (Csikszentmihalyi, 1997b; Csikszentmihalyi and Csikszentmihalyi, 1992; Jackson et al., 2011) for a thorough review regarding the flow experience dimensions).

The complexity of modeling students' flow experience in an educational system is a pertinent problem (Lee et al., 2014; Oliveira, Isotani, et al., 2021; Oliveira et al., 2019; Semerci and Goularas, 2021). Despite advancements, this technology still has issues, such as application complexity, prompting other ways, such as the use of EEG or eye trackers, to be proposed more recently. All of these approaches, however, have one of three issues: they are either expensive, intrusive, or cannot be used on a large scale.

As a result, more promising solutions include the development of approaches for analyzing flow experience using behavior data generated by users in educational systems (Lee et al., 2014; Oliveira et al., 2019; Oliveira, Toda, Palomino, Rodrigues, Shi, et al., 2020; Semerci and Goularas, 2021). Researchers have used techniques ranging from step regression (Lee et al., 2014) to deep neural networks (Semerci and Goularas, 2021), and structural equation modeling (Oliveira, Isotani, et al., 2021) in an attempt to find behavioral data that are able to predict the flow experience.

2.2. Related Works

Aiming to identify the main related works and provide a deep field understanding, we started analyzing the results of three systematic literature reviews conducted by Oliveira et al. (2018), Oliveira, Pastushenko, et al. (2021), and Perttula et al. (2017), which were conducted to describe the state of the art in Flow Theory and educational technologies (including the most used methods for identifying the students' flow experience in educational systems). From the studies identified in the literature reviews, we also found other external studies.

Lee et al. (2014) were one of the pioneer studies dedicated to investigating the use of behavior data to measure flow experiences in an e-learning environment. Their work presented an automated detector able to distinguish whether a student is experiencing flow, boredom, and frustration. The approach proposed by Lee et al. (2014) was based on a step regression, which utilized the data sourced from college students when interacting with a step-based tutoring system. Their findings support the use of affect detectors on flow conditions (San Pedro et al., 2013). The average mouse click duration, for instance, was found to be positively correlated with boredom but negatively correlated to flow. This also suggests that standard input devices used commonly by students, such as the mouse, are a potential source of abundant information for developing low-cost detectors. The incorporation of automatic flow detection tools is an improvement to ITSs as this feature can be used to predict students' behavior and tailor effective ways to improve their educational performance as well as learning experience (Egbert, 2004).

In the same realm, Oliveira et al. (2019) introduced a theory-driven based conceptual model, which associates each of nine the flow experience dimensions (Csikszentmihalyi, 1997b; Csikszentmihalyi and Csikszentmihalyi, 1992; Jackson et al., 2011) with student interaction data logs. In a further study, Oliveira, Toda, Palomino, Rodrigues, Shi, et al. (2020) proposed the use of the think-aloud protocol (*i.e.*, a method that provides rich verbal data on reasoning during a problem-solving task (Fonteyn et al., 1993)) as a tool to link users' data logs with their flow experiment in an educational system. In yet another study, they set forth the usage of structural equation modeling to model flow in students performing tasks in a gamified system (Oliveira, Isotani, et al., 2021).

Semerici and Goularas (2021) presented a solution that measures the flow state of students by employing heat-maps and deep neural networks (*i.e.*, convolutional autoencoders). This flow theory-based method provides

information on the students' flow state in an e-learning platform, which is calculated by also taking into account their grades. Besides collecting interaction data from e-learning platform (*i.e.*, mouse click coordinates, the locations visited with the mouse, access times, etc.), Semerici and Goularas (2021)' method also sourced data from post-lecture quiz results and student surveys. Their findings indicate that while other methods did badly in terms of *p-values* and *r-values*, deep learning methods were able to extract student behavioral patterns based on mouse interactions with significantly better performance.

In addition to the aforementioned approaches, Z. Zheng et al. (2019) proposed a hierarchical recognition model to track the flow experience of computer programmers by tracing their computer interactions (*e.g.*, keyboard, mouse, IDE functions, and switching applications windows) when engaged in software development. Z. Zheng et al. (2019) implemented a non-invasive flow state tracking system whose performance was assessed using a real-world data set from a medium-sized IT company in China. Their results reached the highest recognition accuracy of 92.6%, an achievement that is suited for performing real-time recognition.

In summary, previous studies have investigated the use of behavioral data to analyze students' flow experience. However, as far as we know, no data-driven study has yet aimed to model and predict flow experience in educational systems by employing a sole type of behavior data (*i.e.*, mouse click frequency).

3. Study Design

In this paper, we present the results of two data-driven studies investigating if is possible to use mouse click frequency to predict students' flow experience. In both cases, *i)* the number of students' mouse clicks when using different systems was collected, then *ii)* the students answered a questionnaire to analyze their flow experience, and finally, *iii)* statistical analyzes were performed to identify if the mouse click frequency would be able to predict the students' flow experience (*i.e.*, learning analytics).

3.1. Materials and method

To collect the students' mouse click frequency, we used two different systems. For both experiments, there were no selection criteria for participants (*e.g.* gender, age group, among others), which was a decision made to achieve a heterogeneous population. In addition to being research-oriented, they provide straightforward access to various student interaction data logs, which allows for

conducting the analyzes proposed in this study.

For the first study, we used Eagle-edu¹, a gamified educational system design according to the 21 gamification elements introduced by Toda et al. (2019). As a gamified learning platform, Eagle-edu was chosen as it is a commercial system widely used in the territory where the study was conducted (*i.e.* Brazil), which according to Wohlin et al. (2012), is beneficial to the ecological settings of the study. Eagle-edu is comprised of three main pages: *Home*, where users can keep track of their progress in the system; *Profile*, where users can view and edit their personal information; *Learn*, where the user can complete multiple kinds of tasks (*e.g.* Quiz, Complement, and Pairs). Figure 1 presents an interface of this system. Participants enrolled in an English course previously created by a team from a local language school, which involved performing basic tasks (*e.g.* pair-matching of Portuguese and English words) and quizzes.

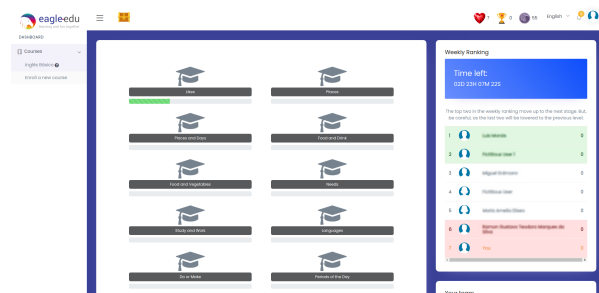


Figure 1. Eagle-edu's course page interface

For the second study, we utilized a gamified educational system named Quick Detector on Gender Flow (QDGF). In QDGF, students would answer a logic reasoning quiz containing 20 questions and, by doing so, participants could earn points, trophies, or even appear in a ranking. Figure 2 exhibits an example of the system.

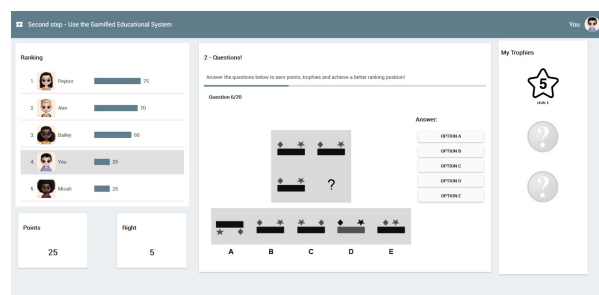


Figure 2. Quick Detector on Gender Flow's quiz page interface

When it comes to relating each of the nine

¹<https://eagle-edu.com.br/>

dimensions of flow experience (Csikszentmihalyi, 1997a) to the data log collected (frequency of mouse clicks), both studies used the theoretical model introduced by Oliveira et al. (2019), as it is currently (as far know) the only model available for this purpose. To identify the student's flow experience, we used the flow state scale (FSS) developed by Jackson and Eklund (2002). We used this scale because it had been previously validated by Hamari and Koivisto (2014) to be used in the field of gamification, and according to Oliveira et al. (2018), is one of the most popular scales in studies in the area of educational technologies. To analyze the data, we used SmartPLS 3², a software for variance-based SEM using the partial least squares path modeling (PLS-PM) method (Wong, 2013).

Both studies were organized in **five** main steps: *i)* invitation *ii)* participation agreement *iii)* and *iv)* system login and usage *v)* flow experience self-report *iv)* data analysis. Figure 3 illustrates the steps of the process. In steps *iv)* and *v)*, the mouse click frequency is collected and then submitted to data analysis.

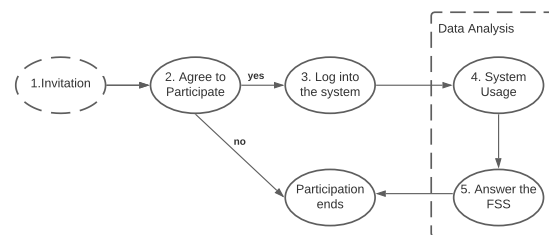


Figure 3. Method (step-by-step)

In the *first step*, the participants were invited to use the system. In the *second step*, participants had the opportunity to read the “Informed Consent Form” and decide about their participation in the study. In the *third step*, those who agreed to participate in the study logged into the system. In the *fourth step*, participants used the system (*i.e.*, a beginner-level English language course for Eagle-edu and a logic reasoning quiz for QDGF). At this stage, the number of students’ mouse clicks was collected during the system usage. Immediately after completing the tasks designated by the system, in the *fifth step*, participants proceeded to answer the FSS (Hamari and Koivisto, 2014; Jackson and Eklund, 2002).

3.2. Participants and data analysis

In the first study (conducted in the system Eagle-edu), initially, a total of 25 students participated

²<https://www.smartpls.com/>

voluntarily. Participants were invited through social media so that a heterogeneous sample could be achieved. Self-reportedly, 19 of them identified as males and six as females. Education levels included: high school, undergraduate, or graduate. The average age was 25 years, with a standard deviation of $\sigma = 3.13$. One participant, however, was excluded as they were not a native speaker of the language of the scale used in this study.

In the second study, we had 101 participants ranging from six levels of education (49 graduate students, 30 from high school, six at an MBA level, 10 Masters, one Ph.D. recipient, and four participants with other responses) whose age averaged approximately 18 years old (standard deviation of $\sigma = 10.55$) and originated from 15 countries (most significantly the USA with a total of 39; 15 from India; 12 from Portugal and 11 from Poland). Each participant received \$ 0.25 and was invited through a crowd-sourcing marketplace “Amazon Mechanical Turk (MTurK)”³. In both studies, we included an “attention-check” question.

To conduct the data analysis we used partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM). This class of SEM is a well-established approach to developing theories on exploratory research. It achieves this by focusing on explaining the variance in the dependent variables when examining the model. We chose this method since it enables us to incorporate unobservable variables measured indirectly by indicator variables. Furthermore, PLS-SEM does not only allow the estimation of complex cause-effect relationship models with latent variables, it is robust despite a small sample (J. Hair et al., 2016; J. Hair et al., 2017). Following suggestions from J. Hair et al. (2016), J. Hair et al. (2017), we used β values to map/model the relationships between mouse frequency and flow experience and Adjusted R^2 to report the predictive power.

4. Results

Initially, given that the method employed by SmartPLS (PLS-SEM) is non-parametric (J. Hair et al., 2014), there was no need to analyze the distribution (normality) of the data. Furthermore, we estimated model reliability to ensure that the FSS matched the study data. Results are shown in Table 1 for the first study, and Table 2 for the second study, demonstrating that it was satisfactory for most dimensions of flow experience. Ideal rates are: $\alpha \geq 0.70$, RHO A ≥ 0.70 , CR ≥ 0.70 , AVE ≥ 0.50 .

We then measured the discriminant validity. In

Table 1. Reliability results for the flow experience dimensions for Study 1

	α	RHO A	CR	AVE
AE	0.963	-1.563	0.839	0.575
CSB	0.796	0.826	0.851	0.59
CTH	0.813	0.77	0.825	0.618
CG	0.809	0.43	0.644	0.389
LSC	0.853	-1.813	0.016	0.122
MAA	0.779	1.02	0.852	0.602
SC	0.699	0.498	0.697	0.459
TT	0.908	0.669	0.900	0.695
UF	0.896	1.004	0.922	0.750

Key: α : Cronbach's; RHO A: Jöreskog's rho; CR: Composite Reliability; AVE: Average; Variance Extracted; AE: Autotelic Experience; CSB: Challenge-Skill Balance; CTH: Concentration on the Task at Hand; CG: Clear Goals; LSC: Loss Self-Consciousness; MAA: Merging of Action and Awareness; SC: Sense of Control; TT:UF: Unambiguous Feedback Transformation of Time;

Table 2. Reliability results for the Flow Experience for Study 2

	α	RHO A	CR	AVE
Flow	0.735	0.383	0.704	0.248

Key: α : Cronbach's; RHO A: Jöreskog's rho; CR: Composite Reliability; AVE: Average; Variance Extracted; AE: Autotelic

the measurement model for study 1, the discriminant validity was measured using the cross-loading metric. The result showed that no construct's items loaded higher on another construct than itself (J. F. Hair et al., 2014). Furthermore, the LSC and CG constructs were removed from the model of Study 1 (Figure 4) because the composite reliability criterion for including them in the structural model was not satisfied. In other words, the AVE metric was less than 0.5 for both constructs. The second study presented the following results: $Flow = 0.498$ and $NMC = -0.203$. Table 3 and Table 4 present the discriminant validity of the studies.

Next, we analyzed if the mouse click frequency predicts students' flow experience by using PLS-SEM. We used the regression coefficient (β) to analyze the relationship between the variables and in the p -values related to each β (this is done to check if the relationships are indeed significant). Furthermore,

³<https://www.mturk.com/>

Table 3. Discriminant Validity for Study 1										
	AE	CSB	CTH	CG	LSC	MAA	NMC	SC	TT	UF
AE	0.758									
CSB	0.371	0.768								
CTH	0.438	0.419	0.786							
CG	0.173	0.607	-0.081	0.623						
LSC	-0.224	-0.28	-0.439	-0.084	0.35					
MAA	0.124	0.255	-0.121	0.14	0.193	0.776				
NMC	-0.243	-0.401	0.304	-0.547	-0.24	-0.326	1			
SC	0.37	0.511	0.123	0.692	-0.162	0.265	-0.63	0.677		
TT	0.565	0.18	0.34	0.137	-0.157	0.131	-0.198	0.453	0.833	
UF	0.261	0.581	-0.003	0.821	-0.254	0.067	-0.368	0.526	0.095	0.866

Key: AE: Autotelic Experience; CSB: Challenge-Skill Balance; CTH: Concentration on the Task at Hand; CG: Clear Goals; LSC: Loss of Self-Consciousness; MAA: Merging of Action and Awareness; SC: Sense of Control; TT: Transformation of Time; UF: Unambiguous Feedback.

Table 4. Discriminant Validity for Study 2

	Flow	NMC
Flow	0.498	
NMC	-0.203	1

Key: NMC: Number of Mouse Clicks;

this study also utilized the $R^2 - value$ so that we could acknowledge how effectively mouse clicks predict flow experience (for greater reliability, we reported the adjusted $R^2 - value$). Table 5 presents the results for Study 1 with the aforementioned metrics. Likewise, Table 6 present the results for Study 2. Figure 4 and Figure 5 present the path model for both studies.

In summary, the correlation between a single type of data log (mouse click frequency) and the flow experience fails to provide significant predictive power, as revealed by the values of $R^2 Adj$ ($R^2 Adj = 0.031$ in Study 1 and ranging from $R^2 Adj = -0.004$ in the TT dimension to $R^2 Adj = 0.370$ in the SC dimension in Study 2) and β ($\beta = -0.530$ in Study 1 and ranging from $\beta = -0.630$ in the SC dimension to $\beta = 0.304$ in the CTH dimension as observed in Study 2) in both studies. Our experimental results imply that the mouse click frequency by itself cannot be used as a metric for flow experience.

4.1. Discussion

In this paper, we analyze the possibility of predicting students' flow experience based only on the mouse click frequency performed by the student when using gamified educational systems. Throughout two studies, we identified that the mouse click frequency alone is not able to predict the flow experience of students when

using such systems.

Our results can be considered surprising, as they are contrary to the results of recent studies which identify that the mouse click frequency can be used to predict experiences related to flow experience (Oliveira, Isotani, et al., 2021; Z. Zheng et al., 2019), such as stress and anxiety, as well as the theoretical model proposed by Oliveira, Toda, Palomino, Rodrigues, Shi, et al. (2020), who states that the mouse click frequency would be related to some flow experience dimensions.

The study conducted by Z. Zheng et al. (2019) utilized mouse activities inside IDEs (e.g., mouse clicks) to track developers' interactions during work to recognize the flow state. Their findings point out an overall recognition accuracy of 92.6%, suggesting the *effectiveness* of their proposed approach. Oliveira, Toda, Palomino, Rodrigues, Shi, et al. (2020) also presented optimistic results as their work identified a significant relationship between four types of data logs (including NMC) and seven out of the nine aforementioned flow experience dimensions.

In the study conducted by Oliveira et al. (2019), the number of mouse clicks is seen as a theoretically related behavior data to total concentration on the task at hand (i.e., one of the flow experience dimensions). Oliveira et al. (2019), despite putting forward this relationship and presenting theoretical reasons for it, also proposes that experimental studies be carried out to investigate these relationships. In this way, our study brings insights in the sense that possibly the theoretical relationships proposed by Oliveira et al. (2019) are not confirmed in practice.

Other studies were also conducted investigating the relationships of user behavior data in educational systems with their flow experience, however, studies that

Table 5. Correlational matrix for Study 1
CI

	β	P-values	2,5%	97.5%	Adj. R ²
NMC → AE	-0.243	0.468	-0.553	0.469	0.016
NMC → CSB	-0.401	0.417	-0.777	0.632	0.123
NMC → CTH	0.304	0.399	-0.670	0.604	0.051
NMC → CG	-0.547	0.262	-0.826	0.502	0.268
NMC → LSC	-0.240	0.530	-0.715	0.553	0.015
NMC → MAA	-0.326	0.247	-0.717	0.491	0.066
NMC → SC	-0.630	0.235	-0.843	0.681	0.370
NMC → TT	-0.198	0.533	-0.557	0.559	-0.004
NMC → UF	-0.368	0.419	-0.782	0.523	0.096

Key: β : Regression Coefficient; CI: Confidence Interval; NMC: Number of Mouse Clicks; AE: Autotelic Experience; CSB: Challenge-Skill Balance; CTH: Concentration on the Task at Hand; CG: Clear Goals; LSC: Loss of Self-Consciousness; MAA: Merging of Action and Awareness; SC: Sense of Control; TT: Transformation of Time; UF: Unambiguous Feedback

Table 6. Correlational Matrix for Study 2
CI

	β	P-Values	R ² Adj	2.50%	97.50%
NMC → Flow	-0.203	0.334	0.031	-0.474	0.376

Key: β : Regression Coefficient; CI: Confidence Interval

analyzed mouse-related items performed the analyzes comparing different types of associated data (different types of related data mouse), but without analyzing the data separately. One of the studies that directly compared the relationship between user behavior data concerning the mouse and the flow experience of participants was that of Lee et al. (2014). In their study, they identified that the average mouse click duration was positively correlated with boredom but negatively correlated to flow. In a comparative analysis, it is possible to argue that although the mouse click frequency is insufficient to predict students' flow experience, associating this information with other data related to mouse actions can be an equally affordable and viable alternative to predicting flow experience.

The study by Semerci and Goularas (2021) identified that deep learning methods were able to extract student behavioral patterns based on mouse interactions. Although these behaviors cannot be generalized, given the sample size of Semerci and Goularas (2021), it is also an indication that a single mouse-related data is not effective in predicting the flow experience. However, by gathering more than one type of data log, it may become a feasible approach to predicting flow experience, or some of the dimensions that compose flow experience.

These results demonstrate that despite the use of user behavior data in educational systems presenting

weak predictive power to model flow experience, they are a promising alternative to predict different user experiences, as the rapid growth in online educational systems generates more and more behavior data logs (Eberle and Hobrecht, 2021). However, our findings make it clear that the mouse click frequency alone cannot be used to predict the flow experience. Nonetheless, the fact that the path coefficients in the models are numerically high, although non-significant, calls for further studies with larger sample sizes that will allow for the stratification of the data.

In summary, our results indicate that predicting the flow experience of students based only on the number of mouse clicks during the use of an educational system is not plausible. However, by comparing our results with different studies, it can be argued that adopting multiple mouse-related behavior data logs is the pathway to accurately modeling individual dimensions of or flow experience itself.

4.2. Limitations

This study has some limitations stemming from its characteristics which we seek to attenuate throughout. Initially, flow is a complex experience to measure, with a total of nine dimensions observed in this study. Also, The study was conducted remotely, thus,

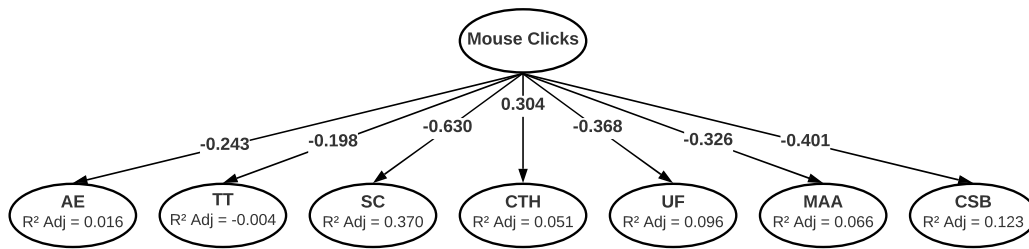


Figure 4. Path Model for Study 1

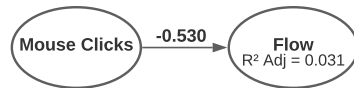


Figure 5. Path Model for Study 2

non-observable external variables may interfere with the participants' experience. To mitigate this limitation, we used only empirically validated instruments. Another limitation comes from the limited sample size of the first study, which might have impacted the robustness of the calculated values obtained through SmartPLS. In both studies conducted, only one type of education system was used (*i.e.*, gamified education systems). Thus, we cannot guarantee that the results can be generalized to other types of systems. The use of only one predictor variable can reduce the results' robustness, as the surrounding noise is not captured. Thus, complementary metrics, such as cursor position and behavior on the screen, may be used along with other mouse-related behavior data analyses.

4.3. Recommendations for future studies

Although we utilized databases from two different studies, the number of participants is still limited to conduct robust analyses, for example, machine learning/deep learning. Thus, we suggest future studies carry out experiments with a large number of participants, which allows the use of this type of technique for machine-learning-based predictive modeling (possibly increasing the generalization of the results).

Recent studies have increasingly realized that students' experiences can change according to their characteristics. Therefore, further studies can collect more data from students that allows for identifying whether the prediction of the flow experience may vary according these and other factors of students. We did not have an adequate sample that will allow for stratified (multi-group) analysis to uncover the moderating effect

of key demographic variables such as age, gender, etc. Thus, future studies (with larger sample sizes) should conduct multi-group analyses to uncover the moderating effect of demographic variables.

In our study, we only used the number of mouse clicks in our analysis, and our findings demonstrate that it has little predictive power for flow experience. However, other types of mouse-related data can also be collected as well (*e.g.*, mouse pointer movements). If, on the one hand, our results show that the number of mouse clicks alone is not enough to predict the flow experience, on the other hand, the possibility of using different types of mouse-related data also represents an opportunity to identify a new low-cost way of predicting the flow experience. The same can be applied to different peripheral devices as Students may prefer to use touchscreens or touch pads to interact with educational systems. Thus, future studies may explore all permutations of different data logs and input devices in order to observe which combination leads to a more accurate ecosystem for flow experience modeling.

5. Concluding Remarks

We conducted two data-driven studies analyzing if mouse click frequency can be used as a single variable to predict students' flow experience. Our results demonstrate that relying on such a strategy to model flow experience is not reliable, as the mouse click frequency alone does not present significant predictive power. In future studies, we aim to replicate this experiment by collecting data from various types of educational systems. We also aim to include new kinds of mouse-related behavior data (*e.g.*, mouse movements) and using novel data analysis methods, such as data mining and deep learning techniques.

Acknowledgment

This work has been supported by the Academy of Finland Flagship Programme [Grant No. 337653 - Forest-Human-Machine Interplay (UNITE)].

References

- Chen, Y., Liu, Y., Zhang, M., & Ma, S. (2017). User Satisfaction Prediction with Mouse Movement Information in Heterogeneous Search Environment. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 29(11), 2470–2483.
- Chou, Y.-S., Hou, H.-T., Chang, K.-E., & Su, C.-L. (2021). Designing cognitive-based game mechanisms for mobile educational games to promote cognitive thinking: An analysis of flow state and game-based learning behavioral patterns. *Interactive Learning Environments*, 1–18.
- Csikszentmihalyi, M. (1975). *Beyond boredom and anxiety*. Jossey-Bass Publishers. <http://books.google.com/books?id=afdGAAAAMAAJ>
- Csikszentmihalyi, M. (1997a). *Finding flow: The psychology of engagement with everyday life*. Basic Books.
- Csikszentmihalyi, M. (1997b). Flow and education. *NAMTA journal*, 22(2), 2–35.
- Csikszentmihalyi, M., & Csikszentmihalyi, I. S. (1992). *Optimal experience: Psychological studies of flow in consciousness*. Cambridge university press.
- De Kock, F. G. (2014). The neuropsychological measure (eeg) of flow under conditions of peak performance.
- Eberle, J., & Hobrecht, J. (2021). The lonely struggle with autonomy: A case study of first-year university students' experiences during emergency online teaching. *Computers in Human Behavior*, 121, 106804. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106804>
- Egbert, J. (2004). A study of flow theory in the foreign language classroom. *Canadian modern language review*, 60(5), 549–586.
- Erhel, S., & Jamet, E. (2019). Improving instructions in educational computer games: Exploring the relations between goal specificity, flow experience and learning outcomes. *Computers in Human Behavior*, 91(September 2018), 106–114. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.09.020>
- Faiola, A., Newlon, C., Pfaff, M., & Smyslova, O. (2013). Correlating the effects of flow and telepresence in virtual worlds: Enhancing our understanding of user behavior in game-based learning. *Computers in Human Behavior*, 29(3), 1113–1121.
- Fonteyn, M. E., Kuipers, B., & Grobe, S. J. (1993). A description of think aloud method and protocol analysis. *Qualitative health research*, 3(4), 430–441.
- Gao, B., Wan, Q., Chang, T., & Huang, R. (2019). A framework of learning activity design for flow experience in smart learning environment. *Foundations and trends in smart learning* (pp. 5–14). Springer.
- Guo, Q., & Agichtein, E. (2010). Towards predicting web searcher gaze position from mouse movements. *CHI '10 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, 3601–3606. <https://doi.org/10.1145/1753846.1754025>
- Hair, J. F., Sarstedt, M., Hopkins, L., & Kuppelwieser, V. G. (2014). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM): An emerging tool in business research. *European Business Review*, 26(2), 106–121. <https://doi.org/10.1108/EBR-10-2013-0128>
- Hair, J., Hult, G. T. M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2014). *A primer on partial least squares structural equation modeling*. SAGE.
- Hair, J., Hult, G. T. M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2016). *A primer on partial least squares structural equation modeling (pls-sem)*. Sage publications.
- Hair, J., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Gudergan, S. P. (2017). *Advanced issues in partial least squares structural equation modeling*. saGe publications.
- Hamari, J., & Koivisto, J. (2014). Measuring flow in gamification: Dispositional flow scale-2. *Computers in Human Behavior*, 40, 133–143.
- Jackson, S., Eklund, B., & Martin, A. (2011). The flow manual the manual for the flow scales manual. sampler set. *Mind*, 1–85.
- Jackson, S., & Eklund, R. (2002). Assessing flow in physical activity: The flow state scale-2 and dispositional flow scale-2. *Journal of Sport and Exercise Psychology*, 24(2), 133–150.
- Jackson, S., & Marsh, H. (1996). Development and validation of a scale to measure optimal experience: The flow state scale. *Journal of sport and exercise psychology*, 18(1), 17–35.
- Lee, P.-M., Jheng, S.-Y., & Hsiao, T.-C. (2014). Towards automatically detecting whether student is in flow. *International Conference on Intelligent Tutoring Systems*, 11–18.
- Oliveira, W., Bittencourt, I. I., Isotani, S., Dermeval, D., Marques, L. B., & Silveira, I. F. (2018). Flow theory to promote learning in educational

- systems: Is it really relevant? *Brazilian Journal of Computers in Education*, 26(02), 29.
- Oliveira, W., Isotani, S., Pastushenko, O., Hruska, T., & Hamari, J. (2021). Modeling students' flow experience through data logs in gamified educational systems. *Proceedings - IEEE 21st International Conference on Advanced Learning Technologies, ICAALT 2021*, 97–101. <https://doi.org/10.1109/ICALT52272.2021.00037>
- Oliveira, W., Pastushenko, O., Rodrigues, L., Toda, A., Palomino, P., Hamari, J., & Isotani, S. (2021). Does gamification affect flow experience? a systematic literature review. *GamiFIN Conference 2021: Proceedings of the 5th International GamiFIN Conference*, 1–10.
- Oliveira, W., Toda, A., Palomino, P., Rodrigues, L., Isotani, S., & Shi, L. (2019). Towards automatic flow experience identification in educational systems: A theory-driven approach. *Extended Abstracts of the Annual Symposium on Computer-Human Interaction in Play Companion Extended Abstracts*, 581–588.
- Oliveira, W., Toda, A., Palomino, P., Rodrigues, L., Shi, L., & Isotani, S. (2020). Towards automatic flow experience identification in educational systems: A qualitative study. *Proceedings of the XXXI Brazilian Symposium on Computers in Education*, 702–711. <https://doi.org/10.5753/cbie.sbie.2020.702>
- Oliveira, W., Toda, A., Toledo, P., Shi, L., Vassileva, J., Bittencourt, I. I., & Isotani, S. (2020). Does tailoring gamified educational systems matter? the impact on students' flow experience. *The Hawaii International Conference on System Sciences*.
- Özhan, Ş. Ç., & Kocadere, S. A. (2020). The effects of flow, emotional engagement, and motivation on success in a gamified online learning environment. *Journal of Educational Computing Research*, 57(8), 2006–2031.
- Pentel, A. (2015). Using Mouse Logs to Predict User's Emotional State. *Personalization Approaches in Learning Environments*, 40–45.
- Perttula, A., Kiili, K., Lindstedt, A., & Tuomi, P. (2017). Flow experience in game based learning—a systematic literature review. *International Journal of Serious Games*.
- San Pedro, M. O. Z., d Baker, R. S., Gowda, S. M., & Heffernan, N. T. (2013). Towards an understanding of affect and knowledge from student interaction with an intelligent tutoring system. *International Conference on Artificial Intelligence in Education*, 41–50.
- Semerçi, Y. C., & Goularas, D. (2021). Evaluation of students' flow state in an e-learning environment through activity and performance using deep learning techniques. *Journal of Educational Computing Research*, 59(5), 960–987.
- Toda, A. M., Oliveira, W., Klock, A. C., Palomino, P. T., Pimenta, M., Gasparini, I., Shi, L., Bittencourt, I., Isotani, S., & Cristea, A. I. (2019). A taxonomy of game elements for gamification in educational contexts: Proposal and evaluation. *2019 IEEE 19th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*, 2161–377X, 84–88.
- van Schaik, P., Martin, S., & Vallance, M. (2012). Measuring flow experience in an immersive virtual environment for collaborative learning. *Journal of Computer Assisted Learning*, 28(4), 350–365.
- Wan, Q., Liu, M., Gao, B., Chang, T., & Huang, R. (2020). The relationship between self-regulation and flow experience in online learning: A case study of global competition on design for future education. *2020 IEEE 20th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*, 365–367.
- Wohlin, C., Runeson, P., Höst, M., Ohlsson, M. C., Regnell, B., & Wesslén, A. (2012). *Experimentation in software engineering*. Springer Science & Business Media.
- Wong, K. K.-K. (2013). Partial least squares structural equation modeling (pls-sem) techniques using smartpls. *Marketing Bulletin*, 24(1), 1–32.
- Yen, W.-C., & Lin, H.-H. (2020). Investigating the effect of flow experience on learning performance and entrepreneurial self-efficacy in a business simulation systems context. *Interactive Learning Environments*, 1–16.
- Zheng, N., Paloski, A., & Wang, H. (2011). An efficient user verification system via mouse movements. *Proceedings of the 18th ACM Conference on Computer and Communications Security*, 139–150.
- Zheng, Z., Wang, L., Cao, Y., Zhuang, Y., & Tao, X. (2019). Towards non-invasive recognition of developers' flow states with computer interaction traces. *2019 26th Asia-Pacific Software Engineering Conference (APSEC)*, 300–307.

クラウドファンディングでの金銭的支援と 社会とのつながり感の関係について

土屋 志高^{1,a)} 大橋 盛徳¹ 渡邊 淳司²

概要: 近年、物・スキル・場所などを個人間で共有・交換して利用するシェアリングエコノミーが拡大してきており、地域コミュニティの希薄化の中での新たなつながりとして注目されている。このような金銭を伴う取引行動に付随した社会とのつながりは重要であるにも関わらず、どのような要素が社会とのつながり感に影響しているかは明らかでない。そこで、本研究では、支払額と特典が金銭的に等価ではないクラウドファンディングを対象として、どのような要素が社会とのつながり感に影響を与えているかを明らかにすることを目的とした。クラウドファンディング支援経験者 500 名に対して Web アンケート調査を行った。プロジェクトで重要視する要素や社会とのつながり感などを聞く質問項目を独自に作成し尺度化した。重回帰分析の結果、知人や賛同者などの周辺に対してどのような影響があるかを重要視していることが、社会とのつながりを感じさせていることが明らかになった。

1. はじめに

近年、物・スキル・場所などを個人間で共有・交換して利用するシェアリングエコノミーが拡大してきている。日本におけるシェアリングエコノミーの市場規模は 2021 年に過去最高の 2 兆 4,198 億円を記録し、2030 年度には 14 兆 2,799 億円に拡大すると予想されている [1]。また、シェアリングエコノミー利用者は、非利用者と比較して幸福度が高く社会とのつながりが強い [2] ということから、経済的な側面だけでなく社会的な側面からも注目すべき経済圏であることが分かる。

セリグマンの PERMA 理論 [3] は、個人の Well-being に影響する主な要因を 5 つに分類した。P: Positive Emotion (ポジティブ感情)、E: Engagement (没頭する体験)、R: Relationships (良好な人間関係)、M: Meaning (人生の意味や意義を感じる)、A: Achievement (達成感をもつこと) の五つであり、良好な人間関係は、Well-being を支える一要因として考えられている。また、人と人のつながりは、Well-being の文脈だけでなく、社会関係資本の文脈でも重要視されている。社会関係資本には、様々な定義があるが、例えば、パットナムの「人々の協調行動を活発にすることによって、社会の効率性を高めることのできる、「信頼」「規範」「ネットワーク」といった社会組織の特徴」という定義がある [4]。信頼によりできた人と人のつなが

りが、有形無形の資源を提供する架け橋となり、共通の目的に向かって協調行動を導くとされる考え方である。社会関係資本と Well-being の間には正の関係性が指摘されており [5]、資源の媒体という側面でも人と人のつながりは重要であると言える。

私たちの身の回りには多くのつながりが存在しているが、Well-being や社会関係資本で通常対象とするのは、知人や友人、家族、職場の同僚、地域の住民などである。しかし、日常生活においてはこれらのつながり以外にも、金銭を媒介とした取引による短期間のつながりも多く存在している。ここでは金銭を媒介とした人とのつながりを、「経済活動でのつながり」、金銭を媒介としない人とのつながりを、「非経済活動でのつながり」とする。経済活動でのつながりの例としては、店舗の店員、EC サイトの販売者、シェアリングエコノミー（フリマサービス、クラウドファンディング、カーシェア、家事代行など）の取引相手などが挙げられる。このつながりは取引によってはじめて関係性が生まれ、その多くが短期間で関係性が終わり、つながること自体は目的ではないことが特徴である。非経済活動での人とのつながりの例としては、知人・友人、SNS、地域住民などが挙げられる。非経済活動でのつながりは、長期間に及ぶことからつながりとして意識しやすい対象であり、つながることが大きな目的でもあることが特徴である。経済活動でのつながりは、非経済活動でのつながりよりも非常に弱いつながりである。しかしながら、経済活動での他者とのつながりは、個人差はあるものの存在してお

¹ 日本電信電話株式会社 社会情報研究所

² 日本電信電話株式会社 コミュニケーション科学基礎研究所

^{a)} yukitaka.tsuchiya.yf@hco.ntt.co.jp

り、経済活動でのつながりの効果を検証することは重要であると考えられる。

本研究では、経済活動が社会とのつながり感に及ぼす影響を調査するために、個人間取引の一種であるクラウドファンディングに着目する。クラウドファンディングとは、インターネットを介して不特定多数の人々から少額ずつ資金を調達する仕組みのことである。アイデアや想いを持つ人は誰でも“発案者”として発信でき、応援したい試してみたいと思う人は誰でも“支援者”として支援できる。クラウドファンディングでは、買い手側が支払う金額に対して、売り手側である発案者が提供するモノの金銭的な価値が必ずしも等価ではない場合が多く存在している。中古品販売のように価格が重要視されるサービスと比較して、クラウドファンディングのような金銭以外の付加価値があるサービスは、取引を通じて社会とのつながりを感じるといような特徴があると考えられる。クラウドファンディングは、資金や支援者へのリターンの違いから、購入型、寄付型、融資型、株式型、ファンド型、ふるさと納税型の6種類に大きく分類される。本研究では、売買を通じた社会とのつながり感を調査するため、特に購入型について注目する。購入型は、発案者が起案したプロジェクトに対して、支援者がお金を支援することで発案者がプロジェクトを進行し、支援者はリターンとしてモノやサービスを得る仕組みである。リターンの例として、開発された商品、支援者限定の体験、支援に対するお礼の手紙、記念碑に名前を掲載する、などがあり、プロジェクトの進行状況はメールやWebサイトなどを通じて支援者は閲覧できる。

2. 仮説

本研究では、金銭を伴う取引行動を買い手、売り手、取引の関係の三つで構成されていると整理し、図1に示すように社会とのつながり感に対して三つの仮説を立てた。「H1: 構造的な要素が社会とのつながり感に影響がある」「H2: 人同士の関係の質的な要素が社会とのつながり感に影響がある」「H3: 人の性格特性の要素が社会とのつながり感に影響がある」である。

構造的な要素

シェアリングエコノミーのような個人間で行われる取引は、モノやサービスに関する情報だけではなく、取引相手に関する情報を閲覧できる。サービスごとに公開される取引相手の情報は異なるが、性別、年齢、居住地のような個人の情報だけではなく、アカウント画像、自己紹介文、モノやサービスに関わる説明文、紹介写真などのように、取引相手が自由に記載できる情報がある。このような取引相手の情報が公開される背景としては、個人間取引の仕組みにおける情報の非対称性の問題 [6] が挙げられる。情報の非対称性の問題とは、取引されるモノやサービスに関する

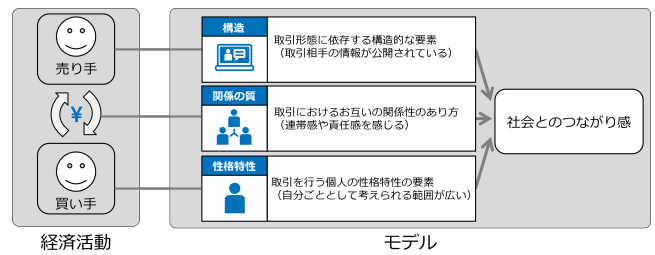


図1 支援を通じた社会とのつながりを感じるモデル

正確な情報が得られない場合に、良質のモノやサービスの供給が妨げられてしまう逆選択の問題と、取引相手の行動を正確に把握できない場合に、契約を逸脱して行動するモラルハザードの問題の二種類に整理される [7]。個人間取引の利用者は公開されている限られた情報を頼りに、信頼や安心ができる取引相手を選定していると考えられる。このように、個人間で行う取引の仕組み自体や、取引が行われるプラットフォームの構造が社会とのつながり感に影響を及ぼすと考えられる。

人同士の関係の質的な要素

個人間取引では、利用するプラットフォームや取引相手によって公開されている情報が異なり、その違いから取引相手の人物像を想像したり、自分との共通性や異質性を認識したりすることが予想される。モノやサービスの品質に関わる情報だけでなく、取引相手に関わる情報を見ることで、売り手と買い手という関係だけではなく、ある種の共同体感覚が生み出され、この感覚が社会とのつながり感に影響を与えようと考えられる。

人の性格特性の要素

人の性格特性の要素は、金銭を伴う取引行動を行う際に、個人間取引を選択する個人の性格特性が社会とのつながり感に影響を与えているということである。個人間取引は、取引相手と直接やり取りをしたり、情報を入手できたりすることから、日常の売買とは異なる特徴的な関わり方をしている。取引を通じてつながりを感じる背景として、その人自身が、人との関わり合いの中でつながりを感じやすい性格であることが予想される。個人間取引のような一時的なやり取りの中でも、一体感や連帯感が生じ、つながりを感じると考えられる。本研究ではそのような個人の特性を考えるために「Self-as-We」 [8] という概念を基にする。Self-as-We とは、チームなどで何らかの行為を共にする人々や、道具や環境などのあらゆる事物からなる系(「われわれ」)を一つの自己と捉え、その中の「わたし」は、そのほかの人や物と同じく、「われわれ」から行為の一部を委ねられている存在とする考え方 [9] である。Self-as-We 尺度は、回答者の共同行為に対する態度や特性に関する複数の質問項目から構成され、「われわれとしての自己」を定

量的に評価するために作成された尺度である [8]。質問項目は、「共同行為態度」と「超越特性」から構成されている。「共同行為態度」は、共同目標をもつチーム活動を想定し、そのなかでどのような態度をとりやすいかという視点から「われわれとしての自己」の傾向を評価するものであり、「超越特性」は、チームの共同行為に限定せず「われわれとしての自己」の特性に関わるより一般的な認知傾向を評価するものである [8]。

また、構造的な要素で述べたように、個人間取引では、情報の非対称性問題が存在している。そのような取引を自ら選択していることは、利用者の信頼感に特徴があると考えられる。取引において信頼感があることは、単純な金銭とモノのやり取りだけではなく、取引を通じた社会とのつながり感のような付加的な価値につながると考えられる。

3. 方法

3.1 参加者・手続き

経済的取引が社会とのつながり感に及ぼす影響について、前章で示した H1-H3 の観点で調査を実施した。本研究では、クラウドファンディングサービスの Makuake, READYFOR, CAMPFIRE, Kibidango, GoodMorning のいずれかを 2020 年以降に一回以上利用したことがある人を対象に、2022 年 7 月 15 日から 7 月 25 日に Web アンケート調査を実施した。本調査は、株式会社アスマークによって実施され、アンケートパネルに登録するモニタにオンラインで募集し、627 名が参加した。20 代から 60 代までそれぞれ 100 名ずつにランダムに割付を行った（男性：311 名、女性：189 名）。参加者には、本調査の目的、概要、取得データの利用範囲等に関する説明文章が提示され、同意した者のみが回答した。

3.2 質問項目

社会とのつながり感、構造の要素、関係の質の要素、人の性格特性の要素を問う質問を構成した。順に内容を説明する。つながりに関する先行研究では、対人的な相互作用に焦点が置かれた質問項目 [10] が作成されている。しかし、社会とのつながり感について、本研究では、対人的な顔が見えるような“つながり”ではなく、相手の顔が直接見えないような社会とのつながり感を問う必要がある。そこで、社会とのつながり感を問う質問として次の 3 問を作成した。「社会とのつながりを感じる」、「社会に良いことをしていると感じる」、「社会から必要とされていると感じる」である。これらの質問項目に対して、全くそう思わない、そう思わない、どちらかというと思わない、どちらともいえない、どちらかというと思ふ、そう思う、とてもそう思うの 7 段階で回答を得た。

次に、仮説の構成要素と社会とのつながり感に関する質問項目を作成するために、クラウドファンディングを通じ

て社会的なつながりを感じると回答したクラウドファンディング支援経験者 6 名に対して事前にインタビュー調査を行った。インタビュー調査の結果を基に、質問項目の作成を行った。

構造の要素では、クラウドファンディングという仕組みに関連する質問項目を作成した。仮のプロジェクトを想定した場合に、そのプロジェクト内容がどのようなものであれば支援したいかについての質問を 16 問作成した。質問項目は図 3 に示す。これらの質問項目に対して、全く支援したくない、支援したくない、どちらかというと思ふ支援したくない、どちらともいえない、どちらかというと思ふ支援したい、支援したい、とても支援したいの 7 段階で回答を得た。

関係の質の要素では、取引の相手である発案者との関係を聞くための質問と、クラウドファンディングとの関係を聞くための質問を作成した。仮のプロジェクトの発案者を想定した場合に、その発案者が持つ特徴がどのようなものであれば支援したいかについての質問を 9 問作成した。質問項目は図 4 に示す。これらの質問項目に対して、全く支援したくない、支援したくない、どちらかというと思ふ支援したくない、どちらともいえない、どちらかというと思ふ支援したい、支援したい、とても支援したいの 7 段階で回答を得た。クラウドファンディングとの関係は、支援においてどのような観点を重要視するかについて 9 問作成した。質問項目は図 5 に示す。これらの質問項目に対して、全く重視していない、重視していない、どちらかというと思ふ重視していない、どちらともいえない、どちらかというと思ふ重視している、どちらともいえない、どちらかというと思ふ重視している、重視している、とても重視しているの 7 段階で回答を得た。

性格特性の要素では、普段どのように感じているかを、自分ごととして考える範囲を測れる Self-as-We 尺度の質問を 22 問 [8]、一般的に人を信頼できるかを測る一般的信頼尺度の質問を 5 問 [11] 用いた。

4. 結果

まず、クラウドファンディングを通じた社会とのつながり感に関する質問項目に対して、探索的因子分析（最小残差法およびプロマックス回転）を行った。図 2 に示すように、三つの質問項目に対してクロンバックの α 係数を算出したところ 0.921 と十分に高いため、三つの項目の平均値を社会とのつながり感尺度とみなした。

次に、社会とのつながりを感じる仮説モデルの構成要素である構造、関係の質、性格特性の要素に関する質問ごとに探索的因子分析（最小残差法およびプロマックス回転）を行った。質問項目と因子の関係を図 3、図 4、図 5 に示す。各因子分析において、スクリープロットより因子数は 3 とし、それぞれに因子名を付けた。

探索的因子分析の結果得られた、各要素の因子を説明変

因子	質問項目	Cronbach のα係数
社会とのつながり		
0.906	社会とのつながりを感じる	0.921
0.865	社会に良いことをしていると感じる	
0.905	社会から必要とされていると感じる	

図2 社会とのつながりの質問項目に対する因子分析

因子	質問項目	Cronbach のα係数
責任感		
0.958	どのようにお金が使われるか明確である	0.927
0.790	感情移入できる	
0.742	発案者が社会課題の解決のために実施しようとしている	
0.659	新規性のあることを実施しようとしている	0.885
0.595	自分がやりたいと思っているが、できないことを実施しようとしている	
0.548	自分にも責任の一端があると感じる	
0.539	伝統的なものを後世に伝えるために実施しようとしている	0.924
0.509	自分が普段から応援している(ファンである)人が支援を勧めている	
-0.168	目標金額を達成している	
-0.037	目標金額まで近い	0.924
0.168	発案者個人の夢のために実施しようとしている	
0.220	目標金額まであと少しである	
0.190	知人が支援を勧めている	0.924
0.049	現在関わっている地域・団体が対象である	
0.066	これから関わることになる地域・団体が対象である	
-0.084	幼少期に関わっていた地域・団体が対象である	

スクリーンプット

スクリーンプット

図3 構造の要素の質問項目(プロジェクト内容)に対する因子分析

因子	質問項目	Cronbach のα係数
発案者の個性		
0.955	自分の知人や家族と類似点がある	0.893
0.759	自分と類似点がある	
0.676	不器用そうだが、プロジェクトに強い思いを持っている	
0.449	自分と価値観が似ている	0.905
-0.094	プロジェクトの経緯を納得できるように説明している	
-0.001	プロジェクトを実施する明確な能力がある	
0.176	プロジェクトに強い思いを持っている	0.905
0.479	自分にはない発想を持っている	
0.086	自分が普段から応援している(ファンである)	

スクリーンプット

スクリーンプット

図4 関係の質の質問項目(発案者内容)に対する因子分析

数、社会とのつながり感を目的変数として重回帰分析を行った。図6に示すように、社会とのつながり感には、地域性因子、集団の中での自分因子、一般的信頼、超越特性が有意であることが分かった。特に、集団の中での自分因子の係数が最も大きいことが分かった。

5. 考察

今回の調査では、社会とのつながり感に影響する要素として、経済活動の買い手、売り手、取引の関係から三つの要素(構造、関係の質、性格特性)があるという仮説のもと、重回帰分析を行った。三つの要素を構成する一部の因子が社会とのつながり感に有意であることから、H1、H2、H3は部分的に支持されたといえる。また、関係の質の「集団の中での自分因子」が特に係数が高いことが分かる。この因子を構成する質問項目は、図5に示した「知人からの共感が得られる」「賛同者の仲間の輪の中に入ることがで

因子	質問項目	Cronbach のα係数
集団の中での自分		
0.996	知人からの共感が得られる	0.910
0.921	賛同者の仲間の輪の中に入ることができる	
0.801	世の中の動きを知ることができる	
0.693	人助けをしているという実感が得られる	0.882
0.497	社会に良い影響を与えられる	
0.462	自分がプロジェクトの実現を支援しているという実感が得られる	
-0.178	プロジェクトに共感できる	0.882
-0.062	発案者に共感できる	
0.046	自分の欲しいものを手に入れられる	

スクリーンプット

スクリーンプット

図5 関係の質の質問項目(クラウドファンディングで重要視する観点)に対する因子分析

因子	質問項目	Cronbach のα係数
責任感		
0.072	責任感因子	0.357
0.058	実現可能性因子	0.365
0.126	地域性因子	0.009
0.373	集団の中での自分因子	0.000
-0.064	自分と相手の関わり因子	0.075
0.001	自分の利益因子	0.973
0.139	発案者の個性因子	0.051
0.049	発案者の能力因子	0.494
0.004	発案者と直接の関係因子	0.934
0.151	一般的信頼	0.002
-0.099	わかれは悲しい	0.113
-0.092	わたし悲しい	0.091
0.116	超越特性	0.028

図6 各因子と社会とのつながりの重回帰分析

きる」「世の中の動きを知ることができる」「人助けをしているという実感が得られる」「社会に良い影響を与えられる」「自分がプロジェクトの実現を支援しているという実感が得られる」の六つである。これらの質問項目から、取引相手である発案者だけではなく、その周辺に対してどのような影響があるのかを重要視していることが、社会とのつながりを感じさせていると考えられる。

次に、因子の影響が小さい項目について考える。責任感因子は、感情移入や社会課題の解決、新規性、自分がやりたいと思っていることなどが要素として含まれる。社会とのつながり感には、「社会とのつながりを感じる」、「社会に良いことをしていると感じる」、「社会から必要とされていると感じる」の三項目から構成されているため、社会課題の解決や感情移入できるプロジェクトであれば、支援することが社会とのつながりを感じさせていると予想できるが、本調査ではそのような結果ではない。これは、責任感因子に含まれるような合理的な内容のみでは、社会とのつながりに移行しない可能性が考えられる。

また、つながりという観点では、共感や自分との共通点のような要素が影響していると予想されるが、共感や共通点の要素が含まれる発案者の個性因子や自分と相手の関わり因子の影響は小さいことが分かる。これは、共通点になり得る情報を発信するのみでは、社会とのつながりに移行せず、集団の中での自分因子に含まれるような自分の影響がどのように社会に影響を与えているのかを発信すること

が重要であることが示唆される。

本結果と、近年のクラウドファンディング利用者の増加傾向から、発案者と支援者の二者関係だけではなく、社会や集団との関係と結びつけた活動を行いたいという需要が増加していると考えられる。これは、個人間取引に留まらず、社会生活を成り立たせている企業と消費者の取引においても、両者のコミュニケーションがより重要となり、SNSのような明示的なつながりだけではなく、情報の見せ方や、ストーリーの見せ方のようなデザインの工夫がより求められると考えられる。

参考文献

- [1] シェアリングエコノミー協会：Press release, 一般社団法人シェアリングエコノミー協会 (online), available from <https://sharing-economy.jp/ja/20220118> (accessed 2023-02-15).
- [2] シェアリングエコノミー協会：2020年度シェアリングエコノミー関連調査「SDGsへの貢献」「幸福度」「社会とのつながり」を発表, 一般社団法人シェアリングエコノミー協会 (オンライン), 入手先 <https://sharing-economy.jp/ja/news/20201116> (参照 2023-02-15).
- [3] Seligman, M.: Flourish: A Visionary New Understanding of Happiness and Well-being (2011).
- [4] 内閣府経済社会総合研究所：コミュニティ機能再生とソーシャル・キャピタルに関する研究調査報告書, 内閣府経済社会総合研究所 (オンライン), 入手先 <https://warp.da.ndl.go.jp/info:ndljp/pid/11539153/www.esri.go.jp/jp/prj/hou/hou015/hou15.pdf> (参照 2023-02-15).
- [5] Appel, M., Marker, C. and Gnambs, T.: Are Social Media Ruining Our Lives? A Review of Meta-Analytic Evidence, *Review of General Psychology*, Vol. 24, No. 1, pp. 60–74 (2020).
- [6] Akerlof, G. A.: The Market for "Lemons": Quality Uncertainty and the Market Mechanism, *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 84, No. 3, pp. 488–500 (1970).
- [7] 鶴沢真：シェアリングエコノミーにおける社会関係資本の役割-一般的信頼や社会的ネットワークによるフリマアプリ利用での情報の非対称性問題への対応, 現代ビジネス研究所紀要, Vol. 4 (2019).
- [8] 渡邊淳司, 村田藍子, 高山千尋, 中谷桃子, 出口康夫：「われわれとしての自己」を評価する -Self-as-We 尺度の開発-, 京都大学文学部哲学研究室紀要, Vol. 20 (2020).
- [9] 国立大学法人京都大学, 日本電信電話株式会社：With コロナ時代の個人と社会の在り方を捉える性格特性尺度を京大・NTTの文理融合型共創により創出～東洋の自己の哲学「われわれとしての自己観」を社会へつなぐためのICT化に向けた尺度の開発とコロナ禍での「わたし」と「われわれ」の関係性の探究～, 日本電信電話株式会社 (オンライン), 入手先 <https://group.ntt.jp/newsrelease/2020/10/13/201013a.html> (参照 2023-02-15).
- [10] 三浦直樹, 原岡一馬ほか：中高生における”社会とのつながり”と心理的幸福感の関係, 久留米大学心理学研究, Vol. 1, pp. 71–80 (2002).
- [11] 山岸俊男：信頼の構造, 東京大学出版会 (1998).

投稿集団の均一性に着目した 日本プロ野球ツイートにおける熱狂現象の分析

大友 直史 *

水野 誠 †

笹原 和俊 ‡

佐野 幸恵 §

概要

人々がある場面や対象に興奮し熱中することは熱狂と呼ばれ、ときには共通した感情を抱いた人々がその昂りを共有しようと集団的な行動を起こすことで、社会現象となりうることもある。近年では熱狂現象の創発・拡散にソーシャルメディアの影響が増しており、実社会でのインフルエンサーの特定やイベント発生の検出などに Twitter のデータが使用されている。また、Twitter のデータを用いた熱狂現象の研究では、日本で最も人気の高いスポーツであるプロ野球を対象に行われており、ツイート数とリツイート数の増加の共起の度合いや投稿内容の類似度を指標として熱狂の検出・測定を定量的に行なっている。本研究では、熱狂現象において特定の限られた人が盛り上がるようなものではなく、ファン集団が均一に投稿し、その投稿内容が特定のトピックに集中する状況に着目し分析を行った。その結果、勝利した日の方が敗北の日よりも投稿するユーザに偏りがなく、試合結果に応じてファン集団の投稿方法に違いがあることが明らかとなった。また、投稿するユーザに均一性があるほど特定のトピックに話題が集中する状態が生じやすく、投稿数の多さだけでは捉えきれない熱狂現象の検出の可能性を示唆した。

【キーワード】熱狂現象, ソーシャルメディア, Twitter, エントロピー, 情報量

1. はじめに

人々がある場面や対象に対し興奮し熱中することは熱狂と呼ばれ、その対象は政治や他国の文化、プロスポーツ選手など非常に多岐にわたる。熱狂現象は個人の範囲内での興奮や感情の昂りだけでは収まらず、同じような感情を抱いた人々が集団的な行動を起こすことで社会現象のきっかけとなる場合もある。

近年はソーシャルメディアの普及に伴い、Twitter をはじめとしたプラットフォームのもとで国内と海外のような土地の制約なしに誰もが情報の発信や共有を容易に行えるようになった。そのため、時差のある海外でのイベントに対しても日本でリアルタイムで反応することができる。その例として、アメリカのメジャーリーグで投手と野手の二刀流としてプレーする大谷翔平の活躍に日本人々が熱狂的な反応を見せたことが挙げられる。ある試合で大谷が二打席連続のホームランを打った際には、アメリカで「Ohtani」という言葉が Twitter のトレンドに入っただけでなく、日本でも大谷の名前に関する言葉のみでトレンドの1位から3位を独占するほどの即時的な盛り上がりが見られた [1]。

このように、多くの人々の感情を動かすような熱狂現象

が発生し、拡散することによる社会への影響は非常に大きく、特に近年はソーシャルメディアを通じた情報共有・拡散の効果も考慮する必要がある。

そこで、本研究では Twitter のデータを使用して日本プロ野球を対象に、熱狂現象の創発・拡散に関する分析を行う。Twitter は人々がそのとき感じたことや伝えたいことを 140 字以内の文字で容易に投稿できるソーシャルメディアであり、Twitter Search API [2] を使用することでデータの収集も行えるという理由から選択した。また、プロ野球は日本において最も人気のあるスポーツであり [3]、熱狂者が最も多いということも明らかになっている [4]。さらに、日本プロ野球は球場に試合を見に行くファンも存在すれば、放送や配信サービスを利用して様々な場所から応援するファンも存在する。また、プロ野球を見ながら Twitter を利用する人も多いことから、ソーシャルメディアとの関係性も非常に深く、十分な数の投稿数を確保でき収集も容易である。各ユーザがどの球団を応援しているかは、「#ホークス」や「#広島カープ」のように球団名にハッシュタグをつけて投稿している場合、識別が容易である。

以上から、熱狂現象を様々な側面から分析するにあたって、日本プロ野球は適切な分析対象といえる。

* 筑波大学大学院 理工情報生命学院 システム情報工学研究群, s2220404@s.tsukuba.ac.jp

† 明治大学

‡ 東京工業大学

§ 筑波大学 システム情報系

表 1 データの収集に使用したハッシュタグ

チーム	キーワード
読売ジャイアンツ	#giants, #kyojin, #巨人, #読売ジャイアンツ, #ジャイアンツ, #読売巨人軍, #g党
阪神タイガース	#hanshin, #hanshintigers, #阪神タイガース, #タイガース, #tigers
広島東洋カープ	#carp, #カープ, #広島カープ, #広島東洋カープ
中日ドラゴンズ	#dragons, #ドラゴンズ, #中日ドラゴンズ
横浜DeNAベイスターズ	#baystars, #ベイスターズ, #横浜ベイスターズ, #横浜denaベイスターズ, #横浜一心
東京ヤクルトスワローズ	#swallows, #yakultswallows, #ヤクルト, #ヤクルトスワローズ, #スワローズ, #東京ヤクルトスワローズ
福岡ソフトバンクホークス	#sbhawks, #ホークス, #ソフトバンクホークス, #福岡ソフトバンクホークス
オリックス・バファローズ	#orix_buffaloes, #orix, #オリックス, #バファローズ, #オリックスバファローズ, #orixbuffaloes, #bs2018
北海道日本ハムファイターズ	#lovefighters, #fighters, #日ハム, #日本ハム, #ファイターズ, #日本ハムファイターズ, #北海道日本ハムファイターズ
千葉ロッテマリーンズ	#chibalotte, #mariens, #千葉ロッテ, #千葉ロッテマリーンズ
埼玉西武ライオンズ	#seibuliones, #西武ライオンズ, #ライオンズ, #埼玉西武ライオンズ
東北楽天ゴールデンイーグルス	#rakuteneagles, #eaglenow, #楽天イーグルス, #イーグルス, #東北楽天ゴールデンイーグルス, #日本一の東北へ

2. 関連研究

ソーシャルメディアから得られるデータを用いた研究は広範に存在し、実社会でのインフルエンサーの特定やイベント発生の検出、感情の測定などが行われている。Kwak らはフォロワー数や PageRank, リツイート数などを用いて Twitter におけるインフルエンサーの特定に取り組んでいる [9]。また、2014 年のワールドカップが行われたときのファンによるツイートを対象に喜びや期待、怒りなどの感情を定量的に測定する研究も存在する [10]。

日本プロ野球を対象にした熱狂現象に関する研究として、まず Takeichi らの研究が挙げられる [5]。Takeichi らは、集団の注目を集めるようなイベントが発生するとツイートとリツイートの数が増加するという考えのもと、共起的バーストという指標を用いて集団行動の定量的な理解を可能にしている。特に、得点が入った瞬間や勝利が決定した瞬間などのポジティブなイベントが発生したときほど、共起的な増加（バースト）が起きやすいことを明らかにした。杉森らは人々が何かに興奮・熱中しているときは直感的な早い思考が機能し、投稿のテキストの長さが短くなるのではないかと仮説のもと、試合中の方が試合中以外の時間よりもテキストの長さの平均値が短いことを確認している [6]。さらに、その後の研究では話題の集中度合いを確認するために単語のエントロピーを測定し、勝利したときほどその値が小さいことが明らかとなった [7]。これらの結果から、勝利したときほど熱狂現象が発生しやすく、さらに特定のトピックに関する投稿が増加するということが明らかになった。シェークはツイート数、リツイート数の多さを熱狂の度合いを測定する指標として用い、試合が行われた日ほど、順位が高いほどそれらの数が増える傾向を示した [8]。

これらを踏まえ、本研究では日本プロ野球で熱狂現象がどのような状況下で発生・拡散するのか、また、球団ごとの特徴が見られるかなどを定量的に分析することで、社会における熱狂現象の理解を深める一助とする。特に投稿集団の均一性、つまり、一部の熱狂的なファンによ

る投稿ではなく、球団を応援するファンが満遍なく投稿し、その内容が特定のトピックに集中した状況に着目することで、単純な投稿数の多さだけでは捉えきれない熱狂現象の側面を明らかにすることを目的とする。

3. データと分析

3.1. データの収集方法

本研究で使用するデータは杉森らの研究 [6] で収集されたものと同じである。2018 年度のプロ野球が開幕する前日である 3/29 から、日本シリーズが終了した翌日である 11/4 までの約 7 ヶ月間に渡り、データの収集を行った。データの収集には、Twitter Search API [2] を利用し、表 1 に示すプロ野球球団に関連する特定のハッシュタグを含む投稿を収集した。収集に利用するハッシュタグは、各球団について言及する際に頻繁に利用されるものの中で、別用途に利用される可能性が低いものを選択した（例えば、「#楽天」はオンラインショッピングなどにも利用されるため使用しない）。なお、収集したデータの中には日本語以外の言語が確認されたため、それらの投稿は分析対象から外し、Twitter のシステムによって日本語と判定された投稿のみを抽出し、後述する分析に用いるものとする [6]。

3.2. データの概要

まず、本研究で使用するデータの概要を示す。図 1 は各球団のツイート数とリツイート数を示している。カープとスワローズ以外の球団ではリツイート数がツイート数を上回っている。また、イーグルスとバファローズのデータ数は他球団に比べて少なく、特にバファローズに関してはリツイート数がツイート数の 2 倍以上であるという特徴的な投稿データであることに注意する必要がある。図 2 はツイートとリツイートがそれぞれ何人のユーザにされたのかを示している。ユーザ数に関しては、全球団で圧倒的にリツイートの方が多いことがわかる。つまり、自らツイートはしないが他人のツイートを閲覧し

て情報の共有・拡散をしようとするためにリツイートをするユーザが非常に多いといえる。

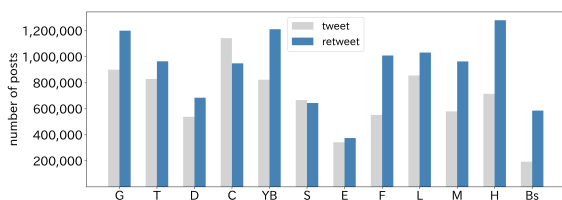


図1 ツイート数とリツイート数

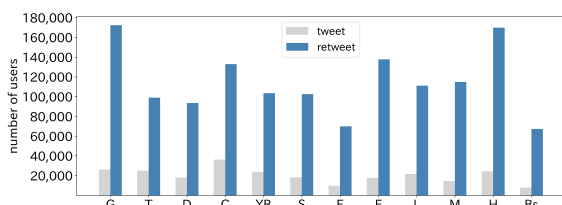


図2 ツイート・リツイートをしたユーザ数

さらに、日本プロ野球では試合中と試合が行われていない時間ではファンの Twitter の使い方に大きな違いがあると予想される。杉森らは試合中の方が試合中以外の時間よりもテキストの長さの平均値が短いことを明らかにしている [6]。そこで、試合開催日における試合が行われている時間、行われていない時間それぞれでの1時間あたりのツイート数、リツイート数の平均値を図3に示す。試合時間中はツイート数の方が多く、一方で、試合中以外の時間ではリツイート数の方が多いが、その数は試合中に比べると少ない。したがって、ファンは試合を見ながら自分自身が感じたことをそのままツイートとして投稿するために、文字数が小さくなる傾向が現れたと推測される。

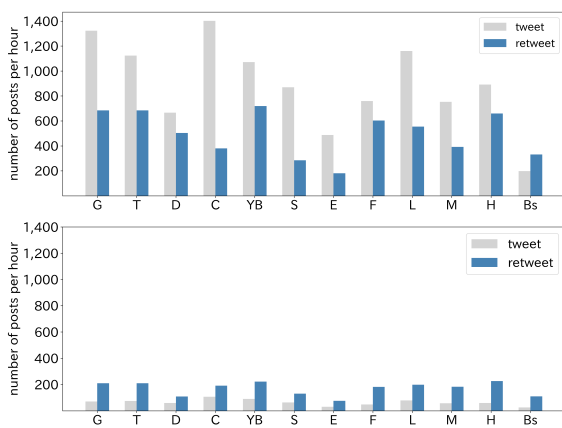


図3 1時間あたりのツイート数とリツイート数 (上: 試合時間中, 下: 試合時間外)

以上のように、ツイート数やリツイート数、ユーザ数

はもちろん、投稿するタイミングも球団ごとに異なり、それぞれの特徴が存在する。これ以降の分析は球団単位で行っていくこととする。

3.3. 分析の方法

関連研究ではツイートとリツイート数の増加の共起の度合いや投稿の文字数、単語のエントロピーなどを熱狂を検出・測定する指標として用いていたが、本研究では特定の限られた人が盛り上がるようなものではなく、集団が均一に投稿する熱狂に着目する。つまり、その球団を応援しているファンという集団において多くの人が均一に興味・関心を示し、その内容が特定のトピックに集中している状態を熱狂と定義する。共通のトピックに対して興味・関心を示すという観点に関しては、杉森の研究 [7] を参考に単語のエントロピーを測定することで定量化する。ここで用いるエントロピー H は平均情報量とも呼ばれ、情報量の大きさを示すものであり、出現単語の集合を W 、単語 w の相対頻度を p_w とすると以下の式で計算される。

$$H = - \sum_{w \in W} p_w \log_2 p_w$$

この値は全ての単語の出現頻度が等しいときに最大値をとり、逆に出現頻度に偏りがあるほど低い値となる。つまり、熱狂現象において特定のトピックに投稿が集中している状態では単語のエントロピーの値は小さくなる。

同様に、一部の熱心なファンによる投稿ではなく、球団を応援するファン集団が均一に投稿する状態に関してもエントロピーの概念を用いて定量化できる。これを本研究ではユーザのエントロピーと呼び、各ユーザのツイートまたはリツイートを一回の出現と捉えることで、上記の式で同様にユーザのエントロピーの値を算出できる。ユーザのエントロピー値については単語のエントロピー値とは逆に、値が高いほど熱狂している状態と解釈することができる。

ここで、単語のエントロピーの値を測定する際にリツイートを含めるかで大きく値が変化してしまう可能性がある。リツイートは他人のツイートを自身をフォローしているユーザにも共有するための機能であり、リツイートが含まれると全く同じ投稿が複数個生じるため、単語のエントロピーの値は必然的に小さくなる。しかし、熱狂現象は様々な人が興奮・熱中した感情を集団として共有することで発生するものであるため、リツイートという機能を使って他人と同じ情報・感情を共有することも熱狂の創発・拡散に関与していると解釈することができる。したがって、本分析では基本的にはリツイートも含

めたデータとして扱い、リツイートを除いたツイートだけのデータでの結果は補足的な説明にとどめる。

4. 分析結果

4.1. ユーザのエントロピー

本節ではまず、ユーザのエントロピー、つまり投稿したユーザがどれほど偏っているかについての結果を示す。Takeichi らの研究 [5] や杉森らの研究 [6] でも試合の勝敗は熱狂現象の創発やその程度の大きさに影響を及ぼす要因であることが明らかになっている。また、3.2 節でも説明したように試合中と試合時間外での投稿のパターンも大きく異なっており、試合というイベントがファンの投稿へ与える影響は少なからず存在するだろう。

そこで、本研究でも勝敗という試合の結果とユーザのエントロピーの値の関係性について球団ごとに分析した。ただし、本論文では日本一を決める日本シリーズに参加した福岡ソフトバンクホークスと広島東洋カープの結果のみを示す。また、使用データは日本シリーズの期間だけでなく、収集した全期間（2018/3/29 から 2018/11/4）である。

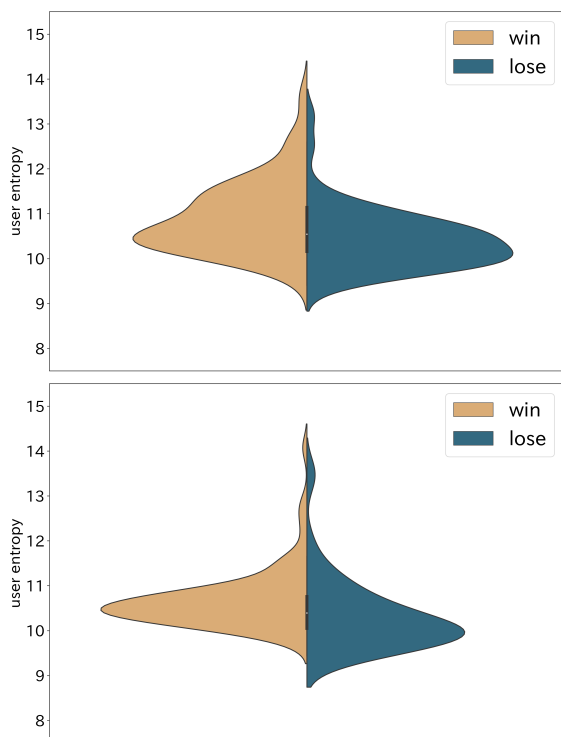


図4 ユーザのエントロピーの分布（ツイートとリツイート）（上：ホークス、下：カープ）

図4はホークスとカープにおける勝敗で場合分けしたユーザのエントロピーの値の分布である。どちらの球団

も勝利の方がユーザのエントロピーの値が高く、一部の熱心なファンだけではなく、球団を応援するファンが均一に投稿する傾向を確認できる。マン・ホイットニーのU検定を行うと、バファローズ以外の11球団は1%水準、バファローズは5%水準で有意であった。

ツイートのみのデータでも図5のように同様の結果が得られ、全ての球団で1%水準で有意差を確認できた。よって、試合の結果と投稿集団の均一性には関連性がみられ、特に試合に勝利した日の方がファンが偏りなく投稿するような熱狂現象が発生するといえる。

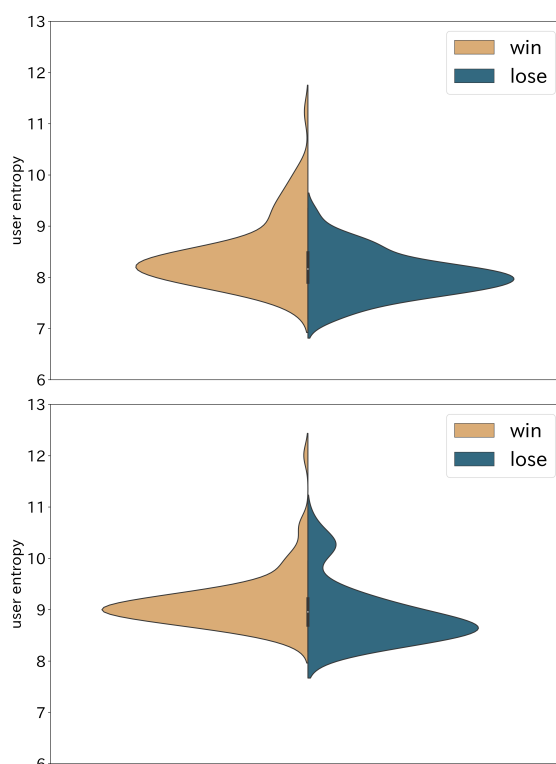


図5 ユーザのエントロピーの分布（ツイートのみ）（上：ホークス、下：カープ）

4.2. ユーザのエントロピーと単語のエントロピー

次に、集団が共通のトピックに対して興味・関心を集めるという熱狂現象の側面も考慮して分析を行う。そこで、単語のエントロピーとユーザのエントロピーの関連性を分析することで、投稿するユーザが特定の人に偏っていない場合でも特定のトピックに注意が集中している状態が発生するかを検証する。

図6は横軸にユーザのエントロピーの値、縦軸に単語のエントロピーの値をとり、各プロットはその日の試合結果に応じて色分けし、赤色は勝利、青色は敗北、緑色は引き分け、黒色は試合がない日を表している。また、

プロットサイズに投稿数の多さを反映させ、投稿数が多いほどサイズを大きく表示させている。

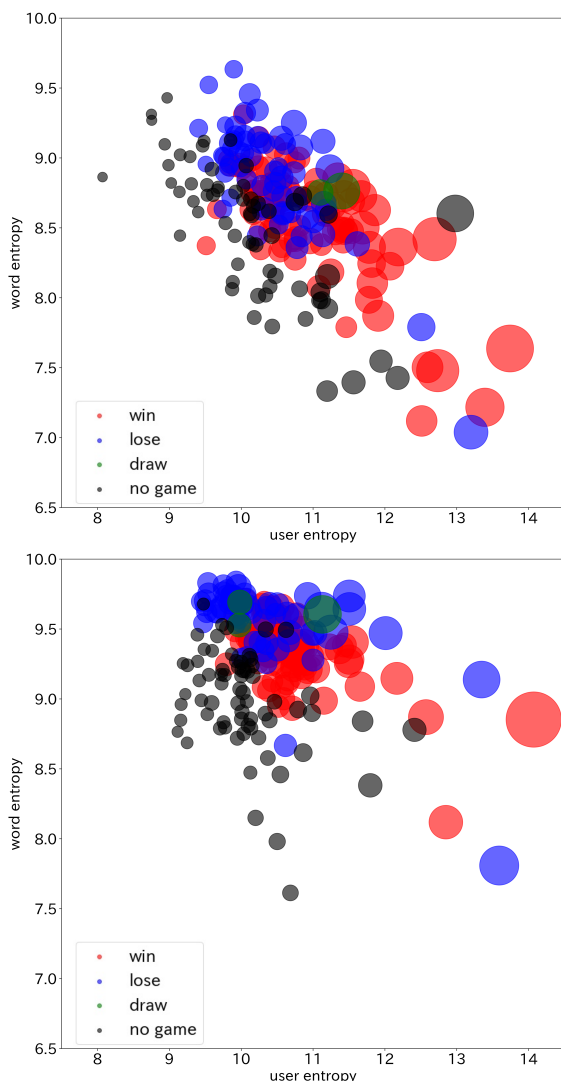


図6 ユーザのエントロピーと単語のエントロピーの分布（ツイートとリツイート、プロットのサイズはその日のツイートとリツイートの総数に比例）（上：ホークス、下：カープ）

まず、多くの球団に共通する性質として、ユーザエントロピーの値が増加するにつれて、単語のエントロピーの値が減少する傾向を確認できる。これは、一部のファンではなく集団が均一に投稿するにつれて、投稿の内容も多岐に渡るのではなく、共通のトピックに注意が集中しやすくなることを表す。次に、プロットの色に着目すると、勝利の日（赤色）ほど右下の位置、つまりユーザのエントロピーの値が高く、単語のエントロピーの値は小さくなる傾向を確認できる。これは、前節でも説明したように勝利という試合結果が熱狂現象の創発の要因の一

つであることを示唆している。さらに、ホークスとカープの両球団で、試合のない日（黒色）で投稿数が少ない場合でも単語のエントロピーの値が小さい日が存在することから、投稿数が多いと単語のエントロピーの値に明確な関連性がないことも分かる。他の10球団も同様の傾向、特にホークスの場合と非常に似た結果が得られ、カープはやや異なった結果となった。その一つの要因として、カープはホークスに比べて、多くのユーザからリツイートされるアカウントが一つに突出しておらず、同程度のアカウントが複数存在する [11] ために、わずかに異なったトピックが注目を集めていたのではないかと考えられる。

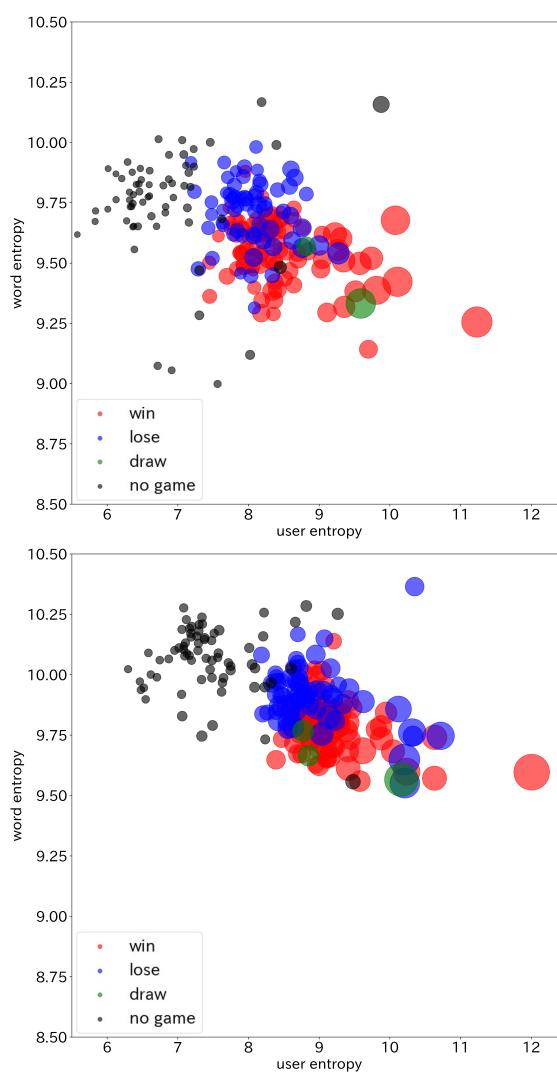


図7 ユーザのエントロピーと単語のエントロピーの分布（ツイートのみ、プロットのサイズはその日のツイート数に比例）（上：ホークス、下：カープ）

ツイートのみの場合では図7に示すように、わずかに負の相関を確認できた。ただし、ホークスにおいて単語のエントロピーの値が極端に低い日があったが、試合が行われておらず投稿数も非常に少なかったことから、外れ値として除外している。

リツイートの有無という観点からは、リツイートを含んだ方がユーザーのエントロピーの値が大きいことがわかる。つまり、自らツイートはしないが他人のツイートをリツイートで共有・拡散しているユーザーが少なからず存在し、同時に特定のトピックへの注意の集中が発生していると考えられる。

投稿集団の均一性と特定のトピックへの注意の集中が共起することが明らかになったところで、その共起の度合いを定量化するために t 日のユーザーのエントロピーの値 $H_u(t)$ を単語のエントロピーの値 $H_w(t)$ で割ったものを指標 $I_{entropy}(t)$ として熱狂の度合いを明らかにする。式で表現すると以下のように表される。

$$I_{entropy}(t) = \frac{H_u(t)}{H_w(t)}$$

表2はホークスとカープそれぞれにおいて指標 $I_{entropy}(t)$ の上位5日を抜粋したものである。

ホークスに関して、2018/11/3は日本シリーズの第6戦に勝利したことで日本一が決定し、ホークスの中では本データで最も投稿数が多い日であった。しかし、2018/9/16、2018/5/9の方が本指標の値は大きくなっている。実際に、2018/9/16は柳田選手が練習中に打球を頭部に受け救急車で運ばれるアクシデントがあり、決して喜ばしい出来事ではないのにも関わらず多くのファンが心配する気持ちを抱いていたことが伺える。また、2018/5/9は内川選手が2000本安打の達成、2018/4/21は柳田選手のサイクル安打の達成、2018/10/6は本拠地での公式戦最終戦と本多選手の引退セレモニーの開催などのイベントがあった。

一方で、カープは2018/9/26にセ・リーグでの優勝が決定し、カープの中では本データで最も投稿数が多い日である。しかし、2018/9/5の方が本指標の値は大きい。これは、タイガースに大敗し7連勝がストップし、また、新井貴浩が引退発表をした日であったことから、多くのファンがこれらのトピックに注目を集めたためであると推測される。さらに、2018/4/24はOBの衣笠氏の死去報道、2018/9/27は優勝決定の翌日、2018/10/19は日本シリーズ進出決定などのイベントが影響していると考えられる。

最後にファイターズの特異な事例を紹介する。2018/9/6に発生した北海道胆振東部地震を受け、選手たちからの北海道の復旧を祈ったメッセージ動画が翌

表2 $I_{entropy}(t)$ の上位5日 (上:ホークス, 下:カープ)

date	$I_{entropy}(t)$	user entropy	word entropy	total posts
2018/9/16	1.875	13.200	7.039	25980
2018/5/9	1.856	13.394	7.217	35874
2018/11/3	1.800	13.743	7.637	60034
2018/4/21	1.758	12.513	7.119	20246
2018/10/6	1.703	12.736	7.479	46012

date	$I_{entropy}(t)$	user entropy	word entropy	total posts
2018/9/5	1.741	13.592	7.808	37575
2018/9/26	1.590	14.073	8.852	91210
2018/4/24	1.583	12.850	8.118	25616
2018/9/27	1.461	13.347	9.138	32231
2018/10/19	1.417	12.573	8.870	28296

日に公式アカウントで投稿された。これらの投稿が注目を集めリツイートによって広く拡散され、ファイターズ内で本指標の値が最も高い日となった。決して投稿数が多い日ではないのにも関わらず、北海道で被災した人々はメッセージへの感謝の気持ち、被災していない人々は選手たちと同じように復旧を願う気持ちを共有しようと集団的な行動が発生したと考えられる。この結果は、試合の勝負だけでなく、地域に根ざした球団運営が実を結び、地域貢献という形で成果であるとも考えられる。

本指標 $I_{entropy}(t)$ と投稿数、発生イベントの調査から、練習中のアクシデントやOB選手の死去報道など、心配や追悼といった感情からも多くのファンの注意を集中させるような集団的行動が発生することが明らかとなった。また、カープにおいてはリーグ優勝決定の翌日まで熱狂が持続していたこと、さらに、投稿数の多さだけでは捉えきれないファンの熱狂を見出すことも可能となった。

5. 議論

本研究では日本プロ野球を対象にツイートデータから熱狂現象の理解を深めることを目的に、投稿集団の均一性に着目して分析を行った。

均一性、つまり、偏りのなさを測定するためにエントロピーを用いて、勝利の日の方が敗北の日よりも一部のファンによる集中的な投稿ではなく、その球団を応援しているファンが均一的に投稿する状態が発生しやすいことを定量的に示した。また、集団の投稿内容が特定のトピックに集中している状態を単語のエントロピーの値で判断し、ユーザーのエントロピーとの関連性を分析した。その結果、ユーザーのエントロピーの値と単語のエントロピーの値には負の相関関係があることが明らかとなった。これは、ファン集団が均一に投稿するほど、その内容も特定のトピックに集中しやすいことを表しており、

球団を応援しているファンが共通の感情を共有する熱狂そのものであるといえる。また、リツイートという機能が情報の共有・拡散に寄与し、集団の注意の集中を強めていることから、Twitter が熱狂を創発・拡散させる場として機能しているとも解釈することができる。さらに、ユーザのエントロピーの値を単語のエントロピーの値で割ったものを熱狂の度合いを測定する指標として新たに定義して分析を行った。結果として、単純な投稿数の多さでは検出・測定しきれないファンの集団的な行動が確認できた。また、OB 選手の死去報道や主力選手のアクシデントなどに対する追悼や心配といった感情からも多くのファンの注意が集中することが明らかとなり、熱狂現象が決してポジティブな出来事のみから発生するものではないことを示唆した。

今後の研究課題としては、エントロピーは全ての相対頻度が等しくなるほど高い値を取るため、投稿集団が偏りなく均一であることを測定する指標としてより適切なものがないかを調査する必要がある。また、ユーザのエントロピーの値が上昇した際にどの球団のファンが流入してきたかを明らかにすることで、他球団のファンも投稿するほど広範な熱狂の検出・測定も行いたい。さらに、日本プロ野球以外のスポーツやイベントなどで支持・応援している人の識別が容易な対象においても同様の分析を行い、より一般的な熱狂現象の創発・拡散における性質を見出すことで、社会における熱狂現象の理解を深めることが期待される。

参考文献

- [1] ENCOUNTER. “大谷翔平、キング独走の衝撃 2 連発に世界が熱狂 日米で SNS トレンド、著名人も続々反応”.
<https://encount.press/archives/190086/> (最終アクセス 2023 年 2 月 6 日)
- [2] Twitter API. “Developer Platform”.
<https://developer.twitter.com/> (最終アクセス 2023 年 2 月 6 日)
- [3] 一般社団法人 中央調査社. “第 30 回「人気スポーツ」調査”.
<https://www.crs.or.jp/data/pdf/sports22.pdf> (最終アクセス 2023 年 2 月 6 日)
- [4] スカパー J S A T 株式会社. “「プロ野球に関する調査 2020」”.
<https://www.skyperfectjsat.space/news/files/pdf/c4c2ecee80be1318f265e24d28d1fe9e.pdf> (最終アクセス 2023 年 2 月 6 日)
- [5] Y. Takeichi, K. Sasahara, R. Suzuki, and T. Arita. “Concurrent bursty behavior of social sensors in sporting events”. PLOS ONE. vol. 10, pp. 1–13, 2015.
- [6] 杉森真樹, 水野誠, 笹原和俊. “日本プロ野球における熱狂現象のソーシャルメディア分析”. 人工知能学会全国大会論文集. vol. JSAI2019, p. 4A2J305, 2019.
- [7] 杉森真樹. “ソーシャルメディアにおける集団の熱狂と分断の計算社会科学”. 令和元年度 名古屋大学大学院情報学研究科 複雑系科学専攻 修士論文. 2020.
- [8] シェークモハメドハジック. “日本プロ野球における熱狂現象のソーシャルメディア分析”. 令和元年度 筑波大学 理工学群社会工学類 卒業研究論文. 2020.
- [9] H. Kwak, C. Lee, H. Park, and S. Moon. “What is twitter, a social network or a news media?”. Proceedings of the 19th international conference on World wide web. pp. 591–600, 2010.
- [10] Y. Yu and X. Wang. “World Cup 2014 in the Twitter World: A big data analysis of sentiments in U.S. sports fans’ tweets”. Computers in Human Behavior. vol. 48, pp. 392–400, 2015.
- [11] 水野 誠, 稲水 伸行, 笹原 和俊: プロ野球「熱狂」のメカニズム: ファン行動とマネジメントの計算社会科学, 東京大学出版会 (2021)

危機言語の実態解明に向けた言語ネットワーク解析

野村紀帆、池田裕一

京都大学大学院総合生存学館

概要

現存する言語の約40%を占める危機言語の構造的な特徴をネットワーク解析によって解明することを目指している。危機言語の研究の前段階として、Glottologの言語データを用いて言語のネットワークを作成した。ネットワークの最大連結成分に含まれない言語は、主に島国で独自に話されている言語であり、分布とコミュニティの解析の結果はともに言語が広範囲に分布しているか、一部に密集しているかという基準で分類できることが分かった。今回作成した言語ネットワークに言語の危機レベルに関するデータや統計データ、人口データを統合することによって、危機言語のネットワーク解析が可能になる見通しを得た。

1 はじめに

現在、世界では7,151言語が話されており、その内3,045言語は危機言語と分類されている[1]。危機言語とは、第一言語として子供に継承されないため、数世代の間に消滅すると予測されている言語であり[2]、言語が消滅に向かう現象を言語危機と呼ぶ。話者が、使用する言語を母語から政治的、経済的に支配的な文化の言語へ移行することが、言語危機の主な原因である[3]。

言語の危機状況を示す指標には、話者数や言語の地位(公用語か否かなど)、流暢な話者の年齢層などがある。言語を危機のレベルに応じて分類する枠組みが複数考案され[4,5,6]、現在ではそれらを統合したEGIDS(Expanded Graded Intergenerational Disruption Scale)が主に使用されている[7]。

言語危機の原因が話者による使用言語の移行であるという点で、危機言語の研究のためには、ある地域における危機言語と別の言語の関係を把握する必要がある。また、個別の危機言語を研究する際に、危機言語の一般的な特徴を理解しておくことが望ましい。以上の2点から、ネットワーク科学の手法を用いて言語を研究する。言語ネットワークの構築によって言語間の繋がりを視覚化し、現在使用されている指標とは別の、危機言語の構造上の特徴を捕捉できるようになる。

2 目的

本研究の目的は、Glottolog[8]というデータベースから入手した言語と国・地域のデータを用いた、言語ネットワークの構築と解析である。ある地域における言語どうしの関係に注目してネットワークを作成するために、ある言語がどの国・地域で話されているかというデータを使用する。今後の研究では、作成したネットワークに言語の危機レベルに関するデータを加えて、危機言語を解析する予定である。今回はその前段階として言語ネットワークを作成し、解析の結果から言語のネットワーク構造上の特徴把握を目的とする。

3 解析方法

3.1 言語ネットワークの作成方法

Glottolog の言語と国・地域のデータを使用して2部グラフを作成する。この2部グラフのノードは言語と国・地域であり、ある言語がある国・地域で話されていればその言語と国・地域をリンクで繋ぐ。続いて、2部グラフの射影である言語のネットワークを作成する。このネットワークのノードは言語であり、ある国・地域で話される言語間をリンクで繋ぐ。同じ言語の組が複数の国で話されることもあるため、言語ネットワークのリンクは重みを持つ。

今回の解析対象となるのは7,443の言語と243の国・地域である。7,443言語の中には既に消滅した言語も含まれているが、今回は使用するデータの性質上消滅言語も含めてネットワークを作成する。

3.2 言語ネットワークの解析方法

作成したネットワークに対して、分布の解析とコミュニティ解析を行う。このネットワークには重みがあるため、次数分布だけではなく強度分布も解析する。次数分布と強度分布のランクサイズプロットを作成し、ノードの分布の様子を確認する。

コミュニティ解析では、モジュラリティ最大化のアルゴリズムの1つであるLouvainのアルゴリズムを用いて、ネットワークをいくつかのコミュニティに分割する。分割方法の妥当性を測るモジュラリティを計算するとともに、分割されたコミュニティの特徴を解析する[9]。

4 結果

4.1 言語ネットワーク

言語ネットワークは、図1に示すように、ノード数7,443、リンク数1,318,889の無向重み付きネットワークとなった。このネットワークは10の連結成分と18個の孤立ノードから構成されている。最大連結成分のノード数は7,222であり、全体の97.0%を占めている。

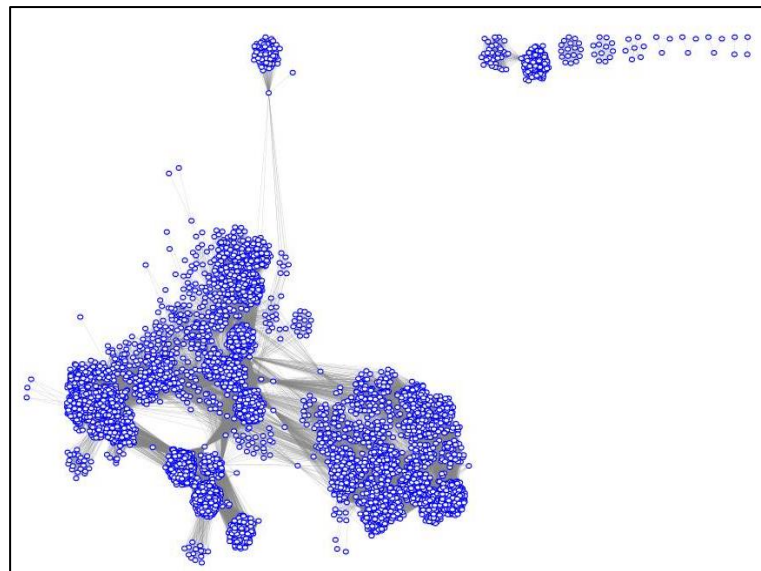


図1 言語ネットワーク(連結成分のみ表示)

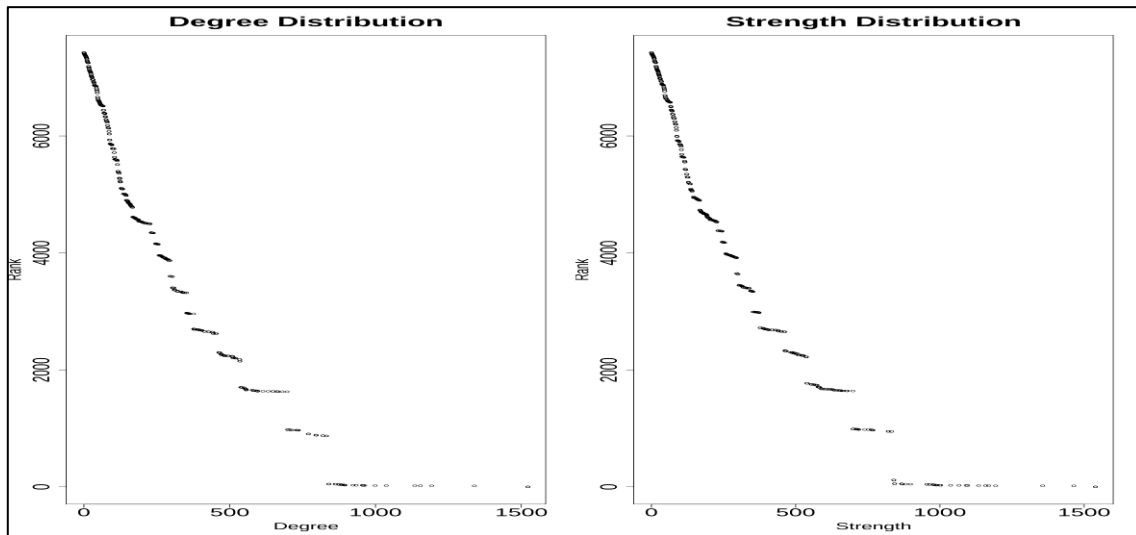


図 2 次数分布(左)と強度分布(右)のランクサイズプロット

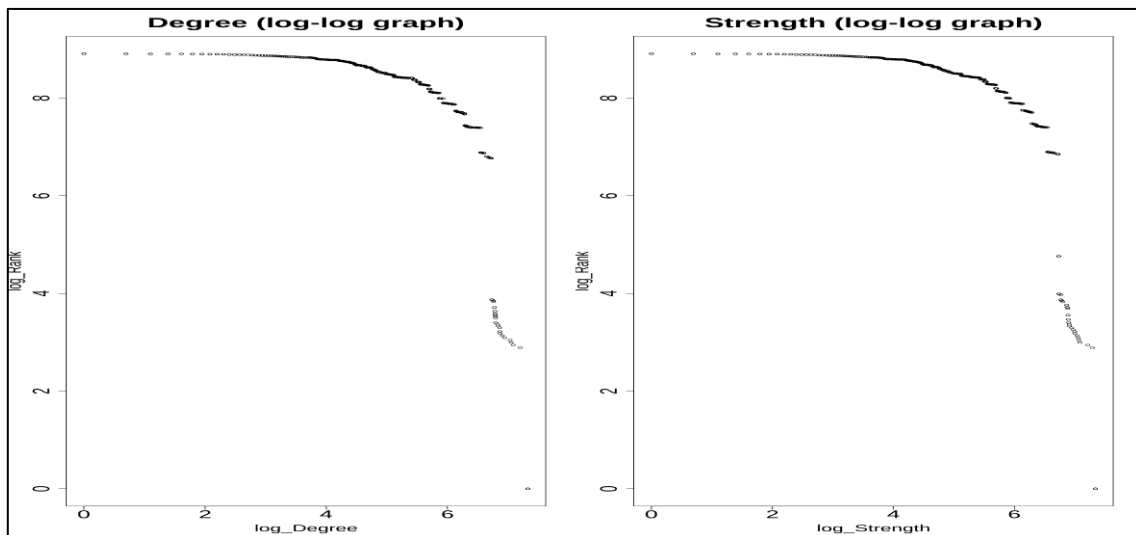


図 3 次数分布(左)と強度分布(右)の両対数ランクサイズプロット

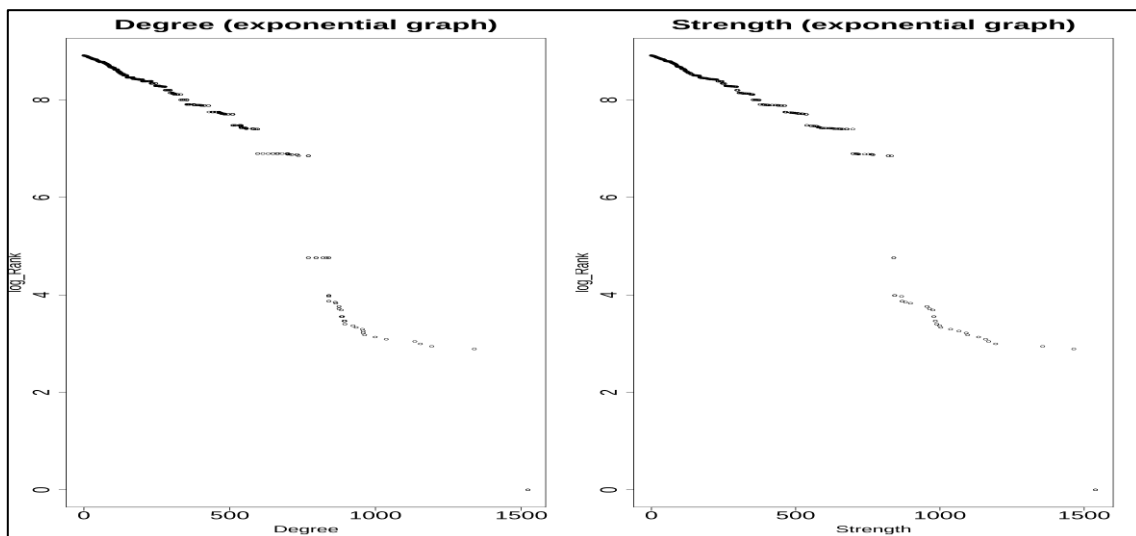


図 4 次数分布(左)と強度分布(右)の片対数ランクサイズプロット

4.2 分布の解析

次数分布と強度分布のランクサイズプロットを3種類作成した。図2は線形目盛で表示したランクサイズプロット、図3は両対数目盛で表示したランクサイズプロット、図4は片対数目盛で表示したランクサイズプロットである。図4を見ると、ノードの分布が大きく3つに分かれており、言語の次数、強度分布は一様ではないと分かる。

また、次数、強度ともに最も高いのはIndonesiaとPapua New Guineaの両国で話される17言語である。これらの言語に続く5言語と合わせて表1に示す。

表1 次数、強度が高い言語(上位22言語)

ランク	次数		強度	
1	17 languages	1,523	17 languages	1,539
18	English	1,339	English	1,464
19	Unserdeutsch	1,193	Spanish	1,356
20	Standard Indonesian	1,154	Unserdeutsch	1,193
21	Spanish	1,135	Adamawa Fulfulde	1,169
22	Adamawa Fulfulde	1,037	Standard Indonesian	1,158

4.3 コミュニティ解析

Louvainのアルゴリズムによって、言語ネットワークは39のコミュニティに分割された。図5に示すように、最大連結成分が12のコミュニティに分割され、その他の9つの連結成分と18個のノードはそれぞれ1つのコミュニティとなった。また、このコミュニティ分割のモジュラリティは0.818となった。

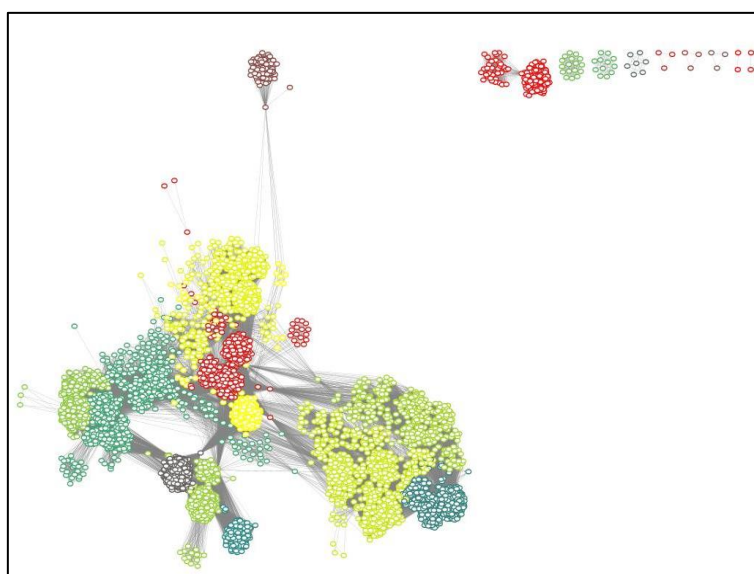


図5 言語ネットワークのコミュニティ分割(連結成分のみ表示)

5 考察

5.1 言語ネットワーク

言語ネットワークが10個の連結成分と18個の孤立ノードに分かれた理由として、一部の国や地域には他の場所では使用されない独自の言語があることが考えられる。Glottolog の言語データには、言語が主に話されている場所の緯度と経度が記録されている。緯度と経度の情報を用いて、最大連結成分ではない9つの連結成分に含まれる203言語とリンクを持たない18言語を主な国・地域名とともに地図上に図示したものが図6である。

図6に示された国・地域はMacaoを除いて島国であり、地理的に孤立している。これらの国・地域は、大陸から離れた場所に位置し、他の場所では話されない言語を使用していると分かる。



図6 最大連結成分に含まれない言語の地図への図示

5.2 分布の解析

図4において、分布が3つに分かれた理由として、ランクが同率の言語が多く続いたことが挙げられる。次数、強度が最も多いグループにはIndonesiaとPapua New Guineaで話される言語が含まれ、17言語が同率1位だった。また、次数、強度が中間のグループにはCameroon, Indonesia, Papua New Guineaの言語が多く含まれ、Papua New Guineaの823言語、Cameroonの63言語、Indonesiaの649言語がそれぞれ同率だった。これらの言語が同じランクをとるため、図4の縦軸に大きな差が生まれたと考えられる。

また、表1は、次数、強度の上位22言語である。話される国・地域の範囲の広さに注目するとこれらの言語は、2種類に分類できる。1つ目は、Adamawa Fulfulde¹やEnglish, Standard Indonesian,

¹ Adamawa Fulfulde は Cameroon, Eritrea, Ethiopia, Nigeria, Sudan, Chad というアフリカの中央部で話される Atlantic-Congo 語族の言語である。

Spanish のように、多くの国・地域で話される言語であり、2つ目は、残りの言語²のように、限定された国・地域でのみ話される言語である。前者の言語の次数、強度が高いのは、これらが様々な国・地域に分布し、それらの国で話されている別の言語と繋がっているからであり、後者の言語の次数、強度が高いのは、話される言語数が多い Australia, Indonesia, Papua New Guinea の言語であるためだと言える。

さらに、ある言語の地理的な分布の広がりを検出するためには、次数、強度分布の解析だけではなく、媒介中心性の解析が有効である。あるノードの媒介中心性の数値は、そのノードがクラスター間の連結に重要であるほど高くなる。言語ネットワークの構成上、ある国・地域で話される言語群がクラスターとなるため、ノードの媒介中心性が高いということは、その言語が複数の国・地域をまたがって話されていると推測される。表2に示すように、媒介中心性の解析の結果、Standard Arabic(次数 2,260 位、強度 1,682 位)と Eastern Yiddish(次数 27 位、強度 23 位)の数値が高かった。次数、強度分布と媒介中心性の解析を組み合わせることによって、多くの国・地域で話されている言語が検出された。

表2 媒介中心性が高い言語(上位7言語)³

ランク	言語	国・地域数
1	Bislama	1
2	Standard Arabic	24
3	Standard Indonesian	5
4	English	32
5	Eastern Yiddish	21
6	Unserdeutsch	1
7	Spanish	29

5.3 コミュニティ解析

12 個に分割された最大連結成分のコミュニティに含まれる言語の地理的な分布に注目すると、コミュニティを2種類にグループ分けできる。1つ目はコミュニティ内の言語が比較的狭い範囲に分布しているものであり、2つ目はコミュニティ内の言語が広範囲に分布しているものである。図7には1種類目のコミュニティの大まかな範囲とそれぞれのコミュニティの中で比較的広く分布している言語を示し、表3には2種類目のコミュニティに属し、12以上の国・地域に分布する言語を示している。コミュニティの構成に関しても、分布の解析と同様、言語の分布範囲による分類が可能である。

² Unserdeutsch は Australia と Papua New Guinea で話される Indo-European 語族の言語である。

³ Bislama は New Caledonia と Vanuatu で話される Indo-European 語族の言語である。2番目に大きな連結成分において、2カ国のクラスターを繋いでいる。

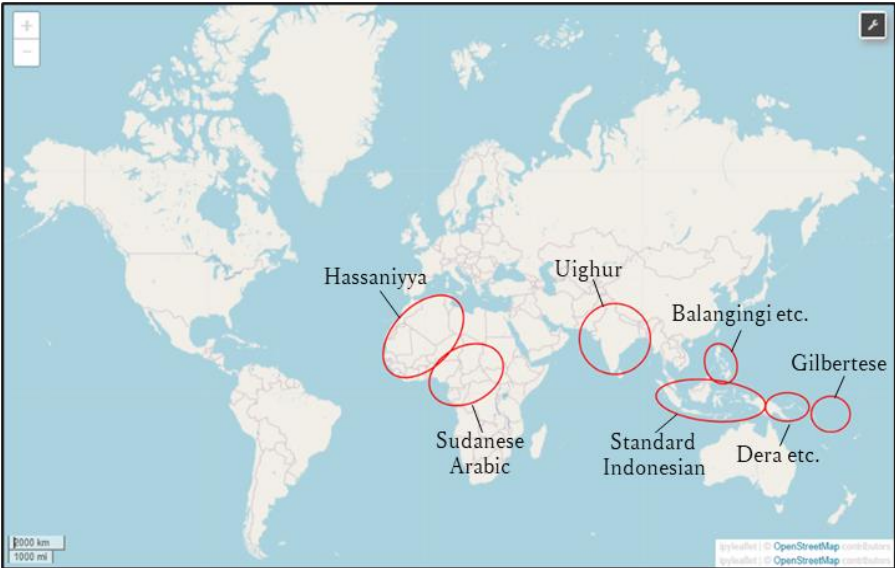


図 7 言語分布の狭いコミュニティ

表 3 広範囲に分布する言語⁴

コミュニティ	言語	国・地域数
1	English	34
	Eastern Yiddish	22
2	Spanish	30
	German	16
	Portuguese	15
	Sinte-Manus Romani	13
3	Standard Arabic	25
4	Russian	20
	Turkish	12
5	French	12

6 結論

今回、危機言語研究の最初の段階として Glottolog のデータを用いて言語ネットワークを構築した。ネットワークは 10 個の連結成分と 18 の言語で構成されており、最大連結成分外の言語のほとんどが島国で独自に話されていると判明した。また、回数、強度が高い言語は広範囲で話されているものと、一部の範囲に密集しているものに分けられ、広範囲に分布する言語の検出には媒介中心性の解析も有効であると分かった。さらに、最大連結成分のコミュニティの構成も広範囲分布型か局地密集型かという基準で分類できた。

⁴ Sinte-Manus Romani は Indo-European 語族の言語であり、ロマの中でもシンティと呼ばれる民族が話すロマ語の一種である。

今後、作成した言語ネットワークに言語の危機レベルのデータや経済データ、人口データを反映させる予定である。分布や媒介中心性、コミュニティに関する解析の結果に危機言語の情報を組み合わせることによって、どのような特徴を持つ言語が危機的状況に陥るのかをネットワーク構造の観点から解明することを目指す。

参考文献

- [1] Eberhard, David M., Gary F. Simons, and Charles D. Fennig (eds.) 2022. *Ethnologue: Languages of the World*, 25th edition. Dallas, Texas: SIL International. <http://www.ethnologue.com>. (参照 2023-02-10)
- [2] Austin, Peter K. and Julia Sallabank 2011. Introduction. In Peter K. Austin and Julia Sallabank (eds.), *The Cambridge Handbook of Endangered Languages*, 1-24. Cambridge; Tokyo: Cambridge University Press.
- [3] Grenoble, Lenore A 2011. Language ecology and endangerment. In Peter K. Austin and Julia Sallabank (eds.), *The Cambridge Handbook of Endangered Languages*, 27-44. Cambridge; Tokyo: Cambridge University Press.
- [4] Fishman, J. A. 1991. *Reversing language shift*. Clevedon, UK, Multilingual Matters Ltd.
- [5] UNESCO 2009. *UNESCO Atlas of the World's Languages in Danger*. UNESCO. <http://www.unesco.org/culture/ich/index.php?pg=00139>. (参照 2023-02-10)
- [6] Lewis, M. Paul (ed.) 2009. *Ethnologue: Language of the world*, 16th edition. Dallas, SIL International.
- [7] Lewis, M. Paul and Gary F. Simons 2010. Assessing endangerment: Expanding Fishman's GIDS. *Revue Roumaine de Linguistique* 55(2): 103-120.
- [8] Hammarström, Harald, Robert Forkel, Martin Haspelmath, and Sebastian Bank 2022. *Glottolog* 4.7. Leipzig: Max Planck Institute for Evolutionary Anthropology. <https://glottolog.org>. (参照 2023-02-10)
- [9] Barabási, Albert-László. 2016. *Network science*. Cambridge: Cambridge University Press. 京都大学ネットワーク社会研究会訳 2019「ネットワーク科学：ひと・もの・ことの関係性をデータから解き明かす新しいアプローチ」東京：共立出版

道徳は代替肉の消費意欲を高めるか？

橋本萌那¹ 高澤陽太郎² 笹原和俊¹

¹ 東京工業大学

² 青山学院大学

概要

食の問題を解決する手段としてフードテックが注目されている。特に、食肉の消費増加による健康や環境、動物福祉への悪影響に関しては、大豆ミートなどの「代替肉」の普及が有効な解決策になると考えられている。代替肉の道徳的側面をアピールすることは、代替肉の消費意欲を高めるだろうか？本研究の目的は、道徳が代替肉の購入意欲に与える影響を定量的に明らかにすることである。そのために、代替肉の購入に関するオンライン調査を行い、購入意欲に影響を与える要因について重回帰分析を行った。さらに、代替肉消費に関連の強い道徳観の特徴を抽出するために、クラスタリング分析をおこなった。その結果、代替肉の購入意欲には道徳が影響を与えており、代替肉に道徳的なイメージを持っている人ほど購入に前向きになることがわかった。また、代替肉の購入意欲が高いクラスターでは政治的リベラルの人々に特徴的な道徳観が見られた。代替肉の消費促進施策の検討における、道徳という切り口の有用性が示唆された。

1 イントロダクション

1.1 食の問題とその解決策としての「代替肉」

食の問題を解決する手段として、食とテクノロジーを掛け合わせたフードテックが興隆してきている。大豆ミートなどの代替肉はその代表的な製品であり、肉の消費増加による健康 [1,2] や環境 [3]、動物福祉 [4] への悪影響が懸念される中、それらに対する有効な解決策の一つとして注目されてきている [5]。代替肉は大豆やソラマメなどの植物性タンパク質をベースにした植物肉のほかに、動物の細胞を培養して肉の形に成形する培養肉や昆虫性のタンパク質を利用した昆虫肉がある。植物肉は徐々に味などの品質が改善され、大手外食チェーンやスーパーマーケットなどで一般的に販売されるようになってきており、培養肉は 2022 年に世界初の食用販売がシンガポール政府によって承認されるなど、代替肉は社会で広まりつつある。しかし、消費者が代替肉をその他の食品と同じように日常的に選択するまでには至っていない [6]。代替肉は一過性のブームだという可能性も示唆されており、どのように更なる普及を実現するかが代替肉市場の課題といえる [7]。

一般的な食品の購入では、味や匂いなどの知覚的要素や価格をもとに何を買うかを選ぶことが多い。しかし代替肉は、食肉文化がもたらす悪影響を回避するという目的で作られているという経緯

から、その目的を実現したいという意志によって選択されているかもしれない。つまり、環境を守りたい、動物搾取を止めたいといった道徳的価値観が消費に大きな影響を及ぼしている可能性がある。道徳が代替肉消費に与える影響を理解することは、代替肉の有効な普及施策を検討する上で役に立つと考えられる。

1.2 道徳と消費意欲に関する先行研究

道徳と消費意欲についての研究はいくつかあるが、代替肉についてはまだ取り組まれていない。近いテーマの研究では、動物に優しい態度を持つ人ほど、肉の消費を抑えたり放牧で育った有機肉を購入する意欲が高いことを明らかにした研究がある [8]。また Auger らは、消費者は動物実験や児童労働などの属性を伴わない製品についてより高い購入意欲を持つと報告した [9]。Luttrell らは環境に優しい洗剤や地元で生産された衣服などの道徳的によいとされる複数の製品を対象に、一貫して道徳が消費意欲や行動に影響を与えることを示した [10]。これらの研究は道徳が代替肉消費に与える影響を考える上で重要な示唆を含んでいる。しかし、代替肉は一般的な食品とは異なる最新のテクノロジーを利用した新食品であり、培養肉や昆虫肉は食品としてまだ一般的ではない。そのような既存の枠組みを超えたイノベーティブな食品についても道徳の影響が見られるかについては検証の余地があるだろう。

食と道徳の関係について調査を行うにあたり、本研究における道徳とは何かについて触れておきたい。ここでいう道徳とは、道徳基盤理論で提案されている概念を指す。道徳には社会的規範としての側面と生得的直感としての側面があるが、道徳基盤理論における道徳は後者を指す [11, 12]。道徳基盤とは、人の道徳を説明するための 5 つのカテゴリ^{*1}のことであり、これらの基盤が味覚受容器のように人々に生まれながらにして備わっていると考えられている（表 1）。ただし、文化や社会によってどの基盤を重視するかは異なると考えられており、個人の持つ政治的イデオロギーによってもその傾向は異なる [13, 14]。例えば、政治的保守の人々は全ての道徳基盤をバランスよく重視する傾向があるが、リベラルの人々は Care と Fairness のみを偏重する傾向がある。道徳観は人々の価値観や行動を理解する上で役に立つ枠組みである。本研究では道徳基盤理論を使い、代替肉の消費とつながりの強い道徳基盤を確かめる。

1.3 本研究の目的

本研究の目的は、道徳が代替肉の購入意欲に与える影響を定量的に明らかにすることである。また、道徳と代替肉消費の関係についてより深い理解を得るために、製品の種類による影響度合いの違いや、どのような道徳基盤が代替肉の購入意欲と関係しているのかについても特定する。そして、代替肉の消費意欲を高め、更なる普及に向けた示唆を得ることを目指す。

^{*1} 2012 年の Jonathan Haidt の著書で 6 つ目のカテゴリが提案されているが、本研究では従来の 5 つのカテゴリにて調査を行っている。

表 1 5つの道徳基盤

道徳基盤	MFD カテゴリ	特徴
Care/Harm (保護/危害)	Harm	他者を傷つけたり苦痛を与えたりすることはいけない
Fairness/Cheating (公正さ/欺瞞)	Fairness	正義や信頼を欺いたり不公平や不平等を生み出す者には罰が与えられるべき
Ingroup/Betrayal (忠誠/裏切り)	Ingroup	自分が属する集団の中で義務を全うし貢献するべき
Authority/Subversion (権威への敬意/破壊)	Authority	社会的秩序のためには上下関係が尊重され、階級や地位により分相応に振る舞うべき
Purity/Degradation (純潔/墮落)	Purity	貞節を大切にし、欲望は節制するべき

2 データ

2.1 取得方法

本研究では、道徳的な理由による消費がより進んでいると考えられる米国を対象として調査を行った^{*2}。参加者の募集はクラウドソーシングサービス Prolific を用いて行い、米国在住の 18 歳以上の男女 229 名（男性=48.0%, 女性=52.0%）の参加者に 1.5 ユーロを支払い、オンラインサーベイツールの Qualtrics を用いてアンケートを実施した。分析に用いるアンケートデータは Qualtrics から取得し、性別年齢情報は Prolific から取得した。2つのデータはアンケートで確認した Prolific 用の ID をキーにして結合した。

2.2 アンケート項目

アンケートは2つのパートからなる。パート1では、参加者は道徳基盤理論に基づいて作成された質問票（MFQ20^{*3}）に回答した [15]。パート2では、製品の消費と道徳の関係について調査した Luttrell らの方法を参考にし、植物肉、培養肉、昆虫肉の3つの代替肉を用いて作られたハンバーガーについて、製品ごとにいくつかの質問に回答した。

パート1では、参加者がどのような道徳基盤を重視しているかについて質問した。5つの道徳基盤それぞれに4問ずつの質問項目があり、計20問の質問に答えることで参加者が各道徳基盤をどの程度重視しているかがわかる。質問が表示される順番は、参加者によってランダムになるように設定された。初めの10問は参加者に物事を「良い」もしくは「悪い」と判断する際の基準につい

^{*2} 本調査は東京工業大学の倫理審査の承認を受けて行われた（調査番号：2022070）

^{*3} MFQ は、道徳に関する 30 問の質問を問う MFQ30 とそれを簡略化しよりデータ取得を容易にした MFQ20 がある。MFQ20 は、MFQ30 と比較してやや内的整合性が下がるが、1つの道徳基盤あたり4問の質問で個人の道徳を測定できる。本調査では、他の質問との量的な兼ね合いから参加者の作業負担を低減するために、MFQ20 を用いた調査を行った。

て問うている。参加者は「精神的な苦痛が与えられたかどうか」といった判断基準のリストを読んで、自分がその基準をどの程度重視しているかについて「全く関係ない」から「非常に関係がある」までの6段階で評価した。次の10問では、参加者は「苦しんでいる人への思いやりは、最も重要な美德だ」といった短い文章について「強く賛成する」から「強く反対する」までの6段階で回答した。各道徳基盤ごとの質問項目における内的整合性をクロンバッハの α を用いて確認したところ、基準となる0.8よりも全体として低い値だったが、これはMFQの目的が広範な道徳概念を計測することであり、MFQを開発したGrahamの研究でも同程度の値であることから、妥当であると判断した。また、 α 値の低い道徳基盤ではある質問項目を除外すると α 値が改善するものもあるが、こちらも広範な概念の測定を優先することが推奨されていることから、質問項目の除外などの処理は行わなかった。

パート2では、代替肉製品の購入意欲と、購入意欲に影響を与えることが予想されるいくつかの要素の影響を確認した。参加者は、3つの代替肉製品に対する態度や知識などを問う6問と購入意欲を問う3問の質問に回答した。表示される製品の順番は、参加者によってランダムになるよう設定した。まず参加者は植物肉、培養肉および昆虫肉の3種類の代替肉を原料としたハンバーガーに対する態度を1（否定的、悪い、好ましくない、嫌い）から6（肯定的、良い、好ましい、好き）を尺度とするセマンティック・ディファレンシャル・スケールを用いて評価した。今回の調査では真ん中の「どちらともいえない」という回答が頻発することを避けるため6段階の尺度とした。これら4項目の内的整合性はいずれも $\alpha > 0.96$ と良好だったため、これらを平均して製品への態度を示す指標とした。次に、参加者に、その態度の背景にどのような考えや価値観があったかを尋ねた。各製品に対する態度について、道徳的な信念に従った結果なのか（道徳）、自分の意見をどの程度正しいと確信しているか（確信性）、その態度を取ることがどの程度重要だと考えているか（重要性）、そして、態度の裏側にコンフリクトした考えや感情を抱えていたかという葛藤の度合い（アンビバレンス）について6段階で評価した。先行研究でこれらの要素は、人の意思決定に影響を与える重要な因子であることが知られている[10, 16, 17]。Luttrellらの研究では、複数の製品への購入意欲に対して一貫して道徳の影響が確認されたことから、道徳が消費に影響を与えると結論づけている。これらの要素に加え、代替肉がまだ一般に浸透していない新食品であることを考慮して、各代替肉製品についてどの程度の知識があるかを問う6段階の質問項目も設けた。最後に購入意欲に関して「将来製品を購入する可能性はどのくらいですか」といった3つの質問項目に対し、「絶対買わない」から「絶対買う」までの6段階の尺度で回答した。これら3項目の内的整合性はいずれも $\alpha > 0.96$ と良好だったため、これらを平均して製品の購入意欲を示す指標とした。

3 結果

3.1 代替肉の購入意欲に対する道徳の影響

代替肉製品の購入意欲に対してどのような要素が影響を及ぼすかを特定するために、購入意欲を予測する重回帰モデルを作成した。事前に性別および製品をダミー変数化した上で、データの相関

関係を確認したところ、製品への態度、昆虫肉のハンバーガー、道徳、製品知識などが購入意欲と相関関係があった（図 1）。道徳は製品に対する態度の次に購入意欲に対して強い相関のある要素であった。相関分析の結果をもとに多重共線性の確認を行ったところ、道徳と重要性が相関係数 0.56 と比較的高い相関関係にあるため、重要性を分析対象から除外した。重要性の概念には、「道徳的に重要だ」という考えを包含している可能性があるため、項目の意味合いの重複という理由からも除外したほうがよいと判断した。説明変数には、アンケートのパート 2 で取得した項目のほか、パート 1 の MFQ20 で測定した道徳基盤ごとの平均値も加えた。モデルを作成する前に変数全体について、平均が 0、分散が 1 となるように値をスケーリングした。モデルの作成には Python ライブラリの statsmodels [18] を用い、係数の推定方法には最小二乗法を採用した。

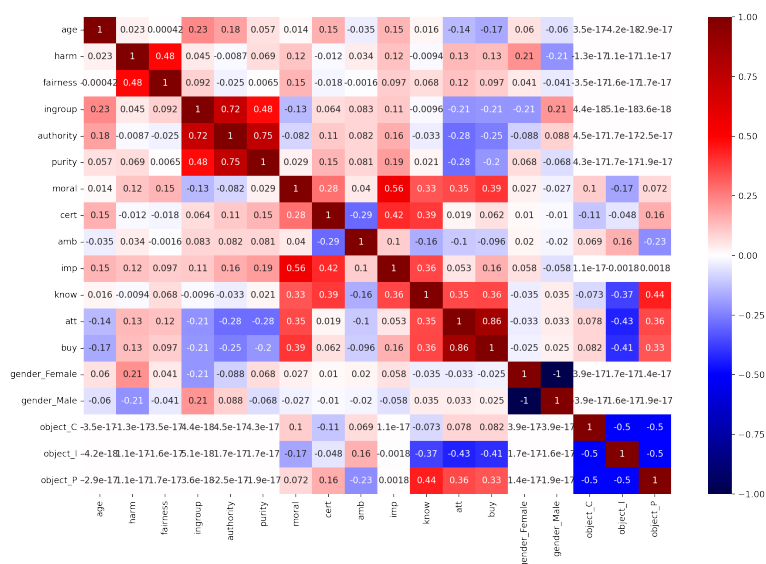


図 1 相関行列のヒートマップ

作成されたモデルは、自由度調整済み決定係数が 0.75 の有効なモデルとなった。説明変数のうち有意な予測因子 ($p < 0.05$) だったのは、態度、道徳、年齢、製品知識であった（表 2）。道徳は製品の選好などを表す態度の次に回帰係数が大きく、代替肉製品の購入意欲に影響を与えるということが確認された。代替肉に対して道徳的なイメージを持っているほど代替肉への購入意欲が高まり、代替肉と道徳を結びつけていない場合には購入意欲が低くなった。予想通り、道徳以外では年齢が若いほど、あるいは代替肉についての製品知識を持ってるほど購入意欲が高まることがわかった。意思決定において重要だと考えられていたそのほかの要素は代替肉の購入意欲には影響を与えていなかった。

代替肉は種類によって消費者からの受容度合いが異なることが指摘されているそのため、普及施策を検討する上では、製品ごとにどのような要素が購入意欲と関係するかを明らかにすることも重要である。よって、3つの代替肉製品ごとに重回帰モデルを作成し、購入意欲に影響を与える要

表 2 代替肉製品の購入意欲を予測する重回帰モデル

	回帰係数	t 値 (674)	p 値
年齢 (age)	-0.055	-2.669	0.008
性別 (gender.Female)	-0.007	-0.354	0.723
MFQ (Harm)	0.022	0.978	0.329
MFQ (Fairness)	-0.028	-1.264	0.207
MFQ (Ingroup)	-0.001	-0.036	0.971
MFQ (Authority)	-0.048	-1.282	0.200
MFQ (Purity)	0.059	1.899	0.058
態度 (att)	0.805	34.382	0.000
道徳 (moral)	0.085	3.735	0.000
確信性 (cert)	0.007	0.305	0.761
アンビバレンス (amb)	-0.009	-0.443	0.658
製品知識 (know)	0.048	2.092	0.037

素に違いがあるかを確認した（表 3）。その結果、植物肉では態度と道徳、培養肉では態度、年齢、製品知識、そして昆虫肉では態度のみが有意な説明変数となった。これにより、道徳の影響は製品により異なることが明らかになった。最も一般に流通している大豆ミートなどの植物肉では道徳が購入意欲に影響を及ぼしたが、まだ製品が流通していない培養肉や昆虫肉では道徳の影響はなかった。培養肉については年齢が若く、製品知識がある人ほど購入したいと考えていた。昆虫肉については製品への選好がそのまま購入意欲に直結していた。

表 3 各代替肉製品の購入意欲を予測する重回帰モデル

	回帰係数		
	植物肉	培養肉	昆虫肉
年齢 (age)	-0.025	-0.104**	-0.017
性別 (gender.Female)	0.004	-0.048	-0.013
MFQ (Harm)	0.055	0.006	0.000
MFQ (Fairness)	-0.018	-0.038	-0.024
MFQ (Ingroup)	-0.032	-0.002	0.031
MFQ (Authority)	-0.037	-0.097	-0.039
MFQ (Purity)	0.072	0.101	0.009
態度 (att)	0.906***	0.792***	0.658***
道徳 (moral)	0.108*	0.070	0.055
確信性 (cert)	-0.042	-0.020	0.022
アンビバレンス (amb)	-0.076	0.021	0.029
製品知識 (know)	0.031	0.103*	0.002

*** $p < 0.05$

** $p < 0.01$

* $p < 0.001$

3.2 代替肉の購入意欲と消費者の道徳観

次に、代替肉の購入意欲が高い消費者がどのような道徳基盤を重視しているかを調査した。道徳基盤理論をベースにした質問票（MFQ20）の項目を用いて、どの道徳基盤が代替肉製品の購入意欲と関係があるかを確認した。分析にあたって、MFQ20 の回答データと年齢および性別（女性）の情報をインプットデータとして、参加者を道徳基盤の重視度合いの異なる複数のクラスタに分割した。性別をダミー変数化し各変数の値を標準化した上で、Python ライブラリの scikit-learn [19] を使用し、k-means 法によってクラスタリングを行った。k-means 法では任意のクラスタ数を決定する必要があるが、本調査ではエルボー法と定性評価を参考に、クラスタ数を 4 とした。つまり、道徳観に基づき消費者を 4 種類に分類した。

クラスタごとに集計された各道徳基盤の平均値および代替肉製品の購入意欲をレーザーチャートにプロットして、重視する道徳基盤のバランスと購入意欲の関係を確認した（図 2）。なお、MFQ20 の回答データは道徳基盤ごとに平均した値をプロットし、購入意欲は 3 つの製品の平均値をプロットした。興味深いことに、購入意欲や購入意欲と強い相関がある態度の情報をインプットデータに含まずクラスタを作成したにも関わらず、クラスタ間の購入意欲の平均値には差が発生した。クラスタ間の購入意欲の平均値の差は一元配置分散分析（ANOVA）にて有意（ $p < 0.001$ ）であることを確認しているが、チューキーの範囲検定の結果、クラスタ 0 とクラスタ 1 およびクラスタ 2 とクラスタ 3 の間においては有意な差分が認められなかった。

代替肉の購入意欲が最も高いクラスタ 1 の属する消費者は、他のクラスタと比べて、Care と Fairness カテゴリを重視している。これは Graham らが指摘する政治的リベラルの人々に共通する道徳観であり、代替肉がリベラル的な人々にとってより受け入れられている可能性を示している。一方で、代替肉製品の購入意欲が最も低かったクラスタ 2 に属する消費者は、政治的保守の人々の道徳観の特徴である、すべての道徳基盤を重視した形だった。このような傾向は代替肉製品ごとに分析した場合でも一貫して見られ、エシカルな食の選択と政治的選好のつながりを示唆している。

4 結論と考察

4.1 道徳の影響範囲とその理由

本研究によって道徳と代替肉の消費意欲の関係が明らかになった。代替肉と道徳的なイメージを結びつけて考えているほど代替肉の購入意欲が高まり、代替肉と道徳との関連性を感じていない場合には購入意欲が低くなった。この傾向は今回調査した 3 つの代替肉製品ごとに異なっており、道徳と購入意欲の関係がみられたのは現在最も一般的に普及している大豆ミートなどの植物肉のみだった。培養肉や昆虫肉で道徳が有意な影響を与えなかったのは、製品がもたらす道徳的な効果などの情報を参加者がよく知らなかったためである可能性が高い。アンケート結果によると、参加者の各製品に対する知識のスコアは 6 段階中植物肉製品では 4.05、培養では 2.86、昆虫肉では 2.17 であり、参加者は培養肉や昆虫肉についての知識があまりないことが伺えた。消費者がそれらの製



図2 道徳基盤および購入意欲における各クラスターの平均値

品に関する知識を知っていない場合には、製品を道徳と結びつけることがそもそも不可能である。そのため、今回の調査では培養肉と昆虫肉の購入意欲と道徳の関係は立証できなかった。しかしながら、代替肉の代表格である植物肉で道徳と購入意欲の関係が示されたことを考慮すると、同じように道徳的な側面を持つ培養肉や昆虫肉についても製品知識が十分に広まれば道徳の影響を確認できるようになると考えられる。本研究で参考にした Luttrell らの調査では、一般的に知られている製品のみが対象だったため、代替肉のような一般的でない製品で道徳が消費に影響を与えるかが明らかでなかった。一般的に普及していない製品では、参加者が製品の道徳的な側面を全く知らないために道徳の影響が有意でなくなるという点は、本調査で得られた新しい示唆である。

4.2 代替肉消費にみる政治的イデオロギーの対立

分析 3.2 では、代替肉の消費において特に関連のある道徳観が明らかになり、代替肉の現在の消費者層についての示唆が得られた。道徳基盤理論の枠組みにおいて Care と Fairness のみを重視するような道徳観を持っている人は、代替肉の購入に対して前向きであり、すべての道徳基盤を重視する人は、代替肉の購入意欲が低かった。前者の道徳観はリベラルな政治的イデオロギーと関連

しており、後者は保守的な道德観である。

政治的イデオロギーと人々の行動との関係は Vainio らの研究でも示されている [20]。リベラルの人々は環境問題を道德的な問題だと考えており、その解決のために「省エネ電球の使用」「車の使用を制限する」「肉の消費を制限する」といった行動を起こす傾向が強かった。一方で保守の人々は環境問題と道德を結びつけておらず、そのような行動も取らなかった。代替肉製品の購入行動においても、リベラルの人々が代替肉と道德的なイメージを結びつけているのに対し、保守の人々はそうではなかったと考えられる。このような食をめぐる立場の違いは、これまでもいくつかの現象がソーシャルメディア上で確認されている [21–23]。道德的な価値観は人々に行動を起こさせる要因の 1 つであり、本研究でも道德が代替肉の購入意欲を高める上で重要な要素となることが示唆されている。ただし消費者に訴求を行う際には、代替肉がリベラル的な道德観や政治的イデオロギーと強く結びつく傾向があることを考慮する必要がある。訴求方法によっては、異なる価値観や考えを持つ人々を分断してしまうきっかけにもなりえ、その対立が代替肉消費にブレーキをかける可能性もある。代替肉の消費における対立の要因を探ることは、今後の代替肉の普及における新たな課題である。

参考文献

- [1] Press release. https://www.iarc.who.int/wp-content/uploads/2018/07/pr240_E.pdf, 2015. Accessed: 2022-07-01.
- [2] Walter Willett, Johan Rockström, Brent Loken, Marco Springmann, Tim Lang, Sonja Vermeulen, Tara Garnett, David Tilman, Fabrice DeClerck, Amanda Wood, Malin Jonell, Michael Clark, Line J Gordon, Jessica Fanzo, Corinna Hawkes, Rami Zurayk, Juan A Rivera, Wim De Vries, Lindiwe Majele Sibanda, Ashkan Afshin, Abhishek Chaudhary, Mario Herrero, Rina Agustina, Francesco Branca, Anna Lartey, Shenggen Fan, Beatrice Crona, Elizabeth Fox, Victoria Bignet, Max Troell, Therese Lindahl, Sudhvir Singh, Sarah E Cornell, K Srinath Reddy, Sunita Narain, Sania Nishtar, and Christopher J L Murray. Food in the anthropocene: the EAT–Lancet commission on healthy diets from sustainable food systems. *Lancet*, Vol. 393, No. 10170, pp. 447–492, February 2019.
- [3] Tony Weis. The meat of the global food crisis. *J. Peasant Stud.*, Vol. 40, No. 1, pp. 65–85, January 2013.
- [4] Jonathan Safran Foer. *Eating Animals*. Hachette UK, November 2009.
- [5] Tuomisto, Ellis, and Hastrup. Environmental impacts of cultured meat: alternative production scenario. *9th International conference on life cycle*, 2014.
- [6] Christopher J Bryant. We can’t keep meatening like this: Attitudes towards vegetarian and vegan diets in the united kingdom. *Sustain. Sci. Pract. Policy*, Vol. 11, No. 23, p. 6844, December 2019.
- [7] Zachary T Neuhofer and Jayson L Lusk. Most plant-based meat alternative buyers also buy meat: an analysis of household demographics, habit formation, and buying behavior among meat

- alternative buyers. *Sci. Rep.*, Vol. 12, No. 1, p. 13062, July 2022.
- [8] Joop de Boer, Carolien T Hoogland, and Jan J Boersema. Towards more sustainable food choices: Value priorities and motivational orientations. *Food Qual. Prefer.*, Vol. 18, No. 7, pp. 985–996, October 2007.
 - [9] Pat Auger, Timothy M Devinney, Jordan J Louviere, and Paul F Burke. Do social product features have value to consumers? *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 25, No. 3, pp. 183–191, September 2008.
 - [10] Andrew Luttrell, Jacob D Teeny, and Richard E Petty. Morality matters in the marketplace: The role of moral metacognition in consumer purchasing. *Soc. Cogn.*, Vol. 39, No. 3, pp. 328–351, June 2021.
 - [11] J Haidt. The emotional dog and its rational tail: a social intuitionist approach to moral judgment. *Psychol. Rev.*, Vol. 108, No. 4, pp. 814–834, October 2001.
 - [12] Jonathan Haidt and Craig Joseph. Intuitive ethics: How innately prepared intuitions generate culturally variable virtues. *Daedalus*, Vol. 133, No. 4, pp. 55–66, 2004.
 - [13] Haidt and Joseph. The moral mind: How five sets of innate intuitions guide the development of many culture-specific virtues, and perhaps even modules. *The innate mind*, Vol. 3, pp. 367–391, 2007.
 - [14] Jesse Graham, Jonathan Haidt, and Brian A Nosek. Liberals and conservatives rely on different sets of moral foundations. *J. Pers. Soc. Psychol.*, Vol. 96, No. 5, pp. 1029–1046, May 2009.
 - [15] Jesse Graham, Brian A Nosek, Jonathan Haidt, Ravi Iyer, Spassena Koleva, and Peter H Ditto. Mapping the moral domain. *J. Pers. Soc. Psychol.*, Vol. 101, No. 2, pp. 366–385, August 2011.
 - [16] Derek D Rucker, Zakary L Tormala, Richard E Petty, and Pablo Briñol. Consumer conviction and commitment: An appraisal-based framework for attitude certainty. *J. Consum. Psychol.*, Vol. 24, No. 1, pp. 119–136, January 2014.
 - [17] Linda J Skitka. The psychology of moral conviction. *Soc. Personal. Psychol. Compass*, Vol. 4, No. 4, pp. 267–281, April 2010.
 - [18] statsmodels. <https://www.statsmodels.org/stable/index.html>. Accessed: 2022-07-01.
 - [19] scikit-learn. <https://scikit-learn.org/>. Accessed: 2022-07-01.
 - [20] Annukka Vainio and Jaana-Piia Mäkinen. How are moral foundations associated with climate-friendly consumption? *J. Agric. Environ. Ethics*, Vol. 29, No. 2, pp. 265–283, April 2016.
 - [21] Mary Sanford and Jamie Lorimer. Veganuary and the vegan sausage (t)rolls: conflict and commercial engagement in online climate-diet discourse. *Humanit Soc Sci Commun*, Vol. 9, No. 1, p. 455, December 2022.
 - [22] David Garcia, Victor Galaz, and Stefan Daume. EATLancet vs yes2meat: the digital backlash to the planetary health diet. *Lancet*, Vol. 394, No. 10215, pp. 2153–2154, December 2019.
 - [23] Ulrika Olausson. Meat as a matter of fact(s): the role of science in everyday representations of livestock production on social media, 2019.

SNS 上のコミュニケーションを探る： Twitter におけるリプライ行動の計量的分析

佐藤 浩輔¹ 中分 遥² 山田 順子^{3,4}

¹株式会社バンダイナムコ研究所

²高知工科大学 経済・マネジメント学群

³立正大学心理学部

⁴玉川大学脳科学研究所

Abstract: 意見や価値観が異なる他者との接触機会の増加は、衝突・対立といったネガティブな帰結をもたらす可能性も増加させる。本研究では SNS における他者との接触機会であるリプライなどの行動が、反応元の投稿内容とどのような関係にあるかについて検討した。Twitter における報道系アカウントの過去 1 年間分の投稿を対象とし、トピックモデルを用いてトピックを抽出・分類し、各トピックに対する各種反応（リツイート・いいね・リプライ・引用）との関係を調べた。その結果、発言を伴わない反応と発言を伴う反応とでトピックによって異なるパターンが見られた。特に災害や危機といった情報価値の高い投稿に対しては、発言を伴わない反応が多い一方で、政党や政策といった異なる意見や立場が問題になる投稿では発言を伴う反応が多かった。リプライ行動の持つ意味について議論する。

Keywords: SNS, コミュニケーション, Twitter, 炎上

1. 序論

現代社会において、SNS（ソーシャル・ネットワーク・サービス）は対人関係の形成や維持の重要なツールとして機能している。SNS の中には、Facebook や LINE などユーザのオフライン上の対人関係を反映する閉じたコミュニティもあれば (Thomson & Ito, 2013)、Twitter や Instagram など不特定他者に対して開かれたコミュニティもある。特に本研究で着目する Twitter は、2022 年時点で日本における利用率が 46.2%と、LINE に次いで Instagram と並ぶ主要な SNS の 1 つとなっている (総務省, 2022)。

活発な利用の傍ら、SNS が様々な新しい問題を生み出し、ユーザに不快感や心理的ストレスを生じさせることが指摘されている。例えばインターネットを介した情報は表情などの非言語的情報が欠落しているため齟齬が発生しやすく (三浦, 2021)、また投稿に対する他のユーザからの意図しない反応や返信は投稿者の心理的ストレスとなることが指摘されている (植田ら, 2015)。他にも、個々の SNS ユーザを超えた社会的問題として、ある対象に対して誹謗や中傷が集中し収まりがつかなくなる「炎上」(山口, 2015) や、政治的態度や価値観の違いによって引き起こされる社会的分断 (小林, 2012; 笹原・杜, 2019) などが知られている。

特に SNS における「炎上」は、異なる文化圏ないしは価値観が、SNS を介して接触することで生じうる。これは、特定の文化圏・職業・分野といったカテゴリに属する個人にとっては当然と見なされることが、別のカテゴリに属する個人にとっては当然ではないといった齟齬がしばしば起こりうるからである。これまで心理学では、文化的背景の違いが人々の行動・認知・価値観に影響を与えることを示しており (Tindale, 1995; Markus & Kitayama, 1991)、異なる文化的背景を持つ個人同士が相互作用することで文化的摩擦が生じることを示している (Bourhis et al., 1997; Sam & Berry, 2010)。

特に Twitter や Instagram といった不特定多数に開かれた SNS は、最低限のフィルタリングはなされているものの、ユーザが生成したコンテンツに対して他のユーザが反応するという特徴をもつがゆえに運営が介入することは難しい。そのため、異なる文化圏のユーザ同士の接触によってもたらされる問題については、まず SNS の投稿に対して人々がどのような振る舞いをするのか理解する必要がある。

SNS の投稿に対する振る舞いは、以下の 2 つのレベルに整理することができる。第一に、「投稿に対してどのような振る舞いをするか」といった、個人レベルの心理・行動の問題である。第二に、「投稿に対する行動様式にどのようなものがあるか」といった、集団レベルの特性の問題である。例えば、ネットの炎上には、①炎上に参加することを左右する社会心理的要因は何か、そして②炎上における人々の行動パターンにはどのような様式があるのか、に大別できる。SNS 投稿に対する振る舞いを 2 つに大別した時、前者については質問紙研究など実験室環境での検討が可能である。しかし、後者については特定の行動様式を持つ人々を集めて研究するといったことは頻度の問題から難しい。例えば SNS の炎上に関わるユーザはごく少数であるという指摘があり (cf. 山口, 2015)、実際に炎上に関わっているユーザを集めて研究することは現実的に困難である。そのため、現実の SNS 上のデータを分析して研究を行なう必要がある。

将来的には上記 2 つのレベルそれぞれについて個別に研究を行なうことが望ましいが、本研究ではまずその端緒として、実際の SNS 上のつぶやき (Twitter に投稿される 140 以下の文章) について、そのつぶやきの内容とマクロなレベルでのユーザの反応との関係性について検討する。具体的には、Twitter 上の特定のつぶやき群から共通する主題を抽出し、その主題に対してリツイートやいいね、リプライや引用リツイート (以下「引用」) といった反応のパターンがどのように異なるかを検討する。

Twitter 上のある投稿に対してユーザができる直接的な反応としては、自分自身のフォロワーに向けて投稿を拡散する「リツイート」、気に入った投稿にハートマークをつける「いいね」、投稿に対して直接返信する「リプライ」、そして投稿にコメントをつけた上でフォロワーに向けてつぶやきを投稿する「引用リツイート」(このつぶやきは元のつぶやきを投稿したユーザにも通知される) がある。特にリプライと引用 (以下、まとめてリプライ行動と呼ぶ) については、元の投稿をしたユーザに直接メッセージが伝わることから、衝突や対立の原因となりやすい。本研究では投稿に対するこれらの反応を比較することで、リプライ行動の特徴を明らかにすることを目的とする。本稿では現在までに得られている予備的な結果を報告する。

2. 方法

2.1 対象

トピックおよび反応を評価する対象として、報道系アカウント (全国紙である朝日新聞、読売新聞・産経新聞・毎日新聞のほか NHK ニュース) のつぶやきを用いた。一般的なアカウントの炎上や「バズった」(多くの反応が集まった) つぶやきについてはアカウント自身の特性や他のユーザとのやりとりといった個別の経路依存的な経緯が存在すると考えられるため、つぶやきの内容と反応との一般的な関係性を調べるのに適切でないと考えられる。そこで比較的中立であり、かつ扱う主題が広く安定的に一定数ユーザからの反応が期待できる報道系のアカウントを対象とした。

データの取得には Twitter API v2 を用い、2021 年 6 月 1 日から 2022 年 5 月 31 日までにつぶやかれた内容を対象としてデータセットを構築した。データ取得は 2022 年 7 月に行った。取得したつぶやきは総計 227,483 件(朝日 45,533 件、読売 40,377 件、産経 29,913 件、毎日 53,144 件、NHK 58,516 件)であった。

2.2 手続き

データ前処理 つぶやき (ツイート) を文書の単位として処理を行った。処理には Python (3.7.9) を用いた。文書はまずハッシュタグおよび URL を除外した上で形態素解析を行い、名詞(普通名詞および固有名詞)を抽出した。形態素解析には Python のモジュールである spaCy (3.4.4) (Honnibal, Montani, Van Landeghem, & Boyd, 2017) および GiNZA (5.1.2) (松田・大村・浅原, 2019)を用いた。トピックの分類には重複を排除した結果を用いた。

名詞抽出後、異なり語数が 5 以上の文書を用いた。トピックの分離を容易にするため、「もの」「こと」など文脈に関わらず出現する一般的な名詞、「年」「月」などの日付や時間に関する名詞をストップワードとして除外した。

トピックモデル 文書集合の背後に存在する潜在的なトピックを抽出するために LDA(潜在ディリクレ配分法)を行った。LDA には Python のモジュールである gensim(3.6.0) (Řehůřek & Sojka, 2010)を用いた。

表 3.1 分類されたトピック、カテゴリと代表的な例

カテゴリ	トピック	<i>n</i>	代表的な単語
政治	議員	14873	衆院・議員
政治	内閣・首相	5925	首相・岸田・菅・総裁選・自民党・衆院選
政治	政党・野党	2333	国民・立民・民主・参院選
政治	内閣	1794	内閣・法・案
政治	政党・与党	1638	自民・選挙
経済	金利・為替	3037	ドル・円・NY・金利
新型コロナ	感染1	7309	新型コロナ・感染・東京・死亡
新型コロナ	感染2	6558	感染・最多・過去・新型コロナ
新型コロナ	ワクチン	4682	ワクチン・接種
新型コロナ	感染3	2727	東京都・感染・新型コロナ・重症者・増加
新型コロナ	まん延防止・緊急事態宣言	2697	まん延・防止・解除
新型コロナ	医療体制	2368	コロナ・療養・医療・自宅
新型コロナ	感染4	2271	感染・コロナ・大阪府・週間
新型コロナ	オミクロン株	1935	コロナ禍・オミクロン株・経済
国際情勢	ウクライナ情勢・侵攻	5018	ウクライナ・ロシア・侵攻・情勢
国際情勢	米中・台湾	3301	中国・米・台湾
国際情勢	日米	2203	日本・アメリカ
国際情勢	中国	2157	中国・批判・協力
国際情勢	ウクライナ情勢・軍	2106	ロシア・軍・ウクライナ
国際情勢	北朝鮮	2095	北朝鮮・ミサイル・発射
国際情勢	首脳	2067	首脳・会談・首相
国際情勢	韓国	2067	大統領・韓国
国際情勢	アフガニスタン	1800	アフガン・米軍・タリバン
国際情勢	中国・海洋	1737	中国・沖・太平洋・インド
国際情勢	ロシア・制裁	1704	ロシア・制裁・日本・欧州
国際情勢	米国	1611	米国・バイデン・米・日本
国際情勢	政府	1017	政府・国際・調整
国内情勢	沖縄	2650	沖縄・復帰
国内情勢	北海道	1837	北海道
裁判	地裁	2849	地裁・判決・訴訟
裁判	判決	2766	判決・被告
事件・事故	逮捕・殺人	5867	逮捕・容疑・疑い・殺人
事件・事故	運転	4107	運転・事故・見合わせ・再開
事件・事故	死亡	3918	死亡・男性・事件
事件・事故	書類送検	2679	書類・送検
事件・事故	遺体	2607	女性・男性・遺体・発見
事件・事故	大阪ビル放火	1981	大阪・ビル・放火
自然災害	熱海土石流	2973	土石流・熱海・被害
自然災害	地震・津波	2379	震度・津波
自然災害	台風・土砂災害	2191	台風・災害・土砂
スポーツ	大会・優勝	4944	日本・優勝・男子
スポーツ	オリンピック・北京	4154	北京・五輪・パラ
スポーツ	オリンピック・メダル	4119	メダル・金・銀・日本
スポーツ	大会	2908	女子・日本・大会
スポーツ	選抜	2768	高校・野球・選抜
スポーツ	オリンピック・選手	2743	選手・オリンピック
スポーツ	大会・決勝	2729	決勝・進出・男子・女子
スポーツ	甲子園	1815	甲子園・開幕・勝利
スポーツ	大会・W杯	1562	最終・日本・W杯
文化	将棋・藤井	2944	藤井・総太・将棋
文化	訃報	2817	死去
文化	囲碁将棋	2457	首位・名人戦・将棋・囲碁
文化	監督	2358	監督・阪神・撮影
文化	賞	1561	賞・受賞・ノーベル

n はトピックに分類された文書数。いずれかのカテゴリへの所属確率が 0.5 以上のものを抽出後、所属確率のもっとも高いトピックを分類結果とした。

学習用データとしてアカウントごとに全文書の 10%を抽出してモデルを学習させて分類器を作成し、残りのデータセットに適用するという方式を用いた。なお本研究では分類が主眼ではないため学習に使ったデータも加えて後の分析に用いた。

文書集合に対してトピック数を 5 から 200 に変化させてグリッドサーチを行い、perplexity と coherence (UMass) を指標として最適なトピック数を求めた。次いで、各トピックにおける代表的な単語を抽出するために、各トピックで上位の重みをもつ単語群、および分類後各トピックに属する文書における上位頻出語を出力した。トピックの分離を妨げている単語があった場合はストップワードに追加して再度トピック数の決定および代表的な単語の抽出を行った。

3. 結果

3.1 トピックの分類

LDA を行った結果、80 のトピックが抽出された。このうち、内容の理解に寄与しない単語群からなる解釈不能なトピック、および全く異なる複数の主題が混合しているトピックを除外し、最終的に 54 のトピックを分析に用いた。各トピックについて大まかな上位カテゴリ（「政治」「経済」「新型コロナ」「国際情勢」「国内情勢」「事件・事故」「裁判」「自然災害」「スポーツ」「文化」）を設定し、トピックをグループ化した。各カテゴリ、トピック、およびトピックの代表的な単語を表 3.1 に示す。

2019 年に発生した新型コロナウイルス感染症 (COVID-19) は 2022 年の段階でも世界的な流行が続いており、新型コロナウイルス関連のトピックが複数抽出された。ただし感染については複数トピックが抽出され、頻出語の観点からは明瞭に区別できなかったため便宜的に「感染 1」～「感染 4」と命名した。また、2021 年に東京オリンピック、2022 年に北京オリンピックが開催されたことからオリンピックに関するトピックが複数抽出された。国際事情では、2022 年 2 月にロシアがウクライナに侵攻したことにより、ウクライナとロシアに関わるトピックが複数抽出された。その他、2021 年 7 月に熱海で起きた土石流災害、2021 年 12 月に大阪で起きたビル放火事件など、報道で大きく扱われた事件が個別のトピックとして抽出された。

3.2 カテゴリ、トピックとユーザの反応

カテゴリへの所属確率が 0.5 以上のつぶやきを抽出し、リツイート、いいね、リプライ、引用といったユーザの反応の平均値を算出した (表 3.2.1)¹。その結果、カテゴリによって反応のパターンが異なっていた。

政治カテゴリにおいてはいずれの反応においても高い水準であり、特に引用とリプライは他のカテゴリに比べ顕著に多かった。新型コロナや国際情勢といったカテゴリにおいてはリツイート、いいねは高い水準であるものの、リプライ、引用は中程度の水準であった。自然災害や事件・事故といったカテゴリにおいてはリツイート、いいねは高い水準であるが、リプライは比較的低水準で、引用は中程度だった。スポーツや文化カテゴリにおいては、いいねは高水準であるが、リツイートは中程度、リプライ・引用はいずれも低水準であった。

表 3.2.1 カテゴリとユーザの反応

カテゴリ名	リツイート数	いいね数	リプライ数	引用数
政治	72.2	152.4	26.5	26.9
経済	30.5	52.3	5.0	10.3
新型コロナ	99.2	112.0	9.5	14.5
国際情勢	73.5	167.6	14.1	12.4
国内情勢	44.4	101.3	3.9	6.1
裁判	47.4	78.6	5.5	7.7
事件・事故	66.4	94.5	5.8	13.2
自然災害	105.7	138.0	5.2	13.0
スポーツ	39.7	132.3	5.3	6.9
文化	60.4	114.7	3.5	9.8

値は平均値。データバーは各列最大値を基準とした割合。

¹ 「無作為につぶやきを選出した際の期待値」という観点から平均値を代表値として用いた。中央値は外れ値に対して頑健であるという性質を持つが、同時に極端な値の情報が失われてしまうため Twitter のつぶやきのような反応量の極端に多いつぶやきがある程度の代表性を持つケースでは必ずしも適切ではない。

次にトピックごとの反応を表 3.2.2 に示した。政治カテゴリでは、内閣・首相、政党・野党、内閣といったトピックでいいね、リプライ、引用が高い水準であった。新型コロナウイルス関連のカテゴリでは、「感染3」においてリツイート、いいね、リプライ、引用が高い水準であったほか、ワクチンのトピックに対するリプライや引用が高い水準であった。国際情勢カテゴリにおいては、ウクライナや中国に関わるトピックでいいねが高い水準であった。さらにカテゴリの内部では、中国、韓国、政府といったトピックにおいてリプライおよび引用が比較的多かった。またスポーツカテゴリにおいてはオリンピックに関わるトピックでいいねが多く、カテゴリ内のトピックに比べて全体的に反応の水準が高かった。次いで大会に関わるトピックでいいねが多かったが、リプライ・引用はオリンピックに関連するトピックに比べて少ない水準であった。文化については、訃報に対する反応がいずれもカテゴリ内でもっとも高い水準であった。

表 3.2.2 トピックとユーザの反応（平均値）

カテゴリ	トピック	リツイート	いいね	リプライ	引用	カテゴリ	トピック	リツイート	いいね	リプライ	引用
政治	議員	44.4	97.6	4.8	8.7	国内情勢	沖縄	80.0	169.1	8.7	12.8
	政党・野党	82.8	183.4	31.4	28.4		北海道	69.7	140.4	8.6	12.1
	内閣・首相	78.4	186.6	34.0	30.2	裁判	判決	67.6	115.7	10.9	14.0
	政党・与党	55.3	140.2	15.4	15.0		地裁	59.3	106.4	8.9	12.3
	内閣	82.9	186.3	16.7	20.4	事件・事故	逮捕・殺人	82.6	119.9	9.2	19.2
経済	金利・為替	31.9	57.9	5.7	8.6		運転	66.6	94.0	6.2	11.0
							遺体	70.5	119.1	7.1	13.9
新型コロナ	まん延防止・緊急事態宣言	64.2	91.5	8.4	13.8		死亡	62.2	89.0	6.7	11.7
	感染1	76.5	106.1	8.5	11.6		書類送検	62.9	110.4	5.4	10.8
	ワクチン	85.7	137.7	16.0	20.7		大阪ビル放火	45.6	73.0	6.6	9.3
	感染2	108.1	126.5	11.0	16.6	自然災害	熱海土石流	73.0	112.4	7.1	11.2
	感染3	172.3	199.4	19.6	29.7		地震・津波	118.2	156.4	6.0	13.6
	感染4	86.2	88.4	8.6	13.0		台風・土砂災害	89.1	116.3	5.6	13.9
	医療体制	71.6	116.4	9.9	12.4	スポーツ	オリンピック・北京	62.5	147.4	14.7	16.3
国際情勢	オミクロン株	52.2	85.0	9.3	10.9		選抜	40.2	100.9	6.0	8.3
	アフガニスタン	57.3	104.5	7.2	10.4		大会・優勝	35.2	101.0	4.6	6.4
	米国	55.4	155.4	10.2	9.4		オリンピック・選手	82.7	189.9	13.6	14.6
	北朝鮮	65.0	131.7	14.1	12.1		大会・W杯	45.6	117.8	7.5	7.9
	日米	70.4	165.3	14.7	14.6		大会	38.7	120.9	5.3	6.7
	中国	85.5	175.1	16.1	19.1		大会・決勝	46.0	167.4	5.4	6.3
	ウクライナ情勢・軍	100.0	202.9	13.9	13.1		甲子園	35.2	64.5	4.5	6.6
	米中・台湾	83.0	218.1	14.6	11.9		オリンピック・メダル	62.0	219.1	8.4	15.1
	首脳	37.0	91.9	10.7	8.8	文化	将棋・藤井	56.9	117.8	5.6	9.9
	ウクライナ情勢・侵攻	103.3	240.3	16.8	17.0		囲碁将棋	31.0	61.8	3.9	5.0
	韓国	57.8	145.9	24.4	15.3		訃報	94.8	150.0	8.9	18.4
	ロシア・制裁	90.5	219.3	15.2	13.8		賞	43.5	126.3	4.8	6.8
	政府	86.9	177.7	18.9	24.7		監督	48.8	99.5	4.4	7.3
	中国・海洋	108.5	213.3	12.6	14.9						

値は平均値。データバーは各列最大値を基準とした割合。

3.3 ユーザの反応のパターン

リツイート、いいね、リプライ、引用といったユーザの反応のパターンを調べるために、まず各反応同士の間関係数を求めた（表 3.3）。すべての反応で順位相関・積率相関のいずれも 0.5 以上の高い正の相関が得られた。この結果は、そもそも注目を集めたつぶやきは反応されやすいということを反映していると考えられる。特にリツイートといいねの間には 0.84-0.92 と非常に強い相関関係が得られた。また、積率相関ではリプライと引用の間に比較的高い相関関係が得られた。このことはリツイートといいねは類似した特性を持ち、リプライと引用が比較的似た特性を持っていることを示唆するものである。

表 3.3 SNS 上の反応パターン間の相関関係

	リツイート	いいね	リプライ	引用
リツイート	-	0.84	0.56	0.69
いいね	0.92	-	0.50	0.51
リプライ	0.70	0.69	-	0.76
引用	0.77	0.73	0.73	-

右上は Pearson の積率相関係数、左下は Spearman の順位相関係数。データはトピックモデルの構築に用いたすべてのつぶやきを用いた。

カテゴリレベルの反応の平均値を用いて主成分分析を行った (図 3.3.1)。第一主成分は全体的な反応の量を示していると解釈できる。第二主成分については、リプライや引用といった発言を伴う反応なのか、リツイートやいいねといった発言を伴わない反応なのかを示していると解釈できる。反応の量の観点からは、政治や新型コロナ、国際情勢、自然災害といったカテゴリでは比較的反応の量が多く、経済や裁判、国内情勢といったカテゴリでは比較的反応の量が少なかった。また、発言の有無という観点からは、政治や経済といったカテゴリでは発言をともなう反応 (i.e, リプライ、引用) が優勢であり、自然災害や文化・スポーツ、国内情勢では発言をともなわない反応 (i.e., リツイート、いいね) が優勢であった。全体的に見ると、政治カテゴリは反応高・発言高、自然災害は反応高・発言低、文化・スポーツ・国内情勢は反応低・発言低、経済は反応低・発言高といった特徴を持っていた。

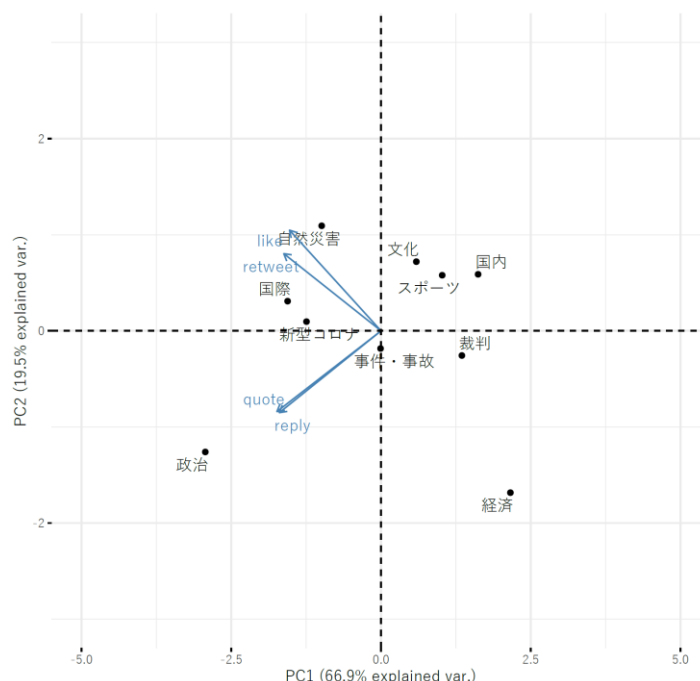


図 3.3.1 カテゴリと反応のパターン
対数化した平均値を用いて主成分分析を行った結果。

トピックと反応のパターンについて調べるため、同様の分析をトピックについても行った (図 3.3.2)。その結果、カテゴリの場合と同様、第一主成分に反応の量、第二主成分に発言の有無と解釈できる結果が得られた。一方で、同じカテゴリに分類したトピックでも布置の異同がみられ、新型コロナウイルスに関わる話題でも感染に関わるトピックでは発言を伴わない反応が多い一方でワクチンやオミクロン株といったトピックでは発言を伴う反応が多かった。また、国際情勢に関わる話題でも、韓国や北朝鮮といったトピックでは発言を伴う反応が多かった一方で、台湾や中国・海洋、ウクライナ情勢に関わるトピックでは発言を伴わない反応が多かった。

4. 考察

本研究では、SNS 上ユーザーにおける反応パターンの特徴を明らかにするために、つぶやきからトピックを抽出し、各トピックとその反応 (リツイート・いいね・リプライ・引用) の関係を検討した。

その結果、トピックによって反応パターンが異なることが明らかとなり、全体的な反応の量および、発言を伴う反応の有無によってトピックが特徴づけられた。反応量が多いトピックの中でも、政治 (内閣・首相、政党・野党) や新型コロナ対策 (ワクチン、まん延防止・緊急事態宣言) など、様々な意見や立場を含むトピックについては発言を伴う反応が多い傾向があり、一方で自然災害 (地震・津波、台風・土砂災害) や新

型コロナ情勢 (感染)、国際情勢 (ウクライナ情勢、中国) などといった危機や脅威に関するトピックについては発言を伴わない傾向が示された。

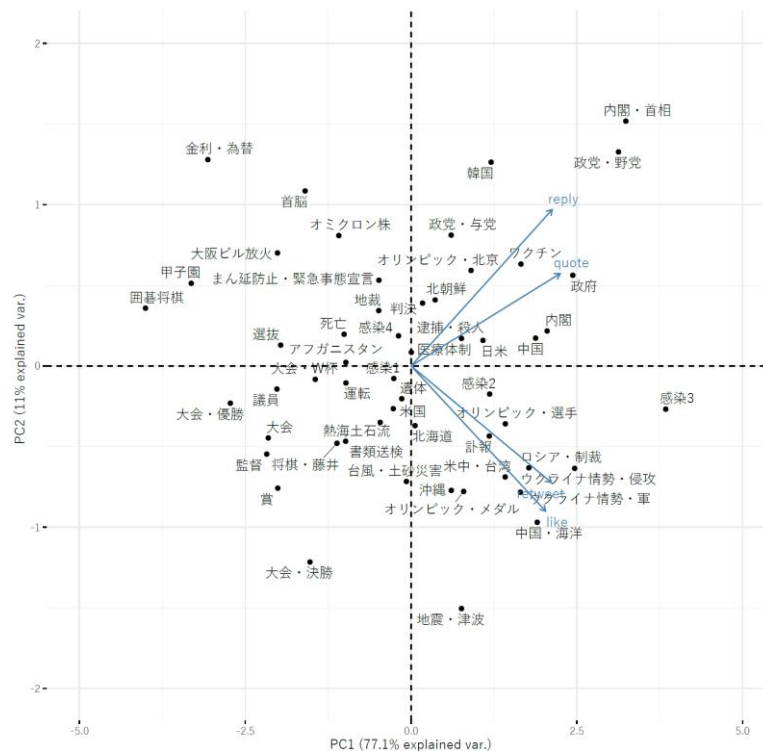


図 3.3.2 トピックと反応のパターン

対数化した平均値を用いて主成分分析を行った結果。

これらの傾向は、前者は意見の対立を生じやすいという「論争的な価値」、後者は危機を広く知らせるといふ「情報的な価値」という、投稿内容の質的に異なる側面を示していると解釈できる。ユーザ側から考えれば、情報的な価値を持つつぶやきについては他者に伝えたり自身で活用するためにリツイートやいいねなど比較的受け身的な行動を使う一方、論争的価値を持つ話題については、話題に参加すなわち「口を挟む」ためにリプライや引用といったアクティブな行動を使って自らの意見や立場を表明しているという可能性を示している。

このことは、異なる価値を持つ投稿の拡散について異なるメカニズムが働く可能性を示唆する。すなわち、情報的な価値を持つつぶやきはリツイートを通して直線的に広がっていくのに対して、論争的な価値を持つつぶやきは元のつぶやきに対して様々なユーザがリプライや引用を行うことでさらに論争的価値が高まり、他ユーザからの発言を伴う反応を呼び込みやすくなっていくというフィードバックがあると考えられる。ただし、両者は排反ではないため、それぞれ重みによって実際の拡散過程は異なるだろう。これまで SNS におけるユーザの反応が持つ機能は心証や事例ベースで議論されることはあったが、そのことをデータから実証的に示したという点に本研究の意義がある。

また、リプライや引用といったリプライ行動を「話題への参加」という観点でとらえることは有益であるかもしれない。なぜなら、SNS 上の行動という文脈特異的な行動から、より人間の一般的な心理・行動の問題へと還元することにより、既存の社会心理学的研究の知見を援用することができるからである。衝突や分断、炎上という、ともすれば悪意や敵意を持ったユーザ同士のやりとりを想定しがちであるが、もしその端緒となるリプライ行動が個々のユーザにとっては単なる話題への参加という程度の動機に過ぎないのであれば、議論の場をファシリテーターが整えるように、SNS 上のコミュニケーションの構造を適切に設計することで、より平和的・友好的な事態の経過を期待できるかもしれない。

異なるコミュニケーション様式を持つ者同士の接触は、衝突・対立・分断をもたらすネガティブな可能性を伴うと同時に、新たなネットワークの広がりや交流の場を作り出すポジティブな可能性も期待される。近

年はネガティブな側面が取り沙汰されがちであるが、時空間を超えたネットワークの広がりには SNS が持つ元来的な価値のひとつであった。このような可能性を改めて見出したことにも本研究の意義があるだろう。

本研究の限界として、まずトピックの抽出の問題がある。Twitter のつぶやきには 140 字の字数制限があり、各文書に含まれる名詞数が少ないため、今回の分析でもトピックが混淆して抽出されたり、解釈が困難なトピックが現れたりした。そのため、文書集合の特徴を平均的にはとらえているものの、細部において適切でない分類が行われている可能性はある。また、トピックとして抽出されていない日常的な話題などの重要な主題が洩れているという問題もある。この点については、人手でコーディングした結果を教師データとして分類器を作成しつつつぶやきの種類を分類するといった手法と組み合わせることで、結果の妥当性を担保していく必要があるだろう。また今回は、報道系アカウントのつぶやきとその反応を対象に分析を行った。これらは Twitter 上で観察される多様なつぶやきの部分集合に過ぎず、今回扱わなかった種類の子ぶやきにまで得られた知見が適用可能かという点については議論の余地があるだろう。この点については、より広い範囲の子ぶやきを対象にして同様の分析をすることにより知見の頑健性を検証することが求められるだろう。

2023 年現在において、Twitter 等の SNS 上では様々な分断や対立、炎上が日々生じており、この状況から希望的な SNS の未来を抱くことは残念ながら難しい。しかしながら、人々の行動のデータを解きほぐし、事態の改善に至るヒントを集め、その道筋を明らかにしていくことは、計算社会科学に求められる大きな役割のひとつであると考えられる。

謝辞

本研究は公益財団法人電気通信普及財団の研究調査助成による支援を受け実施された。

引用文献

- Bourhis, R. Y., Moïse, L. C., Perreault, S., & Senécal, S. (1997). Towards an interactive acculturation model: A social psychological approach. *International Journal of Psychology*, 32(6), 369-386.
- Honnibal, M., Montani, I., Van Landeghem, S., Boyd, A. (2020). spaCy: Industrial-strength Natural Language Processing in Python.
- 小林哲郎. (2012). ソーシャルメディアと分断化する社会的リアリティ. 人工知能, 27(1), 51-58.
- Markus, H. R., & Kitayama, S. (1991). Culture and the self: Implications for cognition, emotion, and motivation. *Psychological Review*, 98(2), 224-253.
- 松田寛・大村舞・浅原正幸. (2019). 短単位品詞の用法曖昧性解決と依存関係ラベリングの同時学習. 言語処理学会第 25 回年次大会発表論文集, 201-204
- 三浦麻子. (2021). 識者に学ぶ インターネット・コミュニケーションの留意点. 日本政策金融公庫調査月報: 中小企業の今とこれから, (150), 30-35.
- Řehůřek, R., & Sojka, P. (2010). Software framework for topic modelling with large corpora. *Proceedings of the LREC 2010 Workshop on New Challenges for NLP Frameworks*.45-50.
- 笹原和俊・杜宝発. (2019). ソーシャルメディアにおける道徳的分断: LGBT ツイートの事例. 社会情報学, 8(2), 65-77.
- Sam, D. L., & Berry, J. W. (2010). Acculturation: when individuals and groups of different cultural backgrounds meet. *Perspectives on Psychological Science*, 5(4), 472-481. doi:10.1177/1745691610373075
- 総務省情報通信政策研究所. (2022). 令和 3 年度情報通信メディアの利用時間と情報行動に関する調査報告書.
- Thomson, R. and Ito, N. (2012). The effect of relational mobility on SNS user behavior: A study of Japanese dual-users of Mixi and Facebook. *The Journal of International Media, Communication, and Tourism Studies*, 14, 3-22.
- Triandis, H. C. (1995). *Individualism and Collectivism*. Westview Press
- 植田智明・折原良平・清雄一・田原康之・大須賀昭彦. (2015). ユーザーの期待する反応に応じたツイート分類. 第 29 回人工知能学会全国大会. 於: 公立はこだて未来大学.
- 山口真一. (2015). ネット炎上の実態と政策的対応の考察—実証分析から見る社会的影響と名誉毀損罪・制限的本人確認制度・インターネットリテラシー教育の在り方—. 情報通信政策レビュー, 11, 52-74.

滞留人口の大きい 500 メートルメッシュを持つ地域の特徴に基づく対策が 2020 年の日本において新型コロナの抑制が可能であったかもしれない可能性

統計数理研究所 外来研究員 下野寿之

概要: 2020 年の日本において、3 月と 7 月に日本では新型コロナの感染者の増加が抑制できず発生を止められない時期が存在した(緊急事態宣言の目標が達成できなかった)が、その大きな原因として東京・大阪など全国の他のどこよりも人が多数集まる繁華街の存在もしくはそれに交絡する要因の存在が考えられる。その様子を調べるため、携帯電話の位置情報から推定される 500 メートルメッシュごとの滞留人口を 1 平方キロメートル当たりの人口密度 D に換算し、モデリングとして 1 人の人が 1 時間で新型コロナに感染する確率は $f(D)$ であり、 $f(x) = \sum \{ c(k) \times \text{ReLU}(x - 50 \times 1.03^k) \mid k=0,1,2,\dots \}$ のように表されると見なして、滞留人口のデータ及び 47 都道府県ごとの感染者数および東京都内の 62 個の各市区町村の感染者数のデータをよく再現する f を推定した。結果、 D が約 2 万人を超えるところで感染の半数が発生したこと、 D が増大すると感染確率は急激に上昇することが分かった。

1. 導入 — 前提となるデータの説明

1.1 500 メートルメッシュ(4 次メッシュ)

標準メッシュコードは JIS X0410 で定められた規格であり、日本を含む北緯 $0^\circ \sim 66^\circ 40'$ かつ東経 $100^\circ \sim 180^\circ$ の範囲で、約 80km、約 10km または約 1km のほぼ正方形の領域を指定できる(1 次メッシュ、2 次メッシュ、3 次メッシュ)。これらをさらに細分化した分割メッシュの一つとして、500 メートルメッシュと呼ばれる緯度方向に 160 分の 1 度、経度方向に 240 分の 1 度ごとに区切られた一辺の長さがほぼ 500 メートルの「2 分の 1 メッシュ」(それらの区切られた各領域は 9 桁の数値が割り振られている) [1] も制定されている(以下では「500m メッシュ」もしくは単に「メッシュ」と呼ぶ)。

1.2 モバイル空間統計

モバイル空間統計(株式会社 NTT ドコモの登録商標である) [2] のデータは、匿名化された各携帯電話の位置情報を元に、1 時間ごとに各 500m メッシュに何人の人がいたか(滞留人口と呼ぶ)を推定したデータを提供する。データは 4 タイプのテーブル形式で csv データとして提供され、各日時の各メッシュに対して、年齢帯性別ごと・居住地の都道府県ごと(47 通り)・居住地の自治体ごと(約 1900 通り)・それら年齢性別居住地を区別しない滞留人口の

値を得ることができる。ただし、15 歳未満と 80 歳以上の人のデータは集計されない。2020 年初めからの約 3 年分のデータを我々は受けており、合計の行数(レコード数)は約 200 億行であり、それらを SQL 文で集計できるように、Google 社の BigQuery に格納している。

1.3 メッシュから分かる人の集まり具合の様子

地理情報ソフトの QGIS [3]を用いて、モバイル空間統計の滞留人口のデータをプロットすると(図 1 は 2020 年 7 月 18 日(土)19 時の東京都の中心付近およそ数十 km を表し、滞留人口を円の面積に比例。各円は約 500m おき)、人が集中するのは、大都市のターミナル駅の周辺 1km 程度である。他に同じ方法で描いた地図から、人が特に集中するのは、大きな駅の他に、大きな野球場や大きな遊園地(ディズニーランドなど)に限られることも分かった。

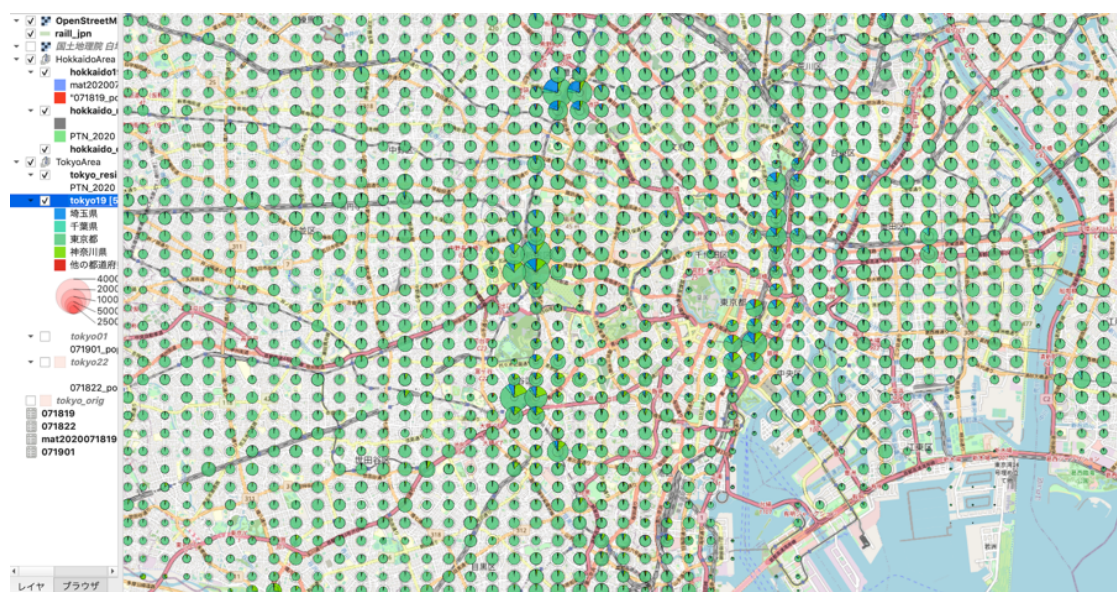


図 1 2020/7/18(土)の 19 時のメッシュごとの滞留人口。居住都道府県で円内を色分け。

なお、図中の各円は円グラフであり、各人の居住都道府県ごとに別所で割合を表している。東京都より他の都道府県に住む人が滞在する(異なる居住地の人の混合が発生する)場所は、主に大きな駅(池袋、新宿、渋谷、東京、上野)から 1km 程度以内であることも分かる。

次に、「各人の同じ 500m メッシュ」に何人の人がいるかで「集まり具合」を考察することにする。2020 年 7 月 15 日(水)12 時の、データに現れた約 50 万個の全国のメッシュの滞留人口の各値を、縦軸をパーセンタイル値(対数軸で 10 人から 3 万人)、横軸をパーセント・ランク(0%から 100%で値の相対位置を表す)をプロットすると、図 2 の左の図のようになる。これを、各メッシュに対して、それぞれの滞留人口に比例させた重みを付けて、横軸の相対位置を調整すると図 2 の右のグラフのようになる。

右と左のグラフを比較すると、1000 人以上のメッシュは約 5%しかないが、それらのメッシュに全員の人の約 50%がいることが分かる。同様に、1 万人以上のメッシュは 1%も存在しないが、人口に対する割合で考えると、そのメッシュにいる人は約 5%も該当することが分かる。この右側のグラフでの 25%点と 50%点と 75%点と 90%点と 95%点は、約 300 人、約 1000 人、約 2000 人、約 5000 人、約 1 万人である。これら各メッシュの人数の値の大小に対応して、その土地の雰囲気や商業形態は、値が近ければ似通り、値が大きく違うと様子が大きく異なるであることは、想像が容易であろう。

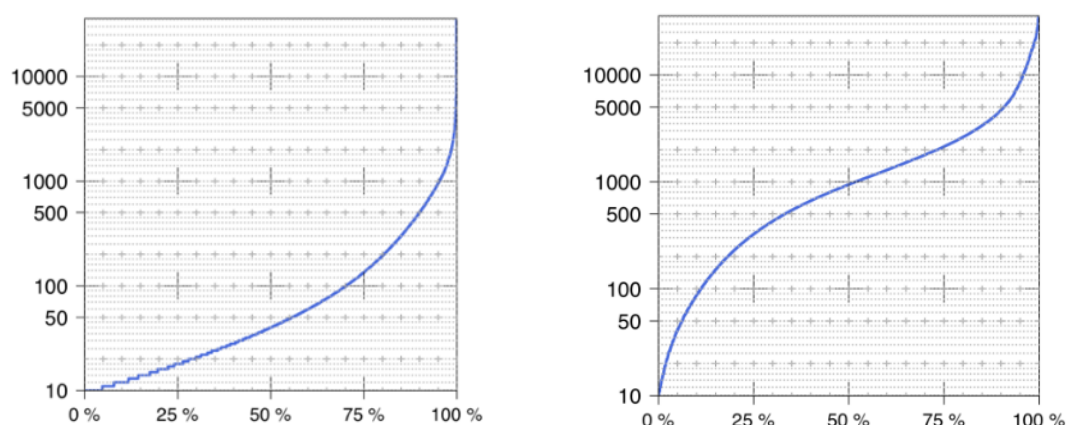


図 2 各メッシュの滞留人口の分布を表す。右は、滞留人口で各メッシュを重み付け。

図 2 の右側のグラフの考え方(すなわちメッシュの重みを滞留人口に比例させる)で、日本全国の各都道府県で分けて考えて、メッシュの滞留人口の値の百分位点をプロットすると、図 3 のようになる。縦軸は対数軸の滞留人口である。各都道府県において、縦方向に上から百分位点の 100%値(最大値)~0%値を点(1%ごと)、短い横線(5%ごと)、丸(25%ごと)で示した。東京や大阪の最大値は約 3.5 万人、島根の最大値は約 2200 人と少なく、沖縄は約 9500 人と意外と多いことが読み取れる。なお、500m メッシュの面積は緯度によって異なり、北緯 24° で約 0.29km²、北緯 45° で約 0.22km² である(1km²あたりの人口密度とするには各 500m メッシュの km²で表された面積の値の逆数を、そのメッシュの滞留人口に乗じる必要がある)。



2020 年において、新型コロナウイルスの感染者数は、地域ごとに大きな違いが見られた(表 1 参照。元のデータは [4])。東京都と大阪府で特に感染者が多いこと、時々大きなクラスターが特定の年代や都道府県で発生したことが分かる。

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47				
週の開始日 (日曜から土曜)	北海道	青森県	岩手県	宮城県	秋田県	山形県	福島県	茨城県	群馬県	栃木県	埼玉県	千葉県	東京都	神奈川県	新潟県	富山県	石川県	福井県	山梨県	長野県	岐阜県	静岡県	愛知県	三重県	滋賀県	京都府	大阪府	兵庫県	奈良県	和歌山県	鳥取県	島根県	岡山県	広島県	山口県	徳島県	香川県	愛媛県	高知県	福岡県	佐賀県	長崎県	熊本県	大分県	鹿児島県	沖縄県					
2020-01-12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
2020-01-19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
2020-01-26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
2020-02-02	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
2020-02-09	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	3	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	
2020-02-16	16	0	0	0	0	0	0	0	1	0	3	5	16	13	0	0	2	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	3	0	0	0	0	0	0	
2020-02-23	51	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	4	11	8	0	0	3	0	0	2	1	1	14	0	1	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	
2020-03-01	29	0	0	0	0	2	0	1	0	1	5	8	26	17	5	0	0	0	2	1	0	0	40	1	1	5	38	10	3	1	0	0	0	1	1	3	0	0	2	8	1	0	0	1	1	1	1	0	0	0	
2020-03-08	47	0	0	0	0	0	1	0	0	4	23	10	22	12	10	0	1	0	0	1	0	1	52	7	0	9	60	57	4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	
2020-03-15	15	0	0	0	0	0	0	0	3	2	6	21	8	51	25	11	0	1	1	0	1	0	1	21	1	3	6	24	39	0	3	0	0	0	2	0	0	1	1	0	3	0	0	1	12	2	0	1	0	0	1
2020-03-22	10	6	0	1	1	2	0	0	17	6	7	30	10	215	48	4	0	1	1	2	1	16	23	58	4	0	1																								

2. 人口密度による感染確率のモデリングとパラメータ推定

前節で紹介した 500 メートルメッシュごとの滞留人口のデータは緯度のデータから 1 平方キロメートル当たりの人口密度 D に換算することが可能である。ここでは、モデリングとして 1 人の人が 1 時間で新型コロナに感染する確率は $f(D)$ と考え、 $f(x) = \sum \{c(k) \times \text{ReLU}(x - 50 \times 1.03^k) \mid k=0,1,2,\dots\}$ のように表されると見なす。ただし、0～8 時台、9～18 時台、19～23 時の 3 個の時間帯に分けて、それぞれの f を用意した。都道府県ごと、および、東京都内の各自治体の感染者数のデータから、それぞれ、 $c(k)$ の値をリッジ回帰の方法で推定し、関数 f の数値的な性質を調べた。なお、 $\text{ReLU}(x) = x/2 + |x|/2$ であり $x < 0$ で値は 0 で $x \geq 0$ で x となる関数である。

2.1. 2020 年の第 2 波の時期である 7 月初めから 8 月末まで

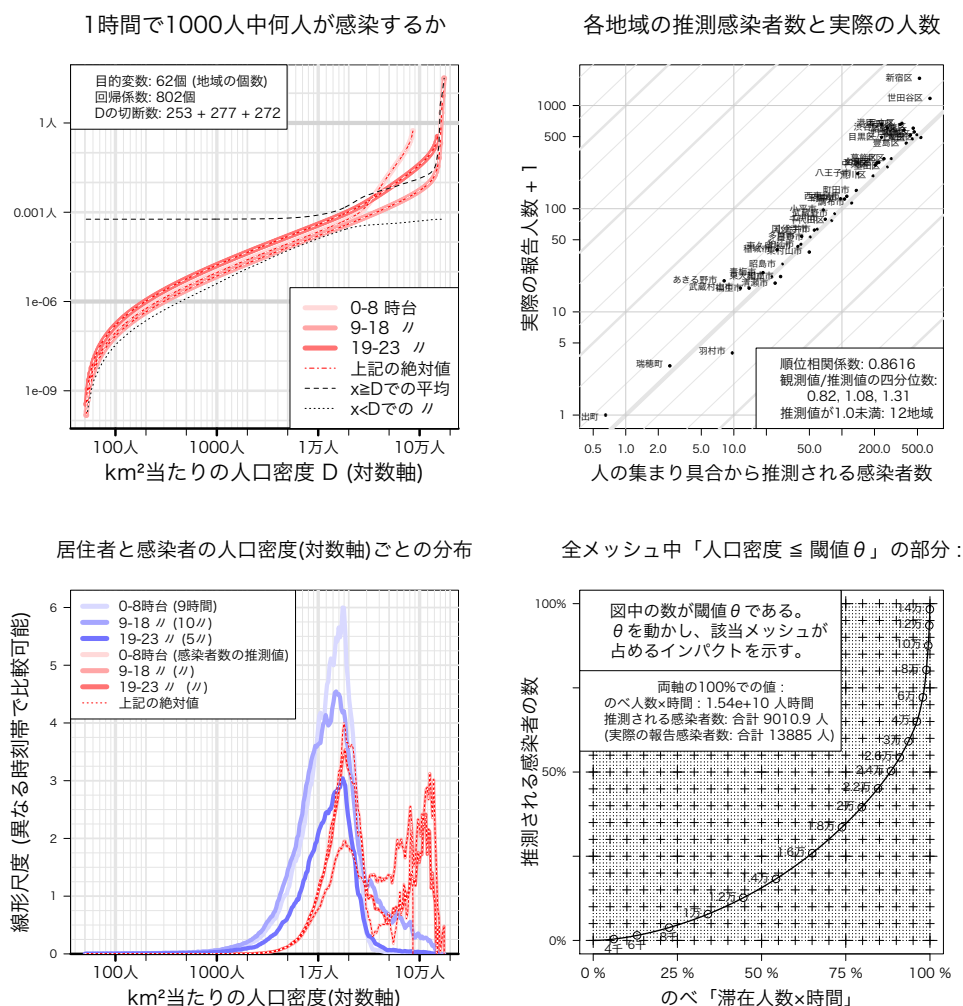


図 4 東京都の 62 個の市区町村での人口密度と感染確率などの関係

この時期に東京都内で感染者は1万3885人発生した。東京都のサイトに記載された62個の各自治体(市区町村)の感染者数を、上記のモデルでfの形を推定した上で、感染者数を予測すると、実際の値をよく再現することなどを確かめた(図4)。

47個の都道府県に対して同じ計算をすると図5のようになる。

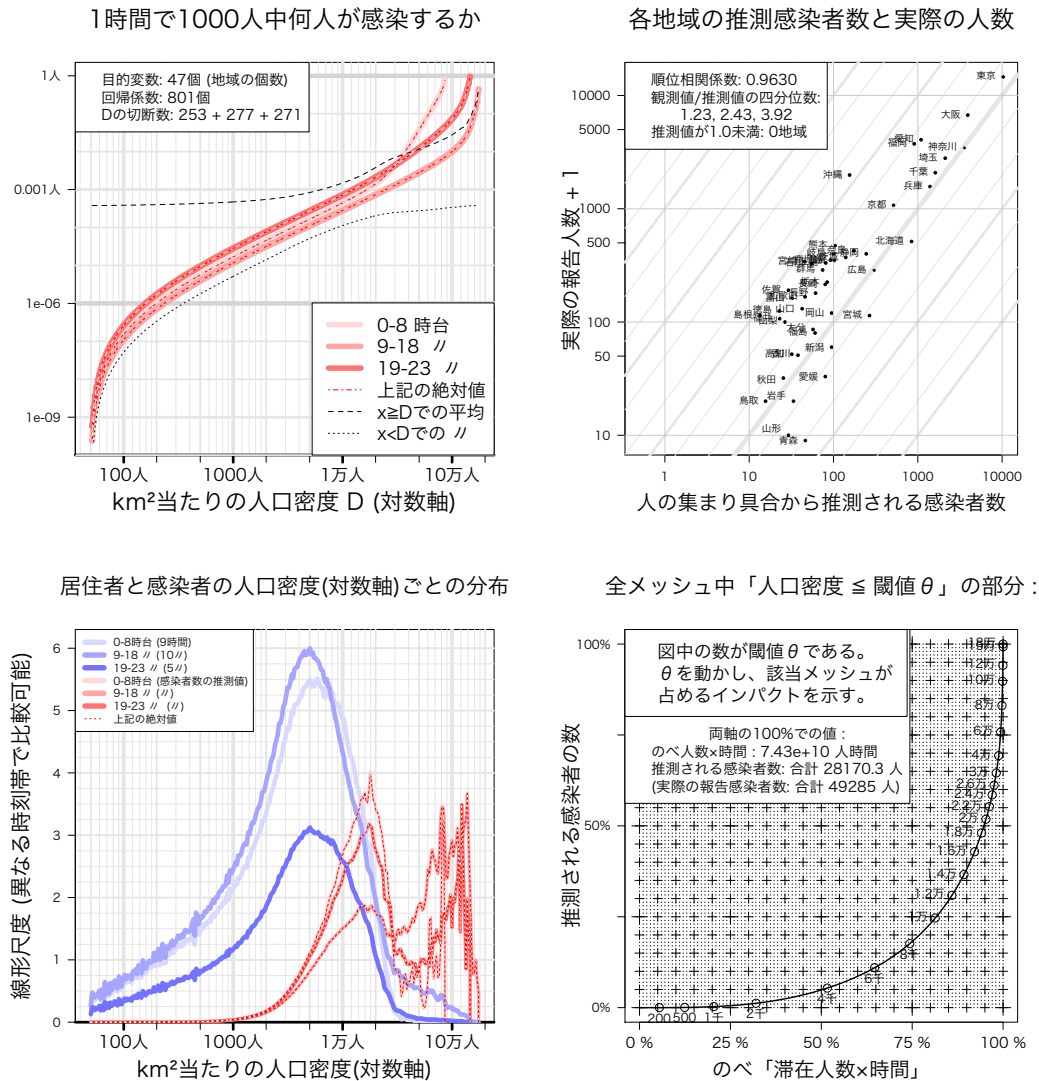


図5 全国の47都道府県での人口密度と感染確率などの関係

3 議論

各人が1時間ある500mメッシュ(人口密度D)に滞在すると新型コロナに感染する確率

f(D)と決まるという仮定し、関数 f を数百個の右にずらした ReLu 関数の線形結合と見なし、その結合係数をリッジ回帰により算出し、いくつかの時期において、都道府県や東京都の各自治体の感染者の数をよく再現すること、および、そこからどのような人口密度の所が感染者全体の多くを占めるかを考察した。(無論、「数が合うからモデルが想定する仮定が正しい」と決まる訳ではない。別の仮定に妥当性があるのでは無いか検討したり、その検討する具体的な方法を考えたりして、逐次比較する必要がある。) モデルから推測された感染者数が現実と異なりが大きい地域については、その異なりの原因を調べる検討が必要である。たとえば沖縄県について、今回のモデルよりも大きな感染者が発生したことについては、沖縄県の市町村ごとに細かく様子を観察したり、遠方からの人の移動を考察する必要があると考えられる。他、年齢層や天候もモデルに取り込むことも考えられる。

謝辞

本研究で使用したモバイル空間統計は、株式会社ドコモ・インサイトマーケティングよりご提供頂きましたので、感謝申し上げます。東京都の各自治体の新型コロナ感染者数の日次のデータの記録を取りそのデータを提供して頂いた電気通信大学の鈴木和幸名誉教授に、感謝申し上げます。

参考文献

- [1] メッシュ統計, 佐藤彰洋, 共立出版 2019.
- [2] 携帯電話ネットワークからの統計情報を活用した社会・産業の発展支援—モバイル空間統計の概要—
https://www.docomo.ne.jp/binary/pdf/corporate/technology/rd/technical_journal/bn/vol20_3/vol20_3_006jp.pdf
- [3] QGIS, A Free and Open Source Geographic Information System, <https://www.qgis.org>
- [4] J.A.G. Japan. Corp. Dashboard & Map of COVID-19 Japan Case, <https://gis.jag-japan.com/covid19jp/>

ソーシャルメディアにおける文化進化： 炎上現象のベイズ統計モデリングによる分析

清水 あおぐ *

笹原 和俊 †

橋本 敬 ‡

概要

本研究では、文化進化理論の枠組みから計算社会科学の手法を用いて、ソーシャルメディアにおける伝達バイアスの存在を明らかにすることを目的とする。因果関係を明らかにする上で利点のある実験研究において道徳バイアス、感情バイアス、成功バイアスの存在が示唆されているが、特定の効果が現実世界でも成り立つのか一般化可能性を明らかにする上で利点のある観察研究では、道徳バイアス、感情バイアスの存在は示唆されていない。そのため、本研究ではウィル・スミスの炎上に関する Twitter のツイートデータとフォロワーデータを組み合わせることによってタイムラインを見たユーザーがどのようなツイートをつぶやくのかを分析することを可能にし、ソーシャル・ネットワーク構造を考慮したベイズ統計モデリングによって分析した。結果として、全体レベルでは、道徳バイアス、感情バイアス、成功バイアスいずれの効果も見られなかったが、コミュニティレベルでは、コミュニティに依存して効果が見られた。このことは、従来の実験研究では示唆されなかったコミュニティレベルの要因が伝達バイアスに影響を与えることを示唆しており、自然に構築されたソーシャルネットワークを分析することができる観察研究特有の示唆であるといえる。

1 導入

「なぜ、ヒトは特異な存在なのか」(Boyd, 2018; Henrich, 2016; Laland, 2018, Hayes, 2018) という問題がある。これは主に文化進化研究において問われてきた。ヒトが特異な存在であると主張される理由として、大規模な協力行動 (Bowles and Gintis; 2011; Boyd, 2018)、コミュニケーション形態の違い (Scott-Philips, 2016)、認知メカニズム (Heyes, 2018)、志向性の共有 (Tomasello, 2016, 2018)、累積的文化 (Mesoudi, 2011; Henrich, 2016; Boyd, 2018; Laland, 2018) などが挙げられる。

加えて、我々を取り巻く時代もまた特異な時代である。Laland(2018) では、適応進化において 3 つの時代を指摘している。生物進化が支配した時代 (約 35 億年前～)、遺伝子-文化共進化が支配した時代 (約 600 万年前～)、そして我々が生きる文化進化が支配する時代 (約 1～2 万年前～) である。文化進化が支配する時代とは、文化的活動によって適応課題が生じるが、生物進化によって解決する前に、文化的活動によって解決されるということである。さらに現代、すなわちデジタル時代 (約 30 年前～) においては、この傾向は加速するといえる。Acerbi(2020) はデジタル時代における 3 つの特徴を挙げている。

1. 利用可能性: インターネットと電子機器の拡散によって、今までにない規模のネットワークにおける文化伝達が可能になった。
2. 不透明性: 偽物のプロフィール、Twitter の Bot、匿名のコメントとレビューなど、オフライン環境と比べて不透明である。

* 北陸先端科学技術大学院大学先端科学技術研究科, s2010082@jaist.ac.jp

† 東京工業大学環境・社会理工学院

‡ 北陸先端科学技術大学院大学先端科学技術研究科

3. 忠実性: デジタルメディアによって、低いコストで素早く利用可能な仕方、忠実な文化伝達が可能になった。

このような特異な環境における人間行動を文化進化という枠組みから分析することが本研究の目的とするところである。加えて、それを実現するために本研究ではデジタル時代において可能になった人々の行動のログデータの分析することによって社会科学的な問題に答える計算社会科学のアプローチを用いる (Salganik, 2019)。

1.1 情報伝達におけるバイアス

文化進化理論では、様々な伝達バイアスが指摘されている (表 1)。

表 1: 文化進化理論における伝達バイアス研究

バイアスの種類	実験研究 (因果関係の特定)	観察研究 (一般化可能性)
感情バイアス	○(Sutubbersfield et al, (2017))	△(Brand et al, 2019)
道徳バイアス	○(Sutubbersfield et al, (2019))	? (研究なし)
成功バイアス	○(Brand et al, (2020))	△(Brand et al, 2019)

伝達バイアスとは、ある特定の文化形質が、その文化形質を持つ個体の特徴や文化形質自体の特徴によって、他の個体に広まりやすくなる現象のことを指す。実験研究では、因果関係の理解という点で利点があるのに対し、観察研究では、結果の一般化可能性を示すという点で利点がある。従来の実験研究では道徳バイアス、感情バイアス、成功バイアスのそれぞれが確認されているが、観察研究においては、道徳バイアスについては研究がなされておらず、感情バイアスと成功バイアスについては結果が見られなかった (Brand et al, 2019)。しかしながら Brand et al(2019) では、ヒットチャートにおける歌詞の感情トレンドを分析しているが、文化形質の持ち主が誰にその文化形質を伝達したのかまでは分析に取り込めていない。そのため本研究では、ツイートデータとフォロワーデータを組み合わせることで、Twitter のタイムラインにおける情報伝達を再現し、個体間の相互作用レベルでの観察研究を行う。

1.2 ソーシャルメディアにおける情報伝達

文化進化理論研究とは別に、ソーシャルメディアにおける情報伝達の研究は計算社会科学においてなされてきた (表 2)。

表 2: 計算社会科学における情報伝達の研究

研究	独立変数	従属変数
Brady et al(2017)	ツイートの内容	リツイート数
Brady et al(2021)	ネットワーク全体の平均的な内容	ツイートの内容
Dehghani et al (2016)	ツイートの内容	ネットワークにおける距離
Moolijman et al (2018)	ツイートの内容	逮捕者数
本研究	閲覧したツイートの内容	ユーザーが書いたツイートの内容

しかしながら、ユーザーがタイムラインで閲覧したツイートの内容が、ユーザーが書くツイートにどのような影響を与えるのかという累積的な情報伝達の観点からなされた研究は、私見の限りないといえる。そのため、本研究では累積的な情報伝達の分析を可能にする新しい手法について提案したい。

1.3 仮説

以上のことから、本研究では文化進化理論の枠組みから計算社会科学の手法を用いて、ソーシャルメディアにおける伝達バイアスの存在を明らかにすることを目的とする。

伝達バイアスにおける実験研究 (Sutubbersfield et al, 2017, 2019, Brand et al, 2020) から、本研究では次の仮説について検証する。

1. 各道徳カテゴリー (擁護、公平性、内集団、権威、純粋) のツイートを見たユーザーはその道徳カテゴリーの内容を継承する。
2. 各感情カテゴリー (ポジティブ感情、ネガティブ感情、不安、怒り、悲しみ) のツイートを見たユーザーはその感情カテゴリーの内容を継承する。
3. 各道徳カテゴリー、各感情カテゴリーの継承において成功バイアス (フォロワー数) が生じる。

2 データセット

本研究では道徳的内容と感情的内容が含まれる期間が短いトピックであるという理由からウィル・スミスの炎上現象を分析対象として選んだ。

ウィル・スミスの炎上データセットを構築するた

めに、Twitter Academic API を使用して”ウィル・スミス”をクエリに 2022 年 3 月 21 日から 2022 年 4 月 24 日までの 289910 ユーザーの 639081 ツイートデータを収集した。ウィル・スミスの炎上とは、日本時間で 2022 年 3 月 28 日に行われた第 94 回アカデミー賞授与式にてウィル・スミスが自分の妻を侮辱したクリス・ロックをビンタするという出来事である。

また、炎上とは、ある個人や企業、グループに対するネガティブな口コミや苦情を含むメッセージが、ソーシャルメディアネットワーク上で突然大量に放出されることとして定義される (Preffer et al, 2014)。そのため、Perspective API を用いてツイートの毒性 (失礼、無礼、不合理なコメントの程度) を測定し、変化点検出を用いてツイート数が突然大量に増えた瞬間を分析対象とした (図 1)。

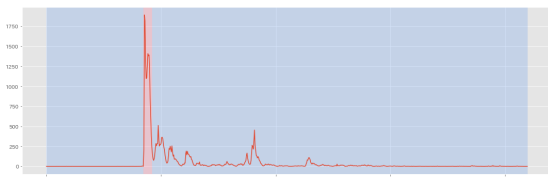


図 1：毒性ツイートの変化点検出
(縦軸が毒性ツイート数、横軸がツイート時間)

Twitter API では、ネットワークデータはリクエスト制限があるため、ウィル・スミスの炎上データセットから URL が含まれたツイートを除去し、リツイート・リプライを除去し、目視で BOT を除いてツイート数が多いユーザー順から 400 ユーザーのフォロワーデータセットを取得した。

そして本研究では、ウィル・スミスの炎上データセットにおけるツイートのユーザー id をフォロワーデータセットにおけるユーザー id とそのユーザーのフォロワーのユーザー id に結合することで分析用データセットを作成した。そして閲覧されたツイートがユーザーが書いたツイートよりも時間関係が前になっているものだけ抽出した。このようにテーブルを操作することによって、ユーザーが閲覧したツイートが、ユーザーが書くツイートにどのように影響を与えるのかについて分析することができ

るようにした。

3 分析

ツイートの道徳性と感情を定量化するために、道徳基盤語辞書と感情語辞書を用いた。

3.1 ツイートにおける道徳の定量化

道徳基盤理論 (Haidt, 2012) では、進化心理学的な観点から、道徳は擁護、公正、内集団、権威、純潔から構成されると主張されている。各道徳は下記のような適応的な意義を持つ。

1. 擁護: 子供を保護しケアする
2. 公正: 双方向の協力関係の恩恵を得る
3. 内集団: 結束力の強い連合体を形成する
4. 権威: 階層性のもとで有益な関係を結ぶ
5. 純潔: 汚染を避ける

このような理論的背景を前提として作成されたのが、道徳基盤語辞書 (Graham et al, 2009) である。本研究では、この日本語版 (Matsuo et al, 2019) を用いた。ワードカウント手法を用いて、ツイートに上記の辞書の語が含まれている場合は 1 とカウントし、含まれていない場合は 0 とカウントした。

3.2 ツイートにおける感情の定量化

心理学的な意味を持つ語を収録した辞書として LIWC がある (Tausczik et al, 2010)。日本語版 LIWC (Igarashi et al, 2022) に含まれている感情に関する語から感情語辞書を作成し、ツイートに含まれる感情を定量化した。ワードカウント手法を用いて、ツイートに上記の辞書の語が含まれている場合は 1 とカウントし、含まれていない場合は 0 とカウントした。

3.3 コミュニティ抽出

フォロワーデータセットから、フォロワーネットワークを作成 (図 2) しコミュニティ抽出を行った、その結果、21 のコミュニティが抽出された。

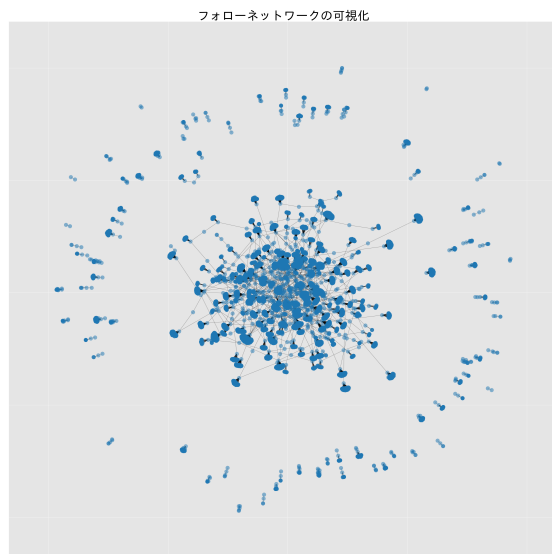


図2：フォロワーネットワーク
(1000 件のサンプリング)

3.4 統計モデリング

ソーシャルメディアにおける行動は人によって異なるということは、容易に想像することができる。ある人はタイムラインに流れてくるツイートに感化されやすいのに対し、別の人はツイートを読み飛ばす傾向があるのかもしれない。また、オンラインソーシャル・ネットワークにおける特定のコミュニティは、そのコミュニティ内において似た特性を持つユーザーが集まっていると考えられる。このようなユーザー異質性、ネットワークコミュニティにおける異質性を含めて分析するため、階層ロジスティック回帰モデルを使用した。

階層ロジスティック回帰モデル (図 3) において、 y_{pred} はユーザーが書いたツイートに道徳語・感情語が含まれるかどうか、 a は切片、 $b1$ は閲覧した道徳語・感情語の効果、 $b2$ はフォロワー数の効果、 $b_interaction$ は閲覧した道徳語・感情語の効果とフォロワー数の効果の交互作用となっている。 a , $b1$, $b2$, $b_interaction$ はユーザーの数だけ推定されている。また、 a , $b1$, $b2$, $b_interaction$ のハイパー事前分布である $a_community$, $b1_community$, $b2_community$, $b_interaction_community$ は、コミュニティレベルの効果であり、コミュニティの数だけ推定されて

いる。さらに a_0 , σ_a , $b1_0$, σ_{b1} , $b2_0$, σ_{b2} , $b_interaction_0$, $\sigma_{b_interaction}$ はそのハイパー事前分布であり、全体レベルの効果である。

4 結果

4.1 道徳語の分析結果

4.1.1 擁護

全体レベルの道徳バイアスの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-1.45, 1.50])。また、成功バイアスの全体レベルの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-0.56, 0.53])。

しかしながら、コミュニティレベルの道徳バイアスの効果については、コミュニティ 0 (95 % CI[0.34, 0.55])、コミュニティ 4 (95 % CI[0.13, 0.34])、コミュニティ 7 (95 % CI[0.48, 0.71])、において有意な効果が見られた。

また、コミュニティレベルの成功バイアスの効果については、コミュニティ 1 (95 % CI[0.00, 0.08])、コミュニティ 12 (95 % CI[0.00, 0.17]) において有意な効果が見られた。

4.1.2 公平性

全体レベルの道徳バイアスの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-1.47, 1.39])。また、成功バイアスの全体レベルの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-0.96, 0.58])。

しかしながら、コミュニティレベルの道徳バイアスの効果については、コミュニティ 0 (95 % CI[0.36, 0.55])、コミュニティ 4 (95 % CI[0.14, 0.32])、コミュニティ 7 (95 % CI[0.46, 0.67]) において有意な効果が見られた。

4.1.3 内集団

全体レベルの道徳バイアスの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-1.49, 1.40])。また、成功バイアスの全体レベルの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-0.69, 0.46])。

しかしながら、コミュニティレベルの道徳バイアスの効果については、コミュニティ 0 (95 % CI[0.31, 0.51])、コミュニティ 4 (95 % CI[0.12, 0.32])、コミュニティ 7 (95 % CI[0.44, 0.66]) において有意な効果

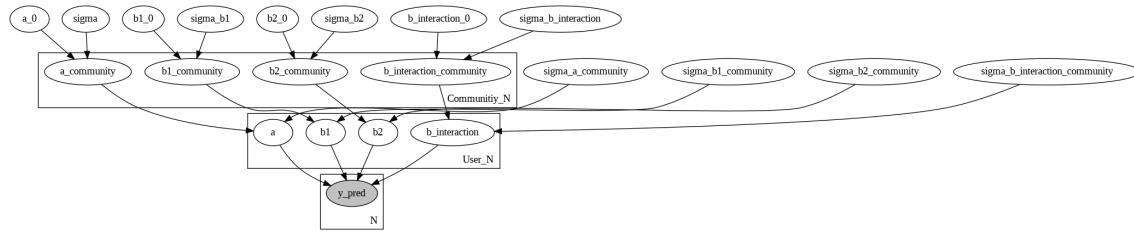


図 3：階層ベイズロジスティック回帰モデル

が見られた。

4.1.4 権威

全体レベルの道徳バイアスの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-1.48, 1.45])。また、成功バイアスの全体レベルの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-0.57, 0.50])。

しかしながら、コミュニティレベルの道徳バイアスの効果については、コミュニティ 0(95 % CI[0.33, 0.53])、コミュニティ 4(95 % CI[0.13, 0.33])、コミュニティ 7(95 % CI[0.48, 0.70]) において有意な効果が見られた。

4.1.5 純粋

全体レベルの道徳バイアスの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-1.49, 1.38])。また、成功バイアスの全体レベルの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-0.76, 0.50])。

しかしながら、コミュニティレベルの道徳バイアスの効果については、コミュニティ 0(95 % CI[0.32, 0.52])、コミュニティ 4(95 % CI[0.09, 0.29])、コミュニティ 7(95 % CI[0.45, 0.66]) において有意な効果が見られた。

4.2 感情語の分析結果

4.2.1 ポジティブ感情

全体レベルの感情バイアスの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-1.48, 1.66])。また、成功バイアスの全体レベルの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-0.57, 0.66])。

しかしながら、コミュニティレベルの感情バイアスの効果については、コミュニティ 0(95 % CI[0.30, 0.52])、コミュニティ 2(95 % CI[0.01, 0.15])、コミュニティ 4(95 % CI[0.20, 0.42])、コミュニティ 6(95 %

CI[0.04, 0.31])、コミュニティ 7(95 % CI[0.42, 0.66]) において有意な効果が見られた。

また、コミュニティレベルの成功バイアスの効果については、コミュニティ 1(95 % CI[0.10, 0.19])、コミュニティ 12(95 % CI[0.00, 0.19]) において有意な効果が見られた。

4.2.2 ネガティブ感情

全体レベルの感情バイアスの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-1.23, 2.01])。また、成功バイアスの全体レベルの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-0.37, 1.23])。

しかしながら、コミュニティレベルの感情バイアスの効果については、コミュニティ 0(95 % CI[0.64, 0.85])、コミュニティ 2(95 % CI[0.33, 0.49])、コミュニティ 3(95 % CI[0.33, 0.49])、コミュニティ 6(95 % CI[0.32, 0.59])、コミュニティ 7(95 % CI[0.68, 0.92])、コミュニティ 8(95 % CI[0.32, 0.52])、コミュニティ 9(95 % CI[0.19, 0.44])、コミュニティ 10(95 % CI[0.05, 0.35])、コミュニティ 11(95 % CI[0.36, 0.67])、コミュニティ 12(95 % CI[0.18, 0.50]) において有意な効果が見られた。

また、コミュニティレベルの成功バイアスの効果については、コミュニティ 0(95 % CI[0.43, 0.54])、コミュニティ 1(95 % CI[0.45, 0.55])、コミュニティ 2(95 % CI[0.28, 0.40])、コミュニティ 3(95 % CI[0.35, 0.45])、コミュニティ 4(95 % CI[0.36, 0.51])、コミュニティ 5(95 % CI[0.44, 0.54])、コミュニティ 6(95 % CI[0.14, 0.36])、コミュニティ 7(95 % CI[0.39, 0.52])、コミュニティ 8(95 % CI[0.51, 0.67])、コミュニティ 9(95 % CI[0.34, 0.53])、コミュニティ 10(95 % CI[0.04, 0.26])、コミュニティ 11(95 %

% CI[0.51, 0.74]), コミュニティ 12(95 % CI[0.62, 0.83]), コミュニティ 13(95 % CI[0.39, 0.60]), コミュニティ 14(95 % CI[0.26, 0.69]), コミュニティ 17(95 % CI[0.03, 0.98]) において有意な効果が見られた。

4.2.3 不安

全体レベルの感情バイアスの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-1.46, 1.38])。また、成功バイアスの全体レベルの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-0.74, 0.51])。

しかしながら、コミュニティレベルの感情バイアスの効果については、コミュニティ 0(95 % CI[0.33, 0.52]), コミュニティ 4(95 % CI[0.09, 0.29]), コミュニティ 7(95 % CI[0.42, 0.64]), において有意な効果が見られた。

4.2.4 怒り

全体レベルの感情バイアスの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-1.44, 1.65])。また、成功バイアスの全体レベルの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-0.50, 0.65])。

しかしながら、コミュニティレベルの感情バイアスの効果については、コミュニティ 0(95 % CI[0.37, 0.58]), コミュニティ 2(95 % CI[0.00, 0.14]), コミュニティ 4(95 % CI[0.19, 0.40]), コミュニティ 6(95 % CI[0.10, 0.37]), コミュニティ 7(95 % CI[0.50, 0.74]) において有意な効果が見られた。

また、コミュニティレベルの感情バイアスの効果については、コミュニティ 1(95 % CI[0.08, 0.16]), コミュニティ 3(95 % CI[0.00, 0.09]), コミュニティ 5(95 % CI[0.03, 0.12]), コミュニティ 8(95 % CI[0.02, 0.15]), コミュニティ 11(95 % CI[0.02, 0.20]), コミュニティ 12(95 % CI[0.06, 0.24]), コミュニティ 13(95 % CI[0.01, 0.18]) において有意な効果が見られた。

4.2.5 悲しみ

全体レベルの感情バイアスの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-1.48, 1.40])。また、成功バイアスの全体レベルの効果について有意な効果は見られなかった (95 % CI[-0.74, 0.54])。

しかしながら、コミュニティレベルの感情バイア

スの効果については、コミュニティ 0(95 % CI[0.33, 0.52]), コミュニティ 4(95 % CI[0.12, 0.32]), コミュニティ 7(95 % CI[0.19, 0.40]), コミュニティ 6(95 % CI[0.10, 0.37]), コミュニティ 7(95 % CI[0.46, 0.68]) において有意な効果が見られた。

5 考察

全体レベルでは、道徳バイアス、感情バイアス、成功バイアスのいずれも有意な効果は見られなかった。しかしながら、コミュニティレベルでは道徳バイアスについてはコミュニティ 0、コミュニティ 4、コミュニティ 7 において、感情バイアスについてはコミュニティ 0、コミュニティ 7 の全てにおいて有意な効果が見られている。加えて、ネガティブ感情の場合は半分近くのコミュニティにおいて感情バイアスと成功バイアスが観察されている。

このことから、ソーシャルネットワークにおけるコミュニティに関連する要因が影響を与えていることが推測される。例えば、同じ趣味や目的を持つクラスター、あるいはコミュニティにおける仲の良さというものが考えられる。

そのため、いかなる要因が影響を与えているのか、さらなる探索的分析を行うことによって検討する必要がある。

また、本研究の結果については、下記の点において留意する必要がある。

1. すべてのユーザーのフォロワーデータを取得することができなかったこと、アルゴリズムによるツイート表示を分析に加えることができなかったことなど Twitter における情報伝達の分析は限定的なものにとどまっている。
2. マスコミュニケーションや日常生活でのコミュニケーションなど本研究では分析に加えることができなかった外生変数が存在する。
3. 個別の閲覧ツイートが個別の書かれたツイートに与える影響という多対多関係の分析となっている。
4. 辞書を用いて分析しているため、語が心理学的な意味のまとまりを表しているという仮定が成

り立っている必要がある。

6 結論

本研究では、ソーシャルメディアにおいて伝達バイアスが生じるかどうかについて検証した。検証する上で、ツイートデータとフォロワーデータを組み合わせることによって、タイムラインを見たユーザーがどのようなツイートをつぶやくのかを分析することを可能にし、ソーシャル・ネットワーク構造を考慮した統計モデリングによって分析を行った。結果として、道徳バイアス、感情バイアス、成功バイアスいずれの全体レベルでの効果は見られなかったものの、コミュニティレベルでは、コミュニティに依存した効果が見られた。この結果は、伝達バイアスに影響を与えるコミュニティレベルの要因が存在することを示唆しており、これは自然に構築されたソーシャル・ネットワークを分析することができる観察研究特有の示唆であるといえる。

参考文献

- [1] Acerbi, A. (2019). *Cultural Evolution in the Digital Age*. Oxford, New York: Oxford University Press.
- [2] Boyd, R. (2016). *A Different Kind of Animal: How Culture Made Humans Exceptionally Adaptable and Cooperative*. Princeton: Princeton University Press.
- [3] Brady, W. J., Wills, J. A., Jost, J. T., Tucker, J. A. Van Bavel, J. J. (2017). Emotion shapes the diffusion of moralized content in social networks. *Proc Natl Acad Sci USA* 114, 7313–7318.
- [4] Brady, W. J., McLoughlin, K., Doan, T. N. Crockett, M. (2021). How social learning amplifies moral outrage expression in online social networks. *Science Advances* 7, eabe5641.
- [5] Bowles, S., Gintis, H. (2011). *A cooperative species: Human reciprocity and its evolution*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- [6] Brand C. O., Acerbi A., Mesoudi A. (2019). Cultural evolution of emotional expression in 50 years of song lyrics. *Evolutionary Human Sciences*, 1, E11.
- [7] Brand, C. O., Heap, S., Morgan, T. J. H., Mesoudi, A. (2020). The emergence and adaptive use of prestige in an online social learning task. *Scientific Reports*, 10(1), 12095.
- [8] Dehghani, M., Johnson, K., Hoover, J., Sagi, E., Garten, J., Parmar, N. J., Vaisey, S., R. Iliev, R., Graham, J. (2016) Purity homophily in social networks. *J. Exp. Psychol. Gen.* 145, 366–375.
- [9] Graham, J., Haidt, J., Nosek, B. A. (2009). Liberals and conservatives rely on different sets of moral foundations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 96, 1029–1046.
- [10] Haidt, J. (2012) *The Righteous Mind: Why Good People Are Divided by Politics and Religion*.
- [11] Heyes, Cecilia. (2018) *Cognitive Gadgets: The Cultural Evolution of Thinking*. Belknap Press.
- [12] Henrich, J. (2016). *The Secret of Our Success: How Culture Is Driving Human Evolution, Domesticating Our Species and Making Us Smarter*. Princeton: Princeton University Press.
- [13] Igarashi, T., Okuda, S., Sasahara, K. (2021). Development of the Japanese Version of the Linguistic Inquiry and Word Count Dictionary 2015 (J-LIWC2015).
- [14] Laland, K.N. (2018). *Darwin's unfinished symphony: how culture made the human mind*. Princeton: Princeton University Press.
- [15] Matsuo, A., Sasahara, K., Taguchi, Y., Karasawa, M. (2019). Development and validation of the Japanese moral foundations dictionary. *PLoS One*, 14(3), e0213343.
- [16] Mooijman, M., Hoover, J., Lin, Y., Ji, H., Dehghani, M. (2018). Moralization in social networks and the emergence of violence during protests. *Nature Human Behaviour*, 2(6), 389–396.
- [17] Mesoudi, A. (2011). *Cultural evolution: How*

- Darwinian theory can explain human culture and synthesize the social sciences. Chicago: University of Chicago Press.
- [18] Salganik, Matthew. (2017). *Bit by Bit: Social Research in the Digital Age*. Princeton: Princeton University Press.
 - [19] Scott-Phillips, T. (2015). *Speaking Our Minds*. London: Palgrave-Macmillan.
 - [20] Stubbersfield, J.M., Tehrani, J.J., Flynn, E.G. (2017). Chicken tumours and a fishy revenge: evidence for emotional content bias in the cumulative recall of urban legends. *J. Journal of Cognition and Culture* 17(1–2):12–26.
 - [21] Stubbersfield, J. M., Dean, L. G., Sheikh, S., Laland K. N., Cross C.P. (2019). Social transmission favours the ‘morally good’ over the ‘merely arousing’ . *Palgrave Communication* 5(1):1–11.
 - [22] Tausczik, Yla R., and James.W. Pennebaker (2010), “The Psychological Meaning of Words: LIWC and Computerized Text Analysis Methods,” *Journal of Language and Social Psychology*, 29 (1), 24–54.
 - [23] Tomasello, M. (2014). *A Natural History of Human Thinking*. Harvard University Press.
 - [24] Tomasello, M. (2016). *A Natural History of Human Morality*. Harvard University Press.