

# 新たな視点の情報との出会いを促す SNS ビューア SerendipitySeeker

神場知成<sup>†1</sup>

**概要:** 表示される SNS 投稿やその投稿者が、情報空間の中でどのようにポジショニングされるかを言語モデルにより解析し、タイムラインや検索結果と並べてそのインタラクティブ・ポジショニングマップを表示する SNS ビューアについて述べる。SNS により自分と興味や嗜好の似通った人からの情報ばかり入ってくるようになる「フィルターバブル」や、それにより仮想的なクラスターの中で意見が加速的に共鳴しあう「エコーチェンバー」などの現象が知られている。これらの過度な進展は意見の先鋭化や対立を招き、衝突や分断を招く可能性がある。従来、パーソナライゼーションやレコメンデーションの枠組みにおいて、これらの弊害を和らげてセレンディピティ（偶発的な幸運の出会い）による情報の発見を促すために、意図的に利用者の嗜好とは少し異なるタイプの情報をレコメンドする方法などが検討されてきた。しかし、自己決定理論（SDT）の言うとおり、人間は外部から与えられるモチベーションよりも、自発的モチベーションにもとづく方が行動に結びつきやすい。ユーザに、特定の情報を見るように促すのではなく、「自分とは異なる視点の情報を見たい」という内的モチベーションを促すことを意図した SNS ビューア SerendipitySeeker を開発し、その上での利用者行動の分析をした結果について述べる。

## 1. はじめに

SNS には「フレンドになる」「フォローする」等の仕組みがあり、ユーザは興味ある投稿をする他ユーザの投稿をフォローする。結果的に日常的に目にする記事は自分と類似した興味や見解を持つユーザの投稿ばかりとなる傾向があり、この現象はフィルターバブルと呼ばれる[1]。これにより、さまざまなトピックについて似た見解や興味を持つユーザによる事実上のクラスターがいくつもでき、クラスター内部では見解がより先鋭化することがある。クラスター内部でお互いに見解が蒸留されてますます強まる現象はエコーチェンバーと呼ばれる[2]。AI によるフェイク情報の生成は容易になったが検出は難しく[3]、SNS では一般に他ユーザの投稿を再シェアする操作が極めて容易なため、ユーザがフェイク情報を深く考えずに拡散してしまうこともある。SNS を介して人間の認知がゆがんだり先鋭化したりすることは、議論上の争いだけではなく世界を不安定にして戦争などにもつながりかねない重大な課題と言って良い。

上記のような課題はこれまでも指摘され、技術的にもさまざまな検討がされてきた。たとえばセレンディピティと呼ばれる偶然の出会いを促すために、ユーザの興味ある情報だけでなく、あえてランダムにばらついた情報や、ユーザの興味からはずれた情報を推薦する手法などである[4]。本研究は同様の問題意識にもとづいているが、注目する点をレコメンド情報の選択方法ではなく、ユーザが新しい視点の情報を閲覧しようとするモチベーションに当て、「異なる視点の情報があることにユーザ自ら気づき、自発的にそれらを見たいようになるように促す」ということを目指したシステム SerendipitySeeker について述べる。

## 2. 関連研究

### 2.1. パーソナライゼーション、レコメンデーション

パーソナライゼーションは、たとえば Web サイトにおいて、ユーザがサイトを好みの色にしたり、住んでいる地域の天気予報が常に表示されるように設定したりするユーザ主導のものを指す場合もあるが、ここでは、システムが利用者の興味傾向を学習して、利用者が興味を持つと推定する情報を優先的に表示する自動パーソナライゼーションを指すものとする。たとえば筆者は、オンラインニュースを利用者の閲覧行動によって自動的にパーソナライズする試みを Web のきわめて初期に行ったが[5]、自動パーソナライゼーションは現在でも重要な課題である[6, 7]。広告のパーソナライズも一般的に行われているが、広告は「ユーザが欲しいであろう情報を優先的に提供する」というユーザ側の視点よりもむしろ広告提供者側の視点が強く、「ターゲティング」と呼ばれる場合が多い。

レコメンデーションも類似した用語であるが、特にオンラインショッピングで使われることが多い。レコメンデーションでは、たとえば「ユーザがガーデニングの本を買ったから、植物やガーデニング用品の本をレコメンドする」というような、商品の直接的な関連性にもとづくコンテンツベースフィルタリングだけでは限界があり、「ユーザと似た興味の人を発見し、人同士の嗜好の共通性にもとづいて商品を薦める」というソーシャルフィルタリングも一般的である。これによりたとえば「ある音楽を好きな人に、同じジャンルの音楽が好きな人たちに人気のある飲料を薦める」というように、商品同士は直接的には関係のないものを薦めるようなこともできる。ソーシャルフィルタリング

<sup>†1</sup> 東洋大学 情報連携学部 (INIAD)

の手法も Web の極めて初期に提案され[8], 現在もさまざまな改良がされている。

パーソナライゼーションやレコメンデーションはむしろユーザの興味を狭めるという課題に対し, 最近では「ユーザが興味を持つかどうかはわからないが, 情報との発見的な出会いを促す」という観点でも研究が行われ, このような「発見的な出会い」はセレンディピティと呼ばれている。たとえば Grace 等は, 料理のレシピを推薦する際に「ユーザの好みにあっていると思われるものだけを推薦する場合」と「驚き指数が高いものを混ぜて推薦した場合」とを比較し, 後者はユーザ体験に効果があったものの, 食べ物は個人の歴史的な経験, 信条や健康上のこだわりなどがあるため, さらに複雑な考慮が必要であることを示した[9]。

## 2.2 人間の特性について

一方ここでは視点を変え, 人間の行動に対するモチベーションという観点で述べる。Deci と Ryan による自己決定理論 (Self-determination theory, 以下 SDT) は, 人間は外発的に動機づけがされた場合よりも, 内発的に動機づけがされた方が行動に結びつきやすいということを詳細に理論化したものであり, 広く知られている[10, 11]。単純化した例で言えば, 人から指示されたことよりも, 自分でやろうと思いついたことの方が行動に結びつきやすい。

この分類に基づいて考えると, 「レコメンデーション」というのは, それ自体がユーザに対する「外的な動機づけ」である。しかし自己決定理論が示すように, 実際にユーザが新しい視点の情報を積極的に閲覧するような行動を起こすためには, そのような情報をレコメンデーションすることよりもむしろ, 「新しい視点の情報を閲覧したい」というモチベーションをユーザが自主的に持つように促すことが重要である。これはレコメンデーションアルゴリズムよりもむしろ, ユーザインタフェース上の問題であろう。

## 3. 新たな視点を促す SNS ビューア SerendipitySeeker

これまでさまざまな SNS (X, facebook 等) は, 友人やフォローしている人の投稿の表示優先度を制御したり, フォローしていない情報をレコメンデーションする場合も多かった。しかしそれらは投稿選択のアルゴリズムに関わらず, ユーザから見れば「自主的にフォローしているわけではないが, プラットフォーム側から見ると促された情報」であり, ユーザが自ら見たいと思って積極的に見に行った情報ではない。つまり外的なモチベーションづけをされる表示である。これに対して SerendipitySeeker が目指すのは, 「ユーザ自身が, 自分が今見ている情報とは異なるタイプの情報を見るモチベーションが高まり, それらを簡単に見ることができる仕掛け」を取り入れることである。

この目的のために SerendipitySeeker では, 投稿リストの横に常に動的かつインタラクティブな, 情報のポジショニングマップを表示し, ユーザがみずから「少し異なる傾向の投稿を見てみよう」と思わせるユーザインタフェースを実現する。投稿リスト上でユーザが投稿を閲覧するのに連動してマップ表示は変化し, マップ上で操作をすると表示される投稿も変化する。実装は X (twitter) の記事を対象とし, フォローしている投稿を見るタイムライン・ビューと, クエリによる検索結果を見る検索ビューがある。それぞれのビューについて以下に示す。

### 3.1 タイムライン・ビューと投稿者マップ

#### Search topics / Timeline

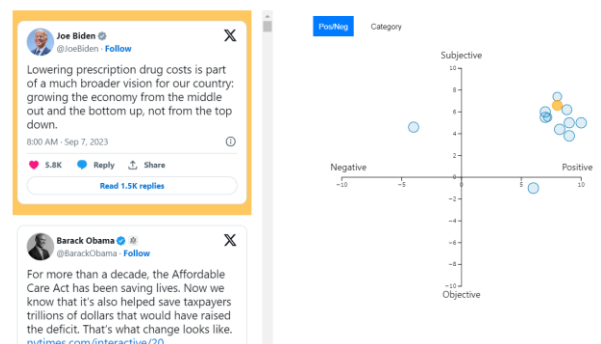


図 1. タイムラインと投稿者ポジショニングマップ (ポジネガ傾向)

#### Search topics / Timeline

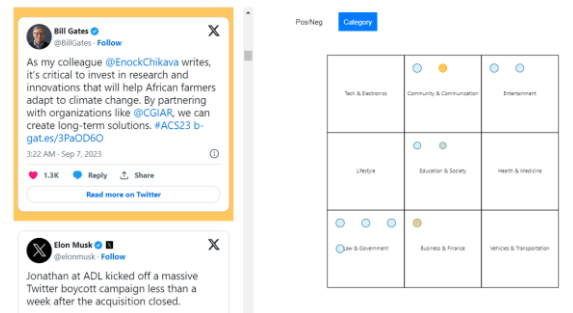


図 2. タイムラインと投稿者ポジショニングマップ (カテゴリー傾向)

図 1 と図 2 は, ユーザがタイムラインで投稿リストを見るビューである。画面左側には投稿がタイムラインで表示され, 右側には, 投稿者のポジショニングマップが表示される。ポジショニングマップ上の 1 つの点は一人の投稿者に相当する。ポジショニングマップとは, それぞれの投稿者の投稿を言語的に解析したときの特徴をマッピングしたもので, そこにはユーザがフォローしている人たちに加え, X (twitter) においてフォロワー数が多い人たちも表示される。ポジショニングマップは今後増やす予定だが現時点で次の 2 種類があり, タブで切り替えることができる。

1) ポジネガ傾向タブ: 発言を「ポジティブ/ネガティブ」および「主観的/客観的」という2軸で言語的に解析したときに、どのような投稿が多いかという傾向を示す(図2)。マップ上の1つのマークは1つの投稿者アカウントに対応する。発言傾向は、その投稿者の過去投稿を複数まとめた上でテキスト処理によって自動分析したものである。現時点では実装上の制約(twitter developer APIの利用回数制限や、テキスト分析にかかる時間)を考慮し、一人のユーザに対して最新10個の投稿を解析している。具体的にはそれらの投稿をまとめてChatGPT APIに渡し、傾向の分析結果を取得している。マップ上で特定の投稿者を示すマークをクリックすると、タイムライン上では、その投稿者の投稿すべてがハイライトされる。また、タイムライン上でカーソルを用いてフォーカスする投稿を移動すると、マップ上では該当する投稿者のマークが、薄青色からハイライトされた黄色表示に変わる。マップ上で各投稿者を示すマークの大きさは、その投稿者のフォロワー数を示す。

2) カテゴリー傾向タブ: それぞれの投稿者がよく発言するジャンル(政治, スポーツ etc.)を一つ示す。マップとタイムラインとの連動は(1)と同様で、マップ上で投稿者をクリックすればタイムライン上でその人の発言がハイライトされ、タイムライン上でカーソルを移動してフォーカスが変わると、マップ上でその投稿者がハイライトされる。マップは、Sport, Technologyなど9つのカテゴリーに分類されている。実装は、それぞれの人の最近10個の投稿を、Google Cloud Natural Language APIのclassifyTextメソッドを利用してコンテンツ分類した結果に基づいている。同APIでは、コンテンツカテゴリーの最上位の分類としてArts & Entertainment, Autos & Vehiclesなど28種類あるが、画面上でのレイアウトを考慮して9つに再分類した。28種類から9カテゴリーへの再分類とマップ上での表示位置はChatGPTにプロンプトを与えて決定した。

### 3.2 検索ビューと記事マップ

図3は、投稿に対するキーワード検索をした画面である。画面左側には検索結果として投稿がリスト形式(新着順)で表示されており、右側は、各投稿を「ポジティブ/ネガティブ」および「主観的/客観的」でポジショニングしたマップである。タイムラインのビューと異なり、マップ上に表示されている一つのマークは投稿者ではなく一つの投稿に対応する。分類は、各投稿をTextBlobのSentiment Analysisで分析し、polarityとsubjectivityの数値をマップ上に配置したものである。本来であればそのユーザの発言の文脈も見て解析した上でマップに配置することが望ましいが、ここではシステムのレスポンス速度を考慮し、テキストの表層的な表現を分析した結果だけによるマッピングをしている。マークのサイズは、該当する記事の「いいね」数を反映している。

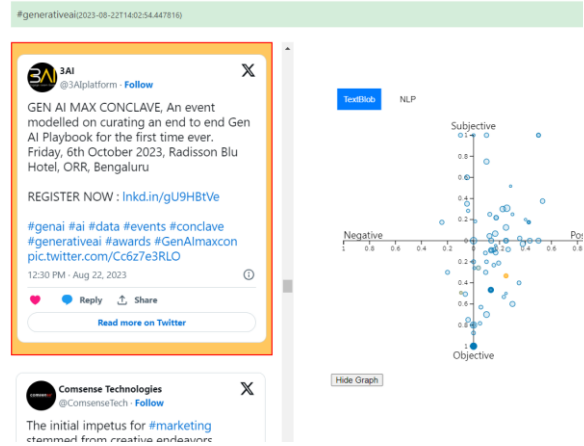


図3. 検索結果と記事ポジショニングマップ

たとえば#GenerativeAI, #GlobalWarmingなどのハッシュタグで検索を行い、ユーザが投稿リスト上で検索結果の投稿を順番に見ていると、ポジティブ/ネガティブ、主観的/客観的いずれの表現のものも存在するが、マップが自然に目に入ることにより、さまざまなタイプの投稿があることに気づくであろう。それにより、自分が閲覧中の投稿と異なる表現の投稿も見たいというモチベーションを促すことを想定している。

なお、投稿リスト上でフォーカスした投稿は、マップ上ではハイライトされた黄色のマークで表示される。フォーカスをずらしていくと別の投稿にハイライトが移動するが、マップ上で直前まで黄色だったマークは段階的に元の色(薄青)に戻る。これは、ユーザが今見ている投稿だけでなく直前に見た投稿の傾向も意識しやすくするためである。マップ上でマークをクリックすると、それに対応する投稿が投稿リスト表示エリアの最上部に移動する。2つのエリアをシームレスに移動でき、それらの操作が連携していることにより、ユーザはさまざまなタイプの投稿に目が行きやすくなることを目的としている。

### 3.3 システム構成

図4はSerendipitySeekerのシステム構成を示す。現時点では投稿リストのエリアとマップエリアとの間でユーザがシームレスに操作を行う際の操作性の確認を目的とし、比較的小規模なシステムを想定した実装となっている。システムは2つの構成要素から成る。

- 1) APIサーバ(ポート8000): APIを通じて外部からツイートを取得、保存、解析してUIサーバに提供
- 2) UIサーバ(ポート3000): ブラウザ経由でアクセスを受信し、UIを提供

APIサーバはタイムライン、サーチの両方のビューに必要なツイートを取得、個々のツイートの感情解析を行った結果もデータベースに保存する。実装はPythonとFastAPIフレームワークを用いている。タイムラインビューのデー

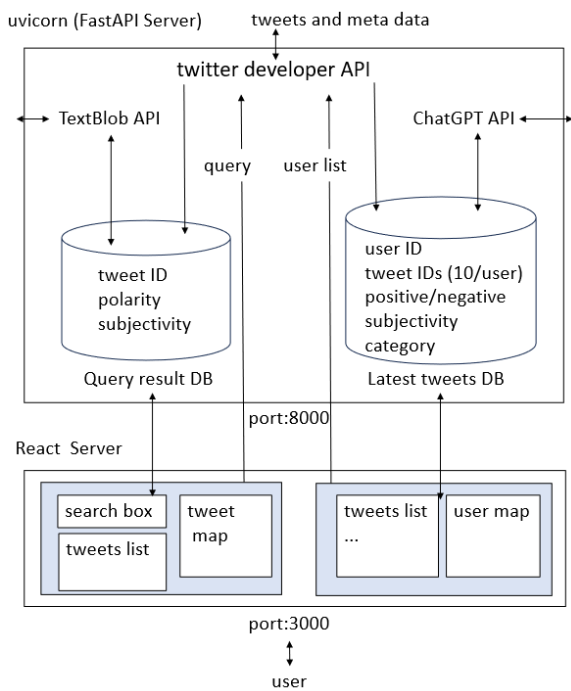


図 4. システム構成

データベースにおいて、個々の投稿の感情解析（ポジネガおよび主観性）は該当ユーザの最新の 10 ツイートを用いている。具体的には、それぞれのユーザー一人ずつのツイートをまとめたうえで ChatGPT API に “quantify these posts on two axes, positive/negative and subjective/objective, in order to map them” をいうプロンプトを与えている。カテゴリー分類には Google NLP API を用いており、同 API はコンテンツを 28 のカテゴリー（Arts&Entertainment, Auto&Vehicles 等）に分類するが、画面上に配置する際の見やすさを考慮して 9 カテゴリーに再編成している。再編成にあたっては ChatGPT で “classify these 28 categories into 9 broad categories to enhance visualization on the screen” というプロンプトを用いた。

一方、サーチ結果の感情解析（ポジネガおよび主観性）はレスポンス速度の関係から TextBlob API を用いている。これは個々のツイートを単独で解析しており、文脈等は考慮していない。

UI サーバは React フレームワークを用いて実装している。データを API サーバから取得し、タイムラインとサーチの UI を提供する。ユーザはこれらのビューを自由に切り替えることができる。現在の画面構成は PC 等の大画面を想定している。

#### 4. ユーザインタフェース評価

前章で述べたように、言語的分析にもとづくマップの正確さにはまだ改良の余地があるものの、SerendipitySeeker は、マップの分析精度だけでなくユーザインタフェースとして

の操作性が重要である。マップ上における個々の投稿者やツイートの配置については議論の余地があったとしても、マップ上でさまざまな位置づけの投稿者やツイートがあるということがわかれば、ユーザがさまざまな位置にある投稿を見るきっかけになる可能性がある。ここでは、提案したユーザインタフェースによって、その目的がどの程度達成されるかを調べるために実験を行った。

#### 4.1 実験内容

被験者は合計 12 人で、すべて 20~25 才の大学生または大学院生である。検索キーワードおよびツイートは日本語と英語が混在している。被験者の母国語は日本語だが基本的な英語力があり、twitter の十分な閲覧経験もある。実験はすべて同一 PC、同一ブラウザ、同一ブラウザサイズで行った。ユーザ同意のもとで、操作履歴を記録している。

評価実験は一人あたり約 30 分で、12 人のうち 7 人は SerendipitySeeker をそのまま利用した。5 人はタイムライン、検索いずれのビューもマップをすべて非表示にしてツイートのリストだけを表示した。非表示にした際は図 2, 3, 4 などの画面において右側エリアが空欄になるだけで、その他の変化はない。被験者に指示した手順は下記の通りである。

- (1) タイムラインビューで自由にツイートを閲覧 (10 分間)
- (2) 検索ビューで自由にツイートを閲覧 (10 分間)
- (3) アンケートへの回答

利用に際しての設定は下記のとおりである。

- ・タイムラインビューで、ユーザはツイッターにログインせず、あらかじめシステム側で取り込んで用意した 20 人の最近の 10 ツイートずつを表示。合計で 200 件の投稿を見ることができる。(ただし、実験時点で結果的に一部のツイートが削除されており、194 件が閲覧可能だった)

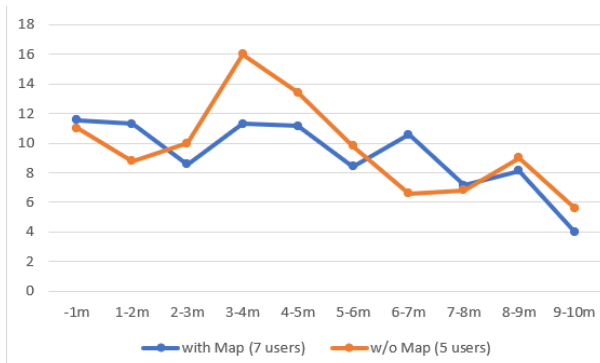
- ・検索ビューでは、あらかじめ設定した 10 キーワードの検索結果を表示。それぞれの検索キーワードについて 25 件の結果があり、合計で 250 件の投稿を見ることができる(ただし、実験時点では結果的に一部のツイートが削除されており、219 件が閲覧可能だった)。

被験者には、ビューの配置について 1 分程度の説明をした上で、前述の指示をした。

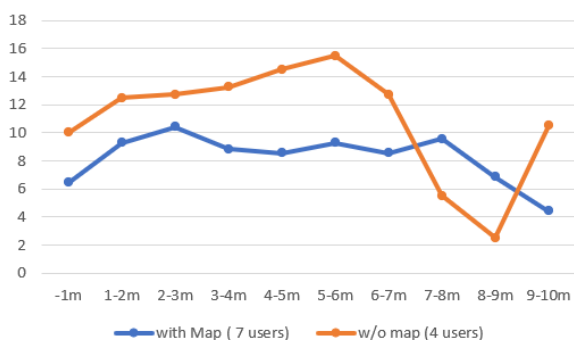
#### 4.2 実験結果

- (1) ツイート閲覧数とマップの利用傾向

図 5 は、実験を行った 10 分間の間に、タイムラインビューと検索結果ビューにおいて、ユーザが 1 分間に閲覧したツイート数平均値の変化を示したものである。図 1, 2 で示したように各ツイートには表示枠があるが、その表示枠がアクティブになった回数をカウントしている。これを見ると図 5(a)に示すタイムラインビューでは、ポジショニングマップが表示されている場合（青のライン）でも表示されていない場合（オレンジのライン）でも閲覧ツイート数に大きな違いはない。一方(b)に示すサーチ結果のビューで



(a) タイムライン・ビュー



(b) サーチ・ビュー

図 5. ツイート閲覧数 (平均)

は、マップがない場合 (オレンジのライン) の方が常に多く推移するが、8 分目付近で急激に減少している。

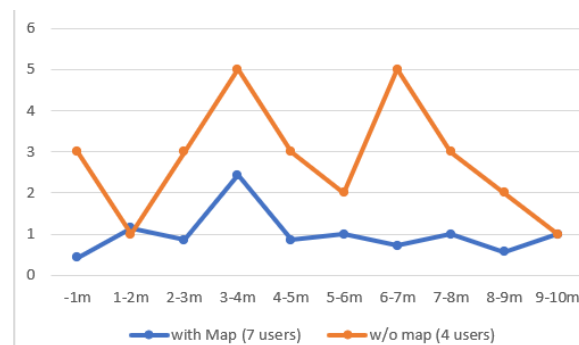
筆者はサーチ結果のビューがこのように推移した理由を次のように考える。

- ・ 一般に、マップがない場合、ユーザは表示されているツイートを上から順番にスクロールしながら見ていただけなのでツイートの閲覧速度は速い。これに対してマップがある場合、途中でマップを見たり操作をしたりするので、閲覧速度は遅くなる。

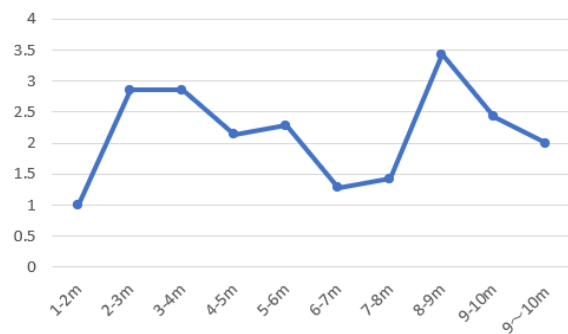
- ・ 実験において、ユーザは自由に検索キーワードを選べたわけではなく、あらかじめ決められた 10 個のキーワードの検索結果を順番にながめていただけなので、8 分程度ですべてのキーワードの検索結果をだいたい見終わって飽きてしまい、ツイートを見るスピードが一気に減少した。

このことを確認するためにサーチ結果ビューにおける 10 分間のキーワードクリック数を見ると、マップ表示がある場合は平均が 10.0 (標準偏差 5.9)、マップ表示がない場合は 28.0 (標準偏差 2.7) であった。キーワードは全部で 10 個しかないのに、マップ表示がない場合は、いったんすべてのキーワードの検索結果を見た後で、何度も同じキーワードをクリックしていたことがわかる。

さらに、サーチ結果ビューにおけるユーザ操作の履歴を 1 分ごとにカウントしたものを図 6 に示す。図 6(a)におい



(a) キーワードリストのクリック数



(b) サーチ結果マップのクリック数

図 6. サーチビューでのクリック数 (平均)

てキーワードリストのクリック数は、マップ表示がない場合 (オレンジのライン) の方がマップ表示がある場合 (青のライン) よりも常に多い。また、図 6(b)に示すように、ユーザはマップ上で常にある程度の回数をクリックしている。このことは、サーチ結果を見るにあたってユーザはツイートを順番に見るのでなく、ポジネガマップ上でツイートを選択してツイートを見る場合が多かったことを示している。10 分間のポジネガマップ上での操作回数合計は平均で 21.7 (標準偏差 12.8) である。

タイムラインビューにおいては、このような閲覧ツイート数の相違は見られなかったが、マップとのインタラクションは継続的に行われていた。タイムラインビューでは投稿者の発言を解析した結果に基づくポジネガマップとカテゴリーマップの 2 種類があるが、10 分間の間にポジネガマップ上でのユーザ操作は平均で 11.4 回 (標準偏差 6.8)、カテゴリーマップ上での操作は平均 7.1 回 (標準偏差 10.7) であった。双方を合計すると、10 分間でマップ上での操作回数合計は平均 18.6 (標準偏差 15.5) である。

なお、上記の標準偏差数値からわかるように、マップの操作回数はユーザによるばらつきが大きい。つまり、頻繁にマップを利用してツイートを選りながら閲覧するユーザと、あまり利用せずツイートリストをスクロールしながら閲覧するユーザとの両方がいる。

#### 4.3 議論

本システムでは「ポジティブ/ネガティブ」および「主観

的/客観的」という2軸のマップを用いたが、タイムライン表示ではマップ上に投稿者を配置し、サーチ結果の表示ではマップ上に記事を配置した。

タイムライン表示では、決まった人数の投稿者の記事だけが表示されているので、発言を見るときには「その人がどういう発言の傾向があるか」を意識することで、閲覧者が意識しやすいと考えた。一方サーチ結果の表示では、検索対象は X (twitter)上に存在するあらゆる投稿が含まれる可能性がある。その時に投稿者の最近のツイートですべてリアルタイムで計算するのは困難であるため、特定のツイートだけを言語的に解析することとした。

一般に情報に接するときには、その記事自体に着目することと、その発信源に着目することの両方が必要であろう。たとえば新聞であれば、同じ出来事であっても肯定的に伝える記事、否定的に伝える記事があり、これは個々の記事だけでなく新聞社によって一定の傾向がある。

また、そのような分類は特に SNS のような短文投稿で重要である。なぜなら、ある表現がどのような含意 (connotation) を持つかということは、短文であればあるほど表現そのものからは理解しづらい場合があるからである。長い文章であれば、必ずしもその著者が誰であるかを意識せずに読んでも、文章に対して自分が賛同するか反対するか冷静に判断することもしやすい。短文の投稿の場合はユーザが内容を誤解することも多く、さまざまな角度から情報を確認するモチベーションを上げるようなユーザインタフェースが重要である。

ただし、言語的な解析の精度を上げることにこだわることは限界もあるだろう。たとえばツイッターをプラットフォームとする感情分析についてはその分類精度がなかなか上がらないという点も知られつつある[12]。ツイートの分析と可視化については単なる言語的な解析だけでなく、さまざまな手法の検討が提案、試行されている [13]。本研究は、言語的な精度を上げることよりもむしろ、ポジショニングマップをインタラクティブにして UI として活用することの重要性に着目した。

## 5. 結論

ユーザがフィルターバブルやエコーチェンバーに陥ることを緩和し、情報閲覧に対する新しい視点を得ることができるようにするという課題に対し、レコメンデーションの仕組みを見直すのではなく、ユーザの内的モチベーションを上げるという手法で取り組み、SerendipitySeekerを開発した。投稿リストと並べて動的かつインタラクティブなポジショニングマップを表示したところ、ユーザがそれを積極的に用いることが確認された。今後はさらに、長期的な利用によってユーザの視点拡大に対するどのような影響が見られるかなどの調査を進めていく予定である。

## 謝辞

本研究は、JSPS 科研費 23K11205 の助成を受けたものです。同助成に感謝いたします。

## 参考文献

- [1] Pariser, E. (2011). The filter bubble: What the Internet is hiding from you. penguin UK.
- [2] Diaz Ruiz, C., & Nilsson, T. (2023). Disinformation and Echo Chambers: How Disinformation Circulates on Social Media Through Identity-Driven Controversies. *Journal of Public Policy & Marketing*, 42(1), 18–35.
- [3] Ozbay, F. A., & Alatas, B. (2020). Fake news detection within online social media using supervised artificial intelligence algorithms. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Volume 540, Article 123174.
- [4] M. Jasim et al. (2022), Supporting Serendipitous Discovery and Balanced Analysis of Online Product Reviews with Interaction-Driven Metrics and Bias-Mitigating Suggestions, CHI'22 Proceedings, April 2022, Article No. 9
- [5] T. Kamba, K. Bharat, M. C. Albers (1995), The Krakatoa Chronicle – An Interactive, Personalized, Newspaper on the Web, Proc. of the 4th Int. Conf. on WWW, pp.159-170, Dec. 1995.
- [6] Thurman, N. (2018). Personalization of News. In: Vos, T. P., Hanusch, F., Dimitrakopoulou, D., Geertsema-Sligh, M. & Sehl, A. (Eds.), *The International Encyclopedia of Journalism Studies*. Massachusetts, USA: Wiley-Blackwell
- [7] Bozdog, E. (2013) Bias in algorithmic filtering and personalization. *Ethics Inf Technol* 15, 209–227.
- [8] Upendra Shardanand, Pattie Maes (1995): Social Information Filtering: Algorithms for Automating "Word of Mouth". CHI 1995: 210-217
- [9] K. Grace et al. (2022), Q-Chef: The impact of surprise-eliciting systems on food-related decision-making, CHI'22 Proceedings, Article No. 11, pp.1-14
- [10] Edward. L. Deci and Richard. M. Ryan (1985), *Intrinsic motivation and self-determination in human behavior*, Springer New York, 1985.
- [11] Ryan, R. M., Deci, El. L. (2017) *Self-determination theory: Basic psychological needs in motivation, development, and wellness*, New York: Guilford Publishing.
- [12] D. Zimbra et al. (2018), The State-of-the-Art in Twitter Sentiment Analysis: A Review and Benchmark Evaluation, *ACM Transactions on Management Information Systems*, Volume 9, Issue 2, Article No.:5, pp.1-29
- [13] 鳥海 不二夫 他 "ソーシャルメディアを用いた新型コロナ禍における感情変化の分析" 人工知能学会論文誌速報論文, 2020 年 35 巻 4 号 p. F-K45\_1-7(07/2020)