

鉄道分野における SNS データ活用の利便性を向上する信頼度評価手法の提案

Proposal of Trust Evaluation Method to Improve Convenience of Utilizing SNS Data in Railway Field

長谷川 陽平[†] 足立 進吾[†] 藤原 仁貴[‡] 米原 三揮[‡]
Yohei Hasegawa Shingo Adachi Masaki Fujiwara Miki Yonehara

1. はじめに

鉄道事業者は、旅客へ快適な移動を提供するために、業務の改善や適切な案内情報の提供に取り組んでいる。このような取り組みでは旅客が体験する現場状況を把握し、旅客の目線に合わせたオペレーションを行うことが重要である。近年、IoT の活用によって駅構内や車両から混雑状況をはじめとする様々なデータが得られるようになったが、旅客個人の体験を把握することは難しい。

一方で、SNS (Social Networking Service) の普及が進んでいる。例えば、140 文字以内で自由に投稿が可能なサービスである Twitter [1] の我が国における普及率は 38.7% である [2]。加えて、スマートフォンの我が国における全年代での利用率は 91.1% [2] となっており、誰でも場所・時間を問わず情報発信が可能な時代が到来していると言える。このように多様な発信源を豊富に持つ SNS 上には、膨大な量の情報が飛び交っている。その中には、鉄道を利用する旅客自身の体験に基づく情報も含まれる。したがって、SNS データは現場状況を把握するための情報源として期待できる。

このような背景の下、著者らは鉄道業務や旅客へのナビゲーションに有用な情報を SNS データから抽出するデータプラットフォームの構築を構想している。このデータプラットフォームから鉄道事業者とその旅客に情報を配信することで、旅客の目線に合わせた業務改善や案内情報の提供を狙いとす。しかしながら、自由に情報発信が可能な SNS から得られる投稿データは、投稿者本人の体験に基づく情報を含む反面、不正確な情報を含む場合もある。鉄道事業者とその旅客自身が間違った情報を利用してしまいうリスクを背負う。さらに、SNS 上を飛び交う情報は膨大であるため、真偽を判断しながら情報収集する負担は大きい。また、正しい情報であっても、同じ情報の投稿が何度も重複した場合、新たな情報の取得が妨げられる場合がある。これらの問題から、SNS データの利活用は容易ではない。

本研究では、鉄道業務や旅客へのナビゲーションに活用できるように、SNS データから旅客の体験に基づく情報を抽出することを目的とする。この目的に対し、SNS 上の各投稿について情報の詳細度、情報の正確性、情報源に着目し、投稿内容が旅客の体験に基づく正しい情報であることを表す信頼度を計算する手法を提案する。特に、投稿内容の正確性の評価には、実在の機器から得られる高信頼なデータとして、鉄道事業者が持つ運行管理システムの在線位置データを用いる。

[†] (株) 日立製作所 研究開発グループ
Hitachi, Ltd. Research & Development Group

[‡] (株) 日立製作所 社会システム事業部
Social Infrastructure Information Systems Div., Hitachi, Ltd.

2. 鉄道に関する SNS データの特徴と課題

2.1 SNS データの特徴

SNS には、旅客自身の体験に基づくテキストや写真、動画などが投稿され、既存の案内サービスやセンサでは得られない情報や、旅客の感情に関する情報が含まれている。このような情報は、鉄道業務において旅客の目線に合わせた業務判断の支援や案内につながり、サービス品質の向上に活用できると期待される。

本研究では、分析対象の SNS として Twitter を選定した。Twitter はリアルタイム性に優れており、多くの投稿が不特定多数に公開されている。また、投稿形式は自然言語の自由記述であり、利用者は発信したい情報を自由に表現できる。これらの特徴は旅客の体験に基づく情報を収集するという本研究における投稿データの利用目的に合致している。

一方で、自由に情報発信が可能な SNS は、飛び交う膨大な量の情報に不正確な情報を含む。また、正しい情報であっても繰り返し投稿されることで他の情報が埋もれてしまう場合がある。

2.2 活用の具体例

旅客自身の体験に関する情報が得られることに着目すると、SNS データを活用したサービスには次のような例が考えられる。サービス利用者が旅客の場合、駅員や運行管理の指令員等の事業者である場合についてそれぞれ述べる。

旅客向けの場合、既存の経路検索アプリケーションにおいて目的地や道中の経路に関する投稿を表示するサービスが考えられる。既に、路線や駅に関する SNS での検索結果のリンクを経路検索結果に表示しているサービスが存在しており [3]、旅客の快適な移動の実現に活用されている。

事業者向けでは、SNS データを異常発生時の情報源として活用することが考えられる。運行管理システムや監視カメラなどの機器や現場社員の巡回では網羅できない危険行為に関する報告や設備の破損に関する情報が得られる場合がある。実際に、旅客から設備の異常に関する情報を収集するサービスの実証実験も行われていた [4]。また、旅客の感情に関する情報が含まれることから、駅員や列車運行管理の指令員が自らのオペレーションのフィードバックとして利用することもできる。

2.3 課題

SNS データを鉄道業務や旅客のナビゲーションに活用するには以下の課題がある。

1. 利用者自身が間違った情報を利用してしまいうリスクを背負う
2. 真偽を判断しながら情報収集する負担が大きい

- 3. 重複した情報により新たな情報の取得が妨げられる
- 4. 投稿に含まれる交通に関する情報が構造化されていないため、他のデータとの比較が難しい

1. は不正確な情報を含むことに起因する。2. および 3. は SNS 上を飛び交う情報の膨大さに起因する。また、4. は投稿形式が自然言語の自由記述であることに起因する。これらの課題に対する提案手法を次章で示す。

3. 提案手法

提案手法は、鉄道業務や旅客へのナビゲーションに活用できるように SNS の投稿データの信頼度を評価し、有用な情報を抽出する機能を提供する。

提案手法におけるシステム構成を図 1 に示す。構造化と信頼度評価の 2 つの機能コンポーネントで構成される。入力データは、Twitter などの SNS データと信頼度評価に利用する実在の機器から得られる高信頼データの 2 種類である。高信頼データの例として、鉄道事業者の運行管理システムから得られる列車在線位置データ、改札 OD データや監視カメラのデータがある。出力は、各投稿に信頼度が付いた SNS データであり、これを旅客向けのアプリや鉄道事業者の業務システムに配信する。

3.1 構造化

SNS 上の投稿データは自由記述の自然言語で記述されているため、どの部分が交通情報を示しているか、あるいはどのような交通情報が含まれているか構造化されていない。このようなデータ形式では、運行管理システムなどの実在の機器から得られる構造化された交通情報と比較することが難しい。そこで、構造化機能は、ナビゲーションに活用が可能な交通に関する表現について固有表現抽出を行い、投稿テキストに含まれる交通情報を構造化する。

構造化機能で出力するデータ構造を表 1 に示す。大分類、中分類、小分類の 3 階層構造とした。最上位である大分類には「場所 (Where)」、「時間 (When)」、「事象 (What)」の 3 つの項目を設けた。これにより、どこで (Where)、いつ (When)、どのような「事象」が発生しているか、投稿内容に含まれる情報を表現することができる。「場所」の中分類には、路線や駅、方向などが含まれる。「時間」の中分類には時刻や時制表現が含まれる。「事象」の中分類には、運転状況や遅延、混雑、事故の内容などが含まれる。さらに、遅延や混雑にはその度合いを示す小分類を持つ。以上のデータ構造にしたがって固有表現抽出により交通情報に関するタグが付与されたテキストの例を図 2 に示す。

このような階層構造には、2 つの利点がある。1 つは、適用サービスに合わせたデータ構造の変更が容易な点である。例えば、「事象」の中分類の「事故」の小分類として「人身事故」や「車両故障」といったさらに細かい区分を追加してもよい。もう 1 つは、階層の親の分類が異なれば、重複した分類を設けられる点である。実際に、表 1 では「遅延」と「混雑」で小分類の「度合い」が重複している。これにより、「すごい」のように遅延と混雑のどちらにもかかる表現を区別することができる。

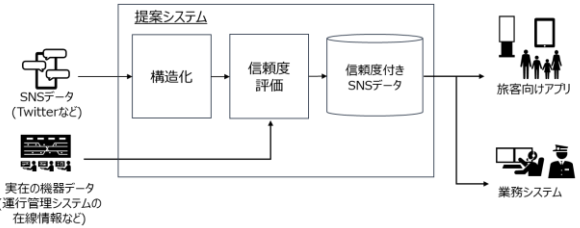


図 1 システム構成



図 2 構造化の出力例

表 1 データ構造

大分類	中分類	小分類	
場所	会社	*	
	路線	*	
	駅	*	
	方向/方面	*	
	列車名/種別	*	
時間	時刻 (数値)	*	
	過去時制 (さっき, 前など)	*	
	時間帯 (朝昼夕)	*	
事象	*	*	
	運転状況	*	
	遅延	*	度合い (「すごい」などの定性的な表現)
			遅延時分
	事故	*	
混雑	度合い		
設備	状態		
O (交通情報以外)	*	*	

表 2 信頼度の構成要素

	構成要素	説明
A	情報の詳細度	混雑の度合い, 詳細な場所, アナウンス内容など, 詳細な現場状況が報告されているか
B	情報の正確性	投稿内容が現実の状況と整合が取れているか
C	情報源	投稿者本人の体験に基づく投稿であるか

表3 信頼度評価指標の一覧

構成要素	指標	説明	データ形式	
情報の詳細度	①	テキストの情報量	投稿テキストに含まれる単語(自立語)のエントロピー	実数値
	②	自立語の数	投稿テキストに含まれる単語(自立語)の数	整数値
	③	交通情報タグの数	構造化機能により交通情報に関するタグが付与された単語の数	整数値
	④	交通情報タグの割合	投稿テキストに含まれるすべての単語のうち、交通情報タグが付与された単語の割合	実数値
情報の正確性	⑤	在線上の遅延有無	投稿内で言及されている路線の遅延の有無と、投稿時刻における在線位置データ上の遅延の有無の整合性	合致: 1 言及無し: 0 非合致: -1
	⑥	方向別の遅延有無	⑤を路線内の方向まで考慮した指標	合致: 1 言及無し: 0 非合致: -1
情報源	⑦	投稿内のURLの有無	投稿内容に含まれるURLの有無	有: 1 無: 0

3.2 信頼度評価

3.2.1 信頼度の定義

本研究における信頼度とは表2のように3つの要素で構成される。投稿内容が旅客の体験に基づく正しい情報であることを表す評価尺度である。これは旅客目線の情報を利用した業務改善や旅客案内により、サービス品質の向上狙う鉄道事業者にとっての投稿の有用性を意味する。「情報の詳細度」と「情報の正確性」が高く、「情報源」が投稿者本人の体験に基づく投稿を信頼度が高いと定義した。

「情報の詳細度」は投稿内容において現地の状況をどれだけ詳しく説明しているかを評価する。列車の遅延に関する投稿を例に挙げると、「XX線が遅延」よりも「XX線がY駅で8分遅延」を詳細度が高いとみなす。

「情報の正確性」では投稿内容の真偽を評価する。例えば、遅延があるという投稿があった時刻において、列車運行管理システム上に遅延が存在しなければ、その投稿は正確性が低いという評価になる。

「情報源」は評価対象の投稿が投稿者である旅客の1次情報であるかを評価する。URLで他の情報を参照している場合や投稿者がbotの場合は、現地の体験をしている旅客の投稿ではないということになり、「情報源」は低い評価となる。

3.2.2 信頼度評価手法

信頼度評価機能では、投稿テキストに含まれる情報の信頼度を定量化する。信頼度評価機能の構成図を図3に示す。信頼度の計算プロセスは次の通りである。まず、入力されたSNS上の投稿データに対し、表1データ構造に基づいた複数の指標を計算する。具体的には、投稿データから算出する指標や鉄道事業者から得られる交通データとの整合性を比較する指標がある。そして、過去の投稿データを学習させた信頼度評価モデルが各指標を統合し、0.0~1.0の数値として信頼度を出力させる。信頼度の指標や信頼度評価モデル、事業者から得るデータは収集対象の情報のドメインやSNSに応じて自由に変更・チューニングしてよい。

ここでは、実在の機器から得られるデータとして運行管理システムの在線位置データを利用し、列車遅延に関するTwitter上の投稿を評価した場合の手法について述べる。信頼度評価指標の一覧を表3に示す。本節で説明する指標の番号は、表3に対応する。

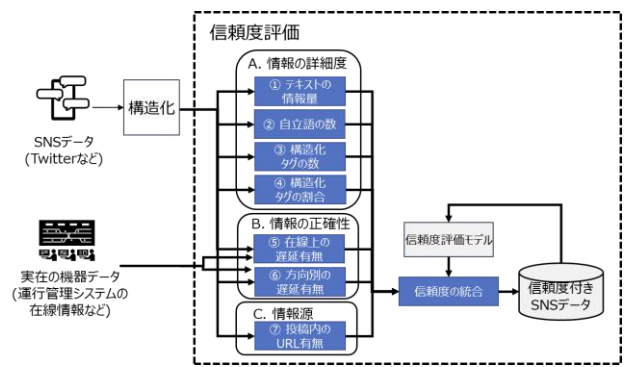


図3 信頼度評価機能の構成図

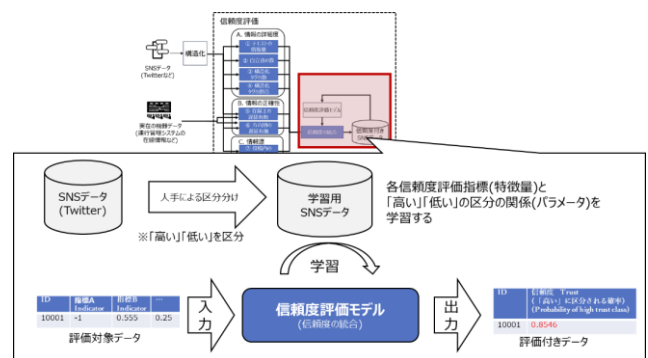


図4 信頼度の統合とモデルの学習

指標①は投稿テキストに含まれる単語列(自立語のみ)のエントロピーである。指標①は投稿テキストに含まれる単語の数である。単語の数とその種類が多い投稿は詳細度が高いという仮定のもとで設定した。しかし、指標①のみでは、交通に関係がある単語とそうでない単語を区別できない。そこで、構造化機能が付与したタグの数に関する指標③、④取り入れることで、交通に関係のない話題によって詳細度が高いと認識されることを防ぐ。

「情報の正確性」を示す指標⑤では、投稿内で言及された路線の遅延の有無と、列車在線位置データにおける遅延の有無の整合性を確かめる。構造化機能で付与されたタグを利用して投稿内容を解釈し、「遅延してない」といった

否定表現が含まれる投稿や、遅延に関する言及がない投稿にも対応する。さらに、遅延している列車の方向まで言及されている場合には指標⑥でその整合性を確認する。投稿内容を解釈せず、単純に投稿時刻のみで整合性を判断した場合、否定表現や対象路線を認識できないことから正確な指標とならない危険性がある。

「情報源」に属する指標⑦はユーザの属性に関する指標である。URL を含む投稿は情報のソースが URL のリンク先であることが推測され、投稿者本人の体験に基づく投稿ではない可能性が高い。

各指標の統合に利用する信頼度評価モデルの詳細を図 4 に示す。信頼度評価モデルは、各指標を特徴量と捉え、入力された投稿を信頼度の「高い」「低い」で 2 つに区分する 1 つのクラス分類器である。信頼度が「高い」と区分される確率を信頼度の評価結果として出力する。

4. 検証実験

本章では、信頼度評価機能のうち、正確性の指標に実在の機器から得られるデータを利用することの有用性について実データを用いて検証する。本実験では、信頼度評価機能を信頼度が「高い」投稿と「低い」投稿の 2 値分類問題と捉え、提案手法による分類結果の精度と再現率により検証する。

4.1 実験データ

本研究では、日本国内の実在の路線において発生した列車遅延に関する、Twitter 上の投稿データを用いて検証実験を行った。投稿データに関する情報は表 4 の通りである。投稿データの信頼度の区分は、表 2 の観点に基づいて著書らが行い、これを本実験における正解の区分とした。投稿データと比較する実在の機器から得られる交通情報には、公共交通オープンデータセンター [5] から取得した列車在線位置データを用いた。

提案手法では、構造化機能における出力を信頼度評価機能に利用する。本実験では、信頼度評価機能の検証が目的であるため、構造化機能で付与されるタグがすべて正しくつけられた投稿を使用する。また、投稿テキストの単語分割および品詞の推定は nagisa [6] を利用し、nagisa の出力がすべて正しいと仮定した。

4.2 実験方法

本実験では、正確性の指標として実在の機器から得られるデータを利用することの有用性を検証することが目的である。そこで、正確性に関する 2 つの指標を乱数により生成した数値に置き換えた特徴ベクトルを学習させた場合(以下、ダミー手法と呼ぶ)と提案手法を比較する。

各手法のテスト方法は SNS の投稿が時系列を持つことを考慮し、図 5 のように Walk-forward Testing とした。最も古い投稿から一定数のデータを学習データとし、その直後のデータをテストデータとして利用する。テストデータが重複しないように、時系列に合わせて学習・テストを最後のデータがテストされるまで繰り返す。本実験では学習データを 75 件、テストデータを 10 件とした。最も古い投稿から 75 件は学習データとしてのみ使用されるため、残りの 150 件で 15 回テストが繰り返されることになる。

表 4 実験に使用した Twitter 投稿データ

検索条件	期間	投稿件数 [件]	
		合計	信頼度内訳
路線名 +「遅延」	2021/05/13 ~ 2021/06/01	225	高い: 34
			低い: 191

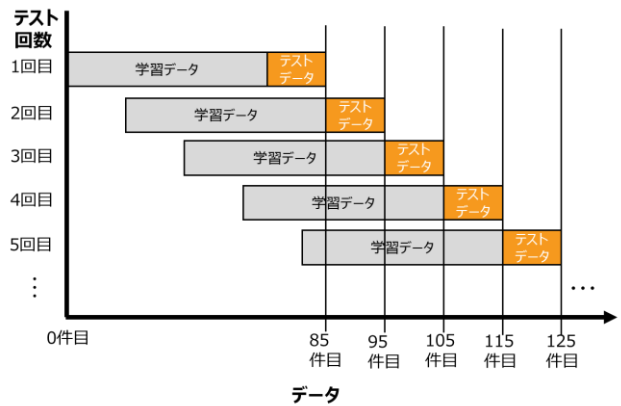


図 5 Walk-forward Testing

			提案手法/ダミー手法による予測結果	
			信頼度	
			高い	低い
人手による分類 (正解)	信頼度	高い	True Positive, TP (信頼度が高いと判定し、実際に高かった投稿数)	False Negative, FN (信頼度が低いと判定したが、実際には高かった投稿数)
		低い	False Positive, FP (信頼度が高いと判定したが、実際には低かった投稿数)	True Negative, TN (信頼度が低いと判定、実際には低かった投稿数)

図 6 混同行列

信頼度評価モデルのクラス分類器は、提案手法およびダミー手法共に XGBoost [7] を用いた。また、表 4 のように信頼度が「低い」と区分される投稿が「高い」よりも 5 倍以上の件数となっているため、学習データのクラス存在比が偏る可能性が高い。そこで、本実験では、学習データにおいて「高い」と区分される投稿の数が「低い」と区分される投稿の数と同数となるように、SMOTE [8] を利用してオーバーサンプリングを行っている。SMOTE では、少数派データの近傍データを作成することでデータ数を増やす手法である。これにより、少数派データを単純にコピーさせる手法に対して過学習を抑えている。

本実験では、信頼度評価機能を信頼度が「高い」または「低い」の 2 値分類問題として捉える。本来、信頼度は連続値であるが、信頼度が 0.5 以上の投稿を「高い」、0.5 未満を「低い」に区分して評価する。各手法が出力する信頼度の高低の区分結果と、著者らが作成した正解の区分との差異により検証する。評価指標には、図 6 の混同行列から以下のように算出される正解率、再現率と精度を用いる。

$$(\text{正解率; Accuracy}) = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

$$(\text{再現率; Recall}) = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$(\text{精度; Precision}) = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

正解率とは、信頼度の高低の2区分に関わらず、各手法の出力した区分と正解の区分が一致している割合である。再現率は信頼度が高い有用な投稿をどれだけ網羅できているかを示す。精度は、各手法により信頼度が高いと予測された投稿のうち、実際に信頼度が高い投稿である割合を表す。なお、ダミー手法は乱数を利用しているため、実験を異なるシード値で5回繰り返した結果の平均を取る。

4.3 実験結果と考察

提案手法とダミー手法の正解率、再現率、精度を表5に示す。正解率は、提案手法とダミー手法との差が0.019と小さい。しかしながら、再現率は提案手法がダミー手法と比べ、0.241大きい。これは、信頼度が「高い」投稿の見逃しが少なく、有用な情報を含む投稿をより多く網羅できていることを示している。また、精度についても提案手法がダミー手法よりも優れている。これは、提案手法の予測の方がダミー手法よりも信頼度が「高い」と予測した投稿に実際には信頼度「低い」投稿が混入する割合が低いことを表している。さらに、再現率と精度の両者共に増加していることから、正確性の評価に実在の機器のデータを利用することは、信頼度評価機能の性能についてトレードオフの要素ではないことがわかる。

投稿の検索結果のすべてを表示した場合、本実験データと同様の割合で信頼度が高い投稿が存在すると仮定すると、表4より1件の信頼度が高い投稿に対して約6.6件の投稿が同時に表示されることになる。次に、提案手法が信頼度が高い投稿であると予測した結果をすべて表示する場合を考える。表5の提案手法の再現率と精度より、信頼度が高い投稿の1/3の件数は見落としてしまうが、1件の信頼度が高い投稿に対して約2.1件の投稿が同時に表示されることになる。このように、信頼度が低い投稿が同時に表示される投稿件数が少なくなることから、SNSを情報収集の手段として活用する場合において、利用者自身が真偽を判断しなければならない負担の軽減に提案手法が貢献できると考えられる。

5. 関連研究

SNSから情報の信頼度に着目した研究として、デマ・フェイクニュースの分析や判別に関する研究がある[9-13]。C. Buntanらの研究[9]では、Twitter上のフェイクニュースを判別するための学習データとして、クラウドソーシングにより作成されたデータセットが使用されている。フェイクニュースを判別するための特徴量には、ユーザ間の相互関係、ユーザのツイート数、ツイート内の感情表現、ツイート時間などが使用されている。文献[10]では、投稿者のアカウント登録日、投稿数、フォロワー数などのユーザの特徴に着目して、フェイクニュースを判別する手法が提案されている。文献[11]では、投稿者の位置、プロフィール画像、政治的志向といった特徴についてプロファイリングすることで、SNS上のフェイクニュースを判別する手法が提案されている。T. Kawabeらの研究[12]では、デマの判

表5 各手法の評価結果

評価指標	提案手法	ダミー手法 [5回の平均]
正解率 (Accuracy)	0.893	0.874
再現率 (Recall)	0.667	0.426
精度 (Precision)	0.476	0.386

別において、投稿内容に含まれる形容詞や否定表現の共起性に着目している。投稿内容に原田らの研究[13]では、投稿内容に含まれる感情に関する表現、品詞の構成比、投稿者のフォローフォロワー比からデマ情報の判別を行う手法が提案されている。これらの研究におけるデマ・フェイクニュースの判別手法では、投稿数やフォロワー数などのユーザの特徴や、テキストの長さや品詞などの投稿コンテンツに着目した手法が多く、実在の機器から得られるデータと投稿内容との整合性は考慮されていない。

SNSデータの災害分野への応用については文献[13-16]研究がある。原田ら[13]は、災害時の道路の通行止め状況に関する情報について、公的機関から得られる情報と比較することでTwitterから得られる情報の信頼性を評価した。J. Yinらの研究[14]では、SNSから得られる情報を活用するためのシステムが提案されている。具体的には、位置情報を用いた可視化、投稿数の急激な増加であるバースト性に着目した地震の検知について取り組まれている。藤田らの研究[15]では、文献[14]と同様に、投稿数のバースト性に着目してゲリラ豪雨の発生を検知する手法が提案されている。服部の研究[16]では、都道府県名と「地震」、「揺れ」などの単語を組合せた検索により得たブログの文書と、地震統計との相関を評価し、ウェブ上で得られるデータの信頼性が検証されている。これらの災害分野における研究のうち、文献[14]では、投稿される情報の信頼度が考慮されていない。文献[15]では検出した事例の真偽の検証にSNS以外のデータを利用しているが、投稿内容の信頼度という観点では利用していない。文献[13, 16]では、SNSから得られる情報の大域的な信頼度評価に実在の機器から得られるデータが利用されているが、個々の投稿の情報に関する信頼度の評価には利用されていない。この場合、投稿者の個々の体験を捉えることはできない。

本研究と同様に鉄道分野における情報抽出に着目した研究には文献[17, 18]がある。長野らの研究[17]では、一定時間内に観測される、運転見合わせや遅延などの運行情報に関わる単語を含む投稿の数の変化を元に、鉄道の運行情報をTwitterから検出することを試みている。亘里らの研究[18]では、事前に作成した混雑に関する単語および単語の組合せを記録した辞書を元に、鉄道における混雑の検出に有用な投稿をSNSから抽出する手法を提案している。しかし、これらの研究では、SNSの情報の信頼度には着目されていない。

以上の関連研究より、実在の機器から得られるデータと投稿内容の整合性に着目して、個々の投稿に関する信頼度を評価した点が本研究の新たな試みである。また、SNSをセンサとして捉え、鉄道に関する情報抽出を行う研究においては、情報の信頼度を評価すること自体が新たな試みであると考えられる。

6. まとめと今後の課題

本研究では情報の詳細度, 正確性, 情報源に基づいて, 投稿内容が旅客の体験に基づく正しい情報であることを表す信頼度を定義し, その定義に基づいて投稿の信頼度を算出する手法を提案した. 特に, 正確性の指標として実在の機器のデータを用いることによる効果を検証したところ, 信頼度の高いと考えられる投稿の網羅性向上と, 信頼度が低いと考えられる投稿が混入する数を減らすことに役立つことが分かった.

本研究では鉄道の列車遅延を利用して提案手法を検証した. しかしながら, 提案手法は列車遅延という特定の話題に限る手法ではない. 例えば改札や監視カメラのデータを利用すれば混雑についても正確性に関する評価が可能であると考えられる. さらに, 構造化のデータ構造が鉄道に限らない「場所 (Where)」, 「時間 (When)」, 「事象 (What)」の3つの項目を基本としていること, 信頼度の指標を柔軟に変更できるシステム構成としていることから, イベントや災害といった分野への応用も期待できる.

今後の課題は実際の鉄道業務への有効性を検証することである. 本研究の提案手法を用いて信頼度が高い投稿を抽出することが, 鉄道事業者の業務改善やサービス品質の向上に寄与することを確かめる必要がある. また, 提案手法の精度・再現率が鉄道事業者およびその旅客が利用する上で十分な性能であるか検証し, 今後も性能向上に向けた提案手法の改良を進めていく.

なお, 本論文における「Twitter」, 「Tweet (ツイート)」は Twitter, Inc. またはその関連会社の登録商標である. その他, 掲載のシステム, 製品, サービスの名称は各社が商標として使用している場合がある.

参考文献

- [1] Twitter Inc., "Twitter," <https://twitter.com/> (accessed 2021-03-15).
- [2] 総務省情報通信政策研究所, "令和元年度 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<概要>," (2020).
- [3] ヤフー株式会社, "「Yahoo!乗換案内」アプリ、混雑状況をリアルタイムで予測可能に," <https://www.itmedia.co.jp/mobile/articles/2003/06/news142.html> (accessed 2021-06-08).
- [4] JR 西日本, "駅設備の不具合投稿システム「みんなの駅」の実証実験を実施します," <https://www.westjr.co.jp/life/region/pdf/kei-hanshin/20200928.pdf> (accessed 2021-03-15).
- [5] 公共交通オープンデータ協議会, "公共交通オープンデータセンター," <https://www.odpt.org/>, (accessed 2021-06-08).
- [6] 池田 大志, "nagisa," <https://github.com/taishi-i/nagisa> (accessed 2021-03-16).
- [7] xgboost developpers, "XGBoost Documentation," <https://xgboost.readthedocs.io/en/latest/index.html> (accessed 2021-06-08).
- [8] Nitesh V. Chawla, Kevin W. Bowyer, Lawrence O. Hall, and W. Philip Kegelmeyer, "SMOTE: synthetic minority over-sampling technique," *J. Artif. Int. Res.*, Vol.16, No.1, (2002).
- [9] C. Buntain and J. Golbeck, "Automatically Identifying Fake News in Popular Twitter Threads," 2017 IEEE International Conference on Smart Cloud (SmartCloud), pp. 208-215 (2017).
- [10] K. Shu, S. Wang and H. Liu, "Understanding User Profiles on Social Media for Fake News Detection," 2018 IEEE Conference on Multimedia Information Processing and Retrieval (MIPR), pp. 430-435 (2018).
- [11] K. Shu, X. Zhou, S. Wang, R. Zafarani and H. Liu, "The Role of User Profiles for Fake News Detection," 2019 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), pp. 436-439 (2019).
- [12] T. Kawabe, Y. Namihira, K. Suzuki, M. Nara, Y. Sakurai, S. Tsuruta and R. Knauf, "Tweet credibility analysis evaluation by improving sentiment dictionary," 2015 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), pp. 2354-2361 (2015).
- [13] 原田大樹, 吉村博幸, "ツイート分析による災害時交通情報の抽出及びデマの判別," 第154回情報システムと社会環境研究発表会, 情報処理学会研究報告, Vol.2020-IS-154(11), pp.1-6 (2020).
- [14] J. Yin, A. Lampert, M. Cameron, B. Robinson and R. Power, "Using Social Media to Enhance Emergency Situation Awareness," in *IEEE Intelligent Systems*, Vol. 27, No. 6, pp. 52-59 (2012).
- [15] 藤田拓也, 稲毛惇人, 大枝真一, 中谷剛, "ゲリラ豪雨に関するツイートからのバースト検知," FIT2018 (第17回情報科学技術フォーラム), 第4分冊, pp.119-122 (2018).
- [16] 服部峻, "地震統計との相関に見るウェブセンサの可能性," 信学技報, Vol. 111, No. 119, NLC2011-19, pp. 101-106 (2011).
- [17] 長野伸一, 上野晃嗣, 長健太, "ソーシャルセンサからの鉄道運行情報検出システムの開発," 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J96-D, No.10, pp.2262-2273 (2013).
- [18] 亘里湧, 豊田哲也, 大原剛三, "鉄道の混雑検出センサとして機能する Twitter ユーザの推定," 情報処理学会第79回全国大会講演論文集 2017, Vol.2017, No.1, pp.521-522 (2017).