

# Twitter 上の主観的評価に着目した 交通結節点評価および交通需要に与える影響の 把握

勘坂 優太郎<sup>1</sup>・柳沼 秀樹<sup>2</sup>・寺部 慎太郎<sup>3</sup>・海野 遥香<sup>4</sup>・鈴木 雄<sup>5</sup>

<sup>1</sup>学生非会員 東京理科大学大学院 理工学研究科土木工学専攻 (〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641)

E-mail : 7622509@ed.tus.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 東京理科大学准教授 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641)

E-mail: yaginuma@rs.tus.ac.jp

<sup>3</sup>正会員 東京理科大学教授 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641)

E-mail: terabe@rs.tus.ac.jp

<sup>4</sup>正会員 東京理科大学助教 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641)

E-mail: unoharuka@rs.tus.ac.jp

<sup>5</sup>正会員 東京理科大学助教 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641)

E-mail: yusuzuki@rs.tus.ac.jp

近年、我が国は道路利用の効率化を目指して交通結節点の強化を目標としており、バスタ新宿のようなバスタ計画が全国で検討されている。そこで、バスタが供用された後に利用者のニーズを向上させるサービスを限られた予算の中で展開する必要があり、このような運用マネジメントが施設を継続する上で重要となる。本研究では、バスタ新宿やその他ターミナル駅など交通結節点を対象に、Twitter 上に投稿された個人の発言をベースに自然言語処理を援用した主観的評価を生成する手法を検討する。さらに、主観的評価値を導入した交通手段選択モデルを構築し、施設等の改善が利用者需要に及ぼす影響を分析した。今後、全国展開が検討されているバスタのマネジメントへの一助になることが期待される。

**Key Word:** Discrete choice mode, Machine learning, Natural language processing, Traffic base

## 1. はじめに

近年、国土交通省がバスタ新宿を筆頭とする交通結節点の整備、いわゆる「バスタ計画」を打ち出している。しかしながら、バスタ整備後の経営手法は確立されておらず、検討が必要だ。また、限られた予算の中で確実にユーザーのニーズに合った効率的な整備をするためには、ユーザー目線の評価が必須である。今回は、通常交通手段選択モデルに各交通機関に関連するユーザーが抱く施設や交通機関の「イメージ」を調査した。具体的には Twitter 上に投稿されているツイートを自然言語処理を用いたユーザー評価を取り入れた。このような評価は刻一刻と変化するため、リアルタイム性を持ったユーザー評価変数を用いた交通手段選択モデルにおいて重要だと思われる。従来、ユーザー評価を知るためには主にアンケート調査が用いられてきた。しかしながら、1つの施設や交通機関の評価はほかの施設・交通機関の評価と相対的に変動することが考えられる。例えば、満足度が大きく変わるような大規模な交通施設の改修がある交通施設で行った場合に付近の交通施設の評価が落ちることが考えられる。この状況を含めて、どこかの改修を行うごとに周辺施設・交通手段利用者アンケート調査をすることは現実的で

はない。したがって、本研究では高速バス・鉄道・乗用車における3種の交通モードの交通手段選択モデルの中に Twitter に投稿されているツイートに対して機械学習による自然言語処理を行った結果を組み込んで、各評価対象の「イメージ」の再現を試みた。具体的には、効用関数の中に「バスターミナル(停)」・「ターミナル駅」・「サービスエリア」における主要経路地評価共通変数及び「高速バス会社」、「新幹線(特急)」、「高速道路」における利用交通手段評価共通変数組み込んだ効用関数のパラメータを最尤推定法に基づいて算出した。結果として、リアルタイムなユーザーの評価値をいち早く取り込んだ交通手段選択モデルを構築できる可能性が示された。

本論文は以下のように構成されている。まず第2節では既往論文の整理を行い、本研究の位置づけを述べる。第3節では交通手段モデルに使用したトリップデータの概要について知る。第4節では、ツイートの自然言語処理手法について述べる。第5節では結果及び考察について記す。第6節ではまとめと今後の展望について記す。

## 2. 既往論文の整理と本研究の位置づけ

### (1) バスターミナルの評価

バスターミナルの評価指標として永田, 見明<sup>1)</sup>はバスターミナル利用者に向けてアンケートを行い結果から独自の施設評価指標を策定して全国の 38 のバスターミナルにおいて得点率の算出を行っている。しかし, 日々更新されるバスターミナル・ターミナル駅・サービスエリアなどと相対的な評価ができていないという問題点がある。そこで本研究では, これらの施設の評価も考慮したモデルを構築する。

### (2) 交通手段選択モデル

交通手段選択モデルとして森川, 佐々木<sup>2)</sup>は主観的要因を考慮した離散選択モデルとしてアンケート調査結果を用いたモデルを発表している。しかし, この手法に関しても日々変化するユーザーの変化をとらえることができない。そこで, 本論文は刻一刻と変化する Twitter 上にアップされているツイートを主観値として交通手段選択モデルに組み込む。

### (3) 自然言語処理

自然言語学習を通じて対象物を評価しようという試みは例えば Adarsh, Ravikumar<sup>3)</sup>によって行われているこの論文ではインドの大手航空 3 社に関するツイートに対して, ツイート内のポジティブワードの数からネガティブワードの数を引いた値をツイートのスコアとして算出して各社のスコア分布を出している。また, Shrawan, Amirinder<sup>4)</sup>は Lexicon-based sentimental analysis を用いた得点でインドにおけるフードデリバリーの評価を求めている。そして, Sezen<sup>5)</sup>は世界最大級の旅行クチコミサイトである Trip Advisor 上にアップロードされている 5120 件の航空会社のクチコミをテキストマイニングの手法である SVD と因子分析を用いて航空会社の種類別満足/不満足要因を抜き出している。

しかし, これらは日々変わりゆく言語の特性を表したのではない。本論文では直近のツイートをダウンロードをして評価することで, 対象物の評価を求める。

### (4) 本研究の位置づけ

先の 3 つの節で述べたように, リアルタイム性のある対象物のユーザー評価及び単語を用いて交通手段選択モデルに組み込んだ例は筆者の知る限り存在しない。そこで, 本研究ではこれらの要件を満たす手法を提案する。

## 3. トリップデータの取得方法

### (1) 第 6 回旅客純流動調査

本研究では, トリップデータとして 2015 年に行われた「第 6 回旅客純流動調査」を用いた。同調査

は, 全国規模で行われている調査で都道府県の県境を越えるトリップデータが扱われている。本来であればこの調査は本来 5 年に 1 度行われており, 2020 年にも実施予定であった。しかし, 新型コロナウイルス感染拡大のため, いまだに実施ができていない。即ち 2015 年版が最新のものとなっている。データとしては現在の世論を反映したものと言いきれない。しかしながら, 本研究では, 2015 年と 2022 年時点で, 高速道路網や新幹線網に大きな違いがないこと。各また, 交通機関の運賃や輸送力が劇的に変化したものでないという理由から 2022 年現在でも解析に十分使えるデータだと判断した。また, このデータには 2016 年に開業した「バスタ新宿」が含まれていない。そこで代わりに, 新宿駅付近に分散していた乗車バス停をすべてバスタ新宿乗車に置き換えてデータを取得した。

### (2) 取得トリップデータの概要

交通手段選択モデルを推定するためには, できる限り同じ地域の人々を対象にすることが望ましい。そこで, 本研究では, 東京都民に限ったトリップデータを使用した。具体的には「居住地が東京都」及び「出発地を東京都」とするトリップに絞ってデータを収集した。純流動調査の特徴として, 出発地・到着地が市区町村単位で示されているほか, 例えば, 高速バスの場合どこのバス停を使ったなどが記されている。しかしながら, 該当トリップの旅費・所要時間に関しては書かれていない。そこで, 今回は Yahoo! 路線, NAVITIME や Google Map を複合的に用いて, トリップの所要時間と運賃を算出した。

### (3) データ収集方法

トリップデータの検索条件は, 夏休みの影響などで臨時列車等が運行されていないと考えられる時期を見据えて平日の場合は 2022 年 9 月 7 日 (水), 休日に関しては 2022 年 9 月 4 日 (日) と設定した。出発時間帯に関しても旅客純流動調査には細かくは記載されていない。そこで, 例えば 0:00~8:00 の間にあるものは, 代表として出発時間を 7:00 にするなど工夫を施した。

#### (i) 出発地と目的地の設定

旅行目的が仕事のトリップに関して述べる。この場合, 「居住地」と「出発地」が同一の市区町村である場合は, 自宅から直接仕事場に向かったと仮定した。そこで, このようなトリップは該当自治体の人口中心を出発地と設定した。「居住地」と「出発地」が同一でない場合は, 仕事先から到着地の仕事場に向かったと仮定して, 企業が複数立地されると考えられる市区町村役場を出発地とした。仕事トリップでは, 居住地と出発地の一致の有無にかかわらず, 到着地は, 到着自治体の市区町村役場とした。

そのほかの旅行目的 (観光・帰省/私事・その他) に関しては, 居住地と出発地の一致の有無にか

かわらず、出発地・到着地いずれも該当自治体の人口中心としている。なお、人口重心は平成 27 年度における国勢調査<sup>9)</sup>にて公表されている。そこで、緯度・経度を Google Map にて検索をして住所を割り出してデータ検索を行った。

#### (ii) データ検索条件

まず、高速バストリップに関しては NAVITIME を用いて、到着が早いバスから所要時間・運賃・運行会社を記録した。

鉄道トリップに関しては Yahoo! 路線を用いて検索を行った。ここでは、自由席の運賃、所要時間に加えて利用した新幹線・特急種別、およびそのターミナル駅（出発駅）も抽出した。

車のルート検索に関しても NAVITIME を使用しているが、同サイトの「渋滞考慮」モードを使用し、なるべく現実に近い所要時間を求めた。また、ドライバーの休憩時間は国土交通省鉄道局<sup>7)</sup>が提案する式に基づくと仮定し以下の数式(1)のように求めた。

$$CAR_{TIME} = TIME * 1.094 \quad (1)$$

ここで  $CAR_{TIME}$  は休憩時間込みの所要時間、 $TIME$  は NAVITIME で検索して得られた所要時間を表す。この際、利用した高速道路及び途中にあるサービスエリアも集計した。加えて、車で移動する場合、高速料金のほかにガソリン代が発生する。これは以下の式 (2) にて導出した。

$$cost = gasolin_{cost} * \frac{distance}{fuel\_consumption} \quad (2)$$

ここで  $cost$  がガソリン代、 $gasolin_{cost}$  が 2015 年 11 月における東京都のレギュラー価格は資源エネルギー庁<sup>7)</sup>発表している当該機関における価格の平均値、すなわち 140.0 円/L としている。

$fuel\_consumption$  は資源エネルギー庁が発表している車の燃費に関する資料<sup>8)</sup>を参考に 2015 年と 2022 年では大きく乗用車の燃費は変化していないことから、2021 年 1 月時点で NAVITIME においてガソリン代の算定に使われていた 13.34km/L を採用した。また、 $distance$  はトリップ距離とした。

したがって式(2)は以下の式(3)のように書き換えることができる。

$$cost = 140 * \frac{distance}{13.34} \quad (3)$$

この調査方法により高速バス・鉄道・乗用車の 3 種類のトリップデータを各 143 トリップずつ、計 429 トリップを集計した。

## 4. 主観的評価の算出方法

### (1) 単語の機械学習

Twitter の API を用いて機械学習用に 2022/9/15～2022/9/17 まで投稿された日本語のツイート 15 万件をランダムにダウンロードした。これらのツイートの中から、絵文字や記号はツイートの感情値に影響しないと仮定して除去するデータクリーニングを施した。また、今回の分析では形態素分析ソフト MeCab を用いて同処理を行った。形態素分析とは、文中における単語の品詞を特定するものである。本研究では、直近の単語にも正しく形態素分析ができるように、辞書として mecab-ipadic-neologd を用いている。また、追加の分析を行い、助詞や助動詞など文中において大きな意味を持たない単語をツイートから削除して結果的に名詞・動詞・形容詞の 3 つの品詞のみを残すという作業を行った。この一連の作業を行い、文字が 1 文字も残っていないツイートを除去した結果約 11 万 6000 件のツイートが学習対象となった。

これらのツイートに含まれる単語を Word2Vec<sup>9)</sup> と呼ばれる手法で機械学習をすることで単語の意味をベクトル化した。Word2Vec はニューラルネットワークを用いた自然言語処理方法の 1 種である。同手法では単語の意味は周囲に存在する単語によって決まるという考えに基づいた考えるものだ。このとき、エポック数は 5、単語ベクトルは 100 にして解析を行った。

### (2) 対象物評価

あるツイートにおける「バスタ新宿」などの評価対象名詞は周囲にある形容詞の感情極性値の和によって評価決められると仮定した。そこで、ある名詞の評価は同じツイートに含まれている形容詞の感情極性値の和を式(4)のようにその名詞を含むツイート数で割った平均値であると仮定をする。

$$norm_{target} = \frac{\sum evaluation}{N} \quad (4)$$

ここで、 $norm_{target}$  は評価対象物である名詞、 $evaluation$  はある機械学習した形容詞感情極性値の和、 $N$  は該当形容詞を含むツイートの数を示す。

そこで形態素分析の結果得られた 620 個の形容詞における感情極性値を求めるために、評価対象のツイートに含まれる形容詞の感情極性値の算出を行った。形容詞を含めた感性語の辞書として単語感情極性対応表<sup>10)</sup>が発表されているが、近年使われているネットスラングである「えぐい」などの形容詞はこの辞書に含まれていない。そこで、これらの新しいワードの感情極性値を求める必要がある。また、Twitter は SNS という特性上、上述の対応表に載っている形容詞であっても感情極性値と異なる場合が考えられる。そこで、本研究では抽出されたすべての形容詞において基準になるワードとのコサイン類

表-1 単語感情極性対応表と解析結果における値の比較 (一部抜粋)

形容詞	単語感情極性 対応表	解析結果
えぐい	該当なし	-0.226
ポロイ	該当なし	-0.182
めんどくさい	-0.994	-0.201
可愛い	0.992982	-0.08
悪い	-1	-1

似度を求めた。コサイン類似度とは、意味がベクトル化された単語間の類似度を求める指標である。同指標は-1から1の範囲を取り、コサイン類似度が1に近ければ2つの単語の意味は近いことを表し、-1であれば全く違う意味を示す。コサイン類似度は式(5)のように求める。

$$\cos(A, B) = \frac{\vec{A} \cdot \vec{B}}{\|\vec{A}\| \|\vec{B}\|} \quad (5)$$

ここで  $\cos$  はコサイン類似度を示す。A 及び B はある単語を示す。 $\vec{A}$ ,  $\vec{B}$  は Word2Vec にて求められた単語の意味を示すベクトルを表す。 $\|\vec{A}\|$ ,  $\|\vec{B}\|$  は意味ベクトルの長さの絶対値である。本研究では、基準となる形容詞とのコサイン類似度によって感情極性値を表すことができると仮定した。基準となるワードとして単語感情極性対応表にて感情極性値が1である「優れた」が候補として挙げられる。しかし、この単語は MeCab の設定上「優れる」と

「た」という2つの単語に分割されてしまう。そこで代わりに感情極性値が-1である「悪い」という単語と各形容詞のコサイン類似度に式(6)のように-1を掛け合わせたものをツイッター上での形容詞の感性値と値して用いた。

$$\text{Sensibility}(C) = \text{Similarity}(C, D) * (-1) \quad (6)$$

ここで Sensibility は本論文における感情極性値を示す。C は形容詞の意味ベクトル、D は単語感情極性基準となる「悪い」の意味ベクトルを意味する。結果の一部抜粋を表-1に示す。

この手続きにより、感性語辞書に載っていない形容詞についても感情極性値を算出することができた。また、感性語辞書に載っている「めんどくさい」や「可愛い」などと今回の分析結果が感性語辞書の値と大きく異なっている単語もあるが、Twitter上の固有な性質だと今回は仮定した。

次に、トリップに含まれる主要経由地として「バスターミナル(停)」「特急や新幹線のターミナル駅」・「サービスエリア」に関するトリップ上の主要経由地に関するツイートをダウンロードした。加えて、交通手段ツイートに関しては、「高速バスの運行会社」「乗車した特急・新幹線の名称」「高道路」にかかわるツイートも入手した。ダウンロードした関連ツイートの数、形態素分析にて抽出された形容詞が含まれている評価可能ツイート数、およびその割合。また、各施設の評価の抜粋を表-2に示す。東京駅に関しては関連ツイートの数が膨大であったため、10万ツイートに限って取得した。今回の研究ではツイートのダウンロードに時間を要する関係で各評価項目によるツイート取得日が異なる。しかしながら、すべての評価対象のダウンロード期

表-2 評価に用いたツイート数と割合、評価値 (一部抜粋)

評価対象	種別	関連ツイート数	評価可能ツイート数	割合	評価
バスタ新宿	バスターミナル(停)	2832	7	0.247%	-0.0549
東京駅八重洲口	バスターミナル(停)	878	4	0.456%	-0.0456
新宿駅	ターミナル駅	58813	153	0.260%	-1.007
東京駅	ターミナル駅	100000	532	0.532%	-0.0966
海老名 SA	サービスエリア	2583	49	1.897%	-0.0774
談合坂 SA	サービスエリア	122	0	0.000%	0.000
京王バス	高速バス	1491	8	0.537%	-0.00313
富士急行バス	高速バス	276	2	0.725%	-0.119
富士回遊	新幹線・特急	155	89	57.40%	-0.164
りょうもう	新幹線・特急	334	334	0.599%	0.0765
東名自動車道	高速道路	23968	121	0.505%	-0.112
中央自動車道	高速道路	5349	38	0.710%	-0.142
計	109 項目	431556	3261	0.756%	

表-4 ツイート評価なしの交通手段選択モデルのパラメータ推定結果

変数名	パラメータ	t 値
定数項 (鉄道)	-1.61	-8.17***
旅費	-2.1	-1.68**
所要時間	-23.9	-7.36***
夜行ダミー	5.07	6.94***
女性ダミー	3.24	-7.36***
サンプル数	429	
初期尤度	-211.1	
最終尤度	-167.5	
尤度比	0.207	
修正済み尤度比	0.183	

\*\*\* : 1%有意\*\* : 5%有意

間はおおむね 1 週間以内に収まっている。そのため今回は、1 週間程度ではツイートの質は変化しないと仮定して分析を行った。

この値は評価対象可能ツイート数が全体に対する割合は「富士回遊」を除けば、全体的に極端に低い。また、各評価値に関しても、「りょうもう」のように正の値を示すものも極端に少なかった。これは、Twitter にて交通に関するツイートをする場合、ネガティブな要素を投稿するユーザーが多いからだと考えられる。加えて、「談合坂 SA」のように評価ツイート数が 0 になる評価対象も多く見受けられた。これは、形態素分析によって抽出した形容詞の数が少なかったことが原因として考えられる。この状態ではユーザーの評価がうまく拾えていない可能性がある。ここに関しては今後の課題である。今回の論文では、そのまま機械学習によって求めた形容詞を用いた。

## 5. 結果と考察

今回は比較のために、主観値を変数に組み込んでいない交通手段選択モデルも構築した。この場合、効用関数は以下のように特定された。

$$V_1 = B_1 \cdot time + B_2 \cdot cost + a \cdot dummy_{night} \quad (7)$$

$$V_2 = A_2 + B_1 \cdot time + B_2 \cdot cost \quad (8)$$

$$V_3 = B_1 \cdot time + B_2 \cdot cost + b \cdot dummy_{women} \quad (9)$$

ここで、1 は高速バス 2 は鉄道 3 は車を表す数字である。また、A は定数項、time は所要時間、cost

表-5 ツイート評価ありの交通手段選択モデルのパラメータ推定結果

変数名	パラメータ	t 値
定数項 (バス)	-0.605	-2.21**
定数項 (鉄道)	-4.01	-15.5***
旅費	0.371	1.92**
所要時間	-27.1	-9.13***
主要経由地	2.14	1.21
移動手段	-4.47	-2.36**
夜行ダミー	6.05	7.24***
女性ダミー	-2.38	-5.66***
サンプル数	429	
初期尤度	-274.3	
最終尤度	-146.2	
尤度比	0.467	
修正済み尤度比	0.438	

\*\*\* : 1%有意\*\* : 5%有意

は旅費、 $dummy_{night}$  は夜行バスダミー、 $dummy_{women}$  は女性ダミー、 $B_1, B_2$  は共通パラメータ、 $a, b$  は固有なパラメータである。推定結果を表-4 に示す。

次に、前章で述べた評価対象物への評価を用いた変数を代入したものを含んだモデルをについて各パラメータを算出した。尚、今回は簡単のために高速バス・鉄道トリップにおいて乗り換えが生じた場合は乗車時間が最も長い高速バス会社及び新幹線・特急評価を用いた。車トリップに関しても最も長く乗っていた高速道路への評価値を用いている。尚、サービスエリアに関しては高速道路に乗って一番最初にあるものに限定して評価値を代入している。効用関数は以下のように特定された。

$$V_1 = A_1 + B_1 \cdot time + B_2 \cdot cost + B_3 \cdot terminal\_evaluation + B_4 \cdot traffic\_evaluation + a \cdot dummy_{night} \quad (10)$$

$$V_2 = A_2 + B_1 \cdot time + B_2 \cdot cost + B_3 \cdot terminal\_evaluation + B_4 \cdot traffic\_evaluation \cdot transit \quad (11)$$

$$V_3 = B_1 \cdot time + B_2 \cdot cost + B_3 \cdot terminal\_evaluation + B_4 \cdot traffic\_evaluation \cdot transit + b \cdot dummy_{women} \quad (12)$$

推定結果を表-5 に示す。ここで、1 は高速バス 2

は鉄道 3 は車を表す数字である。また、A は定数項、time は所要時間、cost は旅費、terminal\_evaluation は利用した主要経由地の評価、traffic\_evaluation は利用した交通機関の評価、dummy<sub>night</sub> は夜行バスダミー、dummy<sub>women</sub> は移動手段が仕事であるダミー、B<sub>1</sub>,B<sub>2</sub>,B<sub>3</sub>,B<sub>4</sub> は共通パラメータ、a,b,は固有なパラメータである。

各推定結果の考察を行う。まず、ツイート評価なしの交通手段選択モデルに関しては旅費・所要時間ともにパラメータが負の値を示していることから直観に合った結果となっている。また、各パラメータの t 値が高く、p 値も旅費を除いて 1% 有意であることに加えて修正済み尤度比が 0.207 とまずまずの値となっているので、おおむね良い結果が得られているといえる。

ツイート評価ありの交通手段選択モデルに関しては表-5 より尤度比が前述のモデルよりも大きく上がっていることがわかる。しかしながら、主要経由地の t 値が十分ではなく p 値が高く出てしまっている。そして、旅費パラメータが正に出ており、t 値も高い値だとは言えない。このことから、主観値を取り入れたモデルとしてはまだ未熟なものであることがうかがえる。

## 6. まとめと今後の展望

本研究では、高速バス・鉄道・車の 3 種類の交通手段選択モデルの中に Twitter より取得したユーザーの評価変数を入れることで尤度比の向上が見られた。このことにより、ユーザーの主観的評価を組み込むことでより精度の高いモデルをリアルタイムで得られる可能性を示した。バスタを含む主要経由地のパラメータが正になったことから、バスタの整備が交通手段の効用に正の影響を及ぼすことが分かった。しかし、どのような整備をすればユーザーの満足度が高まるかなど引き続き検討が必要である。

また、ツイート取得の面では、今回形態素分析の結果得られた形容詞の数が少なく、評価対象になりえたツイート数が極端に少なかったこと、また「のぞみ」「あずさ」のように人名などが含まれるツイートも含まれている点が課題点として挙げられる。この点に関して、より多くの機械学習用のツイートをダウンロードすることや検索条件を検討することが必要だと分かった。

加えて、主観的評価を用いたモデルで旅費のパラメータが正になったことがまず課題として挙げられ、改善が必要だ。さらに、主要経由地パラメータの精度が悪いこと、交通手段パラメータが負になるという課題点も見られた。今後は機械学習用のツイートをより長期間、大量に手に入れることで得られることで評価に用いる形容詞の数を増やすことが必要になる。また、今回は主要経由地・交通手段評価に関して、かなり簡略化した手法を用いたが、この点に関して新たな心理モデルの構築が必要にな

る。

最後に離高速バスとの競合として航空機が考えられるので、航空機も組み込んだ交通手段選択モデルを構築してする必要がある。今後はこの 4 点の課題に基づき研究を進めていく。

## REFERENCES

- 1) 永田尚人, 見明孝徳: バスターミナルの更新・再整備に関する基礎的研究, 交通工学論 Z 集, 第 1 巻, 第 2 号 (特集号 B) p.B\_82B\_89, 2015 [Hisato. N, Takanori. M: A fundamental study on improvement of bus terminal, *JSTE journal of traffic engineers*, Vol1, (Supecial Issue) Issue 2 p.B\_82B\_89, 2015]
- 2) 森川高行, 佐々木邦明: 主観的要因を考慮した日集計離散型選択モデル, 土木学会論文集 No. 470/IV-20, pp. 115~124, 1993-7 [Takayuki. M Kuniaki. S: Discrete choice models with latent explanatory variables using subjective data, *Transaction of the Japan Society of Civil Engineers* No. 470/IV-20, pp. 115~124, 1993-7]
- 3) Adarsh M J, Pushpa Ravikumar: An Effective Method of Predicting the Polarity of Airline Tweets using sentimental Analysis, 4<sup>th</sup> International Conference on Electrical Energy Systems
- 4) Shrawan Kumar Trivedi, Amirinder Singh: Twitter sentiment analysis of app based online food delivery companies, Global Knowledge, Memory and Communication, 2021
- 5) Eren Sezgen, Keith J. Mason, Robert Mayer: Voive of Airline Passenger: A text Mining Approach to Understand Customer Satisfaction, *Journal of Air Transport Management*, Volume 77, June 2019
- 6) 総務省統計局『平成 27 年国勢調査』  
<https://www.stat.go.jp/data/kokusei/2015/index.html> を加工して作成
- 7) 経済産業省資源エネルギー庁: 石油製品価格調査, 卸売価格 (ガソリン・軽油・灯油)  
[https://www.enecho.meti.go.jp/statistics/petroleum\\_and\\_lpgas/pl007/results.html](https://www.enecho.meti.go.jp/statistics/petroleum_and_lpgas/pl007/results.html) (参照 2022.2.3)
- 8) 国土交通省: 自動車燃費一覧 (令和 2 年 3 月), ガソリン乗用車の JC08 モード燃費平均値の推移, 2020  
[https://www.mlit.go.jp/jidosha/jidosha\\_fr10\\_000044.html](https://www.mlit.go.jp/jidosha/jidosha_fr10_000044.html) (参照 2022.2.3)
- 9) T Mikolov, K Chen, G Corrado, J Dean: Efficient estimation of word representations in vector space, -arXiv preprint arXiv:1301.3781, 2013
- 10) 高村大地, 乾考司, 奥村学: スピンモデルによる単語の感情極性抽出: 情報処理学会論文誌ジャーナル, Vol.47 No.2 pp.627\637, 2006 [Hiroya.T, Tkashi.I, Nabavy O: *Extracting Semantic Orientations Using Spin Modell*, *IPSJ Transactions on Journal*, Vol.47 No.2 pp.627\637, 2006]

(2022/9.30 受付)

GRASP OF THE TRAFFIC NODE EVALUATION THAT PAID ITS ATTENTION  
TO A SUBJECTIVE EVALUATION IN TWTEER AND THE INFLUENCE TO  
GIVE TRAFFIC DEMAND

Yutaro KANZAKA, Hideki YAGINUMA, ShintaroTWRABE, Haruka Uno,  
Yu SUZUKI

Recently, Japanese government has proposed “Busta project” in order to improve the connectivity between several traffic mode. However, the operation of these facilities haven’t been proposed. So, In this study, setting KPI for the “busta” We try to focus evaluation on the traffic facility by the users. By using Word2Vec as a machine learning as the way to translate Tweets into vectors for evaluating bus terminal, station, service area, highway bus, super express and highway uploaded on Twitter, one of the SNSs. Then, we also make the transportation choice model about highway bus, railway and car using the subjective evaluation made by the machine learning. As a result, we found that it improves the quality of the model.