

ジオタグツイートの多言語分析に基づく Venue 推薦システム

先原 進之介^{1,a)} 中岡 佑輔^{1,b)} 白数 紘之^{1,c)} 王 元元^{2,d)} 河合 由起子^{1,e)} アダム ヤトフト^{3,f)}

概要: 本研究では、ジオタグツイートの発信位置と言語の相違を分析し、群衆（国民）の嗜好性を抽出することで、ツイートの少ない地域でも国民性に合わせた Venue を推薦可能なシステムの実現を目指す。ジオタグツイートが相対的に少ない地域における Venue 推薦をアイテム推薦におけるコールドスター問題と捉え、提案手法ではユーザ（国民）にとって未知の Venue の評価値を、その Venue のジャンル（例えばインド料理店）に対する他の国民の嗜好性との類似度から算出する。各国民の各ジャンルに対する嗜好性はツイートの発信位置（国）とツイートの言語情報から算出する。算出されたジャンルに対する各国民の嗜好性に対して各国間の類似度を算出し、任意の国民との類似度と評価値との積の総和を正規化し、値の高いジャンルを抽出する。最後に抽出されたジャンルに基づき Venue を選出し推薦提示する。本稿では、特に母国語の多様性が高いヨーロッパを対象とし、ジオタグツイートの時空間情報と言語情報分析に基づく群衆の嗜好性抽出および Venue 推薦手法について述べ、提案手法より抽出した Venue の相関性について検証する。

キーワード: ジオタグツイート分析, ツイート多言語分析, Venue 推薦

Venue Recommender System based on Multilingual Analysis of Geo-tagged Tweets

SHINNOSUKE SAKIHARA^{1,a)} YUSUKE NAKAOKA^{1,b)} HIROYUKI SHIRAKAZU^{1,c)} YUANYUAN WANG^{2,d)}
YUKIKO KAWAI^{1,e)} ADAM JATOWT^{3,f)}

Abstract: This work proposes a novel venue recommender system according to the national character in any region based on crowd (nation) palatability by analyzing differences between locations and languages of geo-tagged tweets. In this paper, we aim to recommend venues of regions where a few geo-tagged tweets are posted. To realize one, we first identify the genres of venues (e.g., India restaurants) with high palatability for each language of each country by analyzing locations (countries) and languages of tweets. Then, we use the correlation coefficient to compute the similarities of countries from identified genres, and recommend venues according to national character in each country by overlapping the similarities of regions outside home countries with a few geo-tagged tweets. In particular, we collect tweets in Europe with a high diversity of mother tongues. We then classify the tweets of each nation based on locations and languages in any time period by using posting locations/ times/ languages and mother tongues of the tweets. Therefore, we extract venue (feature) names after “I’m at” in tweets that related to locations, and present recommended venues in a map corresponding to genres of each language in any country by the extracted venues. Finally, we verify the correlation coefficient between extracted venues with our proposed method.

Keywords: geo-tagged tweets, multilingual analysis, venue recommendation

¹ 京都産業大学
Motoyama, Kamigamo, Kita-ku, Kyoto 603-8555, Japan
² 山口大学
2-16-1 Tokiwadai, Ube, Yamaguchi 755-8611, Japan
³ 京都大学

Yoshida-homachi, Sakyo-ku, Kyoto 606-8501, Japan
a) g1444602@cc.kyoto-su.ac.jp
b) g1444936@cc.kyoto-su.ac.jp
c) g1444666@cc.kyoto-su.ac.jp
d) y.wang@yamaguchi-u.ac.jp
e) kawai@cc.kyoto-su.ac.jp

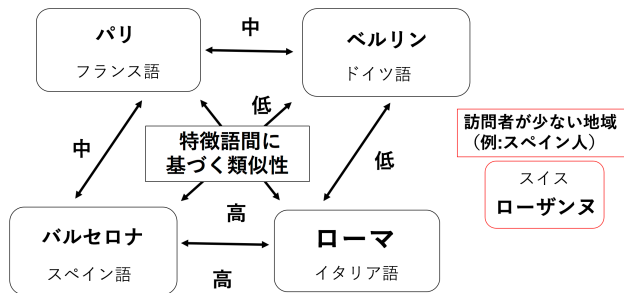


図 1 発信位置と言語情報に基づく情報推薦概念図：各国民の嗜好性抽出およびジオタグツイートの少ない地域における情報推薦

1. はじめに

近年、ユーザの行動分析および可視化に関する研究において、ジオタグ付きのソーシャルネットワークサービス (SNS) データ分析に関する研究開発が盛んに行われている。都市に存在する店舗や施設などで Check-in するユーザの移動軌跡を分析し、その都市の特徴を抽出する手法 [1] や、タクシーに設置した GPS から取得した人々の移動パターンと地域に存在する施設のカテゴリ情報を用いて地域の機能性を発見する手法 [2] が実証されている。これまで著者らも、ユーザ行動分析としてデータ発生位置とコンテンツで言及されている位置との差異、発生時間とコンテンツ言及時間との差異分析、さらに位置と時間の関係性を考慮した時空間差異分析および可視化に関する研究を行ってきた [4]。これにより、ユーザの関心を時空間の観点から俯瞰することが可能となったが、ユーザ特性（年齢や性別、人種）までは考慮しておらず、群衆の嗜好性に基づいた情報推薦までには至っていなかった。また、ジオタグツイートがツイートに占める割合は数パーセントと低く、都市部以外では適応が困難という根本的問題が残る。

そこで、本研究では、ジオタグツイートから時空間情報となる場所と時間以外に、発信ユーザが登録する母国語および内容に記述されている言及言語の言語情報を考慮することで、発信位置（国）と言語（国）との同一性から群衆（国民）の嗜好性を抽出し、各国民間の類似性を抽出することでツイートの少ない地域も含めたいずれの場所でも嗜好性の高い情報の推薦を目指す（図 1）。例えば、スペイン人のツイートが少ない「ローザンヌ」において、類似度の高いイタリア人の嗜好と類似度は低いツイート（情報）の多いドイツ人の嗜好も考慮した Venue 推薦が可能となる。

本論文では、対象領域を多言語性の高いヨーロッパ 19 カ国とし、指定言語に応じた Venue 推薦システムを構築し、検証する。具体的には、まず取得したツイートから Venue 名を抽出し、Venue 名と発信位置から Venue の属性情報となるジャンル名を取得する。ジャンル名は「BAR」や「CAFE」など 100 種類程度の統一形式となるため、数十万

以上の固有の Venue 名を用いた言語国の類似度抽出（次のステップ）で生じるコールドスタート問題を回避できる。次に、発信位置（国）ごとに同一の言語（国）のツイートを分類し、それらのジャンル名の出現頻度を算出し、各言語国間の相関係数を類似度として算出し、最後にユーザ指定の地域内のツイートの Venue の出現頻度をツイートから算出し、値の高い Venue をマップ上に提示する。また、指定地域のツイート数が閾値以下の場合、ジャンルより抽出した各国との類似度とジャンルの出現頻度とを重積分した上位ジャンルの Venue を抽出し、マップ上に提示する。

本論文では、ジオタグツイートの時空間ならびに言語分析に基づく群衆の嗜好性抽出および Venue 推薦手法を提案し、欧州の 13 ヶ月分のジオタグツイートをを用いて抽出した Venue およびジャンルの分類結果ならびに各言語の相関性について検証する。

2. 関連研究

大量のジオタグツイート（以下、ツイート）に対する時空間分析に関する研究が、国内外で広く取り組まれている。

Qu ら [3] は、レストランや店舗などの特定の店舗で Check-in した際に発信されるツイートを分析し、ユーザの移動軌跡を抽出し、そのレストランや店舗などのトレードエリアの発見を行った。また、一定領域の分析結果を地図の LOD に同期し可視化することで効果的な時空間解析が実証されている [5]。さらに、地域に特色のある語と位置情報に新たな地域ユーザを手がかりとして付け加えた口コミ収集の提案 [10] や、観光客に関する情報を抽出する研究の 1 つとして Twitter に投稿されたツイートの位置情報と本文を用いることで、ユーザの観光地での訪問動向より訪問目的を推定する手法の提案 [11] などの研究が行われている。

一方で、地域に特色のある語と位置情報より新たな地域ユーザを手がかりとして付け加えた口コミの収集の提案 [10] や、観光客に関する情報を抽出する研究の 1 つとして Twitter に投稿されたツイートの位置情報と本文を用いることで、ユーザの観光地での訪問動向や訪問目的を推定する手法の提案 [11] などの研究も行われている。

これまで著者らも、ユーザ行動分析として日米両国の数ヶ月間のツイートを分析し、データ発生位置とコンテンツ内容位置との差異、発生時間と内容時間との差異の分析、さらに位置と時間の関係性を考慮した時空間差異の分析および可視化に関する研究を行ってきた [8]。また、ツイートの時間と場所と言語に基づき分析し、ユーザ行動に対する場所と言語の相違の可視化に関する研究を行ってきた [9]。

以上、既存研究を含めジオタグの時間および位置情報分析に関する研究は広く行われているが、これらに加えて言語情報から群衆（国民）の特性を抽出し、さらに群衆間の類似性および位置特性に基づき任意の場所のいずれにおい

^{f)} adam@dl.kuis.kyoto-u.ac.jp

ても Venue (地物) 推薦を可能にする研究開発は稀である。

3. 位置と言語分析に基づく Venue 推薦手法

本章では、任意の場所における言語 (国民) の嗜好性抽出ならびに Venue 推薦, 可視化手法について述べる。Venue 推薦システムの処理の概要 (ステップ) を以下に示す。

- (1) 各言語国の Venue のジャンルに対する評価値抽出
- (2) 言語国間のジャンルの評価値に基づく類似度抽出
- (3) 任意地域の各言語国の Venue に対する評価値算出
- (4) 任意地域の各言語国のジャンルに対する評価値算出
- (5) Venue 数が閾値以上の場合 (3) の Venue 抽出
- (6) Venue 数が閾値未満の場合 (2) および (4) を用いたジャンル抽出に基づく Venue 抽出
- (7) マップ上に任意地域の言語毎の Venue を推薦提示

3.1 発信場所と言語に基づく Venue 抽出

まず、ジオタグツイートの発信位置, 発信時刻, 母国語および言及言語を抽出し, 任意の期間と地域と言語に基づきツイートを分類する。ここで母国語とは, ユーザがツイート利用登録時に設定する言語とし, 言及言語はツイートの内容に用いられている言語とする。この母国語と言及言語より, 任意の言語 l は $\{ \text{母国語}_l \} \vee (\text{言及言語}_l \subseteq \overline{\text{母国語}_l})$ として分類される。たとえば, フランス人の嗜好性抽出では, 任意の言語 $l_{\text{フランス}}$ は, 母国語がフランス語の全てのツイートおよび母国語がフランス語以外で言及言語がフランス語のツイートが分類される。

次に, 分類された言語ごとの Venue 辞書を作成する。Venue 辞書は, 言語, 緯度経度, 地物名, 属性情報のタプルであり, ツイートの定式文となる "I'm at" とマッチングしたツイートの定式文以降に記載される単語を地物名 (Venue) として抽出する。属性情報は, 抽出した Venue 名を用いて Swarm API^{*1} から取得したカテゴリとジャンルとし, ジャンルはカテゴリの下位層になる。たとえば, カテゴリは「公共施設」や「フード」などで, 「フード」の下位層のジャンルには「中華」や「喫茶店」などが含まれる。

各言語の Venue 辞書に基づき, 全言語 L に対して言語 l_x の言語国の都市 p でのみ発信された各ジャンル j に対する嗜好性となる評価値を出現頻度 $TF_{\{x,j\}} = (l_x \text{ におけるジャンル } j \text{ 出現回数}) / (l_x \text{ におけるジャンル総出現回数})$ から算出する。例えば, $l_x = \text{フランス語の母国フランスの都市 } p = \text{パリ周辺}$ で発信されたツイートのジャンル $j = \text{カフェ}$ の出現頻度から, フランス人 (この場合はパリ人) のカフェに対する嗜好性となる評価値が算出される (ステップ 1)。

算出した言語 l_x のジャンル j に対する評価値 $TF_{\{x,j\}}$ と他言語 l_y の評価値 $TF_{\{y,j\}}$ より, x 国と他国 y 間の類似度 $sim(x, y)$ を下記の相関係数より算出する (ステップ 2)。

y	$sim(x=\text{フランス}, y)$	ジャンル ₁ の評価値	ジャンル ₂ の評価値
スペイン	0.5	0.9	0.2
イタリア	0.85	0.3	0.9
合計	1.35		

0.45 0.10
0.26 0.77
0.52 0.64

図 2 各言語との類似性に基づくジャンルに対する評価値算出例

$$\frac{\sum^J (TF_{\{x,j\}} - \overline{TF_{\{x,j\}}})(TF_{\{y,j\}} - \overline{TF_{\{y,j\}}})}{\sqrt{\sum (TF_{\{x,j\}} - \overline{TF_{\{x,j\}}})^2 \sum (TF_{\{y,j\}} - \overline{TF_{\{y,j\}}})^2}} \quad (1)$$

最後に, 任意の地域 p の Venue を含むツイートを取得し, ツイート数が閾値以上の場合 (ツイート数が多い場合) は式 (2) よりランキングした Venue を抽出する (ステップ 3, 5)。

$$\frac{p \text{ で発信された } l_y \text{ 言語の Venue } i \text{ の出現回数}}{p \text{ で発信された } l_y \text{ 言語における Venue 総数}} \cdot \log \frac{\text{言語総数 } L}{\text{Venue } i \text{ の出現した言語数}} \quad (2)$$

3.2 ツイート数の少ない地域における各言語との類似性に基づいたジャンル抽出

地域 p におけるツイート数が閾値未満の場合は, 言語 l_x にとっては訪問頻度の少ない地域であり, これは未知のアイテム推薦と捉えられる。そこで, 他言語とのジャンルの類似性 (ステップ 2) を考慮することで, 他言語の l_y におけるジャンル j に対する評価値 $TF_{\{y,j\}}$ を用いて下記の式 (3) より言語 l_x のジャンル j に対する評価値を抽出する (ステップ 4)。

$$\sum^D (sim(x, y) \cdot TF_{\{y,j\}}) / \sum^D TF_{\{y,j\}} \quad (3)$$

D は言語数であり, 式 (3) は場所 p における言語 l_x のジャンル j に対する推薦度を算出しており, 第一項目は, 各言語 l_y との類似度 $sim(x, y)$ に言語 l_y のジャンル j に対する評価値を乗算した値の総和を全言語の類似度の総和で割った値である。第二項は場所 p におけるジャンル j に対する l_x の評価値であり, これを加算する。

例を図 2 に示す。任意の地域でフランス人の訪問数が少なくツイート数が閾値以下の場合, フランス人のジャンル₁に対する評価値は, まず, スペイン人との類似性 (0.5) と評価値 (0.9) から 0.45 を算出し, 同様にイタリア人の 0.26 を算出し, 総和 0.71 を類似度の総和で割った値 0.52 が算出される。

3.3 Venue 抽出・提示

地域 p におけるツイート数が閾値未満のツイート数の少ない地域では, 前節より抽出された全ジャンルのうち推薦

*2 全カテゴリ中の重複省いた数で括弧は Tweet 総数に対する割合
*3 言語国と発信都市の国が同一
*4 全言語約 34 万 Venue に対するカテゴリ (ジャンル) 取得は API 制限より本稿では未実施

*1 <https://developer.foursquare.com/>

表 1 ジオタグツイートストーリーミングデータの分類結果

言語	Tweet 総数	“I’m at” 含む数 (%)	Venue 総数*2 (%)	ロンドン	ローマ	パリ	バルセロナ	ベルリン
全言語	25,993,771	1,231,980 (4.7%)	342,992 (1.1%)	_*4	_*4	_ *4	_*4	_*4
イタリア	2,251,204	98,488 (3.6%)	36,940 (1.6%)	2,914	*36,203	369	1,706	81
フランス	2,430,737	36,163 (1.4%)	29,851 (1.2%)	1,568	363	*316,445	797	5
スペイン	4,801,999	40,367 (0.8%)	34,813 (0.7%)	3,624	3,419	868	*320,614	117
ドイツ	2,041,920	216,242 (8.6%)	55,414 (2.7%)	1,454	367	211	820	*3873



図 3 Venue 推薦システムのインタフェース

度の高いジャンル j を用いて場所 p の周囲 r 内における同一ジャンルの全言語の Venue を Venue 辞書より選出し、出現頻度の高い順にランキング付けて Venue を抽出する (ステップ 6)。ただし、Venue 辞書の p における Venue 数が少ない場合は、ジャンル j と位置情報 p と r を用いた Swarm API の逆引きによる Venue 名検索、またはジャンル名 j と位置情報 p と r を用いた Web 検索より Venue 情報を取得する。

ツイート数が閾値以上の場合、ステップ 4, 5 で抽出した Venue 情報を取得する。

最後に、Venue 辞書から抽出した緯度経度に基づき地域 p における言語 l_x に対するお勧めの Venue として、地図上にピンをプロットする (ステップ 7)。ユーザはピンにマウスオーバーすることで Venue 名とジャンル名を確認できる。またピンをクリックすると Venue に関するページへ遷移できる。

4. 実験

本稿において、2016 年 4 月 1 日から 2017 年 4 月 30 日の約 13 ヶ月間の欧州領域のツイートを対象に、4 言語を対象とした Venue (飲食店) 推薦システムを構築した (図 3)。プルダウンメニューより都市と言語を指定すると、Venue が推薦される。また、言語のみを選択し、地図上の任意の場所をクリック指定しても Venue が推薦される。

本章では、4 言語の首都 4 都市とそれ以外の 1 都市の合計 5 都市における Venue 抽出結果について検証する。

表 1 に 5 都市における Venue のうち「Food」カテゴリの各言語ごとの総数を示す。各都市の中心市街地半径 $r=20\text{km}$

圏内を対象とした。なお、欧州全体における「I’m at」を含む数は 5%以下で、Venue 数は 1%程度であった。また、「Food」カテゴリのジャンルは 108 種類であった。

4.1 各言語における Venue の多様性検証

提案手法より抽出した言語ごとの Venue の多様性について検証する。多様性の検証は、各都市で抽出された Venue の上位 20 件の順位相関より検証した。Venue 名が対する言語に含まれない場合は最下位の 20 位として、同順位を含むスピアマン順位相関係数 (-1 から 1 までの実数であり、0.7 以上が相関が高い) より算出した。

各言語間の相関係数の全体平均は 0.32 となり、正の相関ではあるが 0.7 以下と低い相関となり、多様性の高い結果となった。また、相関が最も高かった (多様性は低い) のはローマにおけるスペイン人とイタリア人で 0.46 であった。相関が低かった (多様性は高い) のはバルセロナで、多様性が低いと同様にスペイン人とイタリア人で 0.18 となった。また、抽出された Venue のうち多様性の高かった都市間で抽出された Venue の一部を表 2 に示す。

以上より、本手法の位置および言語分析に基づき抽出された各国の嗜好性により、国民ごとの多様性ある Venue 推薦が確認でき、システムの有用性が示唆された。

4.2 各言語のジャンル抽出の検証

次にツイートから抽出した「Food」カテゴリにある Venue 店の少ない場所となったベルリン (フランス語は 5 店舗でイタリア語は 81 店) におけるジャンル抽出を検証する。

表 3 に抽出された各言語の嗜好性の高いジャンル名の上位 10 件を示す。フランス人は 1 位にフレンチ、2 位にカフェが抽出されており、イタリア人は 1 位にイタリアン、2 位にカフェ、スペイン人は 1 位にカフェ、2 位にタパスレストラン、ドイツ人は 1 位にカフェ、2 位にドイツ料理店が抽出されており、定性的ではあるが国民性に適したジャンルが抽出されたといえる。

また、算出されたフランス人に対するジャンルの順位相関係数の平均は 0.35 (提案手法の式 (1) の相関では 0.40) となり、イタリア人の順位相関係数の平均は 0.45 (0.44) となり、相関は高くはないが、Venue 名による相関より高い結果となった。この相関係数に基づき、少ないツイート地域でも言語間のジャンル類似特性を利用した Venue 推薦システムを構築できた。

表 2 各都市における各言語毎に抽出された Venue 上位 10 店舗 (下線は言語間の重複有)

都市	言語	Venue 「Food」 店舗 (上位 10 店舗)
ロンドン	スペイン	The Breakfast Club in Soho, <u>Caffe Nero in London</u> , Museo Brit nico, McDonald's in Wembley, Starbucks in London, All Bar One in London, Muriel's Kitchen in London, Puente de la Torre, Hawley Arms in Camden Town
	イタリア	Caffe Nero in Croydon, Caffe Nero in Wimbledon, <u>Caffe Nero in London</u> , Starbucks in London, The Elephant's Head in London, London LST, Caffe Nero in Camden, Caffe Nero in Camden Town
ローマ	スペイン	Taverna Trilussa in Roma, LaBoccaccia in Roma, <u>McDonald's in Roma</u> , <u>Bar San Calisto in Roma</u> , Piazza del, Popolo Rome, Villa Medici McDonald's in Roma, Villa Borghese, Pantheon de Agrippa
	イタリア	<u>McDonald's in Roma</u> , Goa Club in Roma, <u>Bar San Calisto in Roma</u> , Piramide Cestia in Roma, Piazza Venezia, Old Wild West in Roma, Tavani's Bar in Roma, del Vaticano in Vatican City, Piazza Di Spagna, Stazione Santa Maria delle Mole
バルセロナ	フランス	Sant Cafe in Barcelona, Hanami Cafe in Barcelona, restaurante florida in barcelona, Restaurante Piano in Barcelona, XIX Bar in Barcelona, Bar l'Esclop in Barcelona, Sal Cafe in Barcelona, Hidden Cafe Barcelona in Barcelona, El Merendero de la Mari in Barcelona, Pizza Emporio in Barcelona
	イタリア	Barcellona, La Tagliatella in Barcelona, McDonald's in Barcelona, Camp Nou, El Rey de la Gamba in Barcelona, Meson Galicia in El Prat de Llobregat, Grill Terracotta in El Prat de Llobregat, Bar Boqueria

表 3 言語毎の嗜好性の高いジャンル上位 10 件 (ランキング順, 下線はフランス語との重複有)

言語	Venue 「Food」 店舗 (上位 10 店舗)
フランス	French Restaurant, <u>Cafe</u> , <u>Fast Food Restaurant</u> , Bakery, Bistro, <u>Bar</u> , <u>Restaurant</u> , <u>Italian Restaurant</u> , Coffee Shop, Japanese Restaurant
イタリア	<u>Italian Restaurant</u> , <u>Cafe</u> , Pizza Place, <u>Fast Food Restaurant</u> , <u>Restaurant</u> , Ice Cream Shop, <u>Bar</u> , Pub, Cocktail Bar, <u>Bakery</u>
スペイン	<u>Cafe</u> , Tapas Restaurant, Spanish Restaurant, <u>Bar</u> , <u>Restaurant</u> , <u>Bakery</u> , <u>Fast Food Restaurant</u> , Sandwich Place, <u>Italian Restaurant</u>
ドイツ	<u>Cafe</u> , German Restaurant, Seafood Restaurant, Salon, <u>Fast Food Restaurant</u> , Irish Pub, <u>Italian Restaurant</u> , Vegetarian Restaurant, <u>Bar</u>

今後、日本人のジャンルに対する嗜好性を抽出し、今回の 4 カ国との類似性より Venue を推薦することで、日本人の被験者による定性的評価を行う予定である。

5. おわりに

本論文では、群衆 (国民) の嗜好性の解明を目指し、場所と言語情報に着目し、各言語における Venue 抽出手法を提案し、実験より言語国毎に多様性ある Venue が抽出されたことを確認した。また、ツイートの少ない場所でも他言語との類似性に基づき言語国の嗜好性を考慮した Venue 推薦手法を提案しシステムを構築した。今後、言語国数を拡大した検証および Venue 推薦システムの定性的評価を行う。

謝辞 本研究の一部は、総務省 SCOPE (受付番号 171507010), JSPS 科研費 16H01722, 15K00162, 17K12686 の助成を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

[1] T. Hu, R. Song, Y. Wang, X. Xie, J. Luo: Mining Shopping Patterns for Divergent Urban Regions by Incorporating Mobility Data, Proc. of the 25th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management (CIKM2016), pp. 569-578 (2016).

[2] J. Chen, S. Yang, W. Wang, M. Wang: Social Context Awareness from Taxi Traces: Mining How Human Mobility Patterns Are Shaped by Bags of POI, Adjunct Proc. of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers (UbiComp/ISWC'15 Adjunct), pp. 97-100 (2015).

[3] Y. Qu, J. Zhang: Trade Area Analysis using User Generated Mobile Location Data, Proc. of WWW2013, pp. 1053-1064 (2013).

[4] É. Antoine, A. Jatowt, S. Wakamiya, Y. Kawai, T. Akiyama: Portraying Collective Spatial Attention in Twitter, Proc. of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD2015), pp. 39-48 (2015).

[5] A. Magdy, L. Alarabi, S. Al-Harhi, M. Musleh, T. M. Ghanem, S. Ghani, M. F. Mokbel: Taghreed: A System for Querying, Analyzing, and Visualizing Geotagged Microblogs, Proc. of SIGSPATIAL2014, pp. 163-172 (2014).

[6] Y. Nozawa, M. Endo, Y. Ehara, M. Hirota, S. Yokoyama, H. Ishikawa: Inferring Tourist Behavior and Purposes of a Twitter User, Proc. of AI4Tourism2016 (2016).

[7] 長島里奈, 関洋平, 猪圭: 地域ユーザに着目した口コミツイート収集手法の提案, DEIM Forum 2016, B4-3 (2016).

[8] S. Wakamiya, A. Jatowt, Y. Kawai, T. Akiyama: Analyzing Global and Pairwise Collective Spatial Attention for Geo-social Event Detection in Microblogs, Proc. of WWW2016, pp. 263-266 (2016).

[9] M. S. Mohd Pozi, Y. Kawai, A. Jatowt, T. Akiyama: Sketching Linguistic Borders: Mobility Analysis on Multilingual Microbloggers, Proc. of WWW2017, pp. 825-826 (2017).

[10] 長島里奈, 関洋平, 猪圭: 地域ユーザに着目した口コミツイート収集手法の提案, WebDBForum (2016).

[11] 野沢悠哉, 遠藤雅樹, 江原遥, 廣田雅春, 横山昌平, 石川博: マイクロブログを用いたユーザの訪問目的と動向の推定, WebDBForum (2016).