

SNS 投稿写真の視覚的内容に基づく類似地域マイニング

滝本 広樹[†] 川西 康友^{††} 井手 一郎^{††} 平山 高嗣^{†††} 道満 恵介^{†††,††}
出口 大輔^{††††} 村瀬 洋^{††}

[†] 名古屋大学 大学院情報科学研究科 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{††} 名古屋大学 大学院情報学研究科 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{†††} 名古屋大学 未来社会創造機構 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{††††} 中京大学 工学部 〒470-0393 愛知県豊田市貝津町床立 101

^{†††††} 名古屋大学 情報戦略室 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

あらまし 旅行者が過去に訪れ、そこで体験できる内容や雰囲気について知っている場所との共通点や相違点に基づいて新たな旅行先を探せるサービスがあれば、旅行者が次の旅行先を決定する際に有用である。このようなサービスを実現するため、我々は SNS に投稿された写真の視覚的な内容に基づいて類似した地域を検出する手法を検討してきた。本報告では、写真共有サイト Flickr 上に投稿された約 1 億件の写真を含むデータセット YFCC100M を用いて実際に類似地域を検出し、また、被験者実験を通して得られた人間の感覚に基づく地域間の類似度との比較評価により、提案手法の有効性を確認した結果を報告する。

キーワード 旅行, SNS, 地域間類似度

Similar Geo-Region Mining based on Visual Concepts in Photos from Social Media

Hiroki TAKIMOTO[†], Yasutomo KAWANISHI^{††}, Ichiro IDE^{††}, Takatsugu HIRAYAMA^{†††},

Keisuke DOMAN^{††††,††}, Daisuke DEGUCHI^{††††}, and Hiroshi MURASE^{††}

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

^{††} Graduate School of Informatics, Nagoya University

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

^{†††} Graduate School of Informatics, Nagoya University

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

^{††††} School of Engineering, Chukyo University

101 Tokodachi, Kaizu-cho, Toyota-shi, Aichi, 470-0393, Japan

^{†††††} Information Strategy Office, Nagoya University

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

Abstract It would be useful for travelers if we can recommend destinations based on similar or different points from places well-known to them. To provide such supports, we have been studying a method for detecting similar geo-regions based on visual concepts in photos from social media. In this paper, at first, we report the result of detecting similar geo-regions by applying the proposed method to the YFCC100M dataset which contains about 100 millions photos on Flickr. Secondly, we also report the result of evaluating the effectiveness of the proposed method by comparing similarities between geo-regions calculated by the proposed method and ones obtained by a subject experiment.

Key words Travel, SNS, geo-region similarity

1. はじめに

世界旅行ツーリズム協議会 (WTTC) の調査 [1] によると、世界全体の GDP に対する旅行と観光分野の貢献度は 9.8%にも達し、2 億 8,400 万人もの人々の雇用を支えているとされる。世界経済と雇用へ大きな影響を与えていることから、この分野の振興は非常に重要である。また、日本政府観光局 (JNTO) の発表 [2] によれば、我が国における 2015 年の訪日外客数は前年比 47.1 % 増の約 2,000 万人であり、統計収集を開始した 1964 年以降最大の伸び率となった。更に同年は 1970 年以來 45 年ぶりに訪日外客数が出国日本人数を上回り、海外からの旅行者が増加した。今後も、2020 年に予定されている東京オリンピックに向けて、更なる増加が見込まれる。

増加する海外からの旅行者をもてなすため、我が国では観光庁主導で訪日外客を支援するための様々な取り組み [3] がなされている。その代表例として、様々な観光地において、異なる言語で書かれたパンフレットやガイドブックの配布、案内板や外国人観光案内所の設置などがある。更に近年では、観光地における無料 Wi-Fi サービスの整備を始めとした ICT 化による支援が増えており、観光地に関する情報をウェブ上から入手することが容易になりつつある。

一方で、訪日旅行者の趣味や嗜好は多様化しており、ガイドブックやウェブ上に掲載されているような有名な観光地を巡る典型的な観光旅行では満足しない人が増えている。例えば、有名観光地ではなく穴場的な観光地を探したい、あるいは、地元の人々の日常生活に近い体験を求めて公園や散歩道などといった観光地ではない場所を探したいという需要がある。また、有名観光地には元から興味がない人もいる。実際近年では有名なアニメや映画の舞台となった土地への旅行者 [4] や、大規模なイベントへの参加を主目的とした旅行者なども増えており、これらの旅行者が既に決まっている訪問先の近辺で空き時間に気楽に立ち寄れる (必ずしも有名ではない) 観光地を探したいという需要も考えられる。このような旅行者にとっては、有名観光地に関する既存の情報提供手段だけでは十分な支援が難しい。一方、このような多種多様な興味や嗜好に対応した情報を事前に網羅的に整備しておくことも難しいため、ICT 技術を活用した支援が有効であると考えた。

旅行支援に関する研究として代表的なものは、旅行先での行程を推薦するものと、観光地やランドマークを推薦するものがある。前者では、利用者との対話的なやりとりの中で行程を作成しながら推薦するシステム [5] や、利用者が希望する観光地候補とその優先度や時間的制約などを元に順路を算出して推薦するシステム [6] などがある。これらのシステムでは、利用者の訪問先は予め決まっており、利用者がある程度現地の観光地を把握していることが前提となっている。そのため、訪問先が明確に決まっていない、あるいは訪問先に関する詳細を知らない旅行者にとっては利用しにくいという問題がある。また、後者では、利用者の旅行履歴や旅行時に重視する要素に基づいて訪問する観光地を推薦するシステム [7] や、利用者の気分や体験、旅行先に求める雰囲気、特徴に基づいて訪問する観光地を

推薦するシステム [8] などがある。これらのシステムでは、観光地の決定に人手を要し、推薦可能な対象が特定の有名観光地などに限られるという問題がある。このように既存の研究が提供するシステムでは、前述したような旅行者が旅行先を決定することが必ずしも容易ではない。

そこで、前述したような旅行者が旅行先を探索する際の支援として、旅行者が過去に訪れ、そこで体験できる内容や雰囲気について知っている場所との共通点や相違点に基づいて旅行先を探ることができるようなサービスを提供することができれば、旅行先を決定する際に有用である。

このような支援を実現するためには、異なる地域間の類似度を定義したうえで、類似地域をマイニングしておく必要がある。本研究では、このような類似度を算出するために、大勢の旅行者の主観的な情報を元に地域の特徴を記述するのが適していると考えた。具体的には、近年爆発的に流行しているソーシャルネットワークサービス (SNS) を利用する。SNS 利用者の間では、旅行先で自身の興味をひく事象を撮影し、その写真を位置情報付きで SNS へ投稿し、共有する文化がある。そのため、ある地点の周辺に SNS へ投稿された多数の写真が密集している場合は、その周辺に大勢の人が共通して興味をもつ何らかの特徴的な事象が存在し、視覚的な内容にはその興味対象が反映されていると考えられる。

そこで、我々はこのようにある地域で撮影された多数の写真に含まれる視覚的な内容を適切に表現することで地域間の類似度を算出し、類似地域を検出する手法を検討してきた [9]。提案手法の処理手順を図 1 に示す。まず、入力データとして、撮影位置の情報が付与された大量の SNS 投稿写真を用意し、位置情報のクラスタリングによって処理対象とする地域とその範囲を決定する。次に、処理対象とする地域ごとに、その地域で撮影された個々の SNS 投稿写真の視覚的な内容に基づき、図 2 の手順にしたがってその特徴を記述する。そして、特徴間の類似度を計算し、類似度がしきい値をこえた地域の組を類似地域として検出する。提案手法の有効性を確認するため、写真共有サイト Flickr 上に投稿された 269,192 枚の写真をデータセットとして用いて類似地域を検出した。しかし、データセットに含まれる写真は日本国内の一部で撮影されたものであり、また、提案手法に関する定量的な評価はされていなかった。そこで本報告では大規模なデータセットを用いた類似地域検出と、提案手法に関する定量的な評価を行い、その結果を報告する。

まず、2. で、SNS 投稿写真のデータセットとして、Flickr 上に投稿された計約 1 億件の写真及び動画画像を含むデータセットを用いて類似地域を検出した結果を報告する。そして、3. で、提案手法の定量的な評価として、提案手法によって算出された類似度について大勢の人の興味対象という観点に基づく妥当性を検証し、その結果について考察する。最後に、4. で本報告をまとめる。

2. 類似地域の検出実験

本節では、類似地域を検出する実験の結果について報告し、その結果について考察する。本実験では、提案手法により大勢

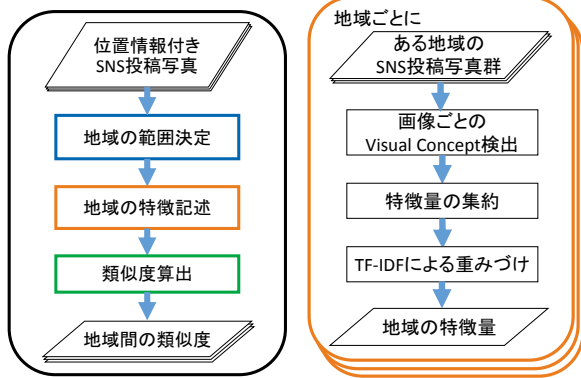


図1 類似地域検出の処理手順

図2 地域の特徴記述の処理手順

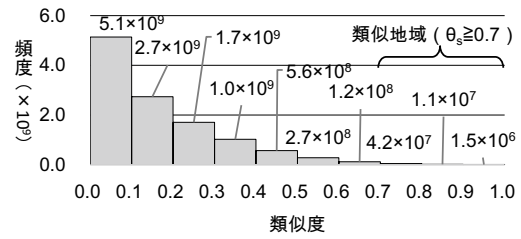


図3 類似度の値ごとの地域の組数

の人の興味対象に基づいた類似地域を検出できることを確かめる。実際に SNS へ投稿された写真を利用し、提案手法によって検出した類似地域の具体例を挙げながら考察する。

まず、2.1 節で、実験に使用した SNS 投稿写真のデータセットと実験条件について述べる。次に、2.2 節で、類似地域の検出結果について報告する。最後に 2.3 節で実際に類似地域の具体例を挙げながら考察する。

2.1 データセット及び実験条件

SNS 投稿写真のデータセットとして、YFCC100M (Yahoo Flickr Creative Commons 100 Million) [10] を用いた。このデータセットは写真共有サイト Flickr 上に投稿された約 1 億枚の世界中で撮影された写真及び映像を含んでいる。データセット中の各写真には、タグや投稿ページの表題などのメタデータが付与されており、更に撮影時間や位置に関する情報などが付与されているものも多数存在する。提案手法では写真の位置情報を必要とするため、データセット中の位置情報付き写真のみを使用した。メタデータに加え、各写真には CNN を用いた $N = 1,570$ の Visual Concept 分類器によって検出された画像内容に関する情報が付与されている。本実験では、Visual Concept の記述にこれを用いた。

また、地域の範囲決定の際に Mean-Shift クラスタリングのバンド幅 b を、類似地域とする類似度のしきい値 T_s を、各々決める必要がある。本実験では、 $b = 0.01$, $T_s = 0.7$ とした。

2.2 類似地域の検出結果

2.1 節で述べたデータセット及び実験条件に対して、以前の報告 [9] で述べた手法を適用することにより、類似地域を検出した。その結果、152,409 の地域が得られ、 $152,409 C_2 = 11,606,099,193$ 組の地域間の類似度を算出した。この時の類似度の分布を図 3 に示す。全体の組のうち、約半数の組で類似度が 0.0~0.1 であり、類似地域は 54,834,813 組と全体の 1%未満であった。

2.3 類似地域の検出結果例及び考察

得られた類似地域を次の 2 つに分類した。1) ランドマーク／公共施設を地域内に含む類似地域、2) 人々の主観的体験を反映した類似地域。

1) ランドマークを地域内に含むものとして「東京タワー」、 「エッフェル塔」などのタワーを含むものを検出した。また、公

共施設を地域内に含むものとして「羽田空港」、 「成田空港」などの空港を含むものを検出した。これらの結果より本手法がこのような明確な類似地域を得られることを確認した。

2) 中華街を含む類似地域の組やサーフィンスポットを含む類似地域の組を検出した。

まず、中華街を含む類似地域として、「横浜中華街」、 「ロサンゼルス中華街」を含む地域の組を検出した。図 4 に検出結果を可視化したものを示す。これらの組の類似度に対する貢献度が高い Visual Concept を確認すると、上位 3 つは「food」、 「shop」、 「indoor」であった。「food」が検出されたものは中華料理を撮影したもので、「shop」や「indoor」が検出されたものは中華風の建物を撮影したものがほとんどであった。これより、中華街に訪れた人は料理だけでなくその独特な建築様式にも注目しており、これらの組み合わせが中華街における体験を表しているものと考えられる。これ以外にも、日本では長崎、神戸の中華街、アメリカではサンフランシスコやニューヨーク、シカゴの中華街を含む地域などからなる組も検出することができた。中華街を類似地域として検出するだけであれば、中華料理や中華風の建築物などのより詳細な Visual Concept を用いることで検出が容易になると考えられるが、この結果からは提案手法によってこのような複数の要素から構成される地域についても類似地域の検出が可能であることを確認することができた。

次に、サーフィンスポットを含む類似地域として、クランガッタのある海岸付近と、バリ島のある海岸付近を含む地域を検出した。図 5 に検出結果を可視化したものを示す。海岸ではサーフィンだけでなく、景色の撮影、ホエールウォッチングやビーチバレーなどといった様々な活動が行われるが、旅行支援を考えた時、単に海岸という客観的な地理的情報だけでなくそこでできる体験を旅行者が知ることこそが重要である。例えば、バリ島もクランガッタもサーフィンだけでなく砂浜からの景色が大量に撮影される場所などもあり、実際にサーフィンスポットとは別にそのような体験を反映した地域の組も類似地域として検出されていた。地理的情報だけではそのような情報は得られないことに対し、提案手法では SNS へ投稿される写真を用いることで、人々の体験に基づく類似地域を検出することができた。

3. 類似度の妥当性の評価

2. では、大勢の人の主観的体験に基づいて類似地域の検出ができることを確認した。しかし、地域間の類似度について定量

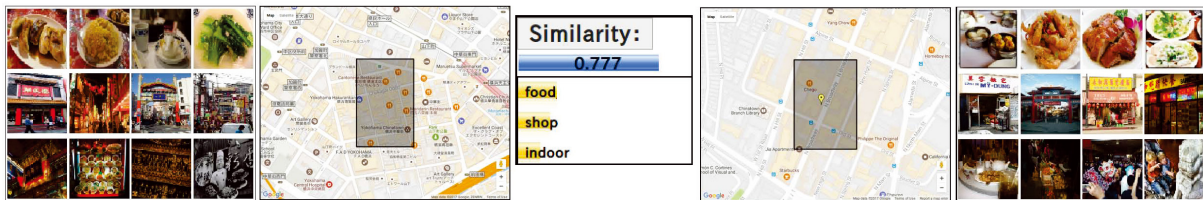


図4 横浜中華街とロサンゼルス中華街を含む地域の組について可視化した例。図中央に類似度と、類似度への貢献度が上位から3つの Visual Concept を記載。図の左(右)にそれぞれ横浜中華街(ロサンゼルス中華街)を含む地域を地図上に可視化したものと、類似度へ貢献した Visual Concept に対応する各地域で実際に撮影された写真の一部を載せている。

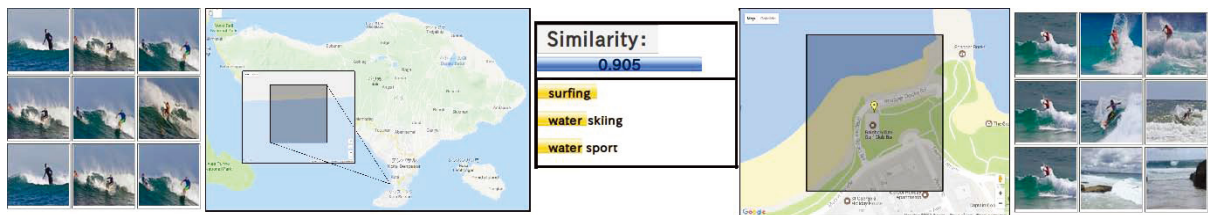


図5 パリ島とクーランガッタのある海岸付近を含む地域の組について可視化した例。

的な評価がされていないため、本節では一部のデータを取り出し、提案手法によって算出された地域間の類似度の妥当性を確認する実験の結果について報告する。具体的には、Thurstoneの1対比較法[11]を用いた被験者実験により得られた地域間の類似度に関する間隔尺度値と、提案手法により算出した地域間の類似度の一致度合を評価する。その際に、大勢の人の興味対象に基づく主観的な情報を用いた提案手法とは別に、客観的な情報に基づく類似度算出手法と比較する。

まず、3.1節でThurstoneの1対比較法による間隔尺度値の算出方法について述べる。次に、3.2節で評価に用いた手法、データセット及び実験条件を紹介する。そして、3.3節で評価指標について、3.4節で評価結果とその考察について述べる。

3.1 Thurstoneの1対比較法による間隔尺度値の算出

人間の感覚に基づく地域間の類似度に関する間隔尺度値を得るため、被験者実験を行い、その結果に対してThurstoneの1対比較法を適用した。

具体的には、ある地域 $s_i \in S$ について、異なる2箇所の地域 $t_j, t_k \in T$ ($j \neq k$) のうち、被験者に似ている方を問う形式で対比較を行い、 $s_i \in S$ に関する $t \in T$ の間隔尺度値を算出する。

提示された地域の組について似ている方を選ぶという形式の都合上、対比較時に用いる地域の組はより多くの被験者が知っていることが望ましい。そこで、対比較に用いる地域は、日本国内に限り、被験者の一部に事前アンケートを実施した結果に基づいて決定した。

アンケート結果に基づき、評価に用いる地域を次のように決定した。比較元となる地域 s_i は、名古屋市近郊に在住する被験者の多くが知っていると思われる東海3県から選択した。比較対象となる地域 t は、アンケート結果の施設・地名を含み、かつ地名を聞いたときにその場所について想像しやすくするため、市区町村程度の範囲になるように選択した。以下に実際に対象とする地域を示す。ただし、岐阜、京都、広島は都道府県

ではなく市を指すため、実験時には地名の後に「(市内)」を付けて提示した。

- 比較元地域群 S : 5 箇所

名古屋, 岐阜(市内), 高山, 伊勢, 長島

- 比較対象地域群 T : 10 箇所

神戸, 横浜, 京都(市内), 広島(市内), 松本, 金沢, 浦安, 浅草, 富士, 宮島

対比較実施時には、まず比較元の地域ごとに、異なる2箇所の比較対象の地域の組み合わせ ${}_{10}C_2 = 45$ 通りの設問を用意し、合計で $5 \times 45 = 225$ 通りの設問を用意した。次に、全ての組み合わせに対して各々5人以上の被験者から回答が得られるように対比較を行った。

被験者に比較元の地域1箇所と、異なる2箇所の比較対象地域を提示した。被験者は、「比較元地域 $s \in S$ により似ていると思う方はどちらだと思いますか?」という設問に対して、「比較対象地域 $t_i \in T$ 」または「比較対象地域 $t_j \in T$ ($i \neq j$)」を回答し、判断がつかない場合は「どちらとも言えない」を回答させた。また、地域 s, t_i, t_j のいずれかの地域について被験者が知らない地域が存在する場合のみ、「分からない」を回答するよう指示した。実験時には、地域の組が類似していることに関する説明と、数問のチュートリアルに回答した後に集計対象とする設問を開始した。設問225問を(110問と115問に)2分割し、被験者はどちらかの設問群について回答する。その結果、被験者から1,575の対比較結果を得た。

得られた対比較結果にThurstoneの1対比較法を適用し、間隔尺度値を算出した。間隔尺度値の最小値が0、最大値が1となるように正規化し、その値を被験者実験により算出した、地域 s_i に対する各地域の類似度に関する間隔尺度値とした。値が1に近いほど相対的に類似度が高い地域である。この処理を地域 $s_i \in S$ のそれぞれに対して適用した。表1に比較元地域ごとに比較対象地域について間隔尺度値を算出した結果を示す。

表 1 比較元地域 s_i に対する比較対象地域 t_i との間隔尺度値.

$s_i \setminus t_i$	横浜	神戸	京都	広島	金沢	浦安	松本	富士	宮島	浅草
名古屋	0.87	1.00	0.70	0.63	0.54	0.23	0.32	0.09	0.00	0.24
岐阜	0.00	0.20	0.46	1.00	0.91	0.25	0.75	0.41	0.27	0.40
高山	0.00	0.16	0.40	0.23	0.57	0.13	1.00	0.45	0.37	0.28
伊勢	0.00	0.08	0.79	0.14	0.44	0.08	0.24	0.04	1.00	0.66
長島	0.22	0.04	0.00	0.36	0.29	1.00	0.36	0.47	0.51	0.33

表 2 比較元地域 s_i に対して比較対象地域 t_i を間隔尺度値で昇順整列したもの的一部.

$s_i \setminus$ 間隔尺度値	0.00			...			1.00	
名古屋		宮島	富士	浦安	...	京都	横浜	神戸
岐阜		横浜	神戸	浦安	...	松本	金沢	広島
高山		横浜	浦安	神戸	...	富士	金沢	松本
伊勢		横浜	富士	神戸	...	浅草	京都	宮島
長島		京都	神戸	横浜	...	富士	宮島	浦安

また、表 2 に比較対象地域を間隔尺度値の昇順で整列したものの一部を示す.

3.2 実験条件

類似度を算出する際の実験条件について述べる. まず、国土数値情報ダウンロードサービス^(注1)から得られた各市区町村の範囲データを用いて、3.1 節で設定した各地域の範囲を決定した. 次に、評価に用いる各手法とデータセットについて述べる.

● 提案手法 1-2

大勢の人の興味対象に基づく類似度を算出するため、提案手法では地域の特徴記述において、大勢の人の興味対象が表れる SNS 投稿写真の画像内容を用いている. 本実験では、2. と同様に、SNS 投稿写真のデータセットとして、YFCC100M [10] を用い、各写真に含まれる Visual Concept については、このデータセット中に付与されている 1,570 種類の Visual Concept を用いた. この 1,570 種類の Visual Concept は、物体に関する Visual Concept を多く含んでいる. 本実験では更に、物体ではなくシーンに特化した Places 検出器 [12] を別途用いることにした. 区別のため、以降では 1,570 種類の Visual Concept を用いた手法を「VC1570」と記述、Places 検出器による 365 種類の Visual Concept 検出を用いた手法を「PLACES365」と記述し、この 2 つを提案手法 1-2 とする.

● 比較手法

提案手法と異なり、比較手法では画像を用いず、客観的な情報源から得られる特徴を地域の特徴記述に用いた. 具体的には、Google Map^(注2)から得られる施設情報（飲食施設や公共施設、有名なスポットなど）に注目した. この施設情報には施設の名称や位置情報など様々な情報が含まれているが、そのうち施設を 131 種類に分類したプレイスタイプという属性情報を使用した. これを提案手法における Visual Concept の代わりに用いた手法を比較手法とする. 以降、この手法を「GPLACE」と記述する. プレイスタイプが含まれる施設情報のデータセットは、Google Places API^(注3)を用いて収集し、構築した. その際に

(注1) : <http://nlftp.mlit.go.jp/ksj/>

(注2) : <https://maps.google.com/>

(注3) : <https://developers.google.com/places/>

表 3 Spearman の順位相関係数（値が大きいほど相関が強い. 最も高い値を赤色で示す）.

比較元地域 s_i	名古屋	岐阜	高山	伊勢	長島	平均
提案 1 (VC1570)	0.87	-0.36	0.65	0.58	-0.66	0.22
提案 2 (PLACES365)	0.90	-0.14	0.71	0.61	-0.07	0.40
比較 (GPLACE)	0.67	0.38	0.82	-0.28	-0.02	0.31

表 4 平均絶対誤差（値が低いほど誤差が小さい. 最も低い値を赤色で示す）.

比較元地域 s_i	名古屋	岐阜	高山	伊勢	長島	平均
提案 1 (VC1570)	0.22	0.33	0.36	0.39	0.25	0.31
提案 2 (PLACES365)	0.15	0.36	0.19	0.21	0.25	0.23
比較 (GPLACE)	0.44	0.44	0.36	0.57	0.28	0.42

対象となる地域を 500 m 四方にメッシュ分割し、各メッシュを覆うような円形の範囲を指定し、API から収集した. API では 1 度に最大 60 件まで収集が可能で、重要度順に取得する仕様になっている. なお、IDF 値を計算するために日本全域について上記の条件に基づいて収集し、全国から計 899,034 件のプレイスデータを収集した.

3.3 評価指標

比較元の地域ごとに、比較対象との間隔尺度値を並べた系列と、各比較手法により算出した比較対象との類似度を並べた系列の 2 つを比較し、評価する. 間隔尺度値は比較元の地域ごとに必ず [0,1] で正規化されているのに対し、各手法によって算出される類似度は、値域は [0,1] であるが、比較元の地域ごとの正規化はなされていない. そのため、間隔尺度値と類似度が一致することは必ずしも良い結果を示すわけではない. 間隔尺度値が高い値を示す（被験者の選択率が高い）地域ほど、高い類似度を算出できる、すなわち 2 つの系列の順位の相関が高い場合、被験者の感覚と一致する点で良い結果であると言える. しかし、類似地域を検出する際の類似度のしきい値 θ_s を決定するうえで、類似度の絶対値も考慮する必要がある.

そこで、2 系列間の順位相関の高さと、値の誤差の 2 つの観点から類似度の妥当性を評価する. なお、順位相関を評価するためには、Spearman の順位相関を、2 系列の値の誤差を評価するためには、平均絶対誤差を用いた.

3.4 評価結果及び考察

表 3, 4 に各手法、各指標ごとの評価結果を示す. 平均値を見ると、どちらの指標においても提案手法 2 が最も良い結果を示しており、提案手法の有効性を確認することができた. ここで表 3 に着目すると、比較元の地域ごと、あるいは手法ごとに相関に大きな違いがみられる. 比較元の地域ごとにその相関の強さについて以下で考察する.

● 名古屋, 高山 全ての手法で強い相関を示している. 名古屋, 高山はそれぞれ大都市, 山・自然という観点で地域の特徴が明確である. 提案手法では、名古屋（大都市）の特徴をビルなどの写真、高山（山や自然）の特徴をその風景の写真的多さによってそれぞれ記述することができていた. また、比較手法においても、名古屋（大都市）の特徴をビルの多さ、高山（山や自然）の特徴を木造建築の建物の多さによって記述することができていた. このように建築物の種類構成がそのままその

地域の特徴を表すような場合、提案手法・比較手法共に適切な類似度が算出できると考えられる。

● **岐阜** 提案手法が負の相関を示し、比較手法がやや相関を示している。原因の調査のために被験者に岐阜と似ている地域を選択した理由を確認したところ、間隔尺度値が特に高い松本・金沢・広島は、主に地方都市であること、自然が多そうなことの2点から選択したという回答が得られた。地方都市という観点では岐阜と松本・金沢・広島は類似しているかもしれないが、自然という観点では必ずしもそうではない。Googleの検索で「(地名) 自然」で検索すると、岐阜(市)以外の3地域は観光情報サイトが上位に出力されるのに対し、岐阜(市)の場合は、自治体の自然環境課のページが上位に出力される。このことから、岐阜市は自然に関する観光地は他の3地域と比較して注目されていないものと考えられる。実際に岐阜市で撮影された写真には自然に関するものより、駅前などで撮影された食べ物や屋内の写真が多数含まれており、被験者の感覚と実際にできる体験の違いから提案手法が有効に働かなかったと考えられる。一方、比較手法では相対的に強い相関を示していたが、平均絶対誤差が大きな値を示している。実際に比較手法によって算出された類似度を確認すると、全ての地域で類似度が0.7を超え、非常に高い値となっている。順位相関が強くても、類似度が似たような大きい値の場合は、各地域が差別化されておらず、検索時にはあまり役に立たない。

● **伊勢** 提案手法が共に強い相関を示し、比較手法は負の相関を示している。伊勢は、伊勢神宮を始めとして緑豊かな土地の中に建つ歴史的な建造物が多く観光地として有名である。実際に伊勢で撮影された写真にはそのような対象を撮影したものが多く含まれており、提案手法では、手法の肝となる大勢の人が注目する対象を有効に反映することができていたと考えられる。一方、比較手法ではこのような特徴を反映できていなかったと考えられる。

● **長島** 全ての手法で負の相関を示している。表3の一番下の行(長島)を見ると、最も高い浦安(1.00)と2番目(0.51)との間の値の開きが非常に大きく、他の地域に対して浦安が長島と似ていると回答した被験者が特に多かったことを示している。実際、長島は「ナガシマスパーランド」が、浦安は「ディズニーランド」というレジャー施設が各々が有名であり、その共通点が理由と考えられる。長島で撮影された写真を確認した所、写真のほとんどは「なばなの里」でイルミネーションを撮影したものであった。データセットとして用いたYFCC100Mに含まれる写真が投稿されたFlickrは日本国内では知名度が低く、日本国内で撮影された写真は外国人旅行客が撮影したものの割合が高い。さらに、「ナガシマスパーランド」は国外では知名度が低いことに対し、その近郊にある「なばなの里」は日本有数のイルミネーションが有名な観光地であり、外国人旅行客の興味をひく対象であると考えられる。対比較時の被験者は名古屋近郊に在住の日本人学生であったため、実際長島の写真の多くを撮影した外国人旅行客との興味対象の違いによってこのような結果になったと考えられる。このように、撮影者の属性を考慮した類似度の算出を検討する必要がある。

4. まとめ

本報告では、SNS投稿写真の視覚的内容を用いて類似地域を検出する手法について評価した。

写真共有サイトFlickr上に投稿された約1億件の写真と映像を含む大規模データセットYFCC100Mを用いて、実際に類似地域を検出する実験を行った。まず、ランドマークや公共施設などを含む地域や、中華街やサーフィンスポットなど、提案手法の特徴を活かして大勢の人の興味対象が共通する地域も検出された。以上から提案手法より、客観的な情報により検索できるような地域の他、大勢の人の主観的体験に基づいて類似した地域を検出することができることを確認した。

また、提案手法で算出された地域間の類似度の妥当性を評価した。類似地域検出に用いたVisual Concept検出器とは別にシーンカテゴリに特化したPlaces検出器を別途用いたところ、最も良い結果を示した。SNS投稿写真の視覚的内容を用いる場合でも、検出可能なVisual Conceptや検出器の選択は適切な類似度を算出するうえで重要であることを確認した。

今後の課題として、SNS投稿写真の撮影時間情報の活用や、実際の旅行支援に向けた応用とその評価が挙げられる。

謝辞 本研究の一部は、科学研究費補助金による。

文 献

- [1] World Travel & Tourism Council, "Travel & tourism economic impact 2016 annual update summary". http://www.wttc.org/-/media/files/reports/economic-impact-research/2016-documents/economic-impact-summary-2016_a4-web.pdf [2018/1/14 参照].
- [2] 日本政府観光局, "報道発表資料". http://www.jnto.go.jp/jpn/news/press_releases/pdf/20160119_1.pdf [2018/1/14 参照].
- [3] 観光庁, "国際観光 政策について". <http://www.mlit.go.jp/kankocho/shisaku/kokusai/index.html> [2018/1/19 参照].
- [4] 森 裕亮, "訪日旅行とアニメ聖地巡礼," 北九州市立大学国際論集, vol.15, pp.1-18, 2017.
- [5] 倉田陽平, "Web 上での対話的な旅行プラン作成支援," 第74回全国大会講演論文集, vol.2012, no.1, pp.15-16, 2012.
- [6] 丸山敦史, 柴田直樹, 村田佳洋, 安本慶一, 伊藤実, "P-tour: 観光スケジュール作成支援とスケジュールに沿った経路案内を行うパーソナルナビゲーションシステム," 情報処理学会論文誌, vol.45, no.12, pp.2678-2687, 2004.
- [7] 樽井勇之, "協調フィルタリングとコンテンツ分析を利用した観光地推薦手法の検討," 上武大学情報学部紀要, vol.36, pp.1-14, 2011.
- [8] 杉浦孔明, 岩橋直人, 芳賀麻誉美, 堀 智織, "階層型評価構造に基づく観光スポット推薦システムの構築と長期実証実験," 観光情報学 第8回研究発表会講演論文集, pp.9-12, 2013.
- [9] 滝本広樹, 川西康友, 井手一郎, 平山高嗣, 道満恵介, 出口大輔, 村瀬洋, "SNS投稿写真の画像内容に基づく地域間の類似度算出に関する検討," 信学技報, MVE2016-4, 2016.
- [10] B. Thomee, D.A. Shamma, G. Friedland, B. Elizalde, K. Ni, D. Poland, D. Borth, and L.-J. Li, "YFCC100M: The new data in multimedia research," Comm. ACM, vol.59, no.2, pp.64-73, 2016.
- [11] L.L. Thurstone, "Psychophysical analysis," The American Journal of Psychology, vol.38, no.3, pp.368-389, 1927.
- [12] B. Zhou, A. Lapedriza, A. Khosla, A. Oliva, and A. Torralba, "Places: A 10 million image database for scene recognition," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017. (Early Access).