

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

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

^{††} 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 本報告では、SNS へ投稿された写真の画像内容に基づいて地域間の類似度を算出する手法の検討結果について述べる。旅行で知らない地域を訪れる時、旅行先の雰囲気を実感的に把握することは重要である。様々な要素からなる未知の地域の雰囲気を旅行計画者が把握することは難しいが、既に雰囲気を知っている地域と似ていることが分かれば、知らない地域の雰囲気を想像できると考えられる。そこで、地域間の類似度を算出するために、各地点で撮影された SNS 投稿写真の内容を分析し、大勢の人の興味対象に基づいた地域の雰囲気を記述する特徴として用いることにした。実験により、人の興味対象の観点で地域間の類似度を表現できることを確認した。

キーワード 旅行, SNS, 地域間の類似度

A Study on the Calculation of Geo-Regional Similarity based on the Contents of Social Photos

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

^{††} School of Engineering, Chukyo University
101 Tokodachi, Kaizu-cho, Toyota-shi, Aichi, 470-0393, Japan

^{†††} Graduate School of Information Science, Nagoya University
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

Abstract We report a study on geo-regional similarity calculation based on the contents of social photos. When we visit a place we have never visited, we want to know the atmosphere intuitively. Although it is difficult for a traveler to know the atmosphere of a place where he/she has never visited, it could be imagined if he/she can know the similarity to another place where he/she already knows. To calculate the geo-regional similarity, we analyze contents of social photos taken in each geo-region and use them as features to describe the atmosphere of each geo-region in terms of interests of many people. Through an experiment, we confirmed that the proposed geo-regional similarity is a good metric in terms of interests of people.

Key words travel, SNS, geo-regional similarity

1. はじめに

旅行は人気のある余暇の過ごし方の 1 つである。日本政府観光局 (JNTO) の発表 [1] によると、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ている。また、2007 年に施行された観光立国推進法では、観光立国の実現が日本の国家戦略として位置付けられており、さらなる訪日旅行需要の拡大に向け、官民挙げて様々な取り組みが行われている。

旅行への需要を高めるには旅行しやすい環境作りが必要であ

る。その一つとして旅行支援がある。訪日旅行需要の拡大に向けた旅行支援としては、外国語で書かれた看板や、外国語を話せる人による案内等が挙げられる。また、外国人に限らず、日本人に向けた支援も行われている。例えば、観光庁主催で若者旅行を応援する取組を行った地域や旅行会社に対する表彰制度 [2] が設立されている。

旅行支援には、大きく分けて旅行中の支援と旅行計画段階の支援がある。

旅行中の支援としては、GPS による目的地までの案内や混雑状況の可視化等が考えられる。GPS による案内としては、カーナビゲーションシステムやオンライン地図サービス等が頻繁に利用される。混雑状況の可視化としては、道路の混雑状況を可視化する日本道路交通情報センターの Web サイト^(注1)やマイクロブログ上のつぶやきから全国のテーマパーク等の混雑状況を解析する「混んでる？.com」^(注2)等がある。

旅行計画段階の支援としては、旅行案内の書籍や Web サービス、旅行代理店のサービスなどがある。その中でも、最近では Web サービスが頻繁に利用されている。例えば、口コミ情報を元にした「じゃらん」^(注3)や、観光・宿泊スポット検索ができる「るるぶ」^(注4)などの旅行支援に関する Web サービスが多数存在し、利用されている。

これらのサービスが提供する情報は膨大であるため、利用者はまず、Web 検索により得られるランドマークや施設などの検索結果によって行き先を絞り込み、旅行計画を立てることが多い。

旅行では知らない地域を訪れることが多いと考えられるため、旅行計画を円滑に進めるためには行き先の地域全体の雰囲気を知ることが重要であると考えられる。ところが、旅行支援に関する Web サービスでは、膨大な情報量から結果を絞り込むために検索内容のジャンルを絞ることが多く、また、得られる結果も個々のランドマークや施設ごとであることが多い。そのため、行き先の地域全体の雰囲気を知ることには向いていない。

ある地域の雰囲気は、その地域にあるランドマークや施設が存在だけでなく、その地域における体験からも形成されると考えられる。しかし、これらを旅行計画者が網羅的に把握することは難しい。そこで、既に雰囲気を知っている地域と雰囲気が似ていることが分かれば、知らない地域の雰囲気を想像できると考えられる。更に、旅行計画者が知っている地域との共通点を提示することができれば、より具体的に雰囲気を理解できるようになると考えられる。

地域間の類似度は、地域の雰囲気を理解することを目的として算出するため、大勢の人が興味を抱く事象の共通度合いに基づいたものが望ましい。つまり、単純にその地域に存在する客観的な事象だけではなく、人々の主観的な体験を反映していることが好ましいと考えられる。

地域間の類似度に着目した研究として、上原ら [3] は登録したお気に入りの観光地と類似した観光地を推薦するシステムを提案した。しかし、推薦に用いるデータの収集にテキストを利用しているため、同一言語圏内に存在する観光地間でしか推薦することができない。前述したように我が国では観光立国の実現を国家戦略に掲げており、外国人向けの観光支援も重要であるため、特定の言語に依存しない方法であることが望ましい。

一方、近年、ソーシャルネットワークサービス (SNS) が普及しており、その利用者は旅行中に興味を抱いた事象の写真を撮影し、SNS へアップロードして共有する文化がある。そこで、SNS へ投稿された写真の画像内容を分析することで、その地域で大勢の人が興味を抱いた事象から、その地域の雰囲気をその地域の特徴として記述することを考えた。また、画像内容を分析して用いれば言語に依存しない特徴記述が可能である。

以上より、本報告では、SNS に投稿された写真の画像内容を用い、大勢の人の主観的体験に基づいて地域の特徴を記述し、地域間の類似度を算出する手法を検討した結果を報告する。

2. SNS 投稿写真の画像内容に基づく地域間の類似度算出

本手法では、SNS 投稿写真の画像内容に基づき、地域間の類似度を算出する。提案手法の処理手順を図 1 に示す。本手法では、地域の範囲決定、各地域の特徴記述、各地域間の特徴比較という 3 つの手順で類似度を算出する。各処理手順に関する具体的な処理としては、まず、図 2 の手順に従って地域の範囲を決定する。次に、図 3 の手順に従って各地域の特徴を記述する。最後に、各地域間の類似度を算出する。

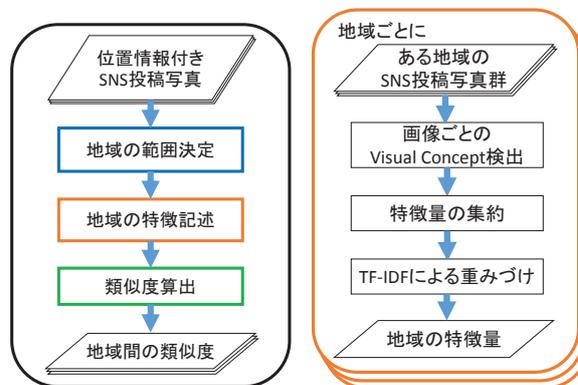


図 1 類似度算出の処理手順

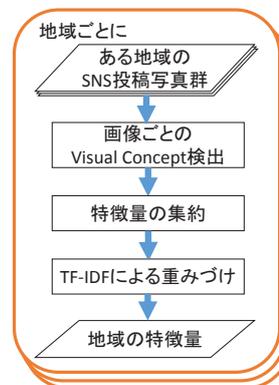


図 2 地域の範囲決定の処理手順

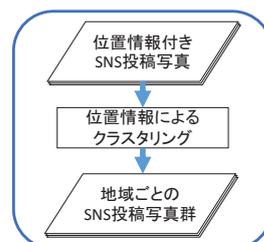


図 3 地域の特徴記述の処理手順

(注1) : <http://www.jartic.or.jp/>

(注2) : <http://www.konderu.com/>

(注3) : <http://www.jalan.net/>

(注4) : <http://rurubu.travel/>

2.1 地域の範囲決定

一般に地域とは、ある観点から地理的に連続した範囲の地域を指す。例えば、行政区画、土地利用、地形、気候などが地域の範囲を決める際の基準となる。本研究では、利用者視点での旅行支援を重視するために、このような客観的な基準ではなく、大勢の人が興味を示す事象が存在する地理的に連続した範囲を地域と定義する。また、近年、GPS機能がついたデジタルカメラや携帯型端末の普及により、撮影場所の位置情報が付与された写真をSNSへ投稿する利用者が増えた。そこで、本手法ではこのようなSNSへ投稿された写真に付与された位置情報に基づいて地域の範囲を決定する。

空間中の点の分布に基づいて、複数の点を複数のクラスターへと分割する手法として、 k -means クラスタリングや Mean Shift クラスタリングなどがある。 k -means クラスタリングでは、指定されたクラスター数を元に全ての点を分類する。しかし、最適なクラスター数を事前に指定するのは容易ではない。また、初期値への依存度が高く、処理を行うたびに異なる結果が得られる。そのため、本研究における地域の範囲決定には適さない。これに対し、Mean Shift クラスタリングは、クラスター数を事前に指定する必要がなく、結果が初期値に依存せず一意に決まる。そこで、本手法における地域の範囲決定に適していると考え、採用する。

2.2 地域の特徴記述

本節では、地域の特徴を記述する方法について述べる。まず、2.2.1 で地域の特徴を記述するうえで必要となる地域間の類似度の定義について述べる。次に、2.2.2 で地域の特徴を記述するためのSNS投稿写真の画像内容の表現方法について述べる。そして、2.2.3 で地域の特徴記述について述べる。

2.2.1 地域間の類似度の定義

一般に、2つの地域が類似しているということは、両地域に何らかの共通点があるということである。例えば、人口の多寡、主要産業などが地域の類似度を考える基準となる。本手法では、大勢の人が興味を抱いた事象の共通度合いを地域間の類似度と定義する。

2.2.2 SNS投稿写真の画像内容表現

近年、SNSが普及しており、その利用者は興味を抱いた事象の写真を撮り、SNSへアップロードして共有する文化がある。また、興味を抱く事象は人によって異なるため、アップロードされる写真は多種多様である。例えば、風景や料理、観光地の建造物などが考えられる。このような投稿写真の画像内容を表現する際には、多岐にわたる撮影対象を視覚的内容に基づいて適切に分類し、表現することが望ましい。

視覚的内容に基づいて画像内容を表現する手段の1つとして、Visual Concept と呼ばれるものがある。近年、様々な分野で有効性が示されている Deep Learning を用いた手法がこの分野でも提案されており、Krizhevsky ら [4] の Convolutional Neural Network (CNN) を用いた物体認識手法では、画像認識において高い分類性能を実現している。そこで本手法では、高い精度で多数の Visual Concept を検出できることを期待し、CNN を用いた Visual Concept 検出に基づいて画像内容を表現する。



図4 SNS投稿写真の例：
名古屋駅前の
JR セントラルタワーズ

表1 図4から検出された

Visual Concept	
Visual Concept	尤度
skyscraper	0.589
tower	0.180
office building	0.128
plaza	0.023
building facade	0.017
hospital	0.009
parking lot	0.005
:	:
:	:

具体的な方法としては、まず、Visual Concept 検出器が検出可能な Visual Concept 数を N とする。各 SNS 投稿写真の Visual Concept 検出では、入力画像に対し、全 Visual Concept に対する尤度を計算する。この尤度を並べたものを、 N 次元の特徴ベクトル \mathbf{v}_k とする。表1に、図4から検出された Visual Concept を尤度の降順に並べたものを示す。

2.2.3 地域の特徴記述

2.1 節のクラスタリングにより得られた地域ごとに、図3の手順に従って、地域の特徴を記述する。地域 c_l で撮影された個々の SNS 投稿写真について、2.2.2 の方法により特徴記述したものを集約することで地域の特徴とする。以降詳細について述べる。

地域 c_l に含まれる SNS 投稿写真の集合を P_l とする。まず、各写真 $s_k \in P_l$ の特徴ベクトル \mathbf{v}_k を 2.2.2 の方法で求める。この時、 \mathbf{v}_k の要素の中には尤度が低い Visual Concept も含まれる。地域全体の特徴を集約する際に、これらが悪影響を及ぼすのを防ぐため、 \mathbf{v}_k の各要素について尤度が上位5つ以外の値を0とする。

次に、次式に示すように、 P_l に含まれるすべての SNS 投稿写真から抽出した特徴ベクトル \mathbf{v}_k の総和を \mathbf{V}'_l とする。

$$\mathbf{V}'_l = \sum_{k=1}^{|P_l|} \mathbf{g}_5(\mathbf{v}_k) \quad (1)$$

ただし、 $\mathbf{g}_5(\mathbf{v}_k)$ は、 \mathbf{v}_k の各要素の尤度について降順に上位5つ以外の値を0にする関数である。また、 $|P_l|$ は集合 P_l の要素数である。

得られた特徴ベクトル \mathbf{V}'_l には、どの地域にも共通して表れる Visual Concept も含まれるため、TF-IDF によって Visual Concept の尤度に重みづけをする。ここで TF-IDF とは、テキスト処理の分野で文書中の単語に関する重みづけを行うものであり、TF はある単語の出現頻度を、IDF はその単語が含まれる文書頻度の逆数を表す。本研究では、各 Visual Concept を単語と考え、地域の特徴ベクトルを文書に見立てて TF-IDF による重みづけを行う。TF-IDF により、どの地域にもよく表れる Visual Concept の重みは小さくなり、ある地域に特徴的な Visual Concept の重みは大きくなる。TF 及び IDF の導出法を以下の式に示す。 \mathbf{V}'_l の n 番目の要素の値を $V'_l(n)$ とすると、

$$TF_l(n) = \frac{V_l'(n)}{\sum_{m=1}^N V_l'(m)} \quad (n = 1, 2, \dots, N) \quad (2)$$

$$IDF_l(n) = \log \frac{|C|}{|\{c_l \mid V_l'(n) > 0, c_l \in C\}|} \quad (n = 1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

TF と IDF の積により、地域の特徴ベクトル \mathbf{V}_l を得る。

$$V_l(n) = TF_l(n) \cdot IDF_l(n) \quad (n = 1, 2, \dots, N) \quad (4)$$

以上の処理により作られた N 次元の特徴ベクトル \mathbf{V}_l を地域 c_l の特徴とする。

2.3 地域間の類似度算出

各地域間の類似度を算出する。具体的には、任意の2地域 c_i, c_j について、2.2.3 で得られた特徴ベクトル $\mathbf{V}_i, \mathbf{V}_j$ の正規化相互相関により、地域間の類似度を次式のように計算する。

$$S_{i,j} = \frac{\sum_{n=1}^N (V_i(n) - \bar{V}_i)(V_j(n) - \bar{V}_j)}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (V_i(n) - \bar{V}_i)^2 \times \sum_{n=1}^N (V_j(n) - \bar{V}_j)^2}} \quad (5)$$

$$\bar{V}_i = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N V_i(n) \quad (6)$$

3. 類似度算出実験

本節では、実際に SNS 投稿写真を用いて地域間の類似度を算出した実験の結果を報告し、その結果について考察する。その際、本研究では類似度が高い地域の組を類似地域と定義する。

3.1 実験目的

本実験では、提案手法により算出した類似度が、大勢の人が興味を抱いた事象という観点で地域の類似性を表現できることを確かめる。また、異なる言語圏においても類似性を表現することも確かめる。

3.2 位置情報付き SNS 投稿写真のデータセット構築

本実験に用いた SNS 投稿写真のデータセット構築について説明する。本実験では、SNS 投稿写真としてオンライン画像共有サービス Flickr^(注5) の投稿写真を利用した。写真の収集には Flickr API^(注6) を用い、次の条件を指定して収集した。

- (1) 写真の撮影場所
- (2) 写真の撮影日時：2010年9月1日以降
- (3) Flickr における注目度が高い順に収集

表2に収集対象として指定した撮影場所と、収集した写真の枚数を示す。これらの撮影場所は、次の理由により選択した。主要都市を含む都道府県として東京都、大阪府、愛知県、宮城県を選択した。また、気候による違いが地域の特徴に影響を与えたと考え、北海道と沖縄県を選択した。観光名所が多数含まれる場所として京都府を選択し、自然が多そうな場所として岐阜県を選択した。最後に、言語圏に関わらず類似地域を検出できることを確かめるため、国外の場所として、韓国の釜山を選択した。

表2 撮影場所に関するクエリと収集枚数

クエリ	北海道	宮城県	東京都	愛知県	岐阜県
枚数	5,210	6,670	10,070	8,740	11,870
クエリ	大阪府	京都府	沖縄県	釜山市	合計
枚数	11,210	10,800	5,660	4,950	75,120

3.3 類似度算出の実験条件および結果

3.2節で収集したデータセットに対して、2. で述べた手法を適用することにより、地域間の類似度を算出した。

入力は、データセット中の全ての写真とその位置情報である。出力は、地域の組と地域間の類似度の集合である。

地域の範囲決定の際に T_m, T_h, σ 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、 $T_m = 3.0 \times 10^{-5}, T_h = 3.0 \times 10^{-4}, \sigma = 0.01, T_s = 0.7$ とした。また、Visual Concept を検出するためのモデルとして Places205-GoogLeNet [5] を用いた。このモデルはシーンに関する 205 種類の Visual Concept を検出することができる。

上記の条件で、地域間の類似度を算出した結果の一部を表3に示す。類似度がしきい値をこえた地域の組は合計で 99 組得られた。参考までに、地域の重心座標を入力として、オンライン地図サービス Google Maps^(注7) から得られた住所を併記した。

表3中に示した 14 組の結果の重心付近の住所の多くは公園や植物園内であった。また、世界遺産である白川郷がある白川村や、東日本大震災の被災地である気仙沼市や石巻市などを重心付近の住所とする地域の組が類似度が高い類似地域として得られた。

3.4 考察

3.3節で得られた類似度が高い地域の組が、大勢の人が興味を抱いた事象であるか考察する。

考察にあたって、実験の目的が達成されたことを確かめるためには、地域の組と類似度を確認するだけでは類似度の妥当性を確認できず、不十分である。そこで、大勢の人が興味を抱いた事象を以下の3つの方法で可視化して確認した。

- (1) 各地域の範囲の地図上への可視化
- (2) 地域の特徴ベクトルの要素のうち、類似度に貢献したと考えられる Visual Concept の列挙
- (3) 実際にその地域で撮影された (2) の Visual Concept を含む SNS 投稿写真

3.4.1 類似地域に関する考察

得られた類似地域を以下の2つに分類して考察する。

- (1) ランドマークなど客観的事物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

前者は、本手法でなくともキーワードなど客観的な情報に基づいて検出することが容易な類似地域である。本手法が類似地域を検出できることを確かめるために、このような地域に関する結果も載せる。これに対し、後者は人々の主観的体験を反映した類似地域である。地図を見ただけでは分からないような、その地に在住あるいは訪れた人の主観的体験に基づく類似地域

(注5) : <https://www.flickr.com/>

(注6) : <https://www.flickr.com/services/api/>

(注7) : <https://www.google.co.jp/maps>

表 3 地域間の類似度算出結果の一部

	重心付近の住所	緯度	経度	類似度
1	大阪府大阪市東住吉区長居公園	34.6114	135.520	0.981
	京都府京都市北区小山上内河原町	35.0483	135.761	
2	岐阜県可児市瀬田	35.4217	137.097	0.979
	大阪府大阪市鶴見区諸口 6 丁目	34.7099	135.575	
3	東京都調布市深大寺元町 5 丁目	35.6679	139.546	0.978
	大阪府大阪市鶴見区諸口 6 丁目	34.7099	135.575	
4	東京都調布市深大寺元町 5 丁目	35.6679	139.546	0.978
	京都府京都市北区小山上内河原町	35.0483	135.761	
5	東京都調布市深大寺元町 5 丁目	35.6679	139.546	0.978
	大阪府大阪市東住吉区長居公園	34.6114	135.520	
6	東京都大田区羽田空港 3 丁目	35.5511	139.779	0.974
	宮城県岩沼市下野郷新拓	38.1340	140.930	
7	大阪府大阪市鶴見区諸口 6 丁目	34.7099	135.575	0.973
	京都府京都市北区小山上内河原町	35.0483	135.761	
8	岐阜県大野郡白川村荻町	36.2600	136.906	0.973
	岐阜県加茂郡東白川村神土	35.6239	137.335	
9	東京都町田市野津田町	35.5790	139.448	0.971
	大阪府大阪市東住吉区長居公園	34.6114	135.520	
10	大阪府大阪市東住吉区長居公園	34.6114	135.520	0.970
	大阪府大阪市鶴見区諸口 6 丁目	34.7099	135.575	
11	東京都町田市野津田町	35.5790	139.448	0.969
	京都府京都市北区小山上内河原町	35.0483	135.761	
12	宮城県石巻市日和が丘 1 丁目	38.4267	141.304	0.964
	宮城県気仙沼市港町	38.9012	141.578	
13	沖縄県中頭郡読谷村古堅	26.3685	127.745	0.963
	沖縄県国頭郡恩納村山田	26.4349	127.775	
14	宮城県気仙沼市港町	38.9012	141.578	0.962
	宮城県気仙沼市波路上牧	38.8317	141.589	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

である。

以上の 2 つについて、紙面の都合上それぞれ類似地域の例を 1 つずつ挙げ、考察する。

3.4.2 ランドマークなど客観的事物を地域内に含む類似地域

ランドマークなど、大勢の人の興味が局所的に集約しやすい施設がある地域では、それらの写真を撮影する人が多く、地域間の類似度は高くなると考えられる。実際に得られたこのような類似地域の例を 1 組挙げる。3.3 節の実験結果の中では、表 4 に示す類似度が 59 位の類似地域の組がこれに該当する。まず地図上へ各地域を可視化する。オンライン地図サービス Google Maps を用いて、図 5 のように、この 2 地域の範囲を示す。地図上の赤いピンは地域の重心を表し、太い黒枠は、その地域で撮影された写真の撮影位置がすべて含まれるような外接矩形である。

表 4 3.3 節の結果のうち類似度が上位から 59 位の組

	重心付近の住所	緯度	経度	類似度
59	東京都日国道 6 号線	35.7138	139.803	0.814
	東京都港区東新橋 1 丁目	35.6648	139.759	



(a) 東京都日国道 6 号線

(b) 東京都港区東新橋 1 丁目

図 5 59 位の組の地域の地図上への可視化

表 5 59 位の組の類似度に貢献した Visual Concept

順位	Visual Concept	貢献度
1	skyscraper (高層ビル)	0.352
2	tower (タワー)	0.190
3	crosswalk (横断歩道)	0.052
4	alley (路地)	0.040
5	office building (オフィスビル)	0.022



(a) 図 5(a) の地域

(b) 図 5(b) の地域

図 6 59 位の組の地域で撮影された

表 5 の Visual Concept を含む写真

次に、地域の特徴ベクトルの要素のうち、類似度に貢献したと考えられる Visual Concept を示す。ここで、類似度への貢献度は、次のように導出した。式 (5) の正規化相互相関の式を元に、以下の式 (7) を特徴ベクトルの f 番目の要素の貢献度とする。この値が 0.01 以上の要素に対応した Visual Concept を類似度に貢献したものとし、表中に示す。これにより、類似地域で撮影された写真に共通する Visual Concept の傾向を直観的に知ることができる。

$$C_{i,j}(f) = \frac{(V_i(f) - \bar{V}_i)(V_j(f) - \bar{V}_j)}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (V_i(n) - \bar{V}_i)^2 \times \sum_{n=1}^N (V_j(n) - \bar{V}_j)^2}} \quad (7)$$

表 5 に、この結果において類似度に貢献した Visual Concept を列挙する。

最後に、図 6 に、実際に 59 位の組の地域で撮影された、表 5 の Visual Concept を含む写真を載せる。Visual Concept の貢献度順に、各行に画像を示した。両地域において、ビルやタワーなどの建物の写真や、横断歩道や路地など地上で撮影された写真が共通して撮影されていることが分かる。また、図 6(a) の 2 行目のタワーは「スカイツリー」、図 6(b) の 2 行目は「東京タワー」が撮影された写真である。これらは両方ともランドマークとして有名なタワーである。

以上より、これらの地域で大勢の人が興味を抱いて撮影した対象はビルやタワー、横断歩道や路地という点で共通し、そのような観点で類似した地域であることが分かる。このように共

表 6 3.3 節の結果のうち類似度が上位から 88 位の組

	重心付近の住所	緯度	経度	類似度
88	北海道釧路市阿寒町上阿寒	43.1436	144.149	0.738
	大韓民国釜山中区南浦洞	35.0987	129.030	



(a) 北海道釧路市阿寒町上阿寒 (b) 大韓民国釜山中区南浦洞

図 7 88 位の組の地域の地図上への可視化

表 7 88 位の組の類似度に貢献した Visual Concept

順位	Visual Concept	貢献度
1	sky (空)	0.664
2	pond (池)	0.028

通する種類のランドマークを含む地域が類似地域として検出されることを確認した。他にも、鉄道の駅がある地域や、表 3 の 6 位の組のように空港がある地域など、公共施設を含む地域も類似地域として検出されることを確認した。

3.4.3 人々の主観的体験を反映した類似地域

旅行支援において人々の主観的体験を反映することは重要である。また、本実験では、言語圏が異なる地域でも地域間の類似性を表現できることを確かめることも目的の 1 つであるため、主観的体験を反映した類似地域のうちでも特に韓国の釜山市内の地域を含む結果を示す。実際に類似地域の例を 1 組挙げる。3.3 節の実験結果の中では、表 6 に示す類似度が 88 位の類似地域の組がこれに該当する。

図 7 に、この 2 地域の範囲を示す。図 7(a) の地域は、釧路市阿寒国際ツルセンターを含み、図 7(b) の地域は、南浦洞という海岸沿いの場所である。また、表 7 にこの結果において類似度に貢献した Visual Concept を列挙する。

最後に、図 8 に、実際に 88 位の組の地域で撮影された、表 7 の Visual Concept を含む写真を載せる。鳥の写真が多数撮影されていることが分かる。ここで、鳥の写真は「sky」という Visual Concept として検出されていた。国際ツルセンターでは、ツルの写真が大量に撮影され、南浦洞では、海岸付近からカモメなどの写真が大量に撮影されている。この両地域は、バードウォッチングをする場所として大勢の人の興味が共通する場所だと考えられる。この点から、この両地域は類似した体験ができる地域といえる。

他にも、表 3 の 1~5 位組のように地域内に植物園や公園があるものや、表 3 の 8 位の組のように世界遺産である白川郷がある白川村と東白川村の組^(注8)や、表 3 の 12 位の組のように東日本大震災の被災地などが主観的体験を反映した類似地域とし

(注8)：両地域は地名に共通点があるものの地理的に距離が離れており、東白川村には世界遺産である白川郷はないが、自然や家屋などが人が興味を抱いた対象は共通していた。



(a) 図 7(a) の地域 (b) 図 7(b) の地域

図 8 88 位の組の地域で撮影された、表 7 の Visual Concept を含む写真

て検出された。

4. まとめ

本報告では、SNS 投稿写真の画像内容を用いて、地域間の類似度を算出する手法を検討した。

SNS 投稿写真に付与された位置情報に基づいて地域の範囲を決定し、各地域に含まれる SNS 投稿写真の画像内容からその地域の特徴を記述した上で、それらの比較によって大勢の人の興味対象に基づく地域間の類似度を算出した。

Flickr への投稿写真を用いて、実際に類似度を算出する実験を行った。類似度が極めて高い地域として、植物園や世界遺産、地震の被災地などを含む地域などが得られた。また、算出結果について、各地域の地図上の範囲や、類似度に貢献した Visual Concept と、それらの Visual Concept を含む SNS 投稿写真を実際に確認することで得られた地域の組が類似しているかどうか考察した。それにより、客観的な情報により容易に検索できるランドマークを含む地域のほか、人の主観的体験により高い類似度が算出された地域が得られることを確認した。提案手法により大勢の人の興味対象に基づいた地域間の類似度が算出されることを確認した。

今後の課題として、類似度が低い地域に関する調査や世界の様々な国の画像を収集することによるデータセットの拡大、評価実験による手法の評価、本研究の応用方法の開拓が挙げられる。

謝辞 本研究の一部は、科学研究費補助金による。

文献

- [1] 日本政府観光局 (JNTO), “報道発表資料,” http://www.jnto.go.jp/jpn/news/press_releases/pdf/20160119_1.pdf [2016/5/5 参照].
- [2] 観光庁, “若者旅行の振興,” http://www.mlit.go.jp/kankocho/page05_000047.html [2016/5/5 参照].
- [3] 上原 尚, 嶋田 和孝, 遠藤 勉, “Web 上に混在する観光情報を活用した観光地推薦システム,” 信学技報, NLC2012-35, Dec. 2012.
- [4] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. Hinton, “ImageNet classification with deep convolutional neural networks,” Advances in Neural Information Processing Systems 25, pp.1106–1114, Dec. 2012.
- [5] B. Zhou, A. Lapedriza, J. Xiao, A. Torralba, and A. Oliva, “Learning deep features for scene recognition using places database,” Advances in Neural Information Processing Systems, pp.487–495, Dec. 2014.