

SNS 投稿写真の Visual Concept に基づく時空間類似地域マイニング

陳 ル† 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 情報連携統括本部 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

E-mail: †chenl@murase.is.i.nagoya-u.ac.jp, kawanishi@i.nagoya-u.ac.jp, ide@i.nagoya-u.ac.jp,
murase@i.nagoya-u.ac.jp, ††takatsugu.hirayama@nagoya-u.jp, †††kdomain@sist.chukyo-u.ac.jp,
††††ddeguchi@nagoya-u.jp

あらまし 旅行を計画する際、満足いく計画を立てるためには、旅先の雰囲気や予め把握することが重要である。ある地域の訪問予定時の雰囲気が、既に知っている地域のある時期の雰囲気と似ていることが分かれば、その地域の訪問時の雰囲気を直感的に把握することができる。これを実現するため、我々は旅行者の体験を反映した大量の SNS 投稿写真に着目した。具体的には、写真に付随する時空間情報を用いて写真をクラスタリングし「時期情報付き地域」を獲得し、写真の Visual Concept に基づいて時空間類似地域をマイニングすることで、時期を考慮した類似地域の組を獲得する手法を提案する。手法の有用性を示すため、Flickr に投稿された写真を用いて時空間類似地域マイニング実験を行った。また、被験者実験を通して、提案手法の妥当性を確認した。

キーワード 時期情報付き地域、時空間類似地域マイニング、SNS 投稿写真、Visual Concept

1 はじめに

休日の過ごし方として、旅行が人気を博している。日本交通公社 (JTBF) の調査 [1] によると、2017 年の日本人旅行者数は 3 億 4 千万人に達し、ここ数年間横ばいに推移している。一方で 2017 年の訪日外国人旅行者は 2,869 万人に達し、2012 年以来増加している。

また、旅行中の行動の自由度が高いため、団体旅行より個人旅行を選択する旅行者の数が徐々に増加している。日本政府観光局 (JNTO) の発表 [2] によると、2017 年 7~9 月の個人旅行手配の割合は、2012 の 60.8% より 14.9 ポイント増加し、75.7% に達している。個人旅行では旅行者自身が旅行計画を立てる必要があり、また旅先には初めて訪れる地域を選ぶことが多い。そのため、旅行計画を円滑に進めるためには、事前に十分な情報収集を行う必要がある。

旅先に関する情報収集のために、ガイドブックやパンフレット、ウェブサイトなどで旅行案内が提供されている。特に近年はウェブサイトによる旅行案内が主流となっている。このような旅行案内では、観光地に関する情報が大量に存在するため、旅行者はキーワードや大まかなジャンルをもとに情報を絞り込み、比較しながら旅先を決める必要がある。旅先の種別やキーワードを明示的に指定できる場合、旅先を効率的に絞り込めるのに対し、言語で明示的に表現しにくい雰囲気を持つ旅先を調べたい場合、狙い通りのものを絞り込むことは難しい。

この問題に対し、雰囲気がわかっている既知の地域をもとに、



図 1: 従来手法と提案手法。矩角内はそれぞれ地域 A と B の視覚的内容である。従来手法では地域 A と B が類似地域と検出されたのに対し、提案手法では、地域 A と B は 4 月だけ類似するという結果が得られた。

その地域と雰囲気が似ている地域を抽出することができれば、明示的に表現しにくい雰囲気のある場所であっても狙い通りの旅先を絞り込むことができると考えられる。これを実現するため、本研究では地域間の雰囲気類似度について考える。

そもそも、地域の雰囲気は、その場所の風景や、そこにいる人たちの行動が自然に作り出すものである。地域によって気候が異なるうえ、同じ地域であっても、季節の変化によって雰囲気が変わることがある。そのため、旅行者が見たり体験したりすること、つまりその場所その時期に旅行者が興味を持つ対象は、旅行者が感じたその地域の雰囲気を反映している。そして、ある時期に多くの旅行者に共通する興味対象は、一般的なその地域の雰囲気を反映することができると考えられる。

近年、旅行者の旅先での興味対象は、インターネット上に投稿された写真から知ることができるようになった。JTB 広報

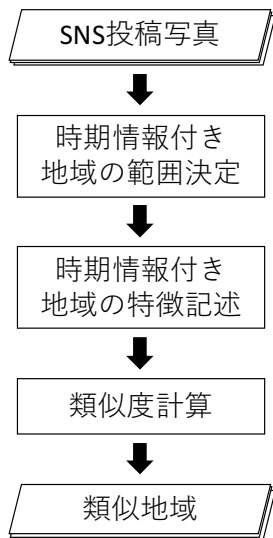


図 2: 提案手法の処理手順

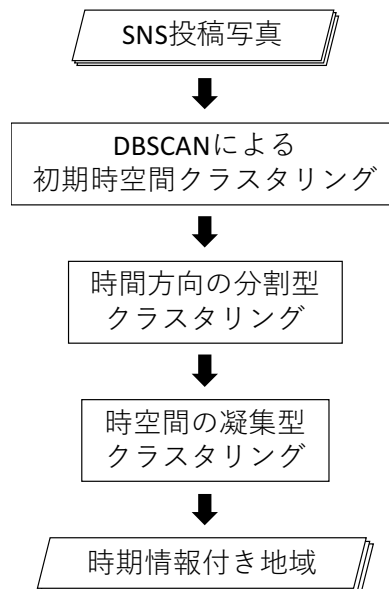


図 3: 時期情報付き地域の範囲決定手順

室 [3] の調査によると、アルバムや旅行記などに保存することを目的として、71%の旅行者は旅先で積極的に写真を撮ることが報告されている。その内容の多くは、旅先の自然景観や歴史的建造物、現地の街並みや食べ物である。これらの写真を見れば、旅行時の旅先の雰囲気をおおむね把握することができると考えられる。また近年、スマートフォンの普及に伴い、ソーシャルネットワーキングサービス (SNS) の利用者数が急増し、写真を撮って共有する人の数も増えている。そのため、SNS から写真を大量に集めることで、撮影された地域で大勢の人の興味対象を知ることができ、その地域の雰囲気を知ることができると考えられる。

類似した地域を抽出する研究として、滝本ら [4] は SNS に投稿された写真を用いた地域間の類似度を算出する手法を提案している。しかし、この手法では写真を撮影した時期の情報が考慮されていないため、図 1 のように、時期によって雰囲気が変わる地域に対して、特定の時期しか雰囲気が似ていないことを表現できない。このことは、短期間しか滞在しない旅行者への支援には不十分である。

そこで我々は、写真に付随する時期情報を考慮し、時期を考慮した類似地域を提案することを目標に研究を進めてきた [5]。本発表では、SNS 投稿写真の時空間情報に基づいて範囲を決定した「時期情報付き地域」をもとに、各時期情報付き地域内で撮影された写真の画像内容に基づいて特徴を記述し、雰囲気が似ている地域をマイニングする手法を提案し、評価する。さらに、マイニング結果を可視化するインタフェースを作成する。

2 時期を考慮した類似地域マイニング

提案手法では、SNS に投稿された写真の時空間情報と画像内容に基づき、雰囲気が似ている地域をマイニングする。提案手法の処理手順を図 2 に示す。まず、SNS 投稿写真の時空間情報に基づくクラスタリングにより時期情報付き地域を決定する。次に、各時期情報付き地域の範囲内で撮られた多数の写真から画像内容を集計し、時期情報付き地域の特徴とする。最後に、

特徴間の類似度を計算することにより雰囲気の類似した地域をマイニングする。

2.1 地域の範囲決定

一般に、地域とは、アジア太平洋地域、火山地域、商業地域等のように、地形が似通っている、同じ特徴をもっているなどの理由からひとまとめにされる土地のことで、階層的に定義されている。その中に、国家が円滑な国家機能を執行するために、領土を行政区画で細分化するものもある。同じ行政区画の中にも、住宅地域、工業地域など、地域の機能によって雰囲気が分かれている。本研究では、旅行者の過去の観光体験をもとに旅行支援を実現するため、大勢の人の興味を引く対象が存在する地理的・時期的に連続した範囲を時期情報付き地域と定義する。

本研究ではクラスタリングによりこの時期情報付き地域の範囲を決定する。その処理手順を図 3 に示す。まず、SNS 投稿写真の時空間密度分布に基づき、DBSCAN [6] を用いて写真を初期分割する。DBSCAN はクラスタ数を設定する必要がなく、一定以上の密度を持つ連続した空間に存在するサンプルを 1 つのクラスタとして検出し、密度が小さい空間に存在するサンプルをノイズとして除去する。具体的には、ある 2 サンプルに対して、互いの最大近傍半径 ϵ 内に含まれる点数がしきい値 P_{\min} 以上のときに同一クラスタに属するとする。

その後、得られたクラスタのうち、時期方向に長いクラスタに対して、ある時期の特徴を強調するため、しきい値 P_{\min} を δ ずつ増やし、初期クラスタリング結果を小さいクラスタに分割する。すべてのクラスタに属する写真の撮影期間がしきい値 T 以下の場合、この分割型クラスタリングを停止する。

続いて、地理的範囲が重なり、かつ撮影した時期が近いクラスタには同じような注目対象が存在する可能性があると考えられるため、凝集型クラスタリングを使用し、画像内容が類似するクラスタを統合する。画像内容の類似判定については、各クラスタの特徴量に対して正規化相互相関に基づいて類似度を算



図 4: 可視化インタフェース

出し、しきい値以上の場合は類似していると判断する。特徴量の求め方と類似度の算出方法は、それぞれ 2.2 節と 2.3 節で後述する。また、少数のユーザのみが投稿した写真からなるクラスタは、少数の人にしか興味を持たれていない地域であると考えられるため、処理の対象外として除去する。

2.2 地域の特徴記述

前述したように、SNS に投稿される写真は、撮影した地点における撮影者の注目対象を表している。そのため、同じ地点で大量に収集した SNS 投稿写真は、その地域を訪れる大勢の人の興味対象を反映し、その結果その地域の雰囲気や気候を反映すると考えられる。そこで、本研究では各クラスタに属する写真の画像内容を認識し、画像内容の尤度分布を用いてその地域の雰囲気や気候を記述する。

画像内容とは、画像に含まれる事象の視覚的意味や人間の感性・主観を表す特徴素のことである。本研究では、Visual Concept [7] を用いて SNS 投稿写真の画像内容を表現する。Visual Concept は、桜や山など形ある物体に限らず、シーンのような広い視覚概念を表すことができる。我々はまず、Visual Concept 認識器を用いて各 SNS 投稿写真に含まれる各 Visual Concept の尤度を求め、その分布を画像内容を表す特徴とする。本研究では、各写真における尤度の上位 10 個の Visual Concept のみを利用するため、それ以外の尤度を 0 とする。そして、2.1 節で得られた時期情報付き地域ごとに、その範囲内で撮影された写真から抽出した画像内容を集約し、その時期情報付き地域の特徴とする。

ここで、地域特有の特徴を強調するため、得られた時期情報付き地域の特徴に対して、TF-IDF [8] を用いて重み付けをする。TF-IDF は、文書に含まれる単語の重要度を評価する手法の 1 つである。本研究では、各 Visual Concept を 1 つの単語とし、各時期情報付き地域を 1 つの文書として考える。どの時期情報付き地域でもよく現れる Visual Concept は、より一般的な特徴を持つと考えられるため、尤度を低くする。一方、特定の時期情報付き地域でしか現れない Visual Concept は、地域の特性を表すと考えられるため、尤度を高くする。これにより、各時期情報付き地域の特徴記述が得られる。

2.3 類似地域マイニング

類似した時期情報付き地域をマイニングする手法として、滝本ら [4] と同様に、すべての時期情報付き地域の組み合わせについて類似度を計算し、類似度がしきい値 τ 以上の組を選択する方法をとる。ここで、類似度は各特徴記述間の正規化相互相関を用いる。具体的には、任意の 2 地域 r_a, r_b 間の類似度について、2.2 節で得られた特徴ベクトル \hat{V}_a, \hat{V}_b により、次のように算出する。

$$S_{r_a, r_b} = \frac{\sum_{n=1}^N (\hat{V}_a(n) - \bar{\hat{V}}_a)(\hat{V}_b(n) - \bar{\hat{V}}_b)}{\sqrt{\left(\sum_{n=1}^N (\hat{V}_a(n) - \bar{\hat{V}}_a)^2\right) \left(\sum_{n=1}^N (\hat{V}_b(n) - \bar{\hat{V}}_b)^2\right)}} \quad (1)$$

ここで、 N は特徴ベクトルの要素数であり、 $\hat{V}_a(n), \hat{V}_b(n)$ は時期情報付き地域 r_a, r_b の特徴ベクトルの各要素である。前述したように、類似度 $S_{r_a, r_b} \geq \tau$ となる時期情報付き地域 r_a, r_b の組を類似地域とする。

2.4 結果の可視化

マイニングした結果を分析するために可視化インタフェースを作成した。このインタフェースは、類似地域を表示できる一方、独特な地域を表示する機能も有する。ここで、独特な地域とは、ほかすべての地域との類似度がしきい値以下でほかに類似する地域がないような地域のことである。

インタフェースの画面例を図 4 に示す。インタフェースの最上部では、Visual Concept の種類、表示したいマイニング結果としきい値を設定することができる。ここで、表示したいマイニング結果とは類似地域と独特な地域の 2 種である。類似地域を表示する場合、ユーザが選択した 1 つの地域との類似度が設定したしきい値以上である地域を表示する。一方、独特な地域を表示する場合には、他のすべての地域との類似度がしきい値以下の地域を表示する。

最初、図 4a に示すように、左上の地図に 2.1 節で得られた時期情報付き地域がすべて表示されている。地図上の位置マーカーの色は、それぞれのクラスタに含まれる写真の撮影時期を表

表 1: 時期情報付き類似地域マイニング結果の抜粋

地域 A	時期	地域 B	時期	類似度
岐阜県可児市	5 月下旬	千葉県八千代市	6 月上旬	0.9958
栃木県芳賀郡	9 月下旬	三重県鈴鹿市	10 月上旬	0.9924
福島県いわき市	7 月下旬	大阪府大阪市	8 月中旬	0.9733
...

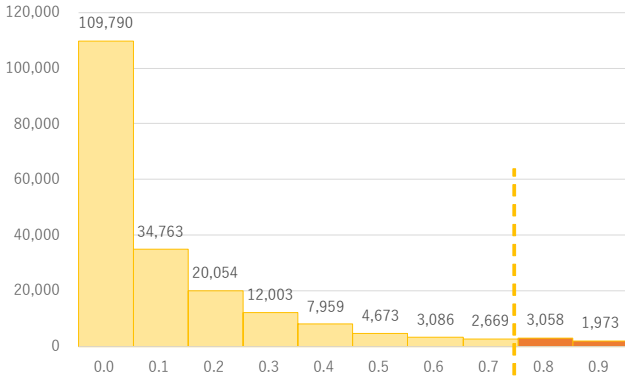


図 5: 地域間の類似度分布

すものである (ピンク: 3~5 月, 緑: 6~8 月, 黄: 9~11 月, 青: 12~2 月)。

類似地域を調べたいときは, 図 4a の初期画面の地図上で, 興味がある地域のマーカーをクリックする. すると, 図 4b のようにその地域の具体的な地理情報・時期情報が地図上に表示される. また, その地域で撮影された写真とそれらの画像内容がそれぞれ右上部と中央上部に表示される. 「進む」ボタンを押すと, その選択した地域をクエリとして, 得られた類似地域の数中央下部に表示され, 左下部の地図に各マーカーが表示される. マーカーをクリックすると, その地域の具体的な情報が先と同じように表示される. このとき, クエリとした地域との類似度と, 類似度に貢献した Visual Concept が中央下部に表示される.

一方, 独特な地域を調べたいときには, 同様に Visual Concept の種類としきい値を設定し, その後直接「進む」ボタンを押す. すると, 図 4c のように他のすべての地域との類似度がしきい値以下の地域が左上の地図に表示される. 各地域のマーカーをクリックすると, その地域の具体的な地理情報・時期情報が地図上に表示され, またその地域で撮影された写真とそれらの画像内容がそれぞれ右上部と中央上部に表示される.

3 類似度算出実験

本節では, 2 節で述べた提案手法に基づき, 実際の SNS 投稿写真を用いて類似地域マイニング実験を行った結果を報告する.

3.1 データセット

実験には, 写真共有サービス Flickr¹ から収集したデータセット YFCC100M [9] を使用した. このデータセットは, 世界中で撮影された約 1 億枚の写真及び映像を含んでおり, そのうちの約 130 万枚は日本国内で撮影されたものである. 本研究では,



a 岐阜県可児市花フェスタ記念公園



b 千葉県八千代市大和田新田

図 6: 検出された類似地域の組の例

写真の時空間情報を使用するため, 日本国内で撮影されかつ時空間情報付きの約 91 万枚の写真を使用した.

3.2 実験条件および結果

時期情報付き地域を決定した際, DBSCAN を用いてクラスタリングした時, パラメータとして近傍の最大半径 $\epsilon = 0.01$ と近傍内に含まれる点数のしきい値 $P_{\min} = 100$ (地理的な距離でおよそ 1 km, 時期間隔でおよそ 4 日に相当) を初期設定とし, 時期方向に長いクラスタに対しては P_{\min} を $\delta = 100$ ずつ増やすことにした.

また, 凝集型クラスタリングを行う際, 地理的範囲が重なり, 時期間隔が 1 ヶ月以内かつ地域間の類似度が 0.70 以上のクラスタを合併した.

Visual Concept を抽出した認識器として, シーンに特化した CNN モデル Places365 [10] を使用した. この認識器は, 入力した写真に対して撮影場所 365 クラスの尤度を出力する.

類似地域のマイニングでは, 正規化相互相関に対するしきい値を 0.80 とし, それを満たす時期情報付き地域の組を類似地域として抽出した.

上記の条件で得られた時期情報付き地域の総数は 633 で, それらの総組合せ 200,028 組のうち, 5,031 組 (約 2.5%) が類似地域として抽出された. この結果の一部を表 1 に示す. また, 地域間の類似度分布を図 5 に示す.

3.3 考 察

提案手法を用いた類似地域マイニングの結果例について紹介する. 結果例として, 花に注目するイベントの開催地の例を図 6 に示す. これらの場所では花など自然風景に関する写真が

1: Flickr: <https://www.flickr.com/>

表 2: 時期分割により類似判定結果が変わった地域の組の例

地域 A	地域 B	分割後	分割前	類似度の差
大通, 中央区, 札幌市, 北海道	小樽市, 北海道	0.884	0.541	0.343
倶知安ニセコ線, ニセコ町, 虻田郡, 北海道	モエレ沼公園, 東区, 札幌市, 北海道	0.816	0.701	0.115
富士見町, 長崎市, 長崎県	河底池, 和氣橋, 天王寺区, 大阪市, 大阪府	0.872	0.594	0.278
江戸東京たてもの園, 小金井市, 東京都	陸上競技場, 中央区, 福岡市, 福岡県	0.840	0.526	0.314
大阪港咲洲トンネル, 港区, 大阪市, 大阪府	サンシャイン, 豊島区, 東京都	0.863	0.509	0.354
大坂橋, 中央区, 大阪市, 大阪府	彦根城, 彦根市, 滋賀県	0.882	0.660	0.222
小田原市, 神奈川県	沼津市, 静岡県	0.888	0.527	0.361

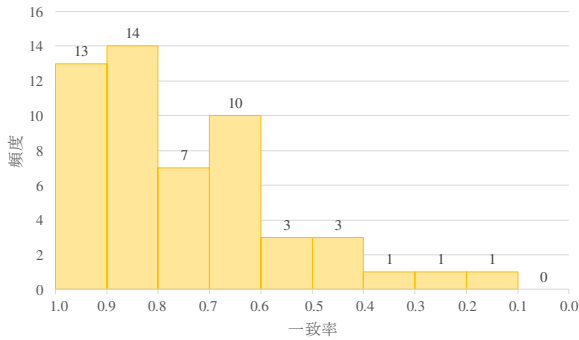


図 7: 質問ごとの正解率の分布

多いため、類似地域として検出された。また、別途調べたところ、図 6a の「花フェスタ記念公園」は世界最大級のバラ園であることが分かった。

そのほか、スポーツの開催地などでは、試合の開催時期に人が集まり、戦況の報告や参加の記念のために写真を撮影して共有するため、スポーツを中心とした写真内容が得られた。また、スポーツは種目によって開催する会場の様子が異なるため、同じスポーツの開催地が類似地域と検出された。

4 評価実験

3 節の実験では、大勢の人の注目対象に基づいて類似地域のマイニングができることを確認した。本節では、提案手法で得られたマイニング結果の妥当性について評価した結果を報告する。

4.1 類似度算出結果の評価

本節では、提案手法によって得られた類似度計算結果の妥当性について評価する。具体的には、被験者実験により得られた地域間の類似判定と、提案手法により算出した地域間の類似判定の関係について評価した。

4.1.1 被験者実験

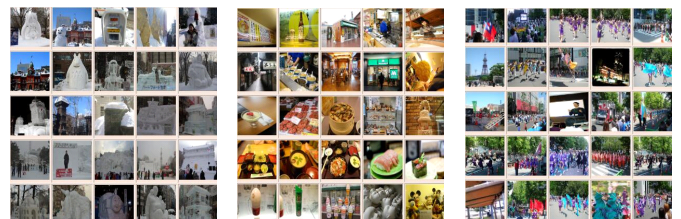
人間の感覚・経験に基づいた地域間の類似判定を得るために、10 代から 30 代の男女 19 人の協力を得て被験者実験を行った。ある地域について、異なる 2 箇所の地域のうち、似ている組がどちらかを問う質問を、被験者に対して行なった。

質問が簡単になりすぎないように、得られた地域の総組合せの中から、類似度が 0.80 以上の地域の組（つまり類似地域の組）(X, A) と、類似度が 0.50 以上 0.75 未満の地域の組（非類



a 札幌市中央区

b 一年間



c 1, 2 月

d 4, 5 月

e 6 月

図 8: 時期分割の例

似地域の組) (X, B) をそれぞれ 53 組用意し、(X, A, B) の組み合わせ全 53 問を設定した。ここで、2 つの地域の組を選択する時に、その地理的位置が近すぎず、かつ類似する要因が分散するように注意した。また、順番を無作為に出題した。

質問の際、被験者には地図上に比較元の X と比較先の A, B を提示した。被験者がそれぞれのマーカを選択させ、具体的な地理情報・時期情報と、参考となる写真を表示した。被験者には、「A と B のどちらがより X と似ていると思いますか?」という質問に対し、「A のほうが似ている」、「B のほうが似ている」、または「分からない（理由を述べてください）」から回答を選ばせた。また、被験者には、出題された 3 つの地点のうち、過去に行ったことがある地域も回答させた。

4.1.2 結果および分析

被験者実験の各質問に対して、被験者が選択した類似地域と、提案手法により算出した類似地域が一致する割合を一致率とし、全 53 問の分布を図 7 に示す。

また、出題される地域の組 (X, A, B) に対して、多数の被験者が選択した（一致率が 0.5 より大きい）類似地域を正解とし、提案手法の妥当性を評価した。ただし、一致率が 0.5 の場合には、真値を判断できないため、その組を除去した。その結果、53 問のうち 1 問が除去され、残り 52 問の中、46 問は正解であった。つまり、提案手法で類似すると判断された地域の組のうち、約 88.5% は多くの被験者の感覚と一致した。

4.2 時期分割の妥当性評価

本節では、SNS 投稿写真を時期情報付き地域に分割する妥当性について評価する。時期に分割した地域間の類似判定と、1年間を通した地域間の類似判定の違いを評価した。

4.2.1 実験条件

比較対象として、1年間を通した地域の類似度を算出するために、現在の時期情報付き地域を元に、同じ地理的範囲内で撮影された写真をすべて統合した。

地域間の類似度計算方法は時期分割する場合と同様に、写真の画像内容に基づいて地域の特徴を記述した後、正規化相互相関を用いて算出した。また、類似すると判定するしきい値は0.80とした。

4.2.2 結果および分析

時期分割をする／しない場合を比較したところ、5,031組のうち、3,156組は時期分割により類似しない地域の組から類似地域の組に変わった。その結果の一部を表2に示す。

表2に示す通り、類似判定結果が変わった地域の組の多数は大都市の組である。大都市は多種多様な機能を持ち、単一の観光体験にとどまることはほぼないため、通年の特徴は現れにくく、類似度が低くなる。一方、時期に分割することにより、各時期の特徴が明確になったため、地域間の類似度が高くなったと考えられる。

図8にその一例を示す。この場所8aにおける1年間を通した写真8bには、雪や食べ物、祭りなどが混在しているため、特徴を把握することが難しい。一方、時期で分割することにより、夏には祭りがあり8e、冬には雪が降る8cことが把握でき、また春に食べ物に関する写真が多い8dため、地域内に飲食店が多く存在することも分かった。このことから、写真を時期に分割することで、特定の時期の特徴が明確になったことが確認できた。

5 むすび

本発表では、SNSに投稿された写真の時空間情報と画像内容を用いて、類似地域をマイニングする手法を検討した。

従来のSNS投稿写真に付随する位置情報を用いた手法に対し、時期情報を加えてクラスタリングを行い、ある時期のみ類似している地域の組をマイニングする手法を提案した。

実際に、Flickrに投稿された日本国内の写真を用いて、類似地域マイニング実験を行った。提案手法では、花に関するイベントがある地域の組やスポーツの開催地の組など、特定の時期だけ類似する地域を抽出することができた。

また、被験者実験で人間の感覚と比べ、約88.5%は人間の感覚と一致することで、提案手法の妥当性を確認した。同じ地理的範囲内で撮影された通年の写真と比べることで、時期分割の妥当性を確認した。

今後の課題として、ユーザの行動情報を取り入れること、Visual Conceptの潜在意味解析、本研究の具体的活用方法の検討などがあげられる。

謝 辞

本研究の一部は、科学研究費補助金による。

文 献

- [1] 日本交通公社, 旅行年報 2018, <https://www.jtb.or.jp/wp-content/uploads/2018/10/Annual-Report-all-2018.pdf> [2018/12/28 参照]
- [2] 日本政府観光局, 旅行動態の変化の状況, https://www.kantei.go.jp/jp/singi/kanko_vision/kankotf_dai16/siryou2.pdf [2018/12/28 参照]
- [3] JTB 広報室, 旅行先で写真を撮りますか?, <https://www.jtb.co.jp/myjtb/tabiq/pdf/20110726.pdf> [2018/12/28 参照]
- [4] H. Takimoto, M. Philippe, Y. Kawanishi, I. Ide, T. Hirayama, K. Doman, D. Deguchi, and H. Murase, Detection of similar geo-regions based on visual concepts in social photos, *Advances in Multimedia Information Processing—PCM 2017, 18th Pacific-Rim Conference on Multimedia, Revised Selected Papers Part I, Lecture Notes in Computer Science, Vol.10735*, pp.497–504, May 2018
- [5] 陳ル, 川西康友, 井手一郎, 平山高嗣, 道満恵介, 出口大輔, 村瀬洋, SNS 投稿写真の時空間クラスタリングに基づく類似地域マイニングの検討, *信学技報, MVE2018-34*, Oct. 2018.
- [6] M. Ester, H.P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu, A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise, *Proc. 2nd Int. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp.226–231, Aug. 1996.
- [7] T. Deselaers and A. Hanbury, Evaluating systems for multilingual and multimodal information access, *Proc. 9th Workshop of the Cross-Language Evaluation Forum*, pp.531–538, Sept. 2008.
- [8] G. Salton and M.J. McGill, *Introduction to modern information retrieval*, McGraw-Hill, 1986.
- [9] 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, Feb. 2016.
- [10] B. Zhou, A. Lapedriza, A. Khosla, A. Oliva and A. Torralba, Places: A 10 million image database for scene recognition, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol.40, No.6, pp.1452–1464, July 2017.