

写真投稿型 SNS を対象とした投稿集中性の検出と 観光ポテンシャルマップへの応用

矢野 周作¹ 右田 雅裕² 戸田 真志² 永井 孝幸² 武藏 泰雄² 中野 裕司² 杉谷 賢一²

概要: 観光地において有名な観光名所以外にも景観が優れる場所を見つけ出すことは観光資源として重要である。本論文では、写真投稿型 SNS のデータを用いて有名な観光名所以外にも景観が優れる場所を見つけ出す手法を提案する。観光地では観光名所とされる場所に観光客が集中していることは自然である。しかし、観光名所として認知されていない観光資源も存在する。観光資源を増加させることで外国人観光客の観光動機の増加にもつながると考えられる。また、名前が特定できないもの、観光地でも範囲が広いものに対して景観が優れている場所を地図上で示すことが好ましい。そこで、観光資源を見つけ地図上に視覚化を行った。

キーワード: ソーシャルネットワーク, 位置情報サービス, データマイニング

Detection of posted convergences with a photo post type SNS as a target and application to the tourism potential map

SHUSAKU YANO¹ MASAHIRO MIGITA² MASASHI TODA² TAKAYUKI NAGAI² YASUO MUSASHI²
HIROSHI NAKANO² KENICHI SUGITA²

Abstract: Recent, number of foreigner tourists have increasing. Finding a tourism resources where the excellent landscape is important for the tourism. In this paper, we propose a method finding by using a post photo data on SNS and visualizing a heat-map on a map. Usually, tourists gather to famous tourist spots. However, there are tourism resources of unrecognized famous place. Thus, it is the best to visualize a heat-map for tourists to display the places where they don't know the name or wide location on the map. Our method is effective to increase foreigner tourists.

Keywords: Social networks, location-based services, data mining

1. はじめに

1.1 背景

外国人観光客などの増加を機に観光産業が盛んな現代において、観光に関する研究が注目されている。2005 年か

ら 2015 年までの 10 年の間に 672 万 7926 人から 1973 万 7400 人と 2.93 倍になっている [1]。この観光客の増加に伴い、観光インフラの整備が進められている。観光名所をいくつか周るだけではなくその場所で見られない観光資源（珍しいもの、印象深いもの、景観）を求めてやってくる観光客も多い。また、観光資源の増加により観光動機も増え観光客の増加も期待できると考えられる。

しかし、観光地に訪れる外国人観光客が有名な観光名所以外の観光資源についての情報を見つけるには限界がある。例えば、熊本県阿蘇郡にある一心行の大桜は日本人にとっては調べることが容易であるが、海外からの観光客に

¹ 熊本大学工学部情報電気電子工学科
熊本県熊本市 中央区黒髪 2-39-1
Kumamoto University, 2-39-1, chuo-ku, Kumamoto, 860-0862
Japan

² 熊本大学総合情報統括センター
熊本県熊本市 中央区黒髪 2-39-1
Kumamoto University, 2-39-1, chuo-ku, Kumamoto, 860-0862
Japan

としてはインターネット上で調べても熊本県で有名な観光名所である熊本城や水前寺公園など有名な観光地における桜の情報に埋もれてしまい探し出すことが困難である。そのため、有名な観光名所以外の観光資源を見つけ出す方法が必要である。また、観光地の土地勘がすぐれない旅行者には視覚的に提示する方法も必要であると考えられる。

旅行者の特徴として旅行者の多くは何かに興味を持った地点で写真撮影を行う。そのため、不特定多数の旅行者の撮影した位置データを集約し、解析すれば観光地内のどの地点がどの程度魅力的な場所なのかを特定できる可能性があると考えられる。また、写真投稿 SNS の Flickr は英語圏での写真投稿サイトであるため、訪日外国人旅行者の写真が多く含まれることが予想される。

そこで、本研究では、Flickr から取得した情報を用い有名観光名所以外での観光資源の発見を行い、それを元に地図上で表示する手法を検討する。地図上で示す際、ポテンシャルマップで表示を行い、観光資源があると期待できる箇所を表示することを目的とする。また Flickr に限らず、SNS 上のデータを用いることを前提とするシステム構築を検討する際に、リアルタイム性に優れたシステムの構築が必要である。そのため、今回の研究にはリアルタイム性に優れたデータ構造を用いる。

2. 関連研究

SNS のデータを用いた研究には、坂本らの Twitter におけるバースト検知を行った研究 [2] や、倉田らの Flickr のデータを用いたポテンシャルマップを作成する研究 [3] や中嶋らの位置情報付きツイートを利用した観光ルートの推薦の研究 [4] がある。

坂本らの研究では Twitter のハッシュタグによってツイートされたツイートをを用いてバースト検知を行っている。Twitter はツイートの特徴としてリアルタイムで恒常的にツイートが流れておりイベント検出が容易なのに対し、本研究で用いる Flickr のデータは突発的なデータの集合であるので時間軸上でデータの分布が異なる。

倉田らの研究では Flickr の写真データを利用し地図上にポテンシャルマップを表示している。倉田らは投稿枚数しかポテンシャルマップには Flickr のデータからを利用していない。また、降水量や季節、時間帯、年度の情報を付加できるようにしているが、そのままポテンシャルマップに反映させている。そのため、時間軸上での変化を考慮に入れておらず、Flickr のデータに埋もれてしまっている小さな情報を無視する結果となっている。本研究では Flickr から抽出した写真データを時間軸上に用い、小さな変化にも前後関係を考慮してデータの処理を行いバースト検知を行っている。

中嶋らの研究では Twitter 上の位置情報が付いているツイートをを用い、ツイート内容で「食事、景観、行動」とカ

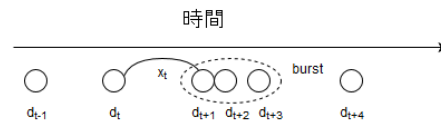


図 1 document ストリーム

テゴライズしている。また、位置情報によってルートの推薦を行っている。しかし、季節によって変化する時間軸上の変化を考慮していない。本研究では位置情報を時間軸上で利用することで時間の流れと共に変化することを考慮に入れた研究を行っている点で異なっている。

3. Flickr API

Flickr API とは、画像の共有を目的とした SNS である Flickr のデータにアクセスするための Web API である。Flickr では世界各地の観光地での写真、景観を撮影したユーザがその写真を Flickr 上で繋がった友達との共有を目的としてアップロードされている。そのため、Flickr には膨大な写真が貯蓄されている。Flickr API を使用することで本研究の目的である外国人観光客が撮影した写真のデータを取得することができる。季節によって移り変わる景観の検知をするためにバースト検知を行うが、バースト検知に Flickr API で取得したデータを使用している。

4. バースト検知

本研究では蝦名らが提案するバースト検知・解析手法 [8][9] を用いて Flickr における写真データ群から季節によって移り変わる景観がある時期を検出する。まず、テキストストリームのバーストを検知している Kleinberg の手法について述べた後に、リアルタイム性に優れた蝦名らのリアルタイムバースト検知手法について述べる。

4.1 Kleinberg のバースト検知

Kleinberg のバースト検知手法では document ストリームにおけるバーストを検知するものである。ここで document ストリームとは図 1 に示すような document 集合からなるストリームのことである。document 集合とは時刻 t に到着した document d_t の後、 x_t 後に次の document $d_{(t+1)}$ が到着するような document 集合のストリームである。無限状態オートマトンを用いてストリームをモデリングすることをベースにしている。

次に、電子メールの受信を例に挙げる。時刻 t にメール d_t が到着した後、 x_t 後に d_{t+1} が到着するモデルを考えることができる。イベントの発生において document の数が増減するような document ストリームに応用することができる。

もうひとつ例えると、新聞記事の記事には事故や事件が起こった後の一定期間はそれらの事故や事件に関する記事

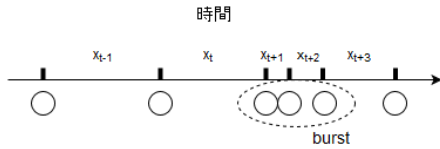


図 2 バースト検知

が増加した後、減少していく。このような、記事が増加した状態を平常状態に対してイベントが発生した時期を示していると考えられるバースト状態と呼ぶ。バースト状態の検知は document ストリームにおける到着時間間隔 x_t の変化から検知することができる。つまり、特定のイベントを検知する場合は、document 集合のストリームからそのイベントに関連した document を抽出し、document ストリーム上の時間軸で図 2 のように document の到着間隔が平常状態に比べ小さくなっている期間を検知すればいいことになる。

しかし、Kleinberg の提案する手法では突発的なイベントの発生に対してリアルタイムで解析することを前提としていないためリアルタイムなバースト検知には不向きである。

4.2 リアルタイムバースト検知手法

4.2.1 バースト検知

本研究では蝦名らの提案するリアルタイムバースト検知 [8][9] を行う。ニュース、掲示板を例とするデータストリームの異常な状態の変化をバースト呼び、これを検知する方法である。また、バースト検知に用いられる時間軸上のデータは一つのデータにつき 1 つのイベントと定義する。

イベントが発生するごとにバーストが発生しているかどうか確認することによってリアルタイムでのバースト検知を行う。また、イベントが集中的に発生した場合、保持するデータを圧縮することで計算量を削減し、リアルタイムでのバースト検知に対応している。

この手法では、到着間隔が重複していない直前の状態よりも急激に短くなっている期間をバーストと定義している。

4.2.2 データ構造

データ構造は Zhang と Shasha の手法で提案されたデータ構造を元に作られた Aggregation Pyramid を使用する。Aggregation Pyramid のデータ構造を図 3 に Aggregation Pyramid のセルの表現方法を図 4 示す。

最新のデータが各レベルの右側に追加され、各レベルの追加された分だけ左側のセルが破棄される。レベル N で構成され、時刻 t に終了するレベル h のセルを $c(h, t)$ と定義する。レベル 0 は N 個のセルを持ち、レベル h は $N-h$ 個のセルを持つ。 $c(h, t)$ が持つ値はレベル 0 の $c(0, t-h)$

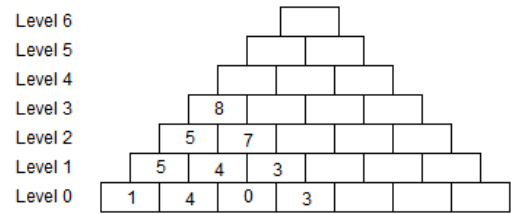


図 3 Aggregation Pyramid の例

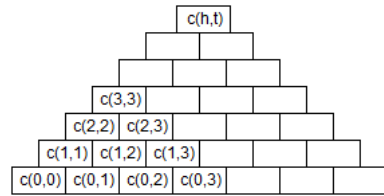


図 4 Aggregation Pyramid セルの表現方法

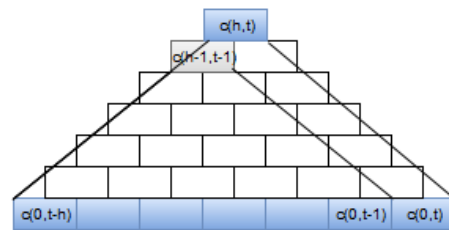


図 5 Aggregation Pyramid セルの特徴

から $c(0, t)$ が持つ値を利用して計算される。また、各セルには合計到着間隔 $gaps$ 、到着時刻 $arrt$ 、間隔個数 $gapn$ の 3 つのデータを持つ。

例えば、レベル 1 は $N-1$ 個のデータを持ち、1 番目のセルはレベル 0 の 1 番目のセルと 2 番目のセルが持つデータを利用して計算される。レベル 1 以上の各レベル各セルに対して同様の計算を行う。つまり、レベル $N-1$ はレベル 0 のすべてのセルのデータが集約されたセルの一つ持つ。

図 5 で示すように、 $c(h-1, t-1)$ のセルに $c(0, t-h)$ から $c(0, t)$ までのセルの値が集約されるため、 $c(h, t)$ のセルの計算は $c(h-1, t-1)$ と $c(0, t)$ の 2 つのセルを用いて計算可能である。

$n+1$ 個のイベントに対して、各イベントの発生間隔を $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ 、イベントの発生時間を $\mathbf{time} = (time_1, time_2, time_3, \dots, time_{n+1})$ と定義する。また、集中してイベントが発生した場合のセルの更新回数が増大することを防ぐために解析するウィンドウサイズの最小値として W_{min} を定義する。 W_{min} よりも短い期間内の情報を圧縮し 1 つのセルにすることで更新回数を制限することが出来る。

新しいイベントが発生した際のセルの生成方法としてレベル 0 のセルの生成方法とレベル 1 以上のセルの生成方法について説明する。

(1) レベル 0 のセルの生成方法

(a) $x_i \geq W_{min}$

- $c(0, t).gaps = x_i$
- $c(0, t).arrt = time_{i+1}$
- $c(0, t).gapn = 1$

(b) $x_i \leq W_{min}$

- $c(0, t).gaps = W_{min}$
- $c(0, t).arrt = c(0, t-1).arrt + W_{min}$
- $c(0, t).gapn = c(0, t-1).arrt$ から $c(0, t).arrt$ に発生したイベント数

(2) レベル 1 のセルの生成方法

- $c(h, t).gaps = c(h-1, t-1).gaps + c(0, t).gaps$
- $c(0, t).arrt = c(0, t).arrt$
- $c(0, t).gapn = c(h-1, t-1).gapn + c(0, t).gapn$

上記のようにすることで W_{min} を超える期間のデータの更新をイベント発生毎に行うことができ、イベントが発生していない間に発生する無駄な計算量を減らすことが出来る。また、イベントの間隔が W_{min} 未満の場合、一つのセルに圧縮することで突発的な膨大なイベントが短い期間に発生したときのデータの更新回数を一定の範囲に制限することができる。

つまり、 W_{min} の値を大きくすると更新回数を減少させ、 W_{min} の値を小さくすると更新回数を増加させることができるので用途に応じて適切な値を設定することが出来る。次に、 $c(h, t) = (gaps, arrt, gapn)$ 、 $W_{min} = 1$ とし、データの生成例を示す。

イベント発生時間列が $\mathbf{time} = \{0, 1, 6, 6, 6, 6, 6, 9, 9, 10\}$ であるとき、発生間隔列は $\mathbf{x} = \{1, 5, 0, 0, 0, 0, 3, 0, 1\}$ となる。同じ時間に複数のイベントが発生した場合、図6のように同じ長さの到着間隔で発生しているように補正され圧縮された後に格納される。このときの、各セルに格納される値は、 $c(0, 0) = (1, 1, 1)$ 、 $c(0, 1) = (5, 6, 1)$ 、 $c(0, 2) = (1, 7, 4)$ 、 $c(0, 3) = (2, 9, 1)$ 、 $c(0, 4) = (1, 10, 2)$ となる。

4.3 バースト判定方法

本研究では、イベントの集中発生に伴い到着間隔が直前の状態よりも急激に小さくなっている期間をバーストが発生している期間と定義する。到着間隔の平均値を求めることで各セルを比較する。平均到着間隔を式 (1) のように $avg(c(h, t))$ を定義し、バーストを判定するために $avg(c(N-1, t-1-h))$ と比較して求める。 N は比較するセルの高さである。

$$avg(c(h, t)) = \frac{c(h, t).gaps}{c(h, t).gapn} \quad (1)$$

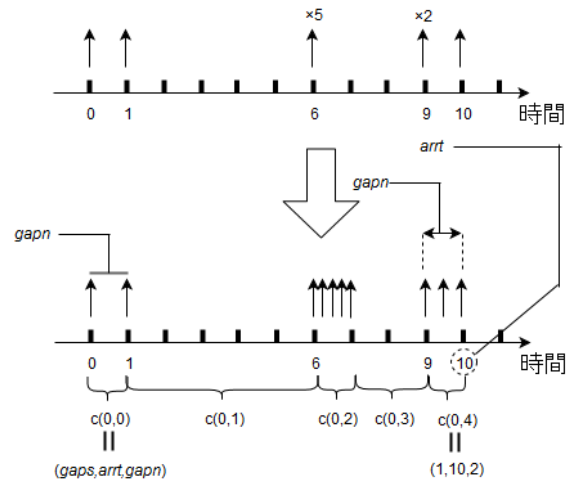


図 6 レベル 0 のセルの生成方法の例

バーストの判定基準としてパラメータ $\beta (0 < \beta < 1)$ を設定し、バーストが発生しているとき条件式 (2) を満たしているとする。また、平均到着間隔の変化率として $brt(c(h, t))$ を定義する。

$$brt(c(h, t)) = \frac{avg(c(h, t))}{avg(c(N-1, t-1-h))} \leq \beta \quad (2)$$

また、バーストが頻発しないようにするために、イベント発生間隔の最低個数を A_{min} とし、 $c(h, t)$ が条件式 (3) を満たすときはバースト判定を行わない。

$$c(h, t).gapn < A_{min} \quad (3)$$

バーストの強さを表す指標としてバーストの度合いを算出する。バーストの度合いを算出することでバーストの強弱を判定することが出来る。バーストの度合い $blv(c(h, t))$ は以下の式 (4) と定義する。

$$blv(c(h, t)) = \begin{cases} -\log(brt(c(h, t))) & (brt(c(h, t)) \leq \beta) \\ 0 & (brt(c(h, t)) > \beta) \end{cases} \quad (4)$$

また、ある期間 t に関して、最も大きい値を持つバースト度合いを $blv_m(c(h, t))$ とする。これは各レベルにおいてバースト度合いが異なる場合、期間が重複する部分に対して、最も大きい値を採用するものである。 $blv_m(c(h, t))$ を用いることでバーストの度合いの高い期間を見つけ出すことが出来る。

バースト監視の初期段階では、バースト判定をするために $c(h, t)$ と比較するセル $c(N-1, t-1-h)$ が存在しない場合がある。その場合、期間が重複せず最新かつ最もレベルが高いセルと比較することでバースト判定を行う。しかし、過剰にバーストと判定されることがあるため信頼可能な到着間隔として C_{min} を設定する。このとき比較するセルを $tgcell$ とすると、バースト判定には条件式 (5) を使用

する。

$$\frac{\text{avg}(c(h, t))}{\text{avg}(tgcell)} \times \left(\frac{C_{min}}{tgcell.gapn} \right) \leq \beta \quad (5)$$

また、バースト度合いは式 (6) となる。

$$blv'(c(h, t)) = -\log \left(\frac{\text{avg}(c(h, t))}{\text{avg}(tgcell)} \times \left(\frac{C_{min}}{tgcell.gapn} \right) \right) \quad (6)$$

$N > C_{min}$ となるように設定する。

ある期間に突発的に集中してイベントが発生した場合、強いバーストの影響を長期間受ける場合がある。その場合、バーストを抑制するために、ウィンドウサイズの最大値として W_{max} を設定する。 $c(h, t).gaps > W_{max}$ を満たすとき、条件式 (7) を用いてバースト判定を行う。

$$\frac{\text{avg}(c(h, t))}{\text{avg}(tgcell)} \times \left(\frac{c(h, t).gaps}{W_{max}} \right) \leq \beta \quad (7)$$

このときのバースト度合いは式 (8) で評価される。

$$blv''(c(h, t)) = -\log \left(\frac{\text{avg}(c(h, t))}{\text{avg}(tgcell)} \times \left(\frac{c(h, t).gaps}{W_{max}} \right) \right) \quad (8)$$

5. ポテンシャルマップ

ポテンシャルマップとは地理データをカーネル密度関数を用いたカーネル密度推定を行い平滑化し視覚化している地図のことである。例えば、風力発電、太陽光発電、中小水力発電、地熱発電の賦存量をマップ化するもの [10] がある。緯度経度情報にデータを付加することでポテンシャルマップを作成することができる。

5.1 カーネル密度推定

カーネル密度推定は確率変数の確率密度関数を推定する手法である。カーネル密度推定はヒストグラムで表現されたデータを平滑化することができる。次の式 (9) で求められる。

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (9)$$

x_i : 同じ座標の n 個の観測値 ($i = 1, 2, \dots, n$)

n : データ数

h : バンド幅

K : カーネル関数

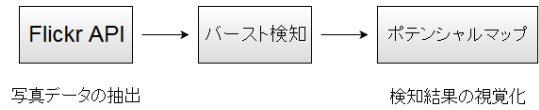


図 7 実験の内容

5.2 カーネル関数

カーネル関数を式 (10) から式 (13) に上から順に Gaussian カーネル, Silverman カーネル, Epanechnikov カーネル, Rectangular カーネルの式を示す。

$$K(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}} \quad (10)$$

$$K(z) = \frac{1}{2} e^{-\frac{|u|}{\sqrt{2}}} \times \sin\left(\frac{|u|}{\sqrt{2}} + \frac{\pi}{4}\right) \quad (11)$$

$$K(z) = \begin{cases} \frac{3}{4} \frac{(1-\frac{1}{5}z^2)}{\sqrt{5}} & (if \sqrt{z} < 5) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad (12)$$

$$K(z) = \begin{cases} \frac{1}{2} & (if |z| < 1) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad (13)$$

カーネル密度推定の結果は、それぞれのカーネル関数を用いた結果も大きく異なることはない。しかし、カーネル関数を行う前に設定するバンド幅によって結果が大きく変化してしまうので適切なバンド幅を定義する必要がある。より滑らかな分布を示す Silverman のカーネル関数を元にしてカーネル密度解析機能を作成した ArcGIS を使用する。

6. 実験

まず、Flickr API からデータを抽出し、抽出したデータを用いて蝦名ら [8][9] のリアルタイムバースト検知を行い、結果を日付ごとにグラフ化した後でポテンシャルマップとして表示する。一連の流れを図 8 に示す。

6.1 実験内容

まず、写真投稿型 SNS である Flickr から Flickr API を用いて写真データを含む投稿データの取得を行う。必要なデータを撮影時間が早い順に並びかえたものを、バースト検知のプログラムに入力データとして与える。バースト検知のデータを緯度経度情報を元に地理情報に付加し、ポテンシャルマップを作成する。

実験 1

写真投稿型 SNS である Flickr から Flickr API を用いて写真データを含む投稿データの取得を行った。Flickr API を用いて「2015 年に熊本市役所から半径 5km で撮影された写真」を条件としてデータの取得を行う。ArcGIS を用いて取得したデータの撮影位置を地図上

にプロットし、1日ごとの撮影件数をグラフにまとめる。

実験 2

Flickr API から取得した写真データのうち、撮影時間を用いバースト検知を行う。バースト検知の後、バーストの度合いを定義しバーストの強弱を求め、バーストの度合いをグラフで表示する。

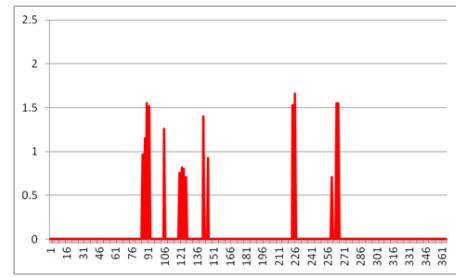


図 10 実験 2 バースト度合い

実験 3

バースト検知で求めたバーストの度合いと Flickr API から取得した写真データのうち緯度経度情報を用いて ArcGIS にインポートしカーネル関数を使用するポテンシャルマップを作成する。ポテンシャルマップにおいて色の濃淡によってカーネル関数を用いて求めた値の高低を表現する。

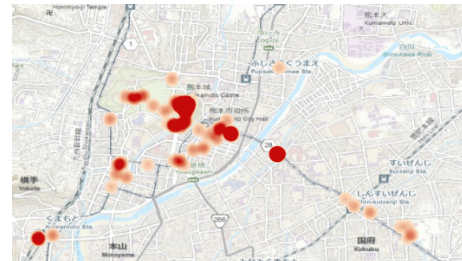


図 11 実験 3 ポテンシャルマップ

6.2 実験結果

6.2.1 実験 1

Flickr から 2015 年に熊本市役所から半径 5km 以内で撮影された写真として 1785 件のデータを取得した。取得した写真の件数をグラフにしたものを図 8 に、緯度経度情報を ArcGIS を用いて地図上に示した地図を図 9 示す。図 8 の横軸は 2015 年 1 月 1 日を 1 として日にちを示している。

6.2.2 実験 2

パラメータ ($N = 4, W_{min} = 2, \beta = 0.5$) を設定してバースト検知を行った。結果を図 10 を示す。横軸は 1 月 1 日を 1 として 2015 年の何日目かを示している。縦軸はバーストの度合いである。

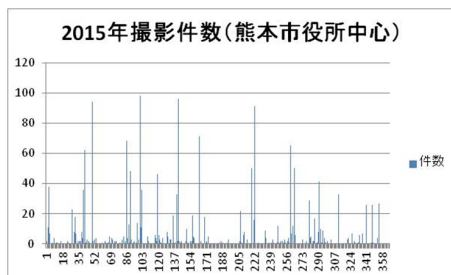


図 8 2015 年の熊本市役所半径 5km 以内の撮影件数

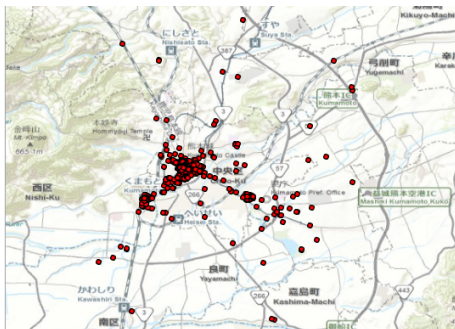


図 9 2015 年の熊本市役所半径 5km 以内の撮影地点

ストの度合いである。

6.2.3 実験 3

実験 2 の結果を図 10 の結果を緯度経度座標に反映させたポテンシャルマップを図 11 に示す。

7. 考察

7.1 実験 1

Flickr から写真データの抽出を Flickr API を通して行った。熊本市役所を中心として半径 5km 範囲内で本研究では写真データの抽出を行った。投稿しているユーザーの中には食べものや景観を撮影したのが見受けられたが、その反面、関係のない写真、例えば、選挙についての写真も見受けられた。そのため、写真データの抽出後に、画像認識もしくは構文解析によりあらかじめ食べものや景観に関係のない写真データ、関係のある写真データを振り分ける必要があると考えられる。

7.2 実験 2

$N = 4, W_{min} = 2, \beta = 0.5$ と設定しバースト検知を行った。バースト検知の際に設定するパラメータの値を変更することで入力データに応じたバースト検知を調整することができる。そのため、様々なパラメータの中から最適な組み合わせを選ぶ必要性が出てくる。バースト検知を行う際に、最適な組み合わせ、数値を決定する仕組みも必要だと考えられる。

7.3 実験 3

バーストの度合いを緯度経度情報に付加し、ポテンシャルマップを作成した。本研究では 1 年分を入力データとして ArcGIS にインポートしたため何月何日にバーストが

発生したのかわからないマップを作成してしまった。熊本城のポテンシャルの値が高い値を示している箇所には、熊本城内以外にも桜の木が植えてある公園のような広場があった。

しかし、熊本城や水前寺公園、熊本駅のポテンシャルは高い値を示している。このことから、時間軸を意識したポテンシャルマップの作成が必要だと考えられる。本研究ではバーストの度合いをそのまま緯度経度情報に付加したが、期間を設定しその期間のバーストの度合いを優先的に高くすることで解決できると考えられる。

7.4 システム全体

リアルタイムでのバーストを検知し外国人観光客向けの観光資源を発見することを目的として本研究は行った。Flickr では投稿数が Twitter に比べ少なくバースト検知するデータが少ないことから Twitter もしくは他の SNS を用いてシステムの構築を行うことも比較対象として考える必要があると考えられる。

バーストの度合いの値を緯度経度情報に付加しポテンシャルマップにしたマップはどの場所が 1 番観光資源として価値があるのか判断できないのでポテンシャルマップを作成する際に、わかりやすく見せることも必要である。

また、Flickr から抽出した写真データに対してあらかじめ観光に関する写真だけを抽出できるように画像処理、構文解析によって文章もしくは画像から絞り込むことで観光に関係のない写真をバースト検知の入力データにいれないことも必要である。さらに、Flickr ユーザの居住地を求めることで観光したときに撮影されたものなのか判別することが実現できると考えられる。

ポテンシャルマップにおいてポテンシャルが高い位置で撮影された写真を確認した結果、熊本城、水前寺公園と有名な観光名所にて撮影されたものが多かった。しかし、ポテンシャルが高くない所では熊本城の裏にある公園、辛島公園など観光名所以外での写真が見受けられ観光資源としての役割を果たすと考えられる場所を発見することができる。そのため、観光名所でのポテンシャルを下げ、観光名所以外でのポテンシャルを高くする仕組みが必要であると考えられる。

8. 結論

本研究では、Flickr から写真データを抽出し写真データを用いてバースト検知を行った。バーストの度合いを用いることで観光資源と考えられる地点をポテンシャルマップにて視覚化することができた。

今後の課題として、バースト検知を行うために必要な写真データをバースト検知を行う前に観光に関係のない写真を除外すること、観光名所以外の場所でのポテンシャルを高める仕組み、Flickr API 以外の SNS のデータの使用を

検討することが挙げられる。

参考文献

- [1] 日本政府観光局：「国籍/月別 訪日外客数 (2003 年～2015 年)」, 入手先 < <http://www.jnto.go.jp/jpn/reference> > (参照 2015-02-01)
- [2] 坂本翼, 廣田雅春, 横山冒平, 福田直樹, 石川博：「Twitter ストリームのバーストの断続性に着目したキーワード抽出」, DEIM Forum 2012, C7-3 (2012)
- [3] 倉田陽平, 相尚寿, 真田風：「写真共有サイト投稿データを利用した新たな観光マップの構築」, 観光科学研究 (8), pp.151-154 (2015)
- [4] 中嶋勇人, 新妻弘崇, 太田学：「位置情報付きツイートを利用した観光ルート推薦」, DBS-158 No.28 (2013)
- [5] esri ジャパン社「ArcGIS」: 入手先 < <http://www.esri.com/products/arcgis/> > (参照 2015-02-01)
- [6] 野口健一郎：「ネットワーク利用の基礎 -インターネットを理解するために」, サイエンス社, pp.146 (2005)
- [7] 今城哲二 編, 布広永示, マッキンケネスジェームス, 大見嘉弘 共著：「Java 基本プログラミング」, pp4 (2007)
- [8] 蝦名亮平, 中村健二, 小柳滋：「リアルタイムバースト検出手法の提案」, 日本データベース学会論文誌 Vol.9 No.2 (2010)
- [9] 蝦名亮平, 中村健二, 小柳滋：「リアルタイムバースト解析手法の提案」, 情報処理学会論文誌 データベース Vol.5 No.3, pp86-96 (2012)
- [10] 環境省：「平成 22 年度 再生可能エネルギー導入ポテンシャル調査報告書」, 入手先 < <https://www.env.go.jp/earth/report/h23-03/> > (参照 2015-02-01)