

実空間における気づきの収集・共有を支援する ユーザインターフェースに関する検討

Consideration of user Interface for Collecting and Sharing Awareness in Real World

王 盛 高間 康史

Sheng Wang, Yasufumi Takama

首都大学東京大学院システムデザイン研究科

Graduate School of System Design, Tokyo Metropolitan University

Abstract: 近年、SNS 利用者の急増およびスマートフォンの普及により、街中で気になったものを撮影し、Web 上で他者と共有することが一般的に行われている。この様にして集積されたソーシャルビッグデータは観光や防災などでの利用が期待できるが、住宅地などではプライバシーの懸念から写真撮影ができないこと、写真撮影に不慣れなユーザも存在するなどの問題点がある。本発表では、写真を撮ることなく、ユーザの気づきをボタン操作のみで収集可能なインターフェースを提案し、プロトタイプインターフェースを用いて実施した予備実験結果について報告する。

1. はじめに

本稿では、ユーザが街中で気になったものをカメラで撮影することなく、その印象をボタン操作のみで収集可能なインターフェースを提案する。

近年、Twitter や Facebook などのソーシャルメディアを日常生活の中で利用する機会が増加し、自分が今どこにいるのか、何を感じたのかといったことを写真で撮影し、投稿する人が増加してきた。これにより、街中で気になったことを他者と共有することが Web 上で一般的に行われている。また、スマートフォンのような位置情報を扱えるデバイスの普及に伴い、撮影した画像に位置情報を付加することが容易となった。そのためソーシャルメディアには多くの位置情報付きの画像がテキストデータと一緒に投稿されている。この様にして集積されたソーシャルビッグデータは観光[1]や防災[2]などでの利用が期待できる。

しかし、ソーシャルメディアへの画像の投稿が一般化するにつれ、プライバシー侵害リスクも指摘されるようになってきている。トレンドマイクロ社の Facebook 利用者に対する画像共有のプライバシー侵害調査では、90.6% のユーザが他人による勝手な画

像投稿により、不快を感じていることが報告されている[3]。

一方で、スマートフォンの操作に慣れていない人にとって、テキストによる投稿は面倒であり、気になった情報を見つけても投稿しない場合も考えられる。その結果、大量の気づきが web 上で共有されないままであることが考えられる。

上述の問題を解決するために、本稿では、ユーザが街中で気になったものをカメラで撮影することなく、その印象をボタン操作のみで収集可能なインターフェースを提案する。写真の代わりに、ユーザの感情を表すキーワードをインターフェース上で選択することで、街中で気になったことを位置情報と時間とともに記録する。多数の選択肢の中から効率よくキーワードを選択可能するために、提案するインターフェースではボタンの表示領域を動的に変更する。プロトタイプインターフェースを用いて実施した予備実験結果について報告する。

2. 関連研究

現在 web 上に存在する大量のソーシャルビッグデータを対象として様々な研究が行なわれている。その中で、位置情報を利用し、地域コミュニティの活性化や観光地での活用を目的とした研究が盛んになってきている。

瀬尾ら[4]は、子供を狙った犯罪が各地で発生している問題に対し、可視化表現共有掲示板システムに基づく地域防犯活動支援システムを提案している。地理情報システム(GIS, Geographic Information System)などを用いて、児童による見守りマップの作成を支援する他、作成したマップを Web 上で共有し、これをもとに防犯活動について議論するための掲示板機能も提供することで、一連の地域防犯活動を支援可能としている。

また、ソーシャルメディア上のユーザの行動、感情や評価などに関する研究も行われている。倉島ら[5]は、ブログ中における経験に関する記述から、時間、空間、動作、対象、感情に関する情報をそれぞれ抽出し、得られた経験情報の中から“興味深さ”を指標とした相関ルール抽出を行うことで、人間の経験に関する興味い知識を発見する経験マイニング手法を提案している。

藤坂ら[6]は、お祭りや災害などのような地域イベントを発見するために、位置情報付きの写真を用いて通常とは異なる異常な活動が行われている地域を検知する手法を提案している。

3. 提案する気づきを収集・共有するシステム

3.1 システム構成

提案システムは、街中で気になったことを記録するユーザを対象として、GPSセンサを搭載したスマートフォン用アプリケーションとして開発する。提案システム構成を図1に示す。街中で気づきが発生した時に、3.2節で述べるインターフェースを利用して、印象に合致するキーワードを選択する。選択したキーワードは、時刻、位置情報とともにスマートフォンに記録される。収集した情報の共有として、3.3節で述べる様にGoogleマップのマイマップなどが利用

可能である。



図1 気づきを収集・共有するシステムの構成

3.2 プロトタイプインターフェース

提案システムでは、印象に関するキーワードをインターフェースに表示し、ユーザが実際に街で気になったこと、気づいたことに関する印象をボタン一つで記録可能とする。

ユーザが街中で気づく様々な事柄に対応するためには、多数のキーワードを用意してその中から選択可能とする必要がある。しかし、一般的に用いられるスクロール可能なリストでは、下方にあるキーワードに気付きにくい。また、該当するキーワードが複数あり、それらを比較しながら選択したい場合などにも適していない。また、階層的なメニューを採用した場合、リストの場合と同様に一覧性がないため、別のキーワードを探す際には上階層に戻る必要がある。

これらの問題に対処するために、提案インターフェースでは図2に示すように、いくつかのグリッドに区切った画面上に全てのキーワードを配置し、一覧可能としている。各セルには複数のキーワードがまとめられている。このインターフェースを利用して、任意のキーワードを選択する操作を以下に示す。

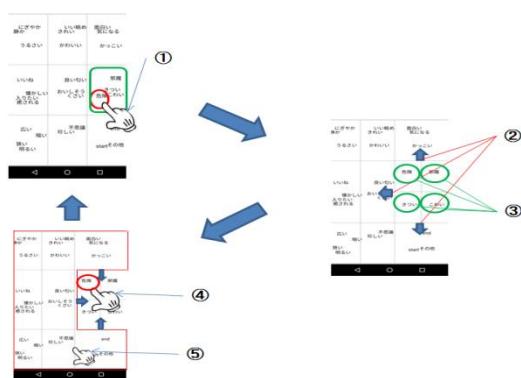


図2 提案インターフェースを用いたキーワード選択の例

- Step1** 選択したいキーワードを含むセルをタップする. (①)
- Step2** 選択されたセルの境界線が徐々に拡大する. (②)
- Step3** 選択セルが分割し, 各キーワードが別々のセルに割り当てられる. (③)
- Step4** 選択したいキーワードのセルをタップして選択する. (④)
- Step5** 他のキーワードを選択したい場合は, step1で選択した以外のセルをタップすると, 拡大された領域が元のサイズに徐々に戻る. (⑤)

3.3 Google マイマップを利用した情報共有

提案システムは, ユーザの気づき情報を共有するために, Googleのマイマップが利用可能である¹. Googleマイマップでは, 自分の地図を作成, 編集してオンラインで共有することができる. 図2のインターフェースを用いたアプリケーションで記録した情報は, CSVファイルでスマートフォンのストレージに保存される. その位置情報を含めたデータをマイマップにインポートすることで, 各記録はマップ上の該当位置にマーク形式で表示される. 図3に, CSVデータの例, 図4に気づきデータをインポートし, 作成したマイマップの例を示す.

A	B	C	D
1 keyWords	time	lat	long
2 start	2016/7/29/14/20	35.70636092	139.6663848
3 邪魔	2016/7/29/14/20	35.70636069	139.6663599
4 にぎやか	2016/7/29/14/21	35.70638416	139.6660132
5 おいしそう	2016/7/29/14/21	35.7065586	139.6658215
6 いい匂い	2016/7/29/14/22	35.70695204	139.6675701
7 面白い	2016/7/29/14/22	35.70718721	139.6656884
8 入ってみたい	2016/7/29/14/23	35.70731287	139.6656633
9 いい匂い	2016/7/29/14/23	35.70735201	139.6657541
10 いい匂い	2016/7/29/14/23	35.70774253	139.6656466
11 明るい	2016/7/29/14/23	35.70774253	139.6656466
12 気になる	2016/7/29/14/25	35.70845304	139.6656375

図3 CSVデータの例

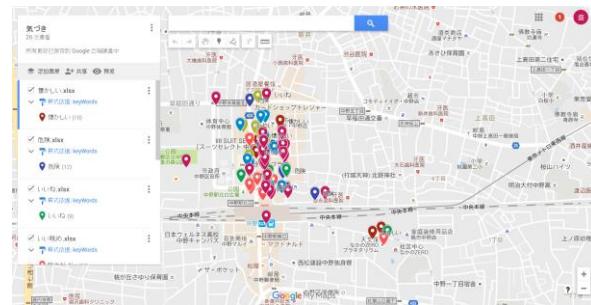


図4 気づきデータにより作成したマイマップ

4. インタフェースに関する予備実験

4.1 実験概要

3.2節で提案したインターフェースをAndroidスマートフォン上に実装し, 気づきの収集に関する予備実験を行った結果について示す. 予備実験では, 東京都内の中野駅周辺で実験協力者にインターフェースを利用してもらい, 気づき情報を収集した. 20代の工学系大学生・大学院生計15名に約20分間スマートフォンを持ち, 中野駅周辺を歩きながら, 気づいた印象を提案インターフェースを利用して記録してもらった. インタフェースで選択可能なキーワードは以下の25種類である.

- ・いいね, 癒される, 面白い, 明るい, 不思議, 入ってみたい, 珍しい, 静か, 臭い, 邪魔, 広い, 狹い, 気になる, 危険, 懐かしい, 暗い, にぎやか, きれい, きつい, かわいい, かっこいい, おいしそう, うるさい, いい匂い, いい眺め.

1. Google マップ, <https://support.google.com/mymaps>

4.2 実験結果

表 1 は実験協力者毎に実験中にキーワードを選択・入力した回数および、実験協力者全体での平均値、偏差値を示している。

表1 提案インターフェースによる記録回数

実験協力者	入力回数
A	17
B	15
C	38
D	45
E	24
F	11
G	34
H	30
I	12
J	38
K	36
L	27
M	41
N	30
O	20
平均	27.87
標準偏差	10.96

各キーワードについて、それを選択した実験協力者数を図5に示す。

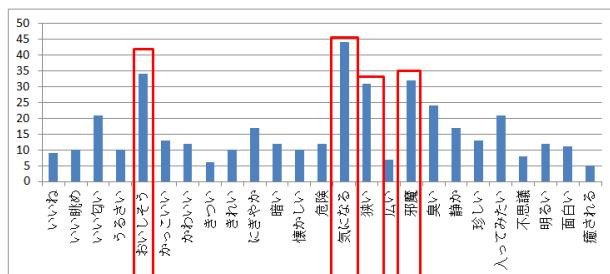


図5 実験協力者が選択したキーワードの回数

図5に示したとおり、「邪魔」、「おいしそう」、「気になる」、「狭い」といったキーワードが他よりも多く記録されているため、中野駅周辺の特徴を表していると考える。

上述の特徴的なキーワードのうち、「気になる」、「狭い」、「おいしそう」、「邪魔」について、それぞれその記録位置をマイマップ上に表した結果を図6、図7、図8、図9に示す。



図 6 「気になる」が記録された位置



図7 「狭い」が記録された位置



図8 「おいしそう」が記録された位置



図9 「邪魔」が記録された位置

図6に示したように、マップ上に写真がなく、かつ「気になる」が沢山集中していることで、「そこに何があったの？」と他のユーザの興味を喚起する効果が期待できる。また、中野駅周辺道路は幅員が狭く、歩行者、自動車、自転車の通行が錯綜していることが指摘されている[7]。これに対応して、図7に赤丸で示した様に、「狭い」が中野駅の北側に広く分布しており、妥当な結果と考える。

図8、図9では、赤丸で示したエリアに記録が集中していることがわかる。この周辺は狭い路地に飲食店が密集しているエリアであり、「おいしそう」と「邪魔」が多数記録されているのは妥当な結果と言える。

アンケートの結果、全体的にインターフェースは見やすかったという実験協力者が11人であった。もっとキーワードを増やしてほしいという実験協力者も存在した。また、全てのキーワードが画面上に表示されているので、気づきが発生したとき、印象に関するキーワードを探すのに時間がかったと回答した実験協力者が存在した。この結果により、階層数と階層ごとのキーワード数の調整を行う必要があると考える。

5.おわりに

本稿では、ユーザが街中で気になったものをカメラで撮影することなく、その印象をボタン操作のみで収集可能なインターフェースを提案した。

中野駅周辺で予備実験を行った結果、町の特徴を反映した印象を記録することが可能であることを示した。また、アンケート結果では、インターフェースの見やすさの面で良い結果が得られた。

今後は、インターフェースの操作性や、わかりやすさを向上させ、完成度を高める。また、インターフェースのわかりやすさ、選択しやすさなどの観点から、実験協力者による評価実験を行う予定である。

参考文献

- [1] 高木 有人, 遠藤 雅樹, 江原 遥, 石川 博, ジオタグ付き写真の撮影順序を考慮したホットスポットの分析, 第8回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, H4-4, pp. 1-6, 2016
- [2] 藤見 俊夫, 柿本 竜治, 山田 文彦, 松尾 和巳, 山本 幸, ソーシャル・キャピタルが防災意識に及ぼす影響の実証分析, 自然災害科学, Vol.29, No.4, pp.487-499, 2011
- [3] 田町 史門, 小山 貴之, 宋 洋, 高田さとみ, 嶋田 茂, 越前 功, SNS写真投稿に起因するプライバシー侵害の類型化とその保護策, 電子情報通信学会, 信学技報 EMM2012-56, 2012
- [4] 瀬尾 優太, 高間 康史, 可視化表現共有掲示板システムによる地域防犯活動議論支援, 日本知能情報ファジイ学会誌, Vol.21, No.3, pp.316-326, 2009
- [5] 倉島 健, 藤村 考, 奥田 英範, 大規模テキストからの経験マイニング, 電子情報通信学会論文誌, D Vol. J 92-D, No.3, pp. 301-310, 2009
- [6] 藤坂達也, 李 龍, 角谷 和俊, 地域イベント発見のためのジオタグ付マイクロブログを用いたノーマルパターン検出手法, 平成22年度情報処理学会関西支部大会, 2010.
- [7] 中野区都市政策推進室, 中野駅南口地区まちづくり方針, 2014

対話エージェントにおける動向情報を用いた 話題転換に関する予備的検討

Preliminary Study on Topic Change by

Conversational Agents Based on Trend Information

瀧口 慶勇¹ 高間 康史^{1,2}

Satoru Takiguchi¹, Yasufumi Takama^{1,2}

¹首都大学東京大学院システムデザイン研究科

¹Graduate School of System Design, Tokyo Metropolitan University

²首都大学東京システムデザイン学部

² Faculty of System Design, Tokyo Metropolitan University

Abstract: This paper proposes a method for conversational agents to change topic during conversation based on trend information. Detection of dialogue breakdown is one of important research themes for developing conversational agents. However, few studies have been done on how to do after detecting dialogue breakdown. The proposed method finds a topic that relates with current topic in terms of temporal trend by using context search engine. This paper also proposes a method to detect dialogue breakdown based on response time by a human. The results of preliminary experiments are reported to examine the possibility of the proposed methods.

1 はじめに

近年、介護や接客などへの利用目的で人間と対話をを行うエージェントの研究が活発に行われるようになってきている[1]。対話エージェントの中でも、何らかの目的を持って対話をを行うタスク指向形対話エージェントに関する研究は一定の成功を収めている[2]。しかし、特に目的を持たず雑談を行う非タスク指向形の対話エージェントは、NTT ドコモの雑談対話 API¹など手軽に利用可能なものも増えてきているが、研究はまだ発展途上の段階にあるといえる。対話エージェントが行う雑談においては幾つかの課題があり、その一つが適切に発言の意味を理解できないと不自然な応答を返してしまう場合(対話の破綻)が存在する事である。この原因としてタスク指向型においては限られた範囲での話題を扱えばよいのに対し、非タスク指向形においては多様な話題を扱う必要があるため、個々の話題に対する準備が不十分になってしまふことが挙げられる[3]。既存の対話エージェントを利用する研究で多く用いられている簡

易的な対話エージェントにおいて特にこの問題は大きい。

本稿では、簡易的な対話エージェントを対象として、対話が破綻した場合の検出手法、および話題を継続させるための対策として話題転換を行う手法について提案する。対話破綻の検出に関しては、話者の応答までの時間と応答の長さの変化に着目し、これらに基づく判断指標を提案する。話題転換については、元の話題とある程度の関連性を持つ話題に転換することが望ましいと仮定する。この考えに基づき、動向情報とソーシャルメディアのデータからある程度の関連性を持つ話題を発見する手法を提案する。予備実験を行い、提案する判断指標および話題転換手法の有効性について考察する。

2 関連研究

2.1 対話エージェント

対話エージェントには特定の事柄を目的としたタスク指向型の対話エージェント[4]と、雑談のような

¹ https://dev.smt.docomo.ne.jp?p=docs.api.page&api_name=dialogue&p_name=api_usage_scenario

対話を目的とする非タスク指向型の対話エージェント[5]がある。タスク指向型の対話エージェントには、観光案内を目的としたもの[6]やバスの運行情報の案内を目的としたもの[7]などが存在する。雑談を行う非タスク指向型ではもちろん、何らかの目的を持った対話をを行うタスク指向型であっても、対話相手の信頼の獲得等に雑談は有用であるとされている[8]。雑談を行うエージェントは、あらかじめ用意したテンプレートとユーザ発話を照合して応答を生成する手法が一般的であり、NTT ドコモの雑談対話 API など簡単に利用可能なものが開発されている。この様な、発話の意味理解に基づかない簡易的な対話エージェントであっても、ロボットやバーチャルエージェントなどと組み合わせることで実用的なサービスを提供することが可能である。

対話エージェントの雑談における問題点の一つとして、発話の意味理解を行わずに応答を返すために、しばしば不自然な応答を生成してしまうことが挙げられる。不自然な応答をするとユーザの円滑な対話を妨げるため、その発生をなるべく抑制することが必要であり、研究が進められている。不自然な応答に関しては、対話が不自然な状況にあるパターンを分類した研究[9]や、LSTM (Long short-term memory) を用いた対話破綻の検出[10]のように対話破綻に関する研究が行われている。しかし、対話破綻を検出した後にどのように対応するかの研究は著者らの知る限り少ない。

2.2 関連する情報の取得

専門用語集の自動編集や連想検索などを目的として、関連する単語や情報の取得に関する研究が行われている。佐々木らは、特定の 2 単語の関連度を Web 検索の結果から求める手法を提案している[11]。この手法では、Web 上のサーチエンジンのヒット数や文中の用語の共起情報を利用し専門用語集を編集する。また、宮川らは、単語の意味に基づく連想検索を提案している[12]。この手法では対象のテキストからメタデータ空間を作成し単語の関連性を判断する。これらの手法を、本稿の目的である関連話題の発見に適用することを想定した場合、いくつかの課題が存在すると考える。

前者の手法では、指定した 2 単語について関連度を求めるができるが、ある単語に対する関連語を不特定多数の候補からリアルタイムで発見するような用途には適していない。また連想検索では、直接的な関連性を持つ連想が目的であるため、ある程度の緩い関連性を持つ話題の発見には適していない

と考える。

高間らは、動向情報を対象としたコンテクスト検索エンジンを提案しており、同時に同様の変動を示したアイテムの発見などが可能であることを報告している[13]。時間的な関連性のあるアイテムは、意味が近いなどの直接的な関連を持たないため、転換話題候補の発見に利用可能と考える。

3 研究概要

3.1 提案システム

図 1 に提案するシステムの構成を示す。

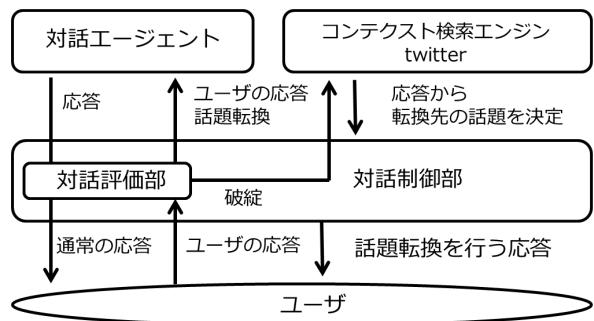


図 1 提案システムの構成

提案システムでは、通常は既存の対話エージェントを利用して応答を生成する。対話評価部ではエージェント、ユーザ双方の発話を評価し、対話が破綻状態にあるかを判断する。破綻していると判断した際に対話への介入を行い、それまで話していた話題を元にコンテクスト検索エンジン及び twitter の検索を行い、関連する話題への話題転換を行う。コンテクスト検索エンジンから得られたアイテムに関する話題を促す発話を生成し、エージェントの発話とする。この時、対話エージェント側にも話題転換を認識させる必要がある。この処理は利用する対話エージェントにより異なるが、今回利用した NTT ドコモの雑談対話 API では、これまでの対話に関連付けられている変数 context の中身を一度リセットした上で、「(コンテクスト検索エンジンから取得したアイテム)について話しましょう」という発話をユーザの発話として対話エージェントにも送信する。

3.1.1 話題転換

話題転換には以下の 3 通りのパターンがある[14]。

- ・ 関連性の強い話題への話題転換
- ・ ある程度の関連性を持った話題への話題転換

・無関係な話題への話題転換

この内、関連性の強い話題への話題転換は、小さな齟齬を修正する場合や、あるいは破綻の修正でなく同じ話題が連續した場合のアクセントとして話題転換を行う場合は有効であるが、本来の対話内容と大きくかけ離れている場合には間違った話題をそのまま続け、対話が破綻した状態を継続してしまう可能性が考えられる。また、無関係な話題への話題転換は、話題が一段落した時に別な話題を提示するときには適しているが、それ以外の場合においては破綻として感じられる場合がある[9]。一方、ある程度の関連性を持った話題への話題転換は人間同士の対話で最も多く行われる[14]ため、話題転換の必要性がない状態の時に話題転換してしまっても通常の対話と受け止められさほど悪影響を及ぼさないと考えられること、対象となる話題に近い話題を続けたい場合には適さないものの、齟齬があった場合の修正や話題が一段落した時の話題転換には適用が可能と考えられることから、提案システムではこのタイプの関連を持つ話題による話題転換を行う。

3.1.2 関連情報の検索

提案システムでは、近い時期に動向情報が類似した特徴的変動（急上昇など）を示したアイテム間は何らかの関係があると想定し、関連情報候補の絞込を行う。なお、ここでいう動向情報とは、例えば Wikipedia の閲覧数のように時間とともに変化するデータのことである。

コンテキスト検索エンジン[13]では対象のアイテムの動向情報が特徴的な変動を見せた時期、または逆に特定の時期に特徴的な変動を見せたアイテムを検索することができる。また、特徴的な変動のタイプとして、最大値、最小値、ピーク、ボトム、急上昇、急降下の 6 種類のうちいずれかを指定して検索できる。本稿ではそれまでの話題に対応するアイテムの動向情報が最大値を迎えた時期と同時期に、同様に最大値を迎えたアイテムを検索し、それを関連アイテムの候補とする。

コンテキスト検索エンジンの検索結果より得られた関連アイテムの候補から、実際に関連性を持つ可能性があるものに絞り込むために、twitter の情報を利用する。具体的には、同様の特徴的変動が見られた時期に、直前までの話題と関連アイテム候補のどちらもキーワードとして含むツイートが最も多いアイテムを関連性がある単語と判断し、そのときに得られたツイートを整形して話題転換のための応答文とする。ここで、キーワードとなる単語の判定には

yahoo のキーフレーズ抽出²を用いた。

3.2 対話破綻の検出指標

話題転換を伴わない、対話エージェントとの通常の対話を用いた予備実験を行ったところ、破綻した応答をエージェントが返した際はユーザが応答を返すまでの時間が長く、また応答そのものも短くなる傾向が観測された。そこで本稿では、対話が破綻していたかの判断には、ユーザが対話エージェントの発話に対し応答するまでの時間及びその応答の長さを用いる。ユーザの応答までの時間を t 秒、応答の長さを l 文字としたとき、 t/l で得られる値が大きい場合に対話が破綻していると判断する。なお、この値を本稿では文字当たり応答時間と呼ぶ。

4 評価実験

4.1 実験概要

提案システム及び対話破綻の検出指標の有効性や課題を調査することを目的として、予備実験を行った。本実験では、既存の対話エージェントとユーザとの対話に介入し話題転換が可能であること、及び提案する指標により対話破綻がどの程度検出可能であるかを確認する。

4.2 実験設定

対話の開始前に、実験協力者にコンテキスト検索エンジンの検索結果のうち、2006 年から 2014 年の間に動向情報が最大となっているアイテムを提示し、その中から話題としているものを選択してもらい、対話エージェントと対話をやってもらった。この時、一般的でない話題だと対話エージェントとの対話が最初から破綻してしまう場合があるため、なるべく一般的と思われる単語を話題として選択すること、固有名詞や名詞以外のアイテムは避けることを指示した。

対話時には、基本的には文献[9]の対話 10 ヶ条に従ってもらつたが、話題転換の効果を見るための実験であるためなるべく実験協力者の側からの話題転換は行わないように指示した。

²

<http://developer.yahoo.co.jp/webapi/jlp/keyphrase/v1/extract.html>

対話時間は1回あたり5分で、途中で不自然な発話を行っていたと判断した場合話題転換を行った。話題転換は、1度だけ行うようにし、その後は話題転換を行わないように設定した。また、5分が経過しても対話破綻を検出しなかった場合は、話題転換を行わず終了するように設定した。なお、3.2節で提案した指標の有効性検証に必要なデータを収集することも本実験の目的であるため、提案する指標ではなく、ほぼ同じ内容の発話を連続した場合に対話が破綻したと判断し話題転換を行っている。

また、それぞれの対話終了後に、自然と感じた発話・不自然と感じた発話、及び話題転換が行われたことに気付いたか否かに関するアンケートを行った。

実験は工学系学部生・院生8人に協力してもらい、1人あたり3回で計24回の実験を行った。

4.3 実験結果

4.3.1 対話破綻検出指標の評価

対話の記録とアンケートの結果から、対話エージェントの発話を自然な発話と不自然な発話に分類した。それぞれのタイプの発話について、3.2節で提案した文字当たり応答時間の平均値を実験協力者毎に求めた結果を表1に示す。表において、括弧内に示した値は、外れ値を除去して求めた平均値である。ここで、実験協力者が実験時に使用したキーボードに不慣れだったために必要以上に入力に時間をかけてしまう場面が見られたため、第3四分位数に四分位範囲の1.5倍を加えた値を越えている要素を外れ値と判断している。

表1：文字当たり応答時間の平均値 ([s/字])

実験協力者	自然	不自然
A	2.16 (1.65)	2.32 (2.32)
B	2.11 (2.11)	3.98 (2.94)
C	3 (3)	7.6 (7.6)
D	3.57 (2.32)	3.25 (3.25)
E	1.93 (1.93)	4.87 (3.27)
F	2.01 (2.01)	2.75 (2.43)
G	5.52 (1.76)	3.17 (2.70)
H	1.53 (1.53)	2.15 (1.60)

表1から、自然な発話より不自然な発話の方が、どの実験協力者においても文字当たり応答時間が大きくなっていることがわかる。

文字当たり応答時間の違いが有意なものであるかを確かめるためにt検定を行った。この時、実験協力者Cについては、自然、不自然の差が大きくなっているが、アンケート結果から自然・不自然と判断された応答がそれぞれ1つしかなく、外れ値であるか否かの判断ができないため、除外して検定を行った。

外れ値を除外した文字当たり応答時間の平均値に関してt検定を行った結果、p値は $0.0030 < 0.01$ となり、有意水準1%で差が認められた。以上より、文字当たり応答時間は対話破綻の検出指標として用いることができると言える。

4.3.2 話題転換

計24回の実験のうち、18回で5分の間に話題転換が行われず、また話題転換が行われた6回のうち2回は文章が意味を持たない発話になってしまった。

話題転換を行うことができた4回に対して文字当たり応答時間を計算した結果を図1に示す。

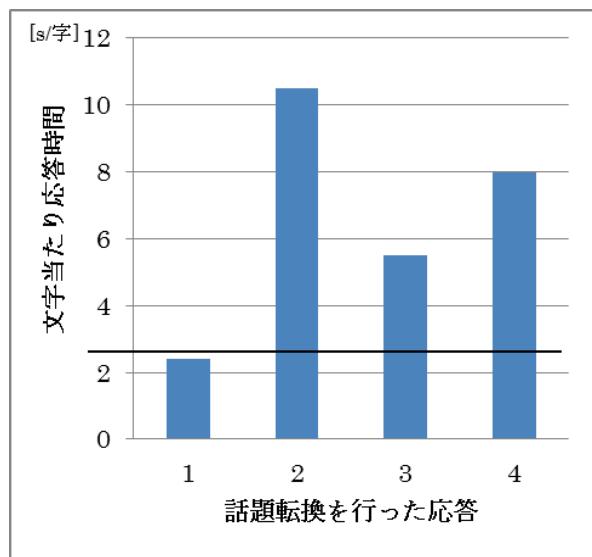


図1：発話転換実施時の文字あたり応答時間

図に示した横線は、不自然と判断された発話の文字当たり応答時間の平均値である。4回の発話うちこの値以下のものが1回であったのに対し、残り3回は大きく上回った。この結果から、文字当たり応答時間を基準とした場合にはこれらは話題転換が不自然な発話に分類される。その理由として考えられることとして、この3つの話題転換はいずれも、対話内容が固有名詞について言及していた事があげられる。一般的ではない話題への話題転換を行ってしまったため、実験協力者が反応に困り、応答までの時間がかかってしまったことが考えられる。このとき、実験協力者の応答は3回中2回が疑問文、残り1回は続きを促すような応答となっていた。このケースにおいては、その後の対話も含めアンケートで不自然に感じた対話と回答されていたが、一方でエージェントが話題を理解できておりその話題を続けることができれば不自然な対話ではないとの回答もあった。現状では、対話エージェントが話題を理解するのが困難であり、その後の対話の継続に支障があると考えられるため、転換の際は固有名詞を避けて話題を選択する事が好ましいと考える。しかし、対話エージェントの能力が向上し、事前に対応可能な話題かを判断することが可能となれば、より高度な対話の実現に貢献することが期待できる。

また、話題転換が行われなかった18回の対話の中には、5分の間に応答が破綻していたと判断されなかつた場合と、破綻していたと判断されたが適切な話題が見つけられなかつた場合の2通りがあつた。

18回のうち適切な話題を見つけられなかつた場合

は10回あつた。この原因として考えられるのは、コンテキスト検索エンジンのデータ不足が挙げられる。これに関しては検索可能なアイテムを追加することで、改善していくことが期待される。

話題転換を行つたが意味のない発話を返してしまつた場合を確認したところ、単語を羅列したツイートがどちらのアイテムもキーワードとして含むツイートと判断され応答文が生成されていた。この問題は、文章として意味をなさないツイートを除外することで改善が可能と考える。

5 おわりに

本稿では、対話エージェントの対話破綻を検出する評価指標として文字当たり応答時間、及びコンテキスト検索エンジンを利用して関連話題を発見し、話題転換を行う手法を提案し、予備実験を行いその有効性について検討した。本稿で提案した文字当たり応答時間については、自然な発話と不自然な発話の差が有意であることを示した。また、対話破綻時の話題転換による対応については話題転換の対象となる話題が見つからない、一般的でない話題への話題転換を行つた場合対話が破綻してしまうなどの課題が見つかったものの、それぞれ改善されることが期待できる事柄であり、より適切な話題転換を行うことができるようになることが期待できる。また、一般的でない話題への話題転換によって生じる問題については、現状では話題として固有名詞を避けることで対応するが、今後対話エージェントの性能が向上すれば、固有名詞を話題とした話題転換をより高度な対話を実現するために応用することも可能であると考える。今後はコンテキスト検索エンジンのデータ量を追加し、より多くの話題に対して話題転換の対象となる話題を発見できるようにするとともに、話題転換を実行する際の基準として文字当たり応答時間を用いた実験を行う予定である。また、話題転換の用途としては対話破綻だけでなく通常の対話時のアクセントとしての使用も期待できるため、破綻していない通常の対話時においても、話題転換を行うための適切なタイミングを判断する指標の検討も重要であると考える。

参考文献

- [1] 中野 有紀子, 比企野 純太, 安田 清, 認知症患者のための語りかけエージェント－プロトタイプシステムによる実証研究－, The journal of the Faculty of Science and Technology, Seikei University 49(2),

pp.105-108, 2012

- [2] 西村 竜一, 原 直, 川波 弘道, 李 晃伸, 鹿野 清宏,
10 年間の長期運用を支えた音声情報案内システム
「たけまるくん」の技術, 人工知能学会誌, Vo. 28, No.
1, pp.52-59, 2013
- [3] 太田 知宏, 鳥海 不二夫, 石井 健一郎, 発話生成を
目的とした Wikipedia からの文抽出, JSAI2009,
2G1-NFC5-11, 2009
- [4] 渡辺 卓夫, 大澤 一郎, 米澤 明憲, 対話領域の独立
性を指向した日本語対話理解システム, 人工知能学
会誌 Vol.2, No.2, pp.206-213, 1987
- [5] 藤倉 将平, 小川 義人, 菊池 英明, 非タスク指向対
話システムにおけるユーモア応答生成手法,
JSAI2015, 2L5-OS-07b-1, 2015
- [6] 翠 輝久, 河原 達也, 正司 哲朗, 美濃導彦, 質問応
答・情報推薦機能を備えた音声による情報案内シス
テム, 情報処理学会論文誌 48(12), pp.3602-3611,
2007
- [7] 安達 史博, 河原 達也, 奥乃 博, 岡本 隆志, 中嶋
宏, VoiceXML の動的生成に基づく自然言語音声対話
システム, 情報処理学会研究報告音声言語情報処理
(SLP) , 2002(10(2001-SLP-040)), pp.133-138, 2002
- [8] Bickmore, T. and Cassell, J., Relational Agents: A
Model and Implementationof Building User Trust,
ICSLP2001, Vol.2, pp.729-732, 2001
- [9] 東中 竜一郎, 船越 孝太郎, 荒木 雅弘, 塚原 裕史,
小林 優佳, 水上 雅博, テキストチャットを用いた
雑談対話コーパスの構築と対話破綻の分析, 自然言
語処理, Vol.23, pp.59-86, 2016
- [10] 稲葉 通将, 高橋 健一, Bidirectional LSTM-RNN
を用いた対話破綻検出のエラー分析, 言語処理学会
第 22 回年次大会 発表論文集, pp.441-444, 2016
- [11] 佐々木 靖弘, 佐藤 理史, ウェブを利用した関
連用語の自動収集, 情報処理学会研究報告 自然言語
処理(NL), pp.57-64, 2003
- [12] 宮川 祥子, 清木 康, 特定分野ドキュメントを
対象とした意味的連想検索のためのメタデータ空間
生成方式, 情報処理学会論文誌データベース
(TOD) , Vol. 40, No. 5, pp.15-28, 1999
- [13] 高間 康史, 加藤 優, 桑折 章吾, 石川 博, 動
向に関する問い合わせを対象とした検索エンジンの提案,
人工知能学会論文誌, Vol.30, No.1, pp.138-147, 2015
- [14] 藤本 英輝, 概念的関連性に基づく雑談の話題
転換点分析, JSAI2004, 2G3-01, 2004.

料理レシピの文書構造に注目した関連語推薦と 対話的な検索質問拡張への応用

Related Term Suggestion using Cooking Recipe Document Structure and its Application to Interactive Query Expansion

安川美智子^{1*}
Michiko Yasukawa¹

¹ 群馬大学大学院理工学府
¹ Faculty of Science and Technology, Gunma University

Abstract: This paper introduces a method for related term suggestion for cooking recipe search. Our method recognizes the document structure of recipe data and allows users to specify which word context is to be searched. Users can also specify the length of related terms and the relation between the search term and the related term. The suggestion system uses cross-searching to obtain related terms with the given length of word n-grams that are also consistent with both the user's search intent and the word meaning in the context of the given recipe documents. Two salient characteristics of the proposed method are (1) document structure recognition and (2) word n-gram length. Results of experiments conducted using standard text collection demonstrate that searches conducted with these two characteristics outperform baseline searches significantly. An exploratory search using query expansion with the proposed method is also described in this report.

1 はじめに

近年、インターネット上で多数の料理レシピが公開されており、毎日の献立作成に利用できるようになっている。健康的で豊かな食生活を実現するためには、栄養の変化に対するからだの反応性や許容度の個人差を認識した上で、いろいろなおいしい食材や料理を自分で判断しながら食べることが大切である[1]。しかし、Google等のWeb検索エンジンを用いた検索では、テレビ番組などの影響で検索頻度が極めて高くなっている情報には容易にアクセスできるものの、その他の多種多様な情報については、検索結果を絞り込むための関連語が分からぬという問題がある。

一般に、何かを探索中に関連語を認識することは、具体的な関連語を考えることよりも容易である。このことから、システムが情報を整理してユーザに提示し、ユーザが選択肢の一覧の中から興味のあるものを選ぶ「ナビゲーション型の情報探索」の方が、情報要求を表現する適切な単語をユーザが考える「アドホック検索」よりも、ユーザにとって楽な作業であると言える[2]。Flamenco プロジェクトで開発されたファセット検索インターフェース[2][3]では、キーワードによるアドホック

検索と情報を整理したカテゴリ体系によるナビゲーション型の情報探索を組み合わせることで、選択肢の絞り込みと拡大を円滑に行えるようにしている。カテゴリ体系を用いたナビゲーション型の情報探索は、カテゴリを人手で管理する手間が大きいという問題があるが、文書クラスタリング[4][5]は、文書の自動分類によりカテゴリ管理の手間を省いたナビゲーション型の情報探索を可能にしている。しかし、文書クラスタリングは分類の整合性や一貫性の点で、ユーザにとって直感的でない情報提示がされるという欠点がある。興味のあるカテゴリを見つけるまでに時間がかかりすぎる場合、ユーザは求める情報に到達できなくなる。ナビゲーション型の情報探索において、ユーザにとって直感的なカテゴリ体系を自動構築が必要である。

以上のことを背景として、本研究では、大規模な料理レシピコアベースの検索を行う際の関連語推薦の手法を提案する。提案手法は、料理レシピの文書の構造を利用し、材料や作り方等の用例の異なる文脈に対して、単語のn-gram索引をそれぞれ作成する。そして、単語による単語の検索を索引間で横断的に行うことで、個々の検索意図に合致した直感的な関連語の分類体系を構築する。本稿の以下の章では、まず「料理レシピに含まれる特徴語や用語を対象とする研究」という観点か

*連絡先：群馬大学大学院理工学府
〒376-8515 群馬県桐生市天神町1-5-1
E-mail: yasukawa@gunma-u.ac.jp

料理レシピの文書構造		表記の具体例
ttl: タイトル (1行)	ttl:	Oriental Chicken Noodle Soup
ing: 材料 (1行以上)	ing:	<ul style="list-style-type: none"> ■ 2 single chicken breast fillets ■ 4 green onions, chopped ■ 1 medium carrot ■ 1 celery rib
prp: 作り方 (1行以上)	prp:	<p>① Combine stock, water and chicken. Bring to boil, uncovered, until chicken is tender. Remove chicken, chop finely.</p> <p>② Cut celery and carrot into thin strips, stir into pot. Stir in noodles, chicken, onion.</p> <p>③ Bring to boil, until veggies are just soft.</p>
att: 属性 (0行以上)	att:	course- Soups

図 1: 料理レシピの文書構造と表記の具体例.

ら本研究と関連の深い研究について言及し, 次に, 提案手法である関連語推薦とその検索質問拡張への応用について説明する. また, NTCIR-11 RECIPE タスクの英語のアドホック検索の評価用データを用いた実験と検索有効性の考察についても報告する.

2 関連研究

料理レシピとは, 料理ごとに使用食材料とそれらの分量および調理法等を明記した指示書である[6]. 一般的なインターネット上の料理レシピの文書構造を図1に示す. 料理レシピの文書1件は, 以下のような4つの部分から構成される.

- (1) ttl : title; 料理レシピのタイトル(1行)
- (2) ing : ingredient; 材料(1行以上)
- (3) prp : preparation; 作り方(1行以上)
- (4) att : attribute; 属性(省略可・複数行可)

「属性(att)」は, 料理を分類するためのカテゴリ名やキーワードとなる単語などを記述する部分である. 属性が適切に記述されていれば, 料理レシピを検索する際に有用な手がかりとなるが, 実際にはレシピ作者によって記述されない場合も多い. Druck[7]の研究では, 料理レシピのタイトル, 材料, 作り方を情報源として, 料理レシピの紹介文に含まれるキーワードを学習し, 検索エンジン側で属性を自動付与する手法を提案している. 本研究では, 属性付与が人手か自動かは区別せず, 属性に単語の情報があれば, タイトル, 材料, 作り方と同様に料理レシピの検索対象, および, 関連語抽出の情報源として利用する.

土居らの研究[8]では, 「特許明細書には人間にとて自明なことが記述されている」という点に注目し, 特許データベースと料理レシピコーパスを情報源とした料理用語辞書を構築している. 構築した辞書は日本語の料理レシピを対象とした言語処理の精度改善のために利用することを目的としている.

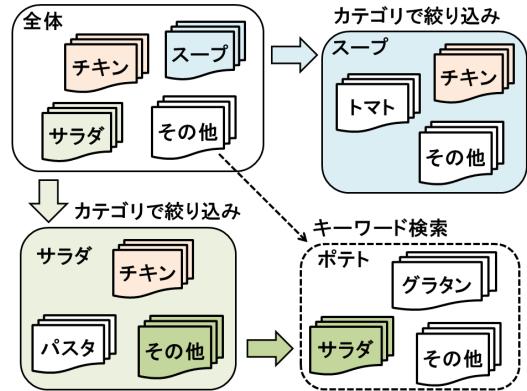


図 2: 料理レシピ検索の検索範囲と単語間の関連性.

また, 食品テクスチャーの研究分野における早川の研究[9]では, 食べ物の食感を表す用語(「もちもち」「カリカリ」等)を自由記述のアンケートを通じて収集し, 用語をテクスチャー要素(弾力, 切断, 等)の観点から人手で分類した用語体系を構築している. 構築した用語体系は, 食品開発の感應評価のために利用することを目的としている.

本研究は, 料理レシピコーパスに含まれる調理用語(料理名, 食材名, 調理器具や調理法を表す用語)を機械的に収集して, 検索ユーザの検索意図に合わせて自動分類し, 検索範囲の絞り込みや拡大のための関連語辞書として利用する点に特徴がある.

3 提案手法

本研究の技術的課題は, 検索ユーザにとって直感的な関連語推薦を行うことである. 直感的とは「分類が均一な粒度で提示され, 階層構造が理解しやすい」ということである[2]. また, 検索ユーザは「無秩序で不規則なグループ化(disorderly groupings)」を嫌うと報告されている[3]. そこで「分類の粒度」と「分類の規則性」の2つの点から関連語推薦を検討する.

3.1 関連語推薦

まず「分類の粒度」を考慮した単語の分類について, 図1を用いて説明する. 図1の料理レシピのタイトルが示す料理名は「スープ(soup)」であるが, 「ヌードル(noodle)」「チキン(chicken)」「オリエンタル(oriental)」の単語3つが追加された単語4-gramで料理名が詳細に記述されている. このような単語n-gramのどの部分に検索ユーザが興味を持つのかによって, 推薦する関連語が異なる. たとえば「スープ」に興味があり, 他の「スープ」について知りたい場合の関連語は, 「トマト_スープ」¹の「トマト」などである. また「チキン_ヌードル_スープ」の「スープ」以外の派生形に興

¹文字列中の_は単語n-gramの単語の境界を表す.

表 1: 関連語の関連性の種類と具体例.

語頭 (prefix)	トマト_ソース, トマト_缶
語中 (infix)	肉_巻_おにぎり, 手_巻_寿司
語尾 (suffix)	チーズ_ケーキ, チョコレート_ケーキ
連想 (indirect)	オープン ⇒ クッキー, ピザ

味がある場合の関連語は「チキン_ヌードル_キャセロール」の「キャセロール」などである。また「チキン_ヌードル_スープ」の「オリエンタル」以外の派生形に興味がある場合は、「ベトナム風 (vietnamese)」や「メキシコ風 (mexican)」が関連語となる。これらの単語をすべて一律に「スープ」の関連語として提示すると、検索ユーザにとっては不規則な関連語推薦となる。したがって、単語の n-gram の長さ (粒度) をユーザが指定できる必要がある。

また、関連語の種類は表 1 に示すように、単語 n-gram の一部となる「接辞タイプ (接頭辞, 接中辞, 接尾辞)」のものと、単語 n-gram とは直接の連結がない「連想タイプ」のものがある。単語の分類の中に「接辞タイプ」と「連想タイプ」が混在すると不規則な関連語の提示になってしまふ。したがって、「分類の規則性」を考慮した関連語の提示を行うためには、関連語の関連性の種類をユーザが指定できる必要がある。

次に、単語の概念の階層構造について、図 2 を用いて説明する。料理レシピコーパスに、たとえば料理名に「チキン」「サラダ」「スープ」などの単語を含むレシピ (例:「フライド_チキン」「ポテト_サラダ」「トマト_スープ」) が多数存在すれば、これらの単語はユーザによって「分類 (カテゴリ)」のラベルとして認識されるようになる。この場合は単語「チキン」「サラダ」「スープ」の間に親子関係はないが (図 2 の左上)、ユーザがたとえば「分類 : サラダ」で絞り込みを行った場合に (図 2 の左下)、「分類 : サラダ」の中に「チキン」を含むレシピが多数含まれていれば、「分類 : サラダ」が親、「分類 : チキン」が子といった親子関係ができる。別の検索セッションで、ユーザが「ポテト」でキーワード検索を行うと、検索の範囲は「分類 : ポテト」に限定される (図 2 の右下)。限定された範囲に「サラダ」のレシピが多数含まれていれば、「分類 : ポテト」が親、「分類 : サラダ」が子という親子関係ができる。つまり、同じ単語 (たとえば「サラダ」) でも、ユーザが興味を持っている検索範囲が何なのかによって、範囲内に含まれる料理レシピの文書頻度 (Document Frequency; DF 値) が変わり、分類の大小 (親子関係) が決定されることとなる。したがって、コーパス中の任意の単語に対して、ユーザの検索意図に応じた関連語推薦を行える必要がある。

また、レシピ全体から派生した料理名の「分類 : スープ」の中では、「スープ」が親で「チキン」は子になっていたとしても (図 2 の右上)、検索ユーザが「材料」に

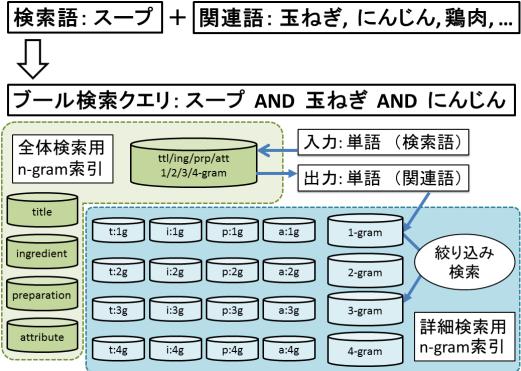


図 3: n-gram 検索を用いた単語による単語の検索.

「チキン」を含むレシピで検索範囲を絞り込み、「タイトル」の単語で検索範囲を絞り込みたい場合には「分類 : (材料名としての) チキン」が親で、その中に含まれる単語、たとえば「(料理名としての) スープ」や「(料理名としての) サラダ」が子となり、図 2 とは親子関係が逆になる。同じ単語でも、レシピの各部分 (タイトル、材料、作り方、属性) の中のどの文脈で使われる単語であるか、を区別する必要がある。したがって、「分類の規則性」を考慮した関連語の提示を行うためには、料理レシピの文書の構造を区別し、ユーザがレシピ中の各部分を指定して、関連語推薦を行える必要がある。

以上のことを考慮して提案法では図 3 のような「全体検索用の n-gram 索引」と「詳細検索用の n-gram 索引」を用いる。理論上は n の値に上限はないが実行可能性を考慮して、以下では、n-gram の n の範囲を 1 から 4 とする。「全体検索用」は、検索ユーザが n-gram の長さを決めるための大まかな検索をするための索引である。「全体検索用」は「タイトル (ttl)」から「属性 (att)」までの n-gram をすべて含むもの (索引数 1 個)、および、「タイトル」から「属性」までのそれぞれについて n-gram を含むもの (索引数 4 個) である。「詳細検索用」は 1/2/3/4-gram の長さごとに「タイトル」から「属性」までを含むもの (索引数 4 個)、および、「タイトル」から「属性」までのそれぞれについて 1/2/3/4-gram をそれぞれ含むもの (索引数 16 個) である。「検索対象とする索引」と「布尔検索クエリ」を検索条件として、索引間で横断検索を行って、推薦する関連語を得る。そして、得られた関連語を「文書頻度 (DF 値)」の降順でユーザに提示する。具体的には以下の 2 段階の検索で索引間の横断検索を行う。

- 検索 1: ブール検索クエリで文書検索
- 検索 2: 得られた文書群の単語を文書頻度順で提示

検索 2 の結果で検索 1 を実行して検索範囲をさらに絞り込むことができ、また、同じ索引に対して横断検索を行うこともできる。検索 1 と検索 2 の擬似コードを Algorithm1 と Algorithm2 に示す。

Algorithm 1 Boolean-search to calculate $S(d_i)$.

```

1:  $S(d_i) \leftarrow 0.0$ 
2: for  $t_j \in d_i$  do
3:   if  $t_j$  is included in  $Q_{\text{OR}}$  then
4:      $S(d_i) \leftarrow S(d_i) + 1.0$ 
5:   end if
6: end for
7: if any  $t_j \in Q_{\text{AND}}$  is not included in  $d_i$  then
8:    $S(d_i) \leftarrow 0.0$ 
9: end if
10: if any  $t_j \in Q_{\text{NOT}}$  is included in  $d_i$  then
11:    $S(d_i) \leftarrow 0.0$ 
12: end if

```

Algorithm 2 Cross-search for related terms.

```

1: for  $t_j \in \text{INDEX}_{\text{TARGET}}$  do
2:    $DF(t_j) \leftarrow 0.0$ 
3: end for
4: for  $d_i \in \text{INDEX}_{\text{TARGET}}$  do
5:   calculate  $S(d_i)$  in  $\text{INDEX}_{\text{SOURCE}}$  with query Q
6:   if  $S(d_i) \geq 1.0$  then
7:     for  $t_j \in d_i$  in  $\text{INDEX}_{\text{TARGET}}$  do
8:        $DF(t_j) \leftarrow DF(t_j) + 1.0$ 
9:     end for
10:   end if
11: end for

```

3.2 検索質問拡張

関連語推薦を用いた対話的な質問拡張の検索インターフェースを図 4 に示す。この検索インターフェースにより、横断検索を行うための索引、布尔検索クエリ、関連語の長さ、関連性の種類を指定できる。図 4 の画面例では、材料に「にんじん (carrot)」と「玉ねぎ (onion)」を含む料理レシピ 4725 件のタイトルの単語 2-gram が文書頻度の高い順に表示されている。この例では、提示された文書頻度上位の 1 位と 2 位は「beef_stew (174 126)」「vegetable_soup (161 103)」である。括弧内の数字は対応するレシピ数(文書頻度)を示しており、矢印の左が「コープス全体(大分類)」でのレシピ数、矢印()の右が「クエリで絞り込んだ範囲(小分類)」でのレシピ数を表している。開発済みのプロトタイプで入力可能なクエリの形式は以下の 2 通りである。

- AND 検索: term1 AND term2
- AND/OR/NOT 検索: term1 +term2 -term3

AND 検索では AND のみを演算子として使用する。図 4 のインターフェースにより画面上の関連語をクリックするだけで、AND 検索の布尔検索クエリを簡単に拡張できる。AND/OR/NOT 検索では AND/NOT の単語の前に記号+/-をつけ、OR には何もつけない。ユーザは、テキストフィールド内のクエリを編集することで、布尔検索クエリの修正や拡張が行える。

「(term1 OR term2) AND (term3 OR term4)」のような複雑なクエリを入力する直感的なインターフェースの検討は今後の課題とする。

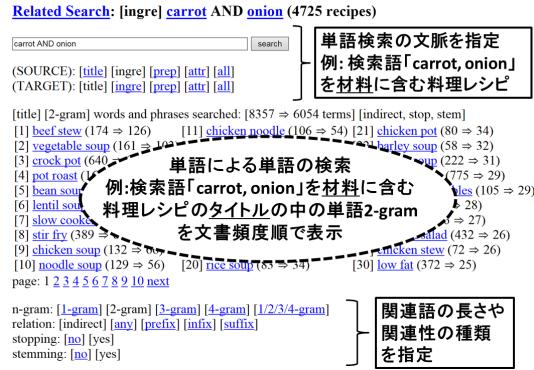


図 4: 関連語推薦を用いた質問拡張。

4 評価実験

提案手法では、以下の点を考慮して、関連語推薦を行っている。

- 分類の規則性: 料理レシピの文書構造
- 分類の粒度: 単語 n-gram の長さ

そこで、これらの 2 点について、NTCIR-11 RECIPE タスクのテストコレクションを用いて評価実験を行い、提案手法の有効性を確認した。行った実験の詳細について次に説明する。

4.1 実験データと実験方法

NTCIR-11 の料理レシピ検索タスク [10] で構築された英語のアドホック検索のテストコレクションを用いた評価実験を行った。使用したテストコレクションは検索クエリ、コーパス、適合判定ファイルの 3 つのデータから構成される。検索クエリは Yummly[11] のサーバの検索ログから抽出した実際の検索ユーザのクエリ 500 件である。検索対象のコーパスは “Yummly Recipe Data v1” であり、JSON 形式の英語の料理レシピ 101,783 件を含む。タスク参加者による人手による適合判定と Yummly のサーバのアクセス履歴から作成した適合文書例を合わせた適合文書 6,258 件が適合判定ファイルで定義されている。提案法の有効性を確認するため、検索条件を以下のように変化させて 5 つの「検索結果ファイル(以降、run と呼ぶ)」を作成した。

- run0: クエリの全単語でレシピ全体を OR 検索
- run1: 否定語を除去して run0 と同じ OR 検索
- run2: AND/NOT を追加して run1 と同じ検索
- run3: AND/NOT を n-gram にして run2 と同じ検索
- run4: レシピ各部に対して run3 と同じ検索
- run5: OR も n-gram にして run4 と同じ検索

否定語(neg)と肯定語(pos)は、以下の手がかり表現のパターンマッチにより、否定的表現を含む場合は否定語、肯定的表現を含む場合は肯定語としたが、「否定形で肯定的な意味のある肯定語」は肯定語とした。

表 2: 実験結果.

	boolean operation		n-gram length		search part		results	
	pos/neg	operator	or	and/not	or	and/not	MAP	relret
run0	n/a	or	word(1-gram)	n/a	all	all	0.2603	5471
run1	pos	or	word(1-gram)	n/a	all	all	0.2902***	5775
run2	pos, neg	or, and, not	word(1-gram)	word(1-gram)	all	all	0.2903***	5604
run3	pos, neg	or, and, not	word(1-gram)	1/2/3/4-gram	all	all	0.2967***	5523
run4	pos, neg	or, and, not	word(1-gram)	1/2/3/4-gram	all, ttl, ing, prp, att	ing	0.4131***	5996
run5	pos, neg	or, and, not	1/2/3/4-gram	1/2/3/4-gram	all, ttl, ing, prp, att	ing	0.4212***	5999

***ベースライン (run0) との差が有意水準 0.1%で有意 ($p < 0.001$)

- 否定的表現: free, less, no, with_no, without
- 肯定的表現: and, with
- 否定形の肯定語: no_bake, no_cook, no_crust, gluten_free, dairy_free, fat_free, cholesterol_free

また, 以下の否定的表現「less」にマッチする n-gram は否定語であると同時に肯定語でもあるため, 結合された形の単語 1-gram を肯定語とし, 分割された形の単語 2-gram を否定語とした.

- 肯定語扱いの 1-gram: eggless, flourless
- 否定語扱いの 2-gram: egg_less, flour_less

また, 先頭に否定的単語がある検索クエリは, 否定的表現(例: no)の直後の単語 1 個のみ(以下の例では flour のみ)を否定語扱いとした.

- 例) no_flour_cream_soup \Rightarrow no_flour

評価用の検索システムとしては連想計算エンジン GETA[12] を用い, 文書検索のスコア計算には, 文書長による重み調整を工夫している Singhal らの手法 [13] に基づく実装 WT_SMART を使用した. また, 英語の単語の接辞処理には, Porter ステマー [14] を使用し, 以下の単語をストップワードとした.

- ストップワード: in, for, or

レシピの各部を検索する run4 と run5 は, レシピ全体(all)と, タイトル(ttl), 材料(ing), 作り方(prp), 属性(att)の各部をそれぞれ検索して, 得られた 5 つの検索結果の文書スコアをマージして生成したデータ融合(Data Fusion)の検索結果である. 具体的には, 以下の式(1)で文書 d_i のスコア $S_c(d_i)$ の計算を行った.

$$\begin{aligned} S_c(d_i) = & a_0 * S_0(d_i) \\ & + a_1 * S_1(d_i) + a_2 * S_2(d_i) \\ & + a_3 * S_3(d_i) + a_4 * S_4(d_i) \end{aligned} \quad (1)$$

式(1)の $S_0(d_i), S_1(d_i), S_2(d_i), S_3(d_i), S_4(d_i)$ はレシピ全体(all), タイトル(ttl), 材料(ing), 作り方(prp),

表 3: MAP 値の比較における t 検定の p 値.

	run0	run1	run2	run3	run4	run5
run0	n/a	***	***	***	***	***
run1	—	n/a	0.928	0.197	***	***
run2	—	—	n/a	0.233	***	***
run3	—	—	—	n/a	***	***
run4	—	—	—	—	n/a	*
run5	—	—	—	—	—	n/a

* $p < 0.05$, *** $p < 0.001$

属性(att)の検索結果中の文書 d_i のスコア, a_0 から a_4 はデータ融合のパラメータを表している. データ融合のパラメータ a_1 から a_4 は, NTCIR-11 RECIPE の参加グループ OKSAT[15] の報告を参考に, それぞれ 0.4, 0.4, 0.2, 0.2 とした. またレシピ全体(all)の重みを与えるパラメータ a_0 は, データ融合の分析的手法 [16] 用いて最適値を求め, $a_0 = 14$ とした.

4.2 実験結果と考察

実験結果を表 2 に示す. run0 はベースラインである. run5 は提案法の特徴を評価するための run であり, AND/OR/NOT のすべてにおいてクエリ中の意味のある単語の並びが連結された n-gram 検索である. run1 から run3 は比較対象の run であり, 文書の各部を区別せず, 料理レシピ 1 つを 1 件の文書データとする検索である. run4 と run5 はともに料理レシピの文書構造を考慮した検索である. run4 は run5 の比較対象とするために, AND と NOT のみが n-gram 検索で, OR 条件は n-gram ではなく単語の検索となっている. 表 2 の MAP は MAP 値(Mean Average Precision), relret は検索された適合文書数(relevant returned document)を示している.

MAP 値(表 2)の比較に対応のある t 検定を用いた分析を行った結果, run0 と比較した場合は run1 から run5 のすべてに有意差が認められた(有意水準 0.1%). run0 から run5 の組み合わせについて MAP 値の差の比較における p 値を表 3 に示す. run1 から run3 は MAP 値(表 2)で比較すれば有効性向上の傾向が見られたが,

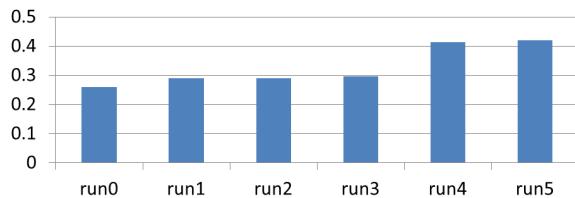


図 5: MAP(Mean Average Precision) 値.

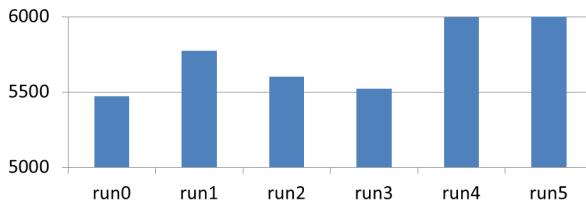


図 6: 検索された適合文書の数 (relret).

有意差は認められなかった。run4 と run5 を run1 から run3 と比較した場合に 0.1% の有意水準で有意な差が認められた。run4 と run5 を比較した場合は有意水準 5% で有意な差が認められた。

各 run の MAP 値と検索された適合文書数 (relret) を図 5 と図 6 に示す。run1 から run3 は、MAP 値で比較すると大きな差は無いが、run2 と run3 では検索された適合文書数が減少している。この原因としては、run1 は否定語を削除した OR 条件の検索であるため否定語が影響しないこと、また、run2 と run3 は「卵白を含まない (no egg whites)」などの否定語 (NOT 条件) や、「ゴートチーズを含む (with goat cheese)」「イエロー・ケーキミックスを使う (with yellow cake mix)」などの肯定語 (AND 条件) が、肯定・否定の対象となる文脈以外も含めて、文書全体に適用され、文書フィルタリングが過剰に行われたことが影響したと考えられる。

以上の結果から、料理レシピ検索において、「レシピの文書構造を考慮して、タイトル、材料、作り方、等の各部を区別すること」および「意味のある単語は分割せずに単語 n-gram の形で連結すること」が検索の有効性の向上に役立つことが確認できた。

5 おわりに

本論文では、料理レシピの検索を行う際に検索結果を効率的に絞り込むことを目的として、料理レシピコードパス中の任意の単語に対する関連語を推薦する手法を検討した。提案手法では、「分類の粒度」と「分類の規則性」を考慮した関連語推薦を行う。具体的には、料理レシピの文書の構造に注目し、タイトルや材料等の用例の異なる文脈に対して、単語の n-gram 索引をそれぞれ作成し、単語による単語の検索を索引間で横断的に行う。提案法の特徴は「文書の構造を考慮し、単語が出現する文脈によって意味を区別している点」と「単語

を意味のあるまとまりで連結した単語 n-gram として扱う点」の 2 点である。これらの点について NTCIR-11 の料理レシピ検索タスクのテストコレクションを用いて評価し、検索有効性の向上を確認した。

今後の研究で集合演算の演算子 (AND/OR/NOT) を用いた複雑なプール検索クエリを簡単に入力するための直感的な検索インターフェースを検討する。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP26330363 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 杉本悦郎, 野口忠, 伏木亨, 垣沼淳司. 何を食べたらよいのか 沔濫する情報にふりまわされないために. 学会出版センター, 1999.
- [2] M. A. Hearst. *Search User Interfaces*. Cambridge University Press, 2009.
- [3] M. A. Hearst. Clustering versus faceted categories for information exploration. *Communications of the ACM*, Vol. 49, No. 4, pp. 59–61, 2006.
- [4] M. Käki. Findex: search result categories help users when document ranking fails. In *Proc. of SIGCHI '05*, pp. 131–140, 2005.
- [5] O. Zamir and O. Etzioni. Grouper: a dynamic clustering interface to web search results. In *Proc. of WWW '99*, pp. 1361–1374, 1999.
- [6] 調理用語辞典. 全国調理師養成施設協会, 1999.
- [7] G. Druck. Recipe attribute prediction using review text as supervision. In *Proc. of CwC (IJCAI workshop)*, 1999. http://liris.cnrs.fr/CwC/papers/cwc2013_submission_6.pdf.
- [8] 土居洋子, 辻田美穂, 難波英嗣, 竹澤寿幸, 角谷和俊. 料理レシピと特許データベースからのオントロジ構築. 信学技報 IMQ, Vol. 113, No. 468, pp. 37–42, 2014.
- [9] 早川文代. 日本語テクスチャー用語の体系化と官能評価への利用. 日本食品科学工学会誌, Vol. 6, No. 7, pp. 311–322, 2013.
- [10] M. Yasukawa, F. Diaz, G. Druck, and N. Tsukada. Overview of the NTCIR-11 cooking recipe search task. In *Proc. of the 11th NTCIR*, pp. 483–496, 2014.
- [11] Yummly: Personalized recipe recommendations and search. <http://www.yummly.com/>.
- [12] GETA. <http://geta.ex.nii.ac.jp/>.
- [13] A. Singhal, C. Buckley, and M. Mitra. Pivoted document length normalization. In *Proc. of SIGIR*, pp. 21–29, 1996.
- [14] M.F. Porter. An algorithm for suffix stripping. *Program*, Vol. 14, No. 3, pp. 130–137, 1966.
- [15] Takashi Sato, Shingo Aoki, and Yuta Morishita. OK-SAT at NTCIR-11 recipesearch. In *Proc. of the 11th NTCIR*, pp. 499–502, 2014.
- [16] M. Yasukawa, J. S. Culpepper, and F. Scholer. Data fusion for Japanese term and character n-gram search. In *Proc. of the 20th ADCS*, pp. 10:1–10:4, 2015.

シーズン固有性に基づく主要撮影スポットの可視化

Visualizing Photo Spots Characteristic of Seasons

橋本和哉^{1*}

Kazuya Hashimoto¹

熊野雅仁²

Masahito Kumano²

木村昌弘²

Masahiro Kimura²

¹ 龍谷大学理工学研究科電子情報学専攻

¹ Division of Electronics and Informatics, Ryukoku University

² 龍谷大学理工学部電子情報学科

² Department of Electronics and Informatics, Ryukoku University

Abstract: 近年, WEB 空間に共有された撮影位置と時間情報を持つ大量の写真データを用いて, 様々な都市の観光支援を行う研究が注目されている. 本研究では, 指定された都市に特有のシーズン群を検出し, さらに各シーズンにおける主要撮影スポット群を抽出して, 各主要撮影スポットのシーズン固有性とアノテーションを与える手法を構築し, それに基づいた観光マップ可視化法を提案する. Flickr データを用いた実験で有効性を検証する.

1 はじめに

近年, 様々な地域の施設や観光先を訪問した一般の人々により, Geo-tag が付随した訪問先の情報, テキスト情報や評価情報, 写真情報などが SNS やソーシャルメディアサイトを通じて WEB 空間に投稿され, ビッグデータとして成長し続けており, 新たな利活用法が模索されている. ところで, TripAdvisor は, 様々な地域を訪問した人々のレビューを活用する口コミサイトであり, ユーザは, 訪問先の行動プランニングを行う際, 事前に観光名所や施設を検索することで, 注目した観光名所や施設に関する口コミから有益な情報を獲得できる可能性がある. しかし, 検索で一覧される観光名所は著名なものが多く, 施設という単位で観光先が扱われる傾向が高い. 近年, 訪日外国人の行動から, 意外な場所が観光スポットになり得ることが知られるようになったが, 人々は居住地と文化が異なる地域に来訪して実際に見たことのないものに興味を示す傾向がある. そのため, 街並み, 海や山, 公園, 道沿いや川沿いなど, 必ずしも施設が対応しない多様なスポットを観光スポットに含めることが望ましく, WEB 空間で共有化された人々の Geo-tag 付きの行動情報から観光スポットを見出す方法が注目されつつある.

Geo-tag が付隨した Twitter のつぶやきというテキスト情報から観光地を特定する方法として, テキスト情報における地域特有の固有性を持つ単語に着目し, 居住地と移動先の地域を峻別し, さらには観光地との関

連度が高い地点の集合をカテゴリーとして抽出する研究 [1] がある. しかし, Twitter のつぶやきは, テキスト情報で扱う対象の地図上の位置と, つぶやいた位置が近傍である保証はないため, 推薦する地域が都市レベルになるなど, 空間解像度が粗くなる傾向がある.

一方, 写真を撮影する場合, 主に撮影地点の近傍に興味の対象が存在する可能性が高く, 仮に撮影対象が遠くの山や景色など遠い位置に存在しても, 写真是撮影者の心をつかむ対象に遭遇したとき撮影されることが多いことから, Geo-tag に記録された地点で撮影すること自体が観光スポットと密接に関係している可能性が高い. Crandall ら [2] は, 写真共有サイトに蓄積された大量の Geo-tag 付き写真を用いて年間を通じて人々が集まる主要撮影スポットを抽出した. しかし, 日本のように季節に応じて撮影スポットが変化し得る場合, 単純に年間を通じた撮影数の多さに着目すると, ある特定の時期のみ魅力的な撮影スポットを見逃す可能性がある.

我々は, 地域と期間のペアに着目して日常の撮影行動に対し, 異常性のある地域と期間を抽出する研究 [3] や, 主要撮影地域に対し, 特有の旬シーズン群を抽出し, 短い期間に多くの人々が訪れるというバースト性の観点から強調的に旬シーズンを可視化する研究 [4] を行ってきた. 本研究では, 旅行者の行先となる都市と時期が定まっているとき, その時期が含まれるシーズンにおいて, 年中人気のある主要撮影スポットだけでなく, そのシーズン特有の主要撮影スポットがどこにあるかを識別しながら複数の観光先に関する回遊を検討できるように, 都市全体の撮影スポットを効果的に地図上へマッピングするシーズン固有性に基づく主要撮影スポットの観光ダイジェスト可視化法を提案する.

*連絡先: 龍谷大学
滋賀県大津市瀬田大江町横谷 1-5
E-mail:t15m020@mail.ryukoku.ac.jp

Flickr から収集した大量の Geo-tag 付き写真データを用いた実験で、提案法の有効性を検証する。

2 観光ダイジェストマップ

Flickr などの写真共有サイトにアップされた地理および時間情報をもつ写真群に基づいて、指定された都市に対する 1 年間の観光ダイジェストマップの構築を考える。その都市で最近 y 年間に撮影された写真データ全体の集合を $\mathcal{D} = \{d_n; n \in \mathcal{N}\}$ とし、これを用いてその 1 年間の観光ダイジェストマップを構築する。ここに、 y は与えられた正の整数である。また、各写真データ d_n には地理情報 $x_n = (x_{n,1}, x_{n,2})$ と時間情報 t_n が付随している。ただし、 $x_{n,1}$ と $x_{n,2}$ はそれぞれ写真 d_n が撮影された緯度と経度、 t_n は d_n が撮影された日である。緯度と経度の情報を用いれば、対象とする都市内の位置は 2 次元 Euclid 空間 \mathbf{R}^2 内の領域 Ω 内の点と同一視される¹ ことに注意しておく。

Crandall らの研究 [2] と同様、写真数よりも撮影者数を重視するという観点から、領域 Ω を 5m 四方の単位矩形領域の集まりとして離散化し、その各単位矩形領域においては、1人の撮影者が同じ日に複数の写真を撮影していたとしてもそれを 1 枚とカウントすることにする。このようにして得られる写真データ全体の集合と撮影日全体の集合をそれぞれ、 $\mathcal{D}' = \{d_n; n \in \mathcal{N}'\}$ 、 $\mathcal{T} = \{t_n; n \in \mathcal{N}'\}$ とする。本研究では、まず、対象とする都市に対し、 \mathcal{T} に基づいて、その都市に特有のシーズン群 $\{S_k; k = 1, \dots, K\}$ を検出する。次に、各シーズン S_k に対し、その時期に撮影された写真全体の集合 $\mathcal{D}_k = \{d_n \in \mathcal{D}'; t_n \in S_k\}$ に基づいて、その都市のシーズン S_k における主要撮影領域群 $\{R_{k,j}; j = 1, \dots, J_k\}$ を抽出する。さらに、各主要撮影領域 $R_{k,j}$ のシーズン固有度および各撮影スポット x_n のシーズン固有度を定義し、それらに基づいて各シーズンの主要撮影領域群を地図上に可視化することにより、1 年間の観光ダイジェストマップを構築する。特に、固有度の高いものや低いものを、 \mathcal{D} に含まれている写真データを用いてアノテーションする。

3 提案法

3.1 シーズン検出

写真が撮影された日全体の集合 \mathcal{T} に基づいて、対象とする都市に特有のシーズン群 $\{S_k = [s_{k,0}, s_{k,1}); k = 1, \dots, K\}$ を検出することを考える。最近 y 年間のデータ

タから 1 年間の平均的な振る舞いを調べるので、12 月 31 日と 1 月 1 日は隣接するという時間軸における周期性を導入する。そして、時間軸における周期性の下で熊野らの手法 [4] を用いて、 \mathcal{T} に基づき 1 月 1 日から 12 月 31 日をクラスタリングすることにより、シーズン群 $\{S_k = [s_{k,0}, s_{k,1}); k = 1, \dots, K\}$ を検出する。ここに、 $S_1 \cup \dots \cup S_K$ は 1 月 1 日から 12 月 31 日までのすべての日であり、 $k \neq k'$ ならば $S_k \cap S_{k'} = \emptyset$ である。本手法は、バンド幅を 15 日に固定した Epanechnikov カーネルによるミーンシフト法を用いる。

3.2 主要撮影領域の抽出

検出された各シーズン S_k に対し、期間 S_k に撮影された写真全体の集合 \mathcal{D}_k が定義する Ω 上の点群に基づいて、その都市の S_k における主要撮影領域群を抽出することを考える。まず、Crandall らの研究 [2] と同様、ランドマークスケールとしてバンド幅を 100m に固定し、Epanechnikov カーネルによるミーンシフト法を用いて、 \mathcal{D}_k が定義する Ω 上の点群をクラスタリングする。そして、与えられた値 N_0 以上の数の点（すなわち、写真）をもつクラスタ群 $\{C_{k,j}; j = 1, \dots, J_k\}$ を抽出する。ここに $C_{k,j}$ の要素は、 Ω 上の点であり、写真の撮影位置を表していることに注意する。次に、各 $C_{k,j}$ に対して、 $C_{k,j}$ に属するすべての点を含む凸包 $R_{k,j}$ を構築する。我々は、 $\{R_{k,j}; j = 1, \dots, J_k\}$ をその都市の S_k における主要撮影領域群として抽出する。

3.3 シーズン固有性

シーズン S_k における主要撮影領域 $R_{k,j}$ の重要性を示すための一つとして、それが他のシーズンにおける主要撮影領域と比べてどのくらい固有の存在であるか、すなわち、どのくらい珍しいものであるかを量化することを考える。我々は、シーズン S_k における主要撮影領域 $R_{k,j}$ のシーズン固有度 (Season characteristic degree) $E_{k,j}$ を、そのシーズンにおけるその領域での写真の撮影位置全体 $C_{k,j}$ のうち、他のシーズンにおける主要撮影領域に含まれないものの割合、すなわち、

$$E_{k,j} = \frac{\left| \left\{ x \in C_{k,j}; x \notin \bigcup_{k' \neq k} \bigcup_{j'=1}^{J_{k'}} R_{k',j'} \right\} \right|}{|C_{k,j}|}$$

で定義する。

また、シーズン S_k における主要撮影領域 $R_{k,j}$ 内にある撮影スポット x_n に対し、その重要性を示すための一つとして、それがシーズン S_k にどのくらい固有であるかを量化することを考える。我々は、そのような写真の撮影位置 x_n のシーズン固有度 $e_{k,n}$ を、 S_k 以外の

¹ 本研究の実験においては、日本近郊を対象としているため、緯度と経度情報を平面直角座標系（平成十四年国土交通省告示第九号）の手法を利用し、平面直角座標に変換している。

表 1: Flickr から収集した写真データ

実験範囲	撮影期間	総撮影写真枚数	離散化後写真枚数
京都市	2013 ~ 2015 年	223,464	114,658
東京都	2013 ~ 2015 年	892,443	488,914

表 2: 各データセットにおけるシーズン検出結果

実験範囲	シーズン数	主要撮影領域数
京都市	11	1,540
東京都	15	6,746

シーズンのうち, x_n を主要撮影領域に含まないシーズンの割合, すなわち

$$e_{k,n} = \frac{K - b_n}{K - 1}$$

で定義する. ここに, b_n は x_n を主要撮影領域に含むシーズンの総数である. x_n が一つのシーズンの主要撮影領域にしか含まれないならば $e_n = 1$ であり, x_n がすべてのシーズンにおいて主要撮影領域に含まれるならば $e_n = 0$ である.

写真的撮影位置 x_n が主要撮影領域 $R_{k,j}$ に含まれるか否かの判定については, $R_{k,j}$ が凸包であることを利用し, Crossing Number Algorithm を用いて行う.

3.4 可視化法

指定された都市において検出された各シーズン S_k に含まれる主要撮影領域群 $\{R_{k,j}; j = 1, \dots, J_k\}$ を地図上に描画するうえで, 各 $R_{k,j}$ に含まれる写真的撮影位置 $x_n \in R_{k,j}$ に基づいて凸包を求め, その領域に対し, シーズン固有度 $E_{k,j}$ に応じて色づけを行う. シーズン固有度が最も低い 0 のときを青とし, 固有度が上がるにつれ水色, 緑, 黄色, 橙と変換し, シーズン固有度が最大 1 のときを赤とする. つまり, 凸包領域の色によりシーズン固有性をアノテーションする.

また, 撮影地点のうち, $e_{k,n}=1$ である各撮影位置 x_n は, それを含む凸包以外, 1 年間のすべてのシーズンで求められたどの凸包領域にも含まれなかつた観点で固有性の観点から注目すべきであると考え, $E_{k,j}$ とは独立にシーズン固有度 $e_{k,n}$ が最大値 1 をとる主要撮影スポット x_n として紫色の小円で可視化する. また, 対比的に, すべてのシーズンで抽出された凸包に含まれるシーズン固有度 $e_{k,n}$ が最小値 0 をとる年中人気のある主要撮影地域のスポット x_n についても紺色の小円で可視化する.

ユーザは, 可視化された撮影スポットを示す小円を地図上でクリックすることにより, 写真を閲覧することができる.

また, ユーザは, 観光ダイジェストマップ上でシーズンごとに主要撮影領域 R_k や主要撮影スポット x_n を視認できるだけでなく, 凸包の色に透明度を設定できるため, すべてのシーズンの領域を重ねて主要撮影領域や主要撮影スポットを見ることもできる.

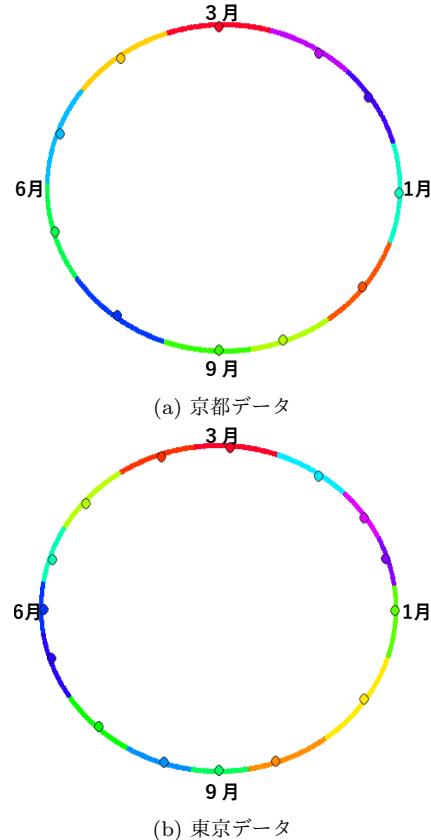


図 1: シーズン検出における各シーズンの期間

4 実験

4.1 データ

本提案法による可視化法の有効性を検証するため実データを用いた実験を行った. 本研究では, ユーザから指定される都市として, 日本でも有数の観光地である京都市と東京都を対象とし, 写真共有サイト Flickr から京都市 (WoID=15015372) と東京 (WoID=2345889) の写真データを収集した. また, シーズンの検出においては, 最近 y 年間のデータから 1 年間の平均的な振る舞いを調べるうえで, 表 1 に示すように 2013 年から 2015 年の $y=3$ 年間のデータを収集し実験を行った. ここで, 京都市に関するデータセットを京都データセットと呼び, 東京都に関するデータセットを東京データセットと呼ぶ.

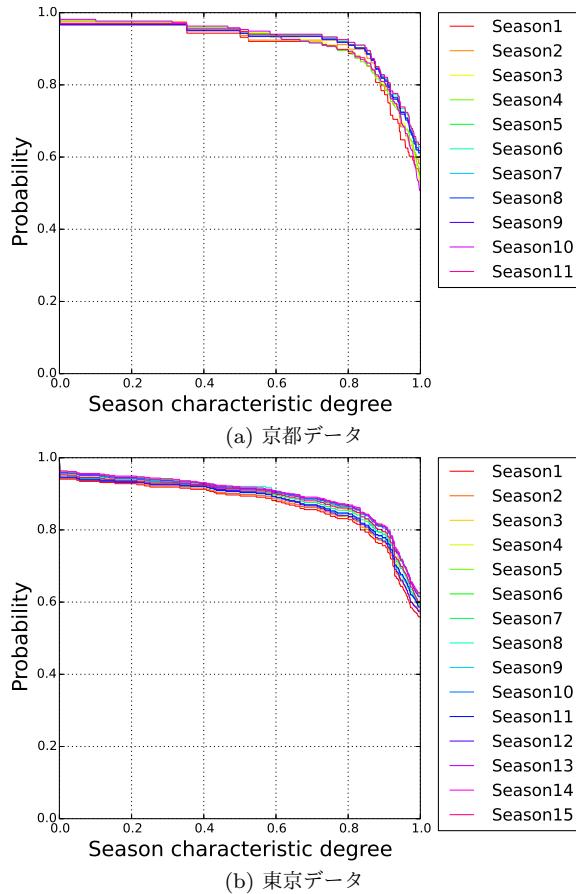


図 2: 主要撮影領域のシーズン固有度分布

4.2 シーズン検出の結果と固有度分布

京都データセットと東京データセットにおけるシーズン検出結果を表 2 に記す。また、図 1 に検出された各シーズンに異なる色を与えた結果を示す。京都データは 11 シーズン、東京データは 15 シーズン分解されているが、いずれも短めの期間や長めの期間が含まれていることがわかる。また、12月31日と1月1日を連続化してシーズン検出を行った結果として、12月末と1月初旬を含むシーズンが一つのシーズンとして検出されていることもわかる。

また、図 2 に、検出されたシーズンごとに抽出された主要撮影地域（凸包領域）のシーズン固有度分布を示す。横軸はシーズン固有度、縦軸はシーズン固有度が $E_{k,j}$ より大きい主要撮影領域の存在確率である。図 2 より、京都データセット（図 2(a)）におけるどのシーズンにおいてもシーズン固有度が最大となる主要撮影領域が 6 割程度存在することがわかる。この傾向は、東京データセット（図 2(b)）においても同様であった。

4.3 可視化結果

4.3.1 京都データセットの可視化結果

京都データセットの可視化例として、写真数が最も多かった Season3 (3月17日～4月20日) を図 3 に示す。ここでは、撮影位置のシーズン固有度 $e_{k,n}$ が最大となる主要撮影スポットとして図 3 左の赤枠に示した地点に着目する。この地点は京都会館付近の川沿いを含む領域に含まれており、施設ではなく、川沿いに咲く桜の撮影スポットとして人気を得ている撮影スポットであることがわかる。つまり、この地点は、桜が咲くシーズンのみに撮影が行われるという固有性を持つ主要撮影スポットと言える。一方、撮影位置のシーズン固有度 $e_{k,n}$ が最小となる図 3 左の黒枠に示した主要撮影領域内の撮影スポットに着目する。 $e_{k,n}$ が最小となる写真の例としては八坂神社の境内にある建物など、1年を通じて変わらないものが撮影されている傾向があった。この地点は、言い換えれば年間を通して人気のある主要撮影スポットであると見なせる。

次に、京都データセットのシーズンのうち、2番目に撮影写真数が多かった Season10 (11月7日～12月11日) の可視化結果を図 4 に示す。図 4 左の地図上、二つの赤枠で示したシーズン固有度が最大で比較的大きい主要撮影領域に着目する。一つは吉田神社の一部、もう一つは京都御所境内の一部の領域であった。いずれも紅葉の写真が多いことから、これらの領域は紅葉のときのみ撮影が行われることがわかる。つまり、施設が特定されただけではわからない、あるシーズンのみに固有の領域を捉えていることがわかる。

4.3.2 東京データセットの可視化結果

次に、都会である東京についても固有度の高い地点や領域としてどのようなところがあるかを調べるために、東京データセットの可視化例を図 5、図 6 に示す。図 5 は、東京データセットの可視化例として、写真数が最も多かった Season4 (3月13日～4月9日) の可視化結果である。図 5 左の赤枠の地域に着目すると、撮影位置のシーズン固有度 $e_{k,n}$ が最大となる地点は、施設ではなく、千鳥ヶ淵戦没者墓苑付近の川周辺の領域であり、川沿いの桜と川を撮影した写真が多い主要撮影スポットであった。つまり、この地点は、桜のシーズンのみに撮影が行われるという固有性を持つ地点であることがわかる。一方、撮影位置のシーズン固有度 $e_{k,n}$ が最小となる図 5 左の黒枠に示した主要撮影領域内の撮影スポットに着目する。 $e_{k,n}$ が最小となる写真の例としては東京駅の建物を撮影する傾向があった。つまり、この地点は、言い換えれば年間を通して人気のある主要撮影スポットであると見なせる。

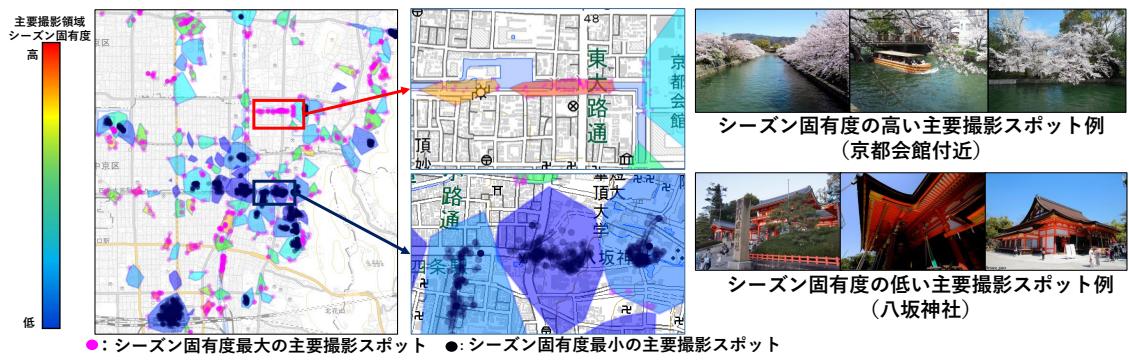


図 3: 京都データ (Season3[3月 17 日 ~ 4月 20 日]) の可視化結果



図 4: 京都データ (Season10[11月 7 日 ~ 12月 11 日]) の可視化結果

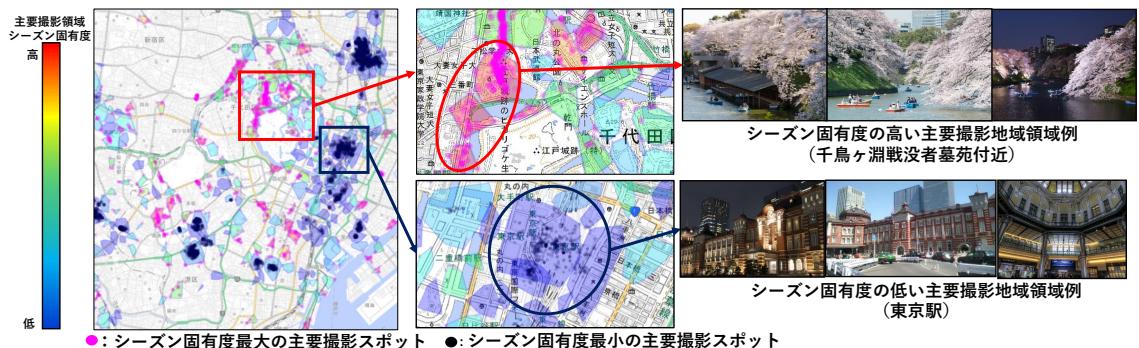


図 5: 東京データ (Season4[3月 13 日 ~ 4月 9 日]) の可視化結果

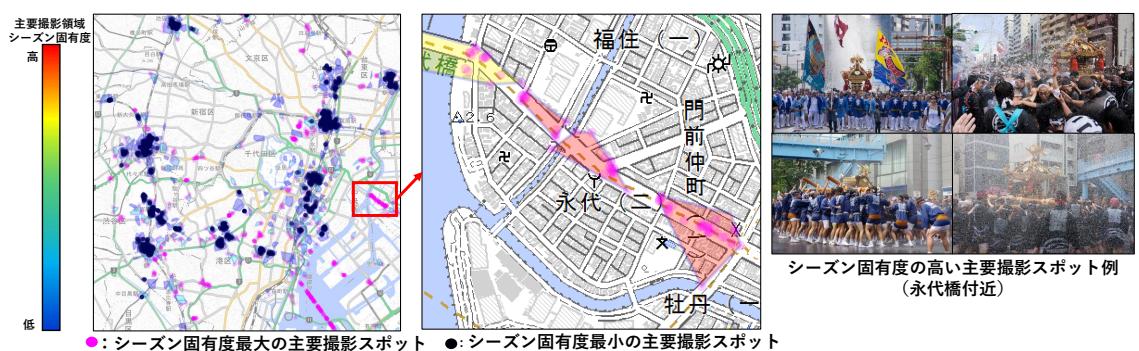


図 6: 東京データ (Season10[8月 4 日 ~ 8月 30 日]) の可視化結果

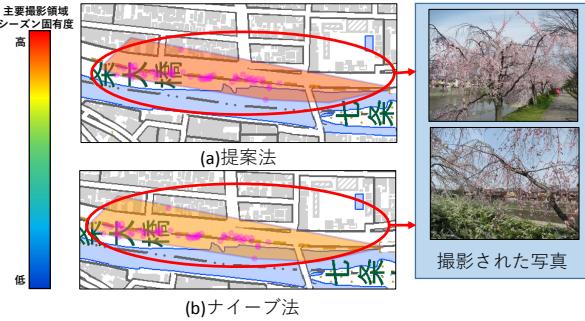


図 7: 各計算方法による主要撮影領域可視化の比較

また、図 6 は東京データにおける Season10 (8月4日～8月30日) の可視化結果である。図 6 より、道路沿いにシーズン固有度が最大の主要撮影領域が複数並んでいるのが見てとれる。これらの主要撮影領域内に含まれる撮影位置のシーズン固有度 $e_{k,n}$ が最大の主要撮影スポットに関する写真を調べると、深川八幡祭りを撮影する傾向があった。つまり、これらの領域は、祭りのときのみに撮影が行われるという固有性を持つ領域であることがわかる。

以上から、京都データセットおよび東京データセットのいずれにおいても、観光地域ごとシーズン固有度が高い主要撮影領域や、シーズン固有度が高い主要撮影スポットがある特定のシーズンにのみ見ることが出来る観光スポットと対応する傾向があることが分かった。

4.3.3 ナイープ法と提案法の比較実験

本研究で提案したシーズン固有度に対し、凸包領域が重なる度合いをモンテカルロ法を適用して面積比で求ることでシーズン固有度を計算するナイープな方法を考えられる。ここでは、ナイープ法に対する提案法の有効性を検証するために、比較実験を行った。

図 7 に、提案法とナイープ法で可視化結果に違いが現れた固有度の高い領域を示す。図 7 は京都データセットにおける Season3 において、五条大橋付近で撮影された鴨川沿いの写真が撮影されていた主要撮影領域である。ここで、図 7(a) の提案法による可視化と図 7(b) のナイープ法による可視化の結果を見比べると図 7(a)の方が赤く、シーズン固有度が高い色を示しているが、図 7(b) のナイープ法による領域は橙色に近づいていることがわかる。この領域内では、桜が咲いている様子が撮影されており、この時期のみに撮影が行われるという固有性をもった主要撮影領域であるため、顕著に赤い領域となることが望ましいと考えられるが、ナイープ法で算出した場合、この領域と重なった異なるシーズンの領域の影響が強く表れたため、ナイープ法によるこの領域の固有度が下がり、より橙色に近づいたものと思わ

れる。

以上の結果より、ナイープ法によってシーズン固有度を決めるよりも提案法によりシーズン固有度を決める方がよりその主要撮影領域に適したシーズン固有度を与えることができることが示唆された。

5 まとめ

本研究では、指定された都市に対して、大量の Geotag 付き写真データを用いてシーズンを検出し、各主要撮影領域と各主要撮影スポットについてシーズン固有性を求め、観光ダイジェストマップとして可視化する手法を提案し、固有性の高い主要撮影領域や主要撮影スポットが、施設とはかぎらない様々な観光スポットと対応することを示した。また、ナイープ法との比較により、提案法の有効性を示した。今後は、観光ダイジェストマップをより洗練させるため、主要撮影領域や主要撮影スポットのアノテーションをより強化する手法を探求する予定である。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 26330352 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 前田高志ニコラス, 吉田光男, 鳥海不二夫, 大橋弘忠. Twitter 位置情報・テキスト情報を用いた人の移動モデル構築と観光地推薦手法の提案. Technical report, 人工知能学会データ指向構成マイニングとミュレーション研究会 (SIG-DOCMAS-9), 11 2015.
- [2] David J. Crandall, Lars Backstrom, Daniel Huttenlocher, and Jon Kleinberg. Mapping the world's photos. In *Proceedings of the 18th International Conference on World Wide Web*, pp. 761–770, 2009.
- [3] 熊野雅仁, 小関基徳, 小野景子, 木村昌弘. 地理および時間情報をもつ写真データに基づいたホット撮影スポットの抽出. 情報処理学会論文誌, Vol. 5, No. 3, pp. 41–53, September 2012.
- [4] 熊野雅仁, 岩渕聰, 小関基徳, 小野景子, 木村昌弘. 集合知に基づいたポピュラー撮影スポットに関する旬シーズンの可視化. 芸術科学会論文誌, Vol. 13, No. 4, pp. 218–228, 2014.

Flickr データに基づいた インタラクティブ観光スポット推薦システム

An Interactive Recommendation System for Sight seeing Spots using Flickr Data

酒井勇人^{1*}

Yuto Sakai¹

熊野雅仁²

Masahito Kumano²

木村昌弘²

Masahiro Kimura²

¹ 龍谷大学大学院理工学研究科電子情報学専攻

¹ Division of Electronics and Informatics, Ryukoku University

² 龍谷大学理工学部電子情報学科

² Department of Electronics and Informatics, Ryukoku University

Abstract: 近年、写真共有サイトに蓄積された大量の写真データを用いた観光スポット推薦システムの研究が注目されている。本研究では、ユーザーが観光地域を指定したとき、ヒトの嗜好の多様性を考慮して、そのユーザーが過去に撮影した写真の地域情報も組み込んだ協調フィルタリングにより、その観光スポットを推薦するとともに、次に訪れる観光スポットを順次推薦するシステムの構築を目指す。Flickr データを用いた実験で有効性を評価する。

1 はじめに

インターネットと常時接続可能な GPS 機能付きのスマートフォンが普及したことにより、旅行者が観光の最中に別の観光スポットを訪れたいと思い立ったときでも、直ちに現在の場所から周辺に存在する様々な観光スポットに関する情報が得られる環境が実現されている。ただし、近年、訪日外国人が意外な場所を観光スポットにしていることが知られるようになり、観光地の推薦法において著名な観光スポットを推薦するだけでなく、ユーザの嗜好に応じて推薦することの重要性が増しつつある。かつてより、個人の嗜好に基づいて推薦を行う個人化推薦は推薦システムの研究 [1, 2, 3] で扱われてきたが、近年、SNS やソーシャルメディアを通じて WEB 空間に蓄積された人々の日常行動をうまく活用し、実行動に基づいて観光へ応用する研究が注目されており、Twitter を活用する研究 [4] などがある。

一方、スマートフォンが撮影位置や撮影時間などの Geo-tag 情報を撮影した写真に付与できるカメラを搭載していることが一般化しているため、旅行する人々の写真撮影行動から実行動をマイニング [5]、旅行プランニングの支援 [6] や、旅行プランの経路生成 [7] なども研究されている。写真是撮影者の心をつかむ対象に遭遇したとき撮影されることが多いことから、撮影地

点は多様な観点による観光先と密接に関係している可能性が高く、各撮影者の多様な嗜好を示している可能性も高いため、過去に撮影された写真情報が撮影者の嗜好を捉えている可能性がある。

我々は、行先としての都市が指定されたとき、ユーザが過去に様々な地域で撮影してきた撮影スポットをすべて考慮し、ユーザと撮影行動の類似性が高い他の複数の撮影者が行った撮影行動を利用して、協調フィルタリングの観点から複数の観光スポットが含まれる観光エリアを推薦する研究 [8] を行った。ただし、この手法では、あるユーザの撮影行動が、撮影地域ごとに変化し得ることを想定していなかった。例えば、同じ一人のユーザでも、京都では寺社仏閣に関する嗜好が現れ、東京ではラーメン好きという嗜好が現れるなど、地域に応じてユーザの異なる嗜好の面が現れる場合を想定することができるため、地域情報を考慮して推薦を行う方法が考えられる。また、観光の最中に臨時に別の観光スポットへの回遊を検討する場合、時間的余裕が十分にある場合と少ない場合では、行先として選ぶ場所が異なってくる場合や、晴れの場合であれば人混みを気にせず人気スポットを選ぶ場合もあれば、雨の日であれば人混みを避けて人が少ない穴場を求める場合など、ユーザの即時の嗜好の変化に応じてインタラクティブに回遊先を選択できる手法も望まれる。

我々は、観光スポット推薦システムをより洗練させるため、個人化推薦により観光スポットを推薦するモードと他のユーザの過去の撮影回遊行動を利用した経路

*連絡先：龍谷大学
滋賀県大津市瀬田大江町横谷 1-5
E-mail: t15m017@mail.ryukoku.ac.jp

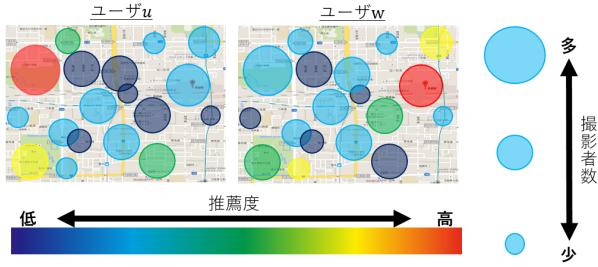


図 1: 観光スポット推薦の例

推薦モードを相互に活用するインタラクティブ観光推奨システムの構築を目指す。そのため、本研究では、その第一歩として、2010年から2014年までの日本で撮影されたGeo-tag付写真による実データを用い、撮影者の異なる面の嗜好が地域により変化するという仮説を立て、観光スポット推薦で地域情報を用いる有効性を検証する。また、観光の最中にユーザーの状況に応じてインタラクティブに効率よく経路選択を支援する経路推薦法の実現を目指すうえで、現在地となる撮影スポットに対し、過去の撮影者の回遊行動に基づいて次の撮影スポットを推薦する方法の有効性を検証する。

2 インタラクティブ観光スポット推薦システム

2.1 観光スポット推薦

ユーザーが訪れる都市の観光スポットを推薦する問題に対して、我々は、まず、明確な領域を持つ施設単位で観光スポットを捉えるのではなく、過去において、人々の実際の行動に裏づけられた未知数の観光スポットを自動的に抽出するため、大量のGeo-tag付写真データから観光スポットを抽出する。ここで、既存の施設は土地区画上の領域を持つが、提案法での観光スポットは実行動に基づいて定まる領域であることに注意しておく。

次に、過去の撮影行動情報が得られるユーザーに対し、観光スポットの個人化推薦問題におけるユーザーの多重嗜好に配慮した推薦手法の第一歩として、本研究では、協調フィルタリングの観点に着目する。例えば、京都を訪れる予定のユーザー u が過去に北海道で写真を撮影した観光スポットにおいて、同様に撮影を行った他のユーザー v が既に京都に訪れ写真を撮影した観光スポットが存在した場合を考える。このとき、協調フィルタリングでは、ユーザー u とユーザー v の過去の撮影行動が似ているほど、類似度が高い関係と見なし、ユーザー v が過去に訪れた観光スポットを推薦する。ここで、ユーザー u が多様な撮影行動をしている場合、ユーザー u の異

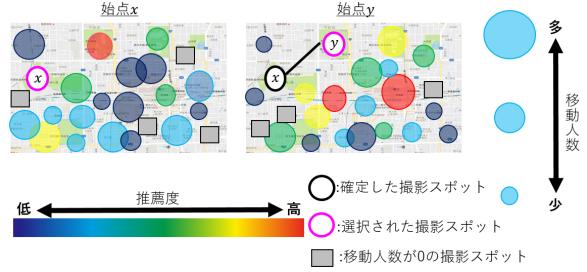


図 2: 経路推薦の例

なる嗜好ごとに類似性の高いユーザー v, v' が、過去に京都を訪れていれば、ユーザー u が訪れる京都で、多様な嗜好に基づくスポットを類似性が高い観光スポットとして同時に推薦できる可能性がある。

これによりユーザー毎に異なる推薦が可能となるため、図1のようにユーザー u とユーザー w では推薦度の高い観光スポットが異なる。図1では色によって推薦度の高低を表している。また、円の大きさは観光スポットにおける撮影者数が多いほど大きくしている。つまり、円の大きさで人々の関心の度合いがわかる。

2.2 経路推薦

毎年、ユーザーの観光スポットを巡る順序に変化がない組み合わせがある場合、その経路を辿ることで密度の高い充実した観光が可能になると考えられる。また、あるスポット間の一方向への移動量が多いほど、その経路は主要な観光経路であると言える。そこで、特定の期間ごとに観光スポット間の移動量を求める、移動量に応じて移動先の確率を決定し、その確率の差を求めることで、同一方向のスポット間移動が期間によって異なるかを検証する。そして、確率の差が小さく、観光スポットの始点の人数が多いスポットを推薦する。

図2に経路推薦を例を示す。図2中の円は撮影スポットを表す。また、円の塗りつぶし色はユーザーが現在注目する選択された撮影スポット（図2中、円周がピンクとなっている撮影スポット）から見たとき、図1の色分けと同様、赤色ならば推薦度が高いことを示す。つまり、確率の差が小さく毎年同じような移動が行われているスポットであるが、選択されたスポットが変わるとたびに変化することに注意しておく。また、円の大きさは、ユーザーが現在注目する選択された撮影スポットから見た移動先への移動人数が多いほど大きくなることを示す。つまり、移動先への確率が高いとき、移動人数が少なくても毎年同じような移動が行われているスポットであり赤く表示されるが、円の大きさにより、移動人数が多いか少ないかを視認することができる。また、円の大きさも、選択されたスポットが変わるとたびに変化することに注意しておく。さらに、図2

中の四角は、ユーザが現在注目する選択された撮影スポットから見たとき、過去に移動がなかった撮影スポットであり、選択されたスポットが変わるたびに変化することに注意しておく。つまりユーザは、選択された撮影スポットを確定し、移動先をさらに選択することで、インタラクティブに観光経路の生成が可能となる。

3 Flickr データ

写真撮影者の実行動に基づいて観光スポットの推薦を行うために、写真共有サイト Flickr から写真データを収集した。Flickr では位置情報付き写真の登録時に、地域を識別する Woe ID (Where on Earth IDentifier) が自動付与される。本研究では、Flickr から、日本の都道府県を識別する woe ID に基づいて 2010 年から 2014 年までの Geo-tag 付き写真データ 4,828,387 枚を収集した。観光スポット推薦法に関する実験については、2 年間を訓練データとし、翌年に京都に訪れているユーザを対象とするデータセットを三つ構築した。一つ目の kyoto2012 データセットでは 2010 年、2011 年を訓練データ、2012 年を予測データとした。二つ目の kyoto2013 データセットでは、2011 年、2012 年を訓練データ、2013 年を予測データとし、三つ目の kyoto2014 データセットでは 2012 年、2013 年を訓練データ、2014 年を予測データとした。経路推薦法に関する実験については、京都で撮影が行われている 2 年間の訓練データと翌年のデータを対象とするデータセットを構築した。また、観光スポットは施設単位ではなく、過去の撮影行動に基づいて観光スポットを抽出するため、ここでは Mean-Shift 法 [9] を適用し、各データセットで使用する 3 年間のデータをすべて用いてバント幅 100m で Mean-Shift クラスタリングを行った。抽出された撮影スポット数は日本全国で 108,547(kyoto2012), 117,329(kyoto2013), 107,779(kyoto2014) となった。経路推薦に用いた京都の撮影スポット数は 1,093(kyoto2012), 1,102(kyoto2013), 1,142(kyoto2014) となった。

4 観光スポット推薦法とその評価

4.1 観光スポット推薦法と評価法

Flickr データから抽出された日本国内の観光スポット全体の集合を \mathcal{R} とし、推薦する観光地域 K¹における観光スポット全体の集合を $\mathcal{R}_K (\subset \mathcal{R})$ とする。本研究では、観光地域 K と関連が深いと考えられる二つの地域 W と E を選び、協調フィルタリングにおける地域情報の利用効果を評価する。地域 W と地域 E にお

¹ 実験では、京都市を対象としている。

ける観光スポット全体の集合をそれぞれ、 $\mathcal{R}_W (\subset \mathcal{R})$ ² と $\mathcal{R}_E (\subset \mathcal{R})$ ³ とし、 \mathcal{R}_W と \mathcal{R}_E 以外の観光スポット全体の集合を $\mathcal{R}_O (= \mathcal{R} \setminus (\mathcal{R}_W \cup \mathcal{R}_E))$ とする。ただし、 $\mathcal{R}_W \cap \mathcal{R}_E = \emptyset$ であり、 $\mathcal{R}_K \subset \mathcal{R}_W$ である。対象とする観測期間において、ユーザ u が訪問した（すなわち、写真を撮影した）観光スポット全体の集合を $\mathcal{R}(u)$ とし、 $\mathcal{R}_K(u) = \mathcal{R}(u) \cap \mathcal{R}_K$ 、 $\mathcal{R}_W(u) = \mathcal{R}(u) \cap \mathcal{R}_W$ 、 $\mathcal{R}_E(u) = \mathcal{R}(u) \cap \mathcal{R}_E$ 、 $\mathcal{R}_O(u) = \mathcal{R}(u) \cap \mathcal{R}_O$ とする。

協調フィルタリングにおける地域情報の利用効果を評価するために、ユーザ u とユーザ v のペアに対して、撮影行動の観測データに基づいた 3 種類の類似度、地域 W における類似度 $\varphi_W(u, v)$ 、地域 E における類似度 $\varphi_E(u, v)$ 、地域 W と地域 E 以外における類似度 $\varphi_O(u, v)$ を導入する。ここに、

$$\begin{aligned}\varphi_W(u, v) &= \frac{|\mathcal{R}_W(u) \cap \mathcal{R}_W(v)|}{|\mathcal{R}_W(u) \cup \mathcal{R}_W(v)|}, \\ \varphi_E(u, v) &= \frac{|\mathcal{R}_E(u) \cap \mathcal{R}_E(v)|}{|\mathcal{R}_E(u) \cup \mathcal{R}_E(v)|}, \\ \varphi_O(u, v) &= \frac{|\mathcal{R}_O(u) \cap \mathcal{R}_O(v)|}{|\mathcal{R}_O(u) \cup \mathcal{R}_O(v)|}\end{aligned}$$

である。そしてこれらを統合して、ユーザ u とユーザ v の類似度 $\varphi(u, v)$ を、

$$\varphi(u, v) =$$

$$c_W \varphi_W(u, v) + c_E \varphi_E(u, v) + (1 - c_W - c_E) \varphi_O(u, v)$$

と定義する。ここに、 c_W, c_E は $c_W \geq 0, c_E \geq 0, c_W + c_E \leq 1$ を満たすパラメータである。任意のユーザ u に対して、観光地域 K の観光スポット $R \in \mathcal{R}_K$ の u に関するスコア $f(R; u)$ を

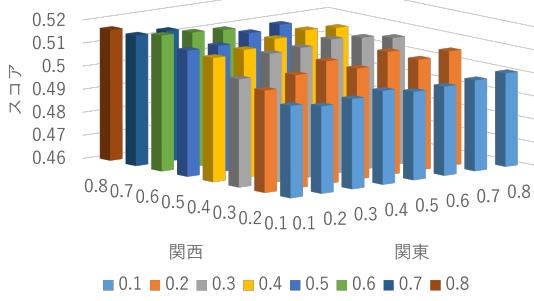
$$f(R; u) = \sum_{v \in \mathcal{U}(R)} \varphi(u, v)$$

と定義する。ここに、 $\mathcal{U}(R)$ は対象とする観測期間に R を訪問した（すなわち、 R で写真を撮影した）ユーザ全体の集合である。我々は、スコア $f(R; u)$ の値にしたがって観光地域 K の観光スポット群 \mathcal{R}_K をランキングして、ユーザ u に観光スポットを推薦する。特に、本システムでは、スコア $f(R; u)$ の値にしたがって観光スポット R を色づけして地図上に表示することにより、ユーザごとにビジュアルでわかりやすい観光スポット推薦を実現する。

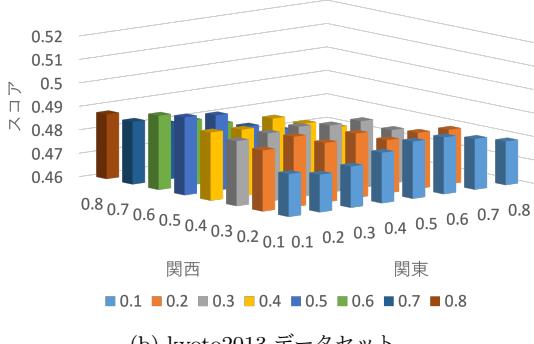
実験では、対象とする予測期間（すなわち、推薦期間）にユーザが実際に訪問した観光地域 K 内の観光スポット群に対し、その数よりも m_0 倍だけ多い数の観光スポット群を推薦した場合の再現率 (recall) を性能スコアとして、本観光スポット推薦法の性能を評価する。ただし、 m_0 は事前に設定する非負の整数であり、実験では特に $m_0 = 5$ とした。

² 実験では、関西地域の観光スポット群を対象としている。

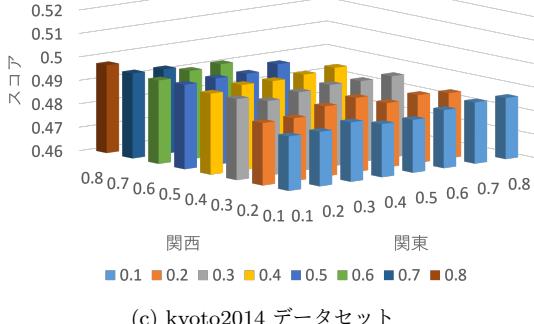
³ 実験では、関東地域の観光スポット群を対象としている。



(a) kyoto2012 データセット



(b) kyoto2013 データセット



(c) kyoto2014 データセット

図 3: 観光スポット推薦における地域情報の利用効果の評価結果

4.2 評価結果

観光スポット推薦において地域情報を活用することの有効性を検証するため、指定された都市として京都を対象とし、kyoto2012 データセット、kyoto2013 データセット、kyoto2014 データセットに対して、観光スポット推薦法を適用した。図 3a は、kyoto2012 データセットを対象として推薦者全員に対する推薦実験の平均スコアである。ただし、地域情報を活用する上で、地域 W (関西地域)、地域 E (関東地域) に関する情報の効果を検証するため、地域 W の重み c_W と地域 E の重み c_E を 0.1 刻みで変化させた結果となっている。尚、推薦者については、指定された都市で、複数の撮影スポット

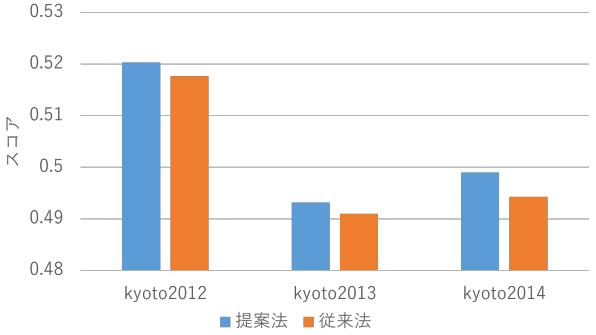


図 4: 観光スポット推薦における提案法の性能評価

トを回遊するようなユーザに着目するため、京都市内で 3 か所以上の撮影スポットを訪問したユーザを対象とした。さらに、嗜好の多様性を反映させるため $\varphi(u, v) > 0$ となる他の撮影者が 10 人を超えた推薦者を対象とした。また、スコアの計算において、各推薦者に提示する観光スポット数については、指定された都市内で回遊する撮影スポット数の多さに応じて増やすため、予測期間において訪れた撮影スポット数に対して m_0 倍の撮影スポットを提示して実験を行った。また、図 3b は、kyoto2013 データセット、図 3c は、kyoto2014 データセットを適用した場合の結果である。図 3a、図 3b、図 3c いずれにおいても、京都の撮影スポットを推薦する上では、関東地域の重み c_E が小さく、関西地域の重み c_W が大きいときにスコアが高まる傾向があるものの、関西地域の重み c_W が 0.8 と最大になるときにスコアが最も高い値を示しているわけでもないことがわかる。

ここで、重みを考慮しない、つまり、 $c_E = 1/3$, $c_W = 1/3$, $1 - c_W - c_E = 1/3$ とする従来法に対し、スコアが最大となる重みの組み合わせを採用したときの性能比較を図 4 に示す。図 4 より、いずれのデータセットにおいても従来法より地域情報を考慮した提案法の性能が高い傾向を示すことがわかる。尚、スコアが最大となった際の kyoto2012 の場合の重みは $c_W=0.5$, $c_E=0.4$ 、その他の重みが 0.1 であり、kyoto2013 の場合の重みは $c_W=0.3$, $c_E=0.3$ 、その他の重みが 0.4 であり、kyoto2014 の場合の重みは $c_W=0.5$, $c_E=0.4$ 、その他の重みが 0.1 であった。図 4 より、重みは関西地域の重み c_W と関東地域の重み c_E が近いときスコアが最大となるものの、関西地域の重み c_W が関東地域の重み c_E を下回ることはなく、地域情報を考慮することの有効性が示唆された。尚、kyoto2013 データセットでは、京都の撮影スポットを推薦する上で、関西ではなく、その他の地域の重みが高いときにスコアが最大となっており、地域情報の効果として興味深い結果となっているものの、詳しい分析は今後の課題とする。

5 経路推薦法とその評価

5.1 経路推薦法と評価法

指定された観光地域 K におけるインタラクティブ観光経路推薦を考える。本システムでは、Flickr データから抽出された観光地域 K の観光スポット群 $\mathcal{R}_K (\subset \mathcal{R})$ に対して、ある $R_0 \in \mathcal{R}_K$ が始点として与えられたとき、過去に R_0 から移動して来たユーザ数に応じて次に訪れる観光スポットを各ユーザに推薦する。すなわち、任意の $R \in \mathcal{R}_K$ に対して、過去のデータに基づいて一般的ユーザが R_0 から R に移動する確率

$$P(R_0, R) = \frac{|\mathcal{U}(R_0, R)|}{\sum_{R' \in \mathcal{R}_K} |\mathcal{U}(R_0, R')|}$$

を計算し、移動確率 $P(R_0, R)$ にしたがって観光スポット R を色づけて地図上に表示することにより、ビジュアルでわかりやすい経路推薦を実現する。ここに、 $\mathcal{U}(R_0, R)$ は過去に R_0 の次に R で写真を撮影したユーザ全体の集合である。ユーザが次の観光スポットに移動したならば、その観光スポットを始点としてまた同様な経路推薦を示すことにより、我々はインタラクティブな観光経路の推薦システムを提供する。

実験では、各観光スポット $R_0 \in \mathcal{R}_K$ に対して、対象とする予測期間における R_0 から観光スポット R への実際の移動確率 $P_1(R_0, R)$ と、対象とする観測期間において求めた R_0 から R への移動確率 $P(R_0, R)$ との誤差 $g(R_0)$ を評価する。ここに、予測期間に R_0 の次に R で写真を撮影したユーザ全体の集合を $\mathcal{U}_1(R_0, R)$ とし、 $P_1(R_0, R)$ は、

$$P_1(R_0, R) = \frac{|\mathcal{U}_1(R_0, R)|}{\sum_{R' \in \mathcal{R}_K} |\mathcal{U}_1(R_0, R')|}$$

であり、 $g(R_0)$ は、

$$g(R_0) = \sum_{R \in \mathcal{R}_K} |P_1(R_0, R) - P(R_0, R)|$$

である。我々は、予測期間における R_0 への実際の訪問ユーザ数（すなわち、 R_0 で写真を撮影したユーザ数） $N(R_0)$ と誤差 $g(R_0)$ の関係に基づいて本システムの性能を評価する。

5.2 評価結果

ユーザに対し、過去の他の撮影者たちによる回遊行動の傾向を経路推薦に用いるアプローチの有効性を検証するため、観測期間と予測期間に関する移動確率の誤差（縦軸）に対する、訪問ユーザ数（横軸）との関係を図 5a, 図 5b, 図 5c に示す。図 5a は 2012kyoto データセット、図 5b は 2013kyoto データセット、図 5c

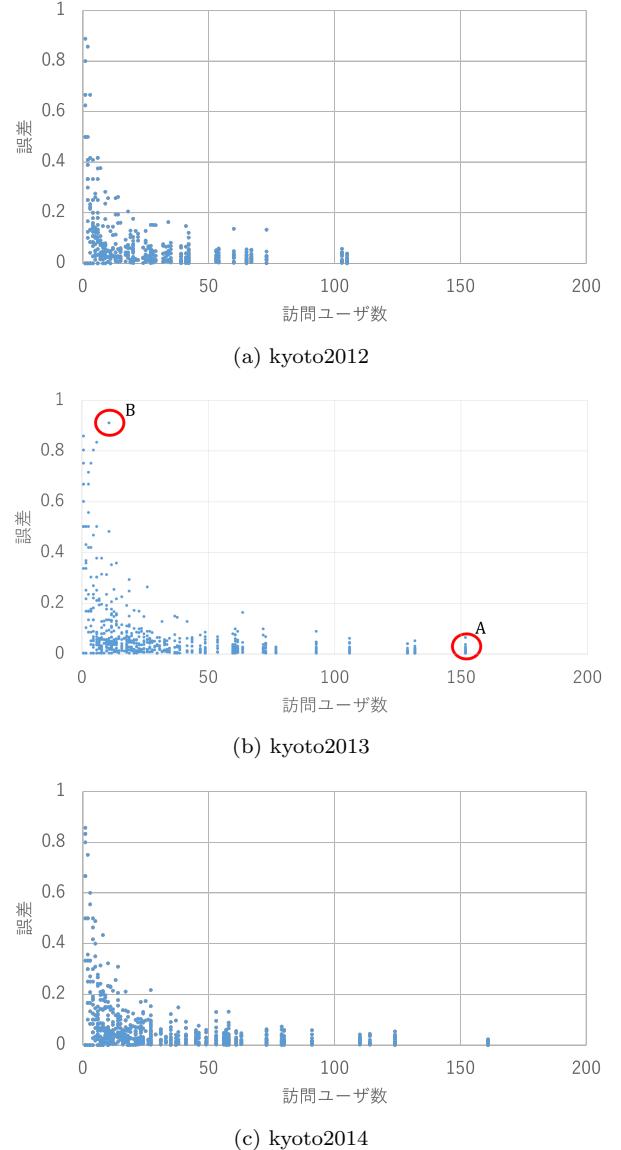


図 5: 経路推薦の評価結果

は 2014kyoto データセットの結果となっている。図 5a, 図 5b, 図 5c いずれもユーザにより選択された撮影スポットの訪問ユーザ数が多い場合、誤差の大きい場所はなかった。つまり、訪問ユーザ数の多い撮影スポットでは、他の撮影スポットに移動する傾向が、観測期間と予測期間で差がなく、移動パターンが安定していることを示唆している。また、図 5a, 図 5b, 図 5c いずれも訪問ユーザ数が少ない撮影スポットでも誤差が少ないものが多数存在するものの、誤差の大きいものが現れる傾向がある。つまり、訪問ユーザ数が少ない撮影スポットでは、観測期間と予測期間とで移動パターンが大きく変化する場合があることを示唆していると思われる。

表 1: 誤差が小さい撮影スポットの人の移動の割合

始点	移動先	移動人数 (2013)	移動確率 (%)(2013)	誤差 (%)
清水寺	高台寺	21	13.81	6.30
	八坂神社	18	11.84	0.59
	河原町駅	10	6.57	0.07
	京都駅	8	5.26	1.21
	銀閣寺	7	4.60	1.64

表 2: 誤差が大きい撮影スポットの人の移動の割合

始点	移動先	移動人数 (2011, 2012)	移動確率 (%)(2011, 2012)	移動人数 (2013)	移動確率 (%)(2013)
天神通 (北)	天神通	0	0	3	27.2
	七本松通	1	100	1	0.09
	西大路 通交差点	0	0	1	0.09
	北野百 梅町駅	0	0	1	0.09
	九条通	0	0	1	0.09

ここで、図 5b に着目し、訪問ユーザ数が多い撮影スポット（図 5b の A）について、より詳しく検証するため、その撮影スポットからの各移動先について人数と移動確率の関係の一部を表 1 に示す。表 1 から、訪問ユーザ数の多い撮影スポットが清水寺であり、五つの移動先があり、それぞれ移動確率にばらつきがあるものの、移動誤差が少ないとことから、この移動パターンがあまり変化していないことを示しており、過去の撮影者の移動傾向を推薦に用いる有効性が示唆された。また、訪問ユーザ数が少ないスポットで誤差が最大となった撮影スポット（図 5b の B）について、より詳しく検証するため、その撮影スポットからの各移動先について人数と移動確率の関係の一部を表 2 に示す。表 2 から、その撮影スポットは天神通（北）であり、観測期間では撮影者が一人で移動先が七本松通りのみであったが、予測期間は 7 人の訪問ユーザが七本松通りを含めた五つの移動先に移動しており、移動パターンが大きく変化したことが誤差が大きくなった原因であったことがわかる。

6 まとめ

本研究では、人々が観光地で写真を撮影する実行動をうまく利用して撮影スポットや撮影経路を対話的に推薦するインタラクティブ観光スポット推薦システムの構築に向け、ユーザの過去の撮影行動を活用し、撮影者の異なる面の嗜好が地域により変化するという仮説を立て、撮影スポット推薦法に関してユーザの異なる地域での撮影行動を考慮することに有効性があることを示した。また、経路推薦法に関して他の撮影者の過去の回遊行動を活用する提案法の有効性を示した。ただし、得られた経路上の撮影スポットは、観光スポット

推薦モードで見直せば、ユーザの個人嗜好の観点で推薦度が高い撮影スポットであるか否かを確認できるため、二つのモードを相互に活用すれば経路推薦でも間接的にユーザの嗜好との一致性が検証可能である。今後は、観光中に別の観光先を推薦する上で、効率的なインターフェースを実装し、インタラクティブ観光スポット推薦システムを構築し、評価を行う予定である。

参考文献

- [1] 神鳴敏弘. 推薦システムのアルゴリズム (1). 人工知能学会誌, Vol. 22, No. 6, pp. 826–837, 2007.
- [2] 神鳴敏弘. 推荐システムのアルゴリズム (2). 人工知能学会誌, Vol. 23, No. 1, pp. 89–103, 2008.
- [3] 神鳴敏弘. 推荐システムのアルゴリズム (3). 人工知能学会誌, Vol. 23, No. 2, pp. 248–263, 2008.
- [4] 前田高志ニコラス, 吉田光男, 鳥海不二夫, 大橋弘忠. Twitter 位置情報・テキスト情報を用いた人の移動モデル構築と観光地推薦手法の提案. Technical report, 人工知能学会データ指向構成マイニングとミュレーション研究会 (SIG-DOCMAS-9), 11 2015.
- [5] Yuki Arase, Xing Xie, Takahiro Hara, and Shojiro Nishio. Mining people's trips from large scale geo-tagged photos. In *Proceedings of the 18th International Conference on Multimedea*, pp. 133–142, 2010.
- [6] Huagang Yin, Xin Lu, Changhu Wang, Nenghai Yu, and Lei Zhang. Photo2trip: an interactive trip planning system based on geo-tagged photos. In *Proceedings of the 18th International Conference on Multimedea*, pp. 1579–1582, 2010.
- [7] Xin Lu, Changhu Wang, Jiang-Ming Yang, Yanwei Pang, and Lei Zhang. Photo2trip: generating travel routes from geo-tagged photos for trip planning. In *Proceedings of the 18th International Conference on Multimedea*, pp. 143–152, 2010.
- [8] 加藤風太, 熊野雅仁, 木村昌弘. ソーシャルシェアデータを用いた観光エリア推薦システム. Technical report, 人工知能学会情報アクセスと可視化マイニング研究会 (SIG-AM-11-06), 2015.
- [9] David J. Crandall, Lars Backstrom, Daniel Huttenlocher, and Jon Kleinberg. Mapping the world's photos. In *Proceedings of the 18th International Conference on World Wide Web*, pp. 761–770, 2009.