観光地推薦のための写真を利用した ユーザ嗜好プロファイル拡張手法の検討

柴本 恵理子[†] 鷹野 孝典[‡]

†神奈川工科大学大学院 工学研究科 情報工学専攻 〒243-0292 神奈川県厚木市下荻野 1030 ‡神奈川工科大学 情報学部 情報工学科 〒243-0292 神奈川県厚木市下荻野 1030

E-mail: † s1985003@cco.kanagawa-it.ac.jp, ‡ takano@ic.kanagawa-it.ac.jp

あらまし モバイル端末に搭載されているデジタルカメラの高性能化に伴い,個々人の思い出や体験を写真で撮影し,Social Networking Service (SNS) などを通じて他者と共有するという機会が増えている.写真は情報量に富んでおり,また言葉に表せない内容についても直感的に伝えることができるため,考え,意図,感情などを共有するのに適している場合がある.先行研究において,ユーザが撮影した写真から抽出した嗜好情報に基づく観光地推薦システムを提案したが,ユーザが撮影していない場所や未訪問地の推薦が困難であった.そのため,本研究では,観光地推薦のためのユーザ嗜好プロファイル拡張手法の検討を行う.本手法では,ユーザが撮影した画像集合を嗜好プロファイルと捉え,深層学習を利用した画像コンテキスト推定モデルを適用することにより,ユーザの嗜好プロファイルの拡張を行う.ユーザの嗜好プロファイルの拡張を行うことで,ユーザが撮影したことのないような場所あるいは訪れたことのないような場所の推薦が可能となる.実験により実現可能性の検証を行う.

キーワード 情報推薦,プロファイル拡張,観光地データ

1. はじめに

情報推薦システムは、日常生活の中で新たな知識や 経験をみつけるために必要不可欠なものとなっている. 例えば, Amazon.com[6] のような商用サイトや Spotify[7]のような音楽ストリーミングサービスなど, 多くのサービスにおいて推薦機能が組み込まれている. このようなサービスにおいて適切な情報を推薦するた めに,ユーザの情報嗜好を抽出することが重要である. 一方、スマートフォンなどのモバイル端末に搭載され ているデジタルカメラの高性能化に伴い, 個々人の思 い出や体験を写真で撮影し、Facebook[8]のような Social Networking Service (SNS) などを通じて他者と 共有するという機会が増えている. 写真は情報量に富 んでおり, 言葉に表せない内容についても直感的に伝 えることができるため、考え、意図、感情などを共有 するのに適している場合がある. このようなユーザが 撮影した写真集合からユーザの情報嗜好を暗黙的に抽 出することが可能であると考えられる. 写真からユー ザの情報嗜好を暗黙的に抽出することにより, ユーザ の情報嗜好に関するプロファイルを自動的に構築する ことが可能となる.

我々は、先行研究において、旅行者が持つ嗜好情報をユーザにより撮影された写真集合から抽出し、それに基づいた観光地推薦システムを提案してきた[5]. しかし、先行研究における観光地推薦システムでは、ユーザが撮影した場所やそれらと類似する場所を推薦することは可能であるが、ユーザ自身が撮影していない場所あるいはユーザが訪れたことのないような場所の

推薦が困難であった.

本研究では、この課題に対処するため、ユーザが撮影した画像集合を嗜好プロファイルと捉え、深層学習による画像コンテキスト推定モデルを適用することにより、ユーザの嗜好プロファイルの拡張を行う.本手法により、対象ユーザが撮影したことのないような場所あるいは今まで訪れたことのなかったような場所の推薦が可能となる.実験では、Cifar-10 写真データセット[9]を用いた実験により、提案手法の実現可能性を検証する.

2. 関連研究

関連研究として、画像を利用したスポット推薦手法[1][4]やプロファイル構築による情報推薦手法[2][3]について述べる.

文献[1]では、画像に POI 推薦の性能を改善するために、位置情報を用いてユーザに対して興味のある場所を推薦する手法に視覚的なコンテンツを組み込んだ A Visual Content Enhanced POI recommendation (VPOI)を提案している。文献[4]では、ユーザの履歴となるスポット情報においてテキスト情報だけではなく画像が多く用いられていることに着目し、画像特徴量に基づくユーザプロファイル拡張手法、およびローカルショップ推薦への応用方法を提案している。この拡張手法では、ユーザの行動履歴だけでなく、訪問場所に対応付けられる画像群を収集することで、プロファイルを拡張している。本研究で提案するプロファイル拡張方式では、深層学習を用いてユーザが保持する写真集合か

ら推定される写真で拡張する.このため,内容が類似する写真に限らず,時間的関連あるいは共起頻度などに基づいて写真を拡張できる点に相違点がある.

また、個人の興味に応じた情報推薦を実現するために、ユーザプロファイル構築方法に焦点を当てた研究も多数ある。文献[2]では、ソーシャルストリームに対するユーザの閲覧時の振舞いから、ユーザのプロファイルを構成する手法を提案している。コンテンツの発信者に対する興味を示すプロファイルを構成するために、閲覧時間に基づいてユーザが興味を持つ投稿された。、閲覧時間に基づいてユーザが興味を持つ投稿を推定している。文献[3]では、Webページ閲覧時のユーザのマウス操作を利用して、ユーザが興味をあったと思われるテキスト部分を抽出し、その場での適合性フィードバックを実現している。これに対して、提案とはユーザが撮影した写真集合から抽出される。当ではユーザが撮影した写真集合から抽出される呼情報に応じた情報推薦を行う。

3. 研究動機

情報推薦分野において,ユーザプロファイルとは情報推薦システムが推薦する際に参照するユーザの興味や関心に関する嗜好情報である.このため,ユーザプロファイルの内容が,情報推薦システムの推薦精度に大きく影響する.

本研究における観光地推薦システムでは、ユーザが撮影した写真集合をユーザ嗜好プロファイルとして扱う. ユーザは、ユーザ自身が撮影した写真に対して関心があると考えられるため、撮影した写真集合をプロファイルとして利用することにより、嗜好性に応じた観光地を推薦することが可能となる. しかし、ユーザが撮影した写真集合だけからプロファイルを構築し推薦を行った場合、ユーザが撮影したことのないような場所やユーザが訪れたことのないような場所を推薦することが困難である.

本研究では、他のユーザが所有する大量の写真集合を学習することで、時間的な関係や共起頻度に基づいて関連する写真集合を推定で層ニューラルルを構築できると考えた。深層ニューラルル像できると考えた。深層ニューラルル像では基づいて、ユーザが撮影した階好プロファイルを拡張所の推影したことのないする。例えば、画像やサーフィンがような場所に海の場合、深層ニューがッカーがの撮影した写真集合に海の場合、深層ニューがットワークを用いて、海やサーフィンの嗜好では、ユーザがこれまで体験したことのないウィアイルを拡張し、ウィンドサーフィンが盛んな観光地も推薦し、ウィンドサーフィンが盛んな観光地

対象とすることができる.このように,写真集合から 推定される写真を用いて嗜好プロファイルを拡張する ことで,ユーザ自身が撮影したことのないような風景, 活動,グルメ情報なども,今後ユーザが興味を持つ対 象として捉え,それらに対応づく場所の推薦が実現で きると考えられる.さらに,拡張したプロファイルは 情報推薦以外にも,様々なアプリケーションでユーザ の嗜好を反映するものとして再利用することができる.

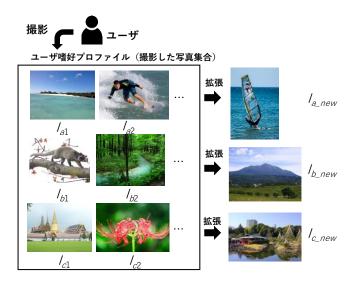


図 1 プロファイル拡張の例

4. 提案方式

本研究では、先行研究で示した観光推薦システムに おいて、ユーザが撮影した写真集合から構成される嗜 好プロファイルを拡張する方式を提案する.本章では、 まず 4.1 節で先行研究の概要について述べる. 次に 4.2 節において、提案手法であるユーザ嗜好プロファイル 拡張手法を示す.

4.1. 嗜好情報に基づく観光地推薦システム

先行研究で提案した嗜好情報に基づく観光地推薦 システムの概要図を図 2 に示す.

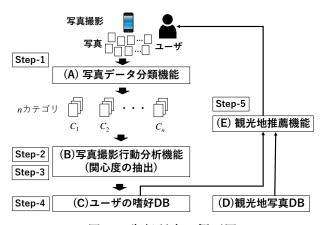


図 2 先行研究の概要図

本システムは、ユーザが撮影した写真集合から嗜好情報を抽出するために、観光地写真のジャンルごとの撮影頻度だけではなく編集行程を分析することにより、ユーザ自身が撮影した写真に対する関心度を算出する点に特徴がある.

本システムにおける嗜好情報に基づく観光地推薦 手順を示す.

- Step-1: ユーザ u の撮影写真データ $I_u = \{i_{u1}, i_{u2}, \cdots, i_{uN}\}$ を,観光地を特徴づける n 個のカテゴリ C_x $(x=1, 2, \cdots, n)$ に分類する.分類アルゴリズムは,Convolutional Neural Network 等を適用する.
- Step-2: 写真撮影行動 $BP = \{B_1, B_2, \cdots, B_n\}$ について、関心度を測るために頻度 $N_x(B_i)$ を算出する. ここで、 B_i は、 B_1 :写真撮影、 B_2 :露光量変更、 B_3 :コントラスト調整、 B_4 :ホワイトバランス調整、 B_5 :切り取りのように、写真撮影行動の要素を表している. 頻度 $N_x(B_i)$ の算出において、例えば、 B_1 :写真撮影の頻度を算出する場合、写真データ I_u において、各カテゴリ x に分類された写真データ数 $N_x(B_1)$ を数える.
- Step-3: Step-2 で算出した $N_x(B_i)$ の総和 S_x を取る. S_x に基づいて, ユーザが潜在的に着目している分野を判断できる.
- Step-4: Step-3 で算出した S_x に基づいてユーザ u の観光地に関する嗜好 P_u を、各カテゴリ x の分類枚数と編集工程数の総和 S_x を用いて、ユーザ u の嗜好ベクトル P_u を下記のように抽出する.

$$\mathbf{P}_{u} = [S_{1}, S_{2}, ..., S_{n}] \tag{1}$$

Step-5: Step-4 で抽出したユーザ嗜好に基づいて,観光地写真データベースから観光地写真を抽出し,ユーザに推薦する.まず,観光地vの写真データ $L_v = \{l_{v1}, l_{v2}, l_{v3,...,} l_{vM}\}$ に対して,各観光地vの特徴ベクトルを抽出する.ここで,観光地の推薦において,ユーザの関心と観光地の特徴の傾向が近いものを選択して,ユーザに提示することが妥当であると考え,ユーザの嗜好ベクトル P_u と観光地の特徴ベクトル l_v のコサイン尺度の値に応じて,観光地のランキングを行う.

$$sim(\mathbf{P}_u, \mathbf{L}_v) = \mathbf{P}_u, \cdot \mathbf{L}_v / |\mathbf{P}_u| |\mathbf{L}_v|$$
 (2)

4.2. ユーザ嗜好プロファイル拡張手法

提案手法では、4.1 節の Step-1 で撮影写真データを 分類後に、深層ニューラルネットワークにより写真集 合から嗜好を満たすと推定される写真を拡張する. 提 案手法は、下記の2つのプロセスからなる.

- (1) 学習プロセス: 他のユーザが撮影した写真集合から写真カテゴリの組み合わせの共起頻度を算出し, 共起頻度の高い写真カテゴリの組み合わせを深層学習により学習し, 画像コンテキスト判定モデルを構築する.
- (2) 写真集合拡張プロセス:対象ユーザの撮影写真データを,(1)で構築した画像コンテキスト判定モデルを用いて拡張する.

下記に、各プロセスの実行手順を説明する.

【(1)学習プロセス】

- Step-1: 複数のユーザ $U = \{u_1, u_2, ..., u_m\}$ の写真集合 I_{uv} について、それぞれカテゴリ C_x に分類する.
- Step-2: 分類した各写真集合をトランザクションとみなし、アプリオリ・アルゴリズムなどを適用して、カテゴリの組み合わせについて、指定した確信度 c、支持度 s に応じた相関ルール集合 $R = \{r_1, r_2, ..., r_k\}$ を抽出する. ここで、各 r_q は $\{C_{x1}, C_{x2}, ..., C_{xs}\}$ → C_{xt} の形をした相関ルールである.
- Step-3: Step-2 で抽出したルール集合 R について,各 r_q の左辺を入力,右辺を正解とした深層学習を行う.ただし,入力は,左辺の各カテゴリ C_x に属する画像 I_x の列である.ここで,深層ニューラルネットワークは,画像 I_x を畳み込みニューラルネット(CNN)でエンコードし,エンコードされた画像特徴の列をLSTM(Long short-term memory)などでデコードする画像コンテキスト推定モデル M として実現する(図2).

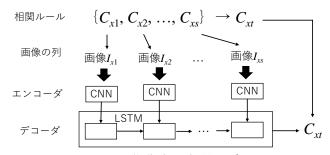


図 3 画像集合の学習モデル

【(2)写真集合拡張プロセス】

- Step-1: 対象ユーザuの写真集合 $I_u = \{i_{u1}, i_{u2}, \dots, i_{uN}\}$ をn個のカテゴリ C_x に分類する.
- Step-2: 分類したカテゴリの任意の組み合わせを、学習プロセスで生成した画像コンテキスト推定モデルMに入力し、推定結果として画像カテゴリ C_{new} を得る.
- Step-3: Step-2 で得た C_{new} に属する画像 I_{new} で対象ユーザu の嗜好プロファイルを拡張する.

5. 実験

実験では、ユーザ嗜好プロファイルの拡張を行うために、4.2 節で示した深層学習を用いた画像コンテキスト推定モデルの構築が実現可能であるかを検証する.

5.1. 実験環境

実験データとして, cifar-10 の学習データセットを用いる. 画像のカテゴリとして飛行機, 自動車, 鳥, 猫, 鹿, 犬, カエル, 馬, 船, トラックの 10 カテゴリを用いる. 学習用画像には, 各カテゴリ 5,000 枚ずつの合計 50,000 枚, テスト用画像には各カテゴリ 1,000 枚ずつの合計 10,000 枚を用いる. また, 画像コンテキストモデルの画像エンコーダには CNN を用いて, 画像特徴の列のデコーダには LSTM を用いた.

5.2. 実験方法

10個のカテゴリから 2個のカテゴリのペアを作り、対応する推定カテゴリラベルを正解の画像コンテキストとして設定する(表 1). 表 1の画像カテゴリのルールに従い、提案手法を用いて、深層学習を利用することで、画像コンテキスト推定モデルを構築し、精度を確認する. 学習用の各画像カテゴリの画像枚数は 5000枚、テスト用の画像枚数は 1000枚である. カテゴリに属する画像のペアの学習例を図 4に示す.

表 1 学習用の画像カテゴリの設定

カテゴリ 1	カテゴリ 2	画像コンテキスト
飛行機	自動車	船
鳥	猫	カエル
鹿	犬	馬
カエル	馬	犬
船	トラック	自動車



図 4 画像ペアの学習例

5.3. 実験結果

画像ペアを用いて学習させた結果を表 2 に示す. 分類ペア数が 2 個の時は 94.1%と高精度に画像コンテキストを推定することができた. また, 画像ペア数が 5 個の時は, 若干精度が下がり 70.0%の結果となった.

精度が下がってしまったのは、個々の CNN の分類

精度が 85%~90%程度であったので, 2 つの CNN を適用した場合は, 70%(=85x85)程度となったためだと考えられる. 以上の結果より, 深層学習を利用して, 画像コンテキスト推定モデルを構築することにより, ユーザの嗜好プロファイル拡張が可能である見込みを得ることができた.

表 2 実験結果

分類ペア数	精度
1	100.0%
2	94.1%
3	73.9%
4	72.1%
5	70.0%

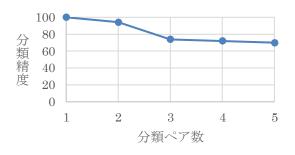


図 5 実験結果

6. まとめ

本研究では、写真を利用し深層学習を用いることで、 ユーザ嗜好プロファイル拡張手法の検討を行った。ま た、実験により提案手法の実現可能性を検証した.

今後の予定として、今回の実験では画像の列数が 2 個と少なかったが、画像の列数を増やした実験を行う予定である、また、画像の列数を増やすのに伴い、実験考察で述べたように、画像コンテキストの推定精度が下がる可能性がある.このため、転移学習を適用した画像エンコーダモデルの精度改善も試みる.さらに、実際の撮影写真データを用いて、画像コンテキスト推定が実現可能であるかを評価していく予定である.

参考文献

- [1] Suhang Wang, Yilin Wang, Jiliang Tang, Kai Shu, Suhas Ranganath, Huan Liu, "What Your Images Reveal: Exploiting Visual Contents for Point-of-Interest Recommendation", WWW '17 Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web Pages 391-400.
- [2] 土岐 真里奈, 牛尼 剛聡 "ソーシャルストリーム 閲覧時の振舞いを利用したユーザプロファイル 構成手法", 情報処理学会論文誌データベース (TOD) 6(4), 35-45, 2013-09-27
- [3] 土方 嘉徳, "情報推薦・情報フィルタリングのためのユーザプロファイリング技術", 人工知能学会誌 = Journal of Japanese Society for Artificial

Intelligence 19(3), 365-372, 2004-05-01

- [4] 井 源, 大東 佑太, 延原 肇, 横石 圭介, "画像特徴量を利用したユーザプロファイルの拡張とローカルショップ推薦への応用", 人工知能学会全国大会論文集 JSAI2016(0), 1C21-1C21, 2016
- [5] 柴本 恵理子, Kittirojrattana Chalisa, Koopipat Chawan, Hansuebsai Aran, 鷹野 孝典, "観光地写真を対象とした写真撮影行動に基づく 嗜好抽出手法の検討",第 81 回全国大会講演論文集 2019(1), 413-414, 2019-02-28.
- [6] Amazon.com, https://www.amazon.com/, 2020/01/08
- [7] Spotify, https://www.spotify.com/jp/, 2020/01/08
- [8] Facebook, https://ja-jp.facebook.com/, 2020/01/08
- [9] The CIFAR-10 dataset, https://www.cs.toronto.edu/~kriz/cifar.html, 2020/01/08