

画像特徴量を利用したユーザプロフィールの 拡張とローカルショップ推薦への応用

An Extension of Users' Profiles based on Image Features and its Application to Local Shops Recommendation

井源^{*1} 大東 佑太^{*1} 延原 肇^{*1}
Gen I Yuta OHIGASHI Hajime NOBUHARA

横石 圭介^{*2}
Keisuke YOKOISHI

^{*1} 筑波大学 システム情報工学研究科 知能機能システム専攻^{*2} 株式会社サイバード
University of Tsukuba Graduate School of Systems and Information Engineering CYBIRD Co.,Ltd

This paper describes an ideas about how to recommend local shops for lifelog applications users based on their GPS logs. The system works in three steps. First, get the images about local shops through Facebook graph API and users' GPS logs. Secondly, compute the SIFT Features of the images and translate them into the vectors called Bags of visual words(BoVW). Thirdly, compare the BoVW between users' GPS logs and local shop then send the similar local shop information for users'. It is a kind of image-based algorithm that can increase the accuracy rate of recommendations for users without text profiles.

1. はじめに

近年、インターネットの普及やライフログサービスの成長、および高性能端末の登場により、従来は取得が難しかった高精度の行動履歴が入手可能になっている[1]。それらの情報を活用することで、地理情報に特化した推薦サービスが実現できるようになっている。本研究では、このようなサービスの一つとして、著者の所属する研究室と企業が共同で開発しているライフログアプリ「FourDiary」に着目および機能拡張を目的とする[2]。FourDiaryでは、ユーザの日常生活に役に立つ周辺スポット情報提供するために、ニュース、Foursquare、Twitter、Facebookの各情報推薦モジュールが実装されている。それぞれのモジュールで取り扱う情報には固有の特性(即時性、一般性、ローカル性など)があり、それらが相補的に連動することでFourDiary全体のサービスが構成されている。著者が担当するFacebookモジュールでは、一般的に良く名前が知られているチェーン店とはとは異なり、独自のサービスを提供する店舗(以降、ローカルショップと呼ぶ)を抽出し、これらをユーザの訪問場所にあわせて推薦することを目的としている。

これまでのFacebookモジュールで採用していたアルゴリズムでは、まずユーザの行動履歴をクラスタリングし、構成されたクラスタから当該ユーザの活動の活発なエリアを推定する。次に、その推定エリアの情報と、Facebookのローカルショップ情報を参照することによって、ユーザの身近なローカルショップの推薦することが可能となっている。しかし、この従来のアルゴリズムでは、ユーザの行動範囲を中心に推薦するため、ユーザの嗜好の反映という観点で改良の観点において、行動範囲のみを考慮して推薦するため、改良の余地がある。そこで本研究では、Facebookの投稿には画像が多用されていること、またユーザの履歴としてのスポット情報にもテキストではなく画像が多用されていることに着目し、画像特徴量に基づくローカルショップおよびユーザのプロファイルの拡張、およびその推薦への応用を目的とする。

提案手法では、Facebookにおけるローカルショップ情報とFourDiaryのユーザ履歴を結び付け結びつける橋梁の画像特徴量として、SIFT特徴量を採用する。すなわち、Facebookのローカルショップ画像群とユーザの行動履歴として記録されているスポット情報に関連する画像群からSIFT特徴量を抽出、ヒストグラムを作成し、それらを比較することでユーザの行動履歴に適切なローカルショップ情報を提供する(図1)。

システムの流れとしては、まず、ユーザの行動履歴の画像をFoursquareなどのスポット推薦サービスから取得する(Step 1)。推薦のリクエストが発生した際、Facebookからユーザの現在地周辺のローカルショップの画像情報を収集する(Step 2)。その後、ユーザの行動履歴の画像とローカルショップ画像のSIFT特徴量を計算し、BoVW (Bag of Visual Words)と呼ばれる画像特徴を表すヒストグラムに変換する。その後、ユーザの履歴画像とローカルショップの画像を比較し、ユーザの行動履歴に類似するローカルショップを推薦結果として出力する(Step 3)。これによって、ユーザが身近なローカルショップに関心を持たせ、ローカルショップの活性化とユーザライフクオリティの向上を目指している。提案するレコメンデーションシステムの有効性を確認するために、ライフログアプリケーションとして実運用中のサービス「Fourdiary」でローカルショップの推薦を実際に行う。

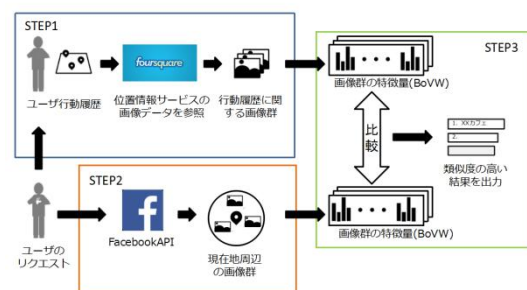


図1 提案システムの流れ

2. 関連研究

2.1 画像特徴量に関する研究

現在使われている画像特徴量では、提案システムが採用した SIFT 特徴量以外にも、HOG、EOH 特徴量などがある[3]。HOG(Histograms of Oriented Gradients)は N. Dalal 等により 2005 年の CVPR で発表され、輝度の勾配方向と強度を算出し、ヒストグラム化した後正規化ものである。EOH 特徴量は局所領域におけるエッジの分布に着目し、直線的な繋がりなどの対称性を捉えるものである。一方、本研究では、図 2 に示すような SIFT 特徴量を採用する。SIFT 特徴量を採用する理由は、画像の細かい特徴を把握することができると同時に、画像のサイズなどに依存しないためであり、FourDiary の Facebook モジュールで取り扱う画像群に対して適切であるからである。

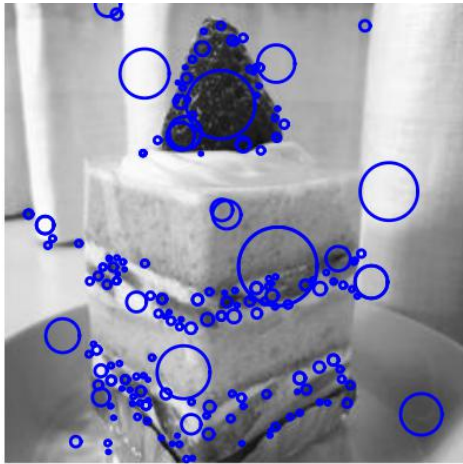


図 2 SIFT 特徴量抽出の例

2.2 情報推薦に関する研究

レコメンデーションのアルゴリズムとして Amazon をはじめ多くの電子商取引サイトが採用しているのは協調フィルタリングである[4]。ユーザーの行動履歴からほかのユーザとの相関係数を求め、相関度の高いユーザが購入したアイテムを推薦する。また、コンテンツの特徴を潜在トピックとして学習し、ユーザの選択確率を計算するトピックモデルがスポット情報サービスなどで使われている。本研究が従来の推薦技術に関する研究と異なる点は、ユーザの嗜好を表現するテキストが非常に少ない点を、画像特徴を用いて補う点であり、さらに、これを Facebook のローカルショップの推薦に応用する点にある。

2.3 従来の Facebook モジュールにおける推薦アルゴリズム

従来の Facebook モジュールでは、ユーザの活発な領域の推定し、領域内のローカルショップの推薦を行う。具体的には図 3 のように、ユーザの行動履歴、つまり訪れた場所の GPS 情報を取得し、クラスタリングすることによってユーザが活発に活動するエリアを算出する。その後、ユーザの活発エリアに基づき、エリア内の最新のローカルショップ情報を配信する。従来手法では、ユーザの地理情報を考慮した推薦であったが、提案手法ではさらに履歴画像を利用し、ユーザの趣味嗜好にあった推薦を実現しようと考えている。



図 3 従来手法の推薦ロジック

3. 提案手法

提案システムの入力データは、ユーザの行動履歴であり、出力は Facebook のローカルショップの情報である。提案手法は、以下の四段階で構成する。

1. Facebook と位置情報サービスからローカルショップ画像およびユーザ行動履歴画像の取得
2. 画像特徴量を抽出し、画像群の BoVW (Bag of Visual Words) ライブラリーの構築
3. 画像ごとの BoVW を求め、ヒストグラムを作成
4. ローカルショップ画像と履歴画像のヒストグラムを比較し、平均距離の短いローカルショップを推薦結果として出力

3.1 関連画像の取得

第 1 段階の流れについては図 4 で示す。提案システムはまず Fourdiary のサーバからユーザの行動履歴を取得する。これらの情報はスポット情報推薦サービス Foursquare と連動しており、GPS の座標から地名と関連する画像を取得することができる。リクエストが発生した際、Facebook のローカルショップの経営者が作成した「企業ページ」から API を利用して画像取得する。その後、異なるローカルショップ画像を評価するためこのように取得した画像に対してグループ分けを行う。ローカルショップ画像一枚とユーザ履歴画像全体を一つのグループとして見なし、次のステップに進む。

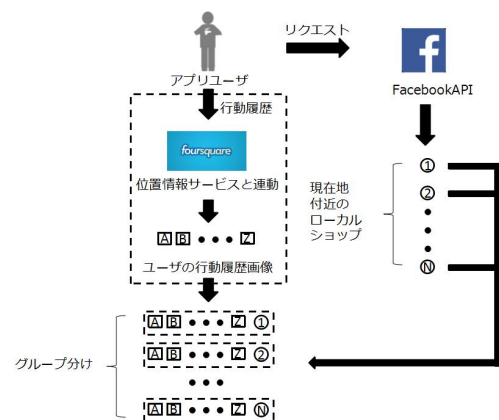


図 4 画像の取得について

3.2 画像群の BoVW ライブラリーの構築

第2段階の流れは図5で示す。一枚の画像の SIFT 特徴量は平均 1000 個のため、画像群の SIFT 特徴量はかなり膨大である。本研究では対象となるユーザの行動履歴の画像群の特徴を示すためには、クラスタリングを行うことで次元圧縮の必要がある。提案システムでは画像群の SIFT 特徴量を計算したのち、K-means クラスタリングを行うことで 1000 個のクラスタに分類する。クラスタ毎のセントロイドを Visual Word と定義し、すべての Visual Words を該当画像群の Bag of Visual Words (BoVW) ライブラリーとして構築する[5]。

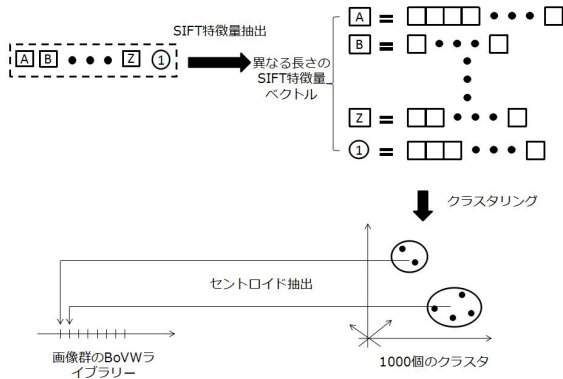


図5 候補ショップ①の BoVW ライブラリーの構築

3.3 画像ヒストグラムを作成

第三段階の流れは図6で示す。画像ごとの SIFT 特徴量をライブラリー内のクラスタ情報と比較し、最もユークリッド距離の近い VW で置換し、当該画像の BoVW として見なす。BoVW は画像の特徴を示すヒストグラムで表現され、ユークリッド距離を計算することで異なる画像の間の差を数値化することができる。

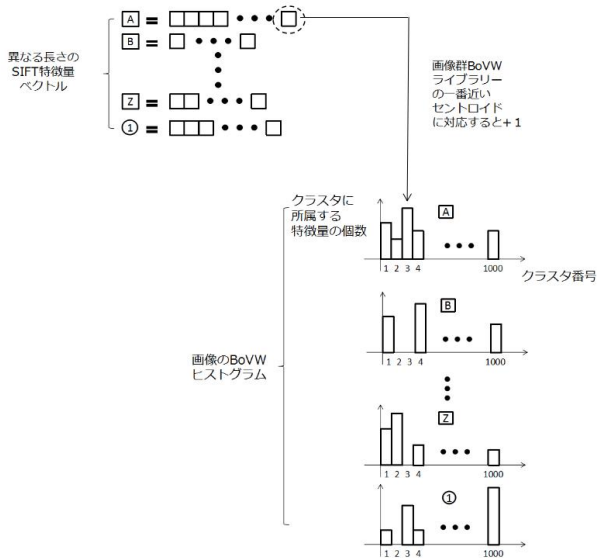


図6 候補ショップ①の画像 BoVW の計算

3.4 画像ヒストグラムの比較と出力

第四段階の流れは図7で示す。以上のステップで算出した BoVW を利用し、ユーザの嗜好に類似するスポットの推薦を行う。現在地周辺にあるローカルショップの画像群の BoVW とユーザの持つ行動履歴プロフィール BoVW の間のユークリッド距離を計算し、グループごとの平均を求め、距離小さい順にローカルショップ情報をユーザに提示する。

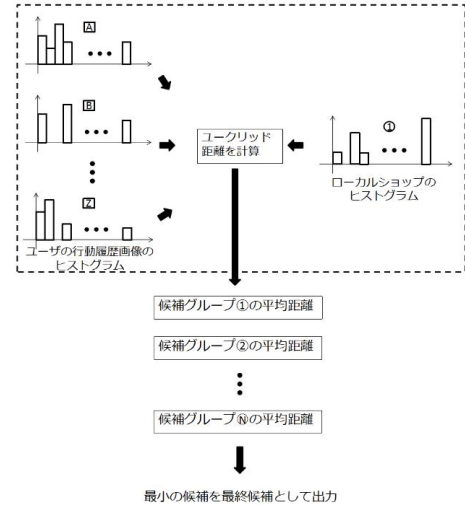


図7 画像ヒストグラムの比較と出力

4. 評価実験

提案手法によるローカルレコメンデーションの有効性を確かめるために主観評価実験を行う。調査対象 10 人に対してアプリユーザの観点から推薦結果を評価をしてもらった。具体的には、擬似ユーザ 5 人の行動履歴画像を一人当たり 5 枚提示し、それに対する現在地と画像両方を考慮した推薦結果と、現在地のみ考慮した推薦結果をそれぞれ一つ出題した。推薦結果は 1-5 の整数で 5 段階評価を行い、評価値が高いほど推薦結果が満足できるものとした。評価実験の流れは図8で、評価の一例は図9で示す。

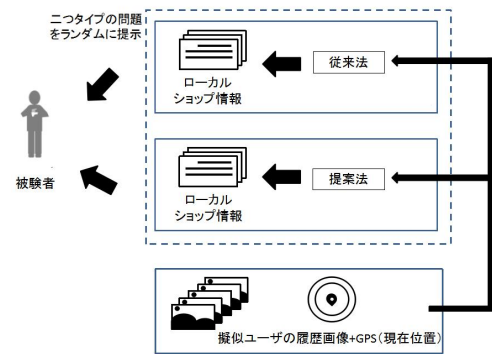


図8 評価実験の概要



図 9 評価の一例

図 10 で評価実験の結果を示す。推薦結果全体の評価の平均値は 3.32 である。従来の現在地のみ考慮した推薦の平均値が 3.1 で、一方画像特徴量と併用した際の平均値は 3.54 である。評価値がおおよそ 14% 高かった。一方有意水準 5% で両側検定の t 検定を行ったところ、 $t(98) = 2.08$, $p = 0.04$ であり、有意差は見られなかった。ただし一部の被験者からは「画像ベースの推薦には従来手法にない新鮮感があります。」というコメントをいただいております。今後はアプリユーザにアンケートを実施し、被験者を増やすことで改めて従来法と提案法の差を確認する。

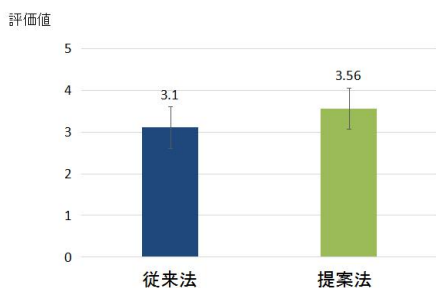


図 10 評価実験の結果

5. おわりに

ローカルショップで情報推薦を行う際にユーザの趣味嗜好に関するプロフィール情報が不足する問題を解決するために、提案手法ではユーザの行動履歴画像 SIFT 特徴量を利用することでプロフィール情報の拡張を試みた。提案システムではアプリ側と位置情報サービスからユーザとローカルショップの画像を取得し、クラスタリングを利用することで膨大な SIFT 特徴量を BoVW に変換した。ユーザとローカルショップの画像の BoVW を比較することでその差が数値化可能となり、もともと差の小さいローカルショップをユーザに推薦することである程度ユーザの趣味嗜好に似合った推薦が可能と考えられる。

提案手法の有効性を確認するための評価実験では、画像の差を考慮した推薦は従来の手法よりも 14% ほど評価値が高くなり、ある程度の効果が得られたと考えられる。

参考文献

- [1]G 空間×ICT 推進会議報告書 総務省(2013.6.28)
- [2]<https://www.fourdiary.com/>
- [3]山下 隆義 藤吉 弘亘:特定物体認識に有効な特徴量 中部大学 オムロン株式会社 情報処理学会研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM) (2008)
- [4]推薦システムのオフライン評価手法 土方嘉徳 人工知能 29 巻 6 号
- [5]Jan Erik Sole:Programming Computer Vision with Python (2012)