

1ZA-7

拡張現実システムにおける情報推薦に関する考察

Recommendation system for augmented reality

永野峻輔 † 太田正哉 ‡ 山下勝己 ‡

Yoshio Hosotani Masaya Ohta Katsumi Yamashita

† 大阪府立大学 工学部

School of Engineering, Osaka Prefecture University

‡ 大阪府立大学大学院 工学研究科

Graduate School of Engineering, Osaka Prefecture University

1 はじめに

カメラで撮影したマーカ映像に仮想のCGを重畳表示する拡張現実(マーカ型AR)が盛んに研究・実用化されている。一般的なマーカ型ARはマーカ上に3DCGを使用するため、事前に3Dモデルを制作しておく必要がある[1]。一方、CGの代わりに写真画像を用いるPhoto ARが提案されている[2]。本手法は事前に対象物体をさまざまな角度から多数撮影し、ARの際にユーザ視点で見た画像に最も近い写真画像を選択し、ディスプレイに貼付(重畳表示)するのみのシステムである。本システムは3Dモデルが不要で、かつ、そのCG描画のための計算も不要であり、写真画像を用いることからリアルな表示が可能である。また、マーカを用いるARではマーカサイズに対する表示物体のサイズを指定できるため、ユーザの周囲の実環境にある物体とAR表示される物体との大きさ比較も容易であり、このことからPhoto ARはECサイトにおける商品ディスプレイ等への応用に好適である。ところでECサイトでは対象の商品だけでなく、利用者のさらなる購買を促す目的で、お薦めの商品などを同一ページに表示することがある。ただし対象商品とは別の位置に表示されることが多く一覧性が低い。

そこで本研究では推薦システムを用いて商品を複数選択し、これらをPhoto ARを用いて対象商品と同一の空間に表示するシステムを検討する。特にここで考えるシステムでは複数の商品をその場にあるかのように提示できることから、実際の店舗での商品陳列と同じような表示が可能である。一般的なECサイトでは同時に購入される可能性の高い別ジャンルの商品(ビデオカメラと三脚等)が推薦される場合が多いが、実際の店舗では同一ジャンルでメーカー、性能、色、サイズ等の違う商品が一家所に固められて陳列されることが多い。そこで本研究では対象商品のジャンルと同一ジャンルか別ジャンルか(ジャンル間の距離)を考慮して同時に表示する商品を選択できる推薦システムについて検討する。

2 Photo AR

本章ではPhoto ARについて簡単に説明する。Photo ARではさまざまな角度から撮影した対象物の写真画像が必要となる。この写真画像は以下の手順で準備する。まず撮影対象を回転台に乗せ、ビデオカメラで伏角を変えながら撮影し、動画ファイルとして保存する。後の背景透過に備えて物体の周囲には同一色のパネルを配置しておく。撮影後の画像は動画編集ソフトによって背景を透過し、各フレームを分割してαチャンネル付きのpng形式の画像ファイルとする。

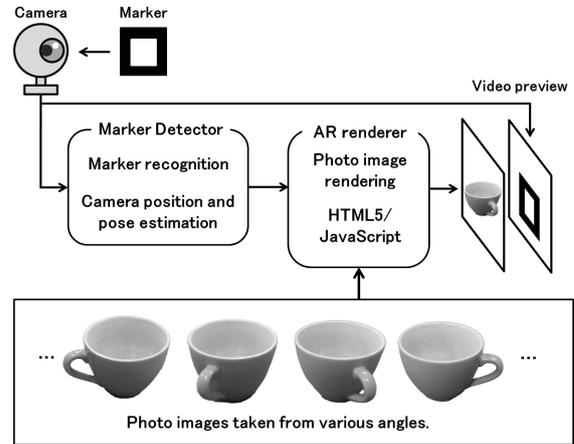


図1 Photo ARのシステム構成

これらの画像ファイルを利用して実際にARを行う際のシステム構成を図1に示す。カメラにマーカを写すとMarker detectorでマーカを認識しカメラの位置姿勢推定を行う。その情報をAR rendererに渡し、そのデータから最適な写真画像を選び出し、その写真画像を拡大、縮小、回転してマーカ映像の上に重畳表示する。このシステムはHTML5/JavaScriptによって実装することが可能であり、OSに依存しないマルチプラットフォームなアプリケーションが実現できる。

3 提案法

提案する推薦システムにはRandom Walk with Restart (RWR)を用いた協調フィルタを用いる[3]。この方法は問い合わせノードからランダムウォークをし、一定確率で問い合わせノードに戻るもので、この操作から得られる各ノードの定常状態の確率分布を、問い合わせノードと他のノードとの類似度とする手法である。RWRの特徴として、従来のノード間の最短距離などを用いる手法と異なり、グラフの構造的な特徴に基づいて類似度計算ができる。

本研究では、図3のようにユーザ(User)、商品(Item)、ジャンル(Genre)の3つのレイヤーから構成されるノードとエッジから成る有向グラフを考える。

各ノード間の重みは文献[3]を元に決める。ノード n_i から n_j への重み w_{n_i, n_j} を正規化したエッジ $e_{i, j}$ は次式のように定義する。

$$e_{i, j} = \frac{w_{n_i, n_j} T_{xy} K}{\sum_{n \in \text{Out}_i \cap n \in Y_y} w_{n_i, n}} \quad (1)$$

ここで、 $n_i \in Y_x$, $n_j \in Y_y$ であり、 Y_t は $t \in \{\text{User, Item, Genre}\}$ に対応するレイヤーのノード集合、 Out_i は n_i と接続されているノードの集合である。ま

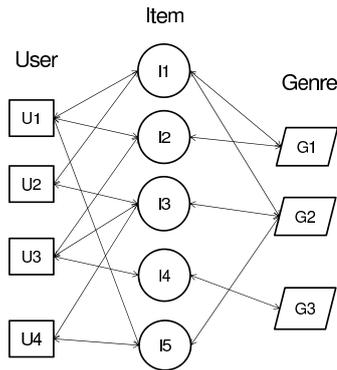


図2 情報推薦における有向グラフ

た, T_{xy} はレイヤー xy 間の遷移確率であり, 本研究においてレイヤーは User, Item, Genre の3つであるので $T_{xy} = 1/3$ とする. また K は次式とする.

$$K = \begin{cases} \alpha & \text{if } (n_i \in Y_{\text{Item}} \cap n_j \in Y_{\text{Genre}}) \text{ or } \\ & (n_i \in Y_{\text{Genre}} \cap n_j \in Y_{\text{Item}}) \\ 1 - \alpha & \text{if } (n_i \in Y_{\text{User}} \cap n_j \in Y_{\text{Item}}) \text{ or } \\ & (n_i \in Y_{\text{Item}} \cap n_j \in Y_{\text{User}}) \end{cases} \quad (2)$$

ここで $\alpha (0 < \alpha < 1)$ は結果が同じジャンルに偏るかを示す決定変数であり, ここではジャンル係数と呼ぶ. 例えば, α が小さいときはユーザが同時に買った商品が推薦されやすいが, α が大きいときは同じジャンルの商品が推薦されやすくなる.

全ノード数が N のとき, $M_{j,i} = e_{i,j}$ となる $N \times N$ 次元の遷移確率行列 M , 減衰定数 β , $N \times 1$ 次元の状態分布ベクトル γ を定義すると, RWR は次式で定式化できる.

$$\gamma = \beta M \gamma + (1 - \beta) \theta \quad (3)$$

ここで θ は初期ノードに対応する要素のみ 1 とし, 他は全て 0 とする $N \times 1$ 次元のベクトルである. 式 (3) の右辺第一項は確率 β でランダムウォークを行うことを表し, 右辺第二項は確率 $1 - \beta$ で初期ノードに戻ることを表す. これを

$$\gamma = \{\beta M + (1 - \beta) \theta \delta\} \gamma \quad (4)$$

のように変形でき, 行列 $\beta M + (1 - \beta) \theta \delta$ の固有値 1 に対する固有ベクトルが式 (3) の定常状態を示す. なお δ は全ての要素が 1 である $1 \times N$ 次元のベクトルである.

あるユーザ U が選択する商品 I を選んだ際に推薦を行うためには, U と I に相当するノードをつなぎ, I に相当するノードから RWR を始める. そして, 式 (3) より求まる定常確率分布ベクトルの要素のうち $n \in Y_{\text{Item}}$ をみたくノードの確率が推薦すべき商品の順位となる. ただし, 1位の n は最初に選んだ I に相当するノードとなるために推薦システムに利用すべきノードは 2位以降となることに注意が必要である.

4 性能評価

提案システムについて性能を評価する. 評価に用いた商品データは SNAP[4] で, そのうち amazon[5] のレ

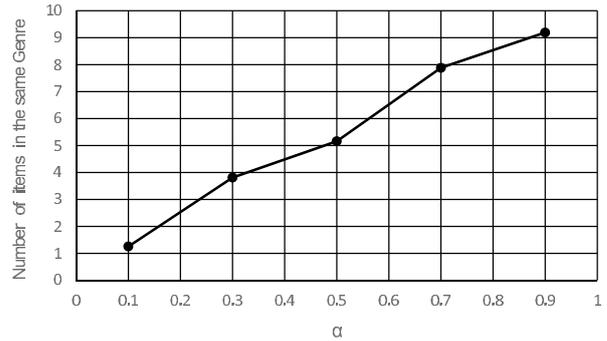


図3 ジャンル係数に対する同ジャンルの商品の推薦数

ビューデータを用いた. このデータは 1995 年 1 月から 2013 年 3 月までのものであり, 約 660 万のユーザによる約 240 万の商品に対する約 3500 万のレビューデータから構成されている. このデータから, ユーザ, 商品, ジャンルに関するデータをそれぞれ抽出し, 本研究で用いる RWR アルゴリズムに適用できるものとして, ユーザ数 363 件, アイテム数 364 件をそれぞれ選んだ. 実験は CPU が Intel Core i5-3420 3. 2GHz, メモリが 8GB の Windows8(64bit) で行った. また, アルゴリズムの実装は VisualStudio2010/C++ で行った. なお, 文献 [3] と同様に, 減衰定数 $\beta = 0.85$ とした.

図 4 はユーザが商品を選んだ際における 10 個の商品を推薦したときの, ジャンル係数 α による同じジャンルの商品が推薦された数 (Number of items in the same Genre) の試行回数 100 回による平均値を示す. この結果より, ジャンル係数によって表示する同じジャンルの商品の数の制御可能であることが確認できた. すなわち, このジャンル係数によりジャンル間の距離を制御でき, ジャンル間距離を考慮して同時に表示する商品を選択する Photo AR システムの実現が可能となる.

5 まとめ

本研究では, 対象商品と同一の空間に推薦商品を表示する Photo AR システムの実現を目指し, 対象商品とのジャンル間の距離を考慮して, 同時に表示する商品を選択できる推薦システムについて検討した. ジャンル係数 α を制御することで, ジャンル間距離を考慮して同時に表示する商品を選択する Photo AR システムの実現が可能であることが確認できた.

参考文献

- [1] H.Kato, M.Billinghurst, "Marker Tracking and HMD Calibration for A Video-based Augmented Reality Conferencing System," Proc.IWAR'99, pp.85-94, 1999.
- [2] M.Ohta, R.Yokomichi, M.Motokurumada, K.Yamashita, "A photo-based augmented reality system with HTML5/JavaScript," Proc. IEEE GCCE, pp.425-426, 2012.
- [3] Zhuo Zhang, Pan Hui, "Improving Augmented Reality Using Recommender Systems," Proc. the 7th ACM conference on Recommender systems, pp.173-176, 2013.
- [4] Snap, <http://snap.stanford.edu/>.
- [5] amazon, <http://www.amazon.com/>