

内容ベースアイテム推薦とユーザ属性分布の予測

山元 浩平^{1,a)} 茂木 哲矢^{2,b)} 田頭 幸浩^{2,c)} 小林 隼人^{2,d)} 小野 真吾^{2,e)} 中山 英樹^{1,f)}

1. はじめに

推薦システムやオンライン広告に関する技術は、情報技術の新たな適用先として産業的にも学術的にも多くの注目を集めている。推薦システムの主要な実現手法である協調フィルタリング [1][2] や、オンライン広告のクリック率予測モデル [3][4] では、一般にユーザのアイテム閲覧履歴を用いてモデルの学習を行う。したがって、履歴のない新規アイテムやユーザに対して適切な推薦や予測を行うことが困難である。このような問題をコールドスタート問題 [5] と呼ぶ。

そこで本研究では、アイテムから得られる画像特徴量と、アイテムに紐付いたユーザ統計データを直接的に結びつけることで、新規アイテムの推薦や対応するユーザ属性（性別・年齢）の分布推定を可能にする手法を提案する。提案手法は、推薦システムやターゲティング広告だけでなく、ユーザインタフェース設計時のターゲットユーザ層の予測など、幅広い応用先が考えられる。

2. 提案手法

本研究では、アイテムの画像特徴量とアクセスログデータから、そのアイテムをクリックしそうなユーザ属性を推定し、ユーザ属性ごとに最適なアイテムを推薦するシステム (図 1) と、アイテムの画像特徴量とユーザ統計データを確率的正準相関分析 [6] で結びつけ、アイテムからユーザ属性の分布を推定するシステム (図 2) を提案する。

2.1 ロジスティック回帰を用いたユーザ属性推定とアイテム推薦

提案手法は、以下の 3 つのステップから構成される。学習に用いる訓練データセットとして、アイテム画像と性別・

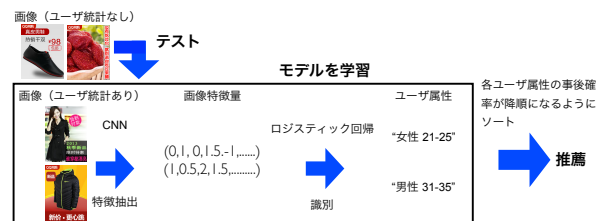


図 1 ロジスティック回帰を用いたユーザ属性推定とアイテム推薦の概要図

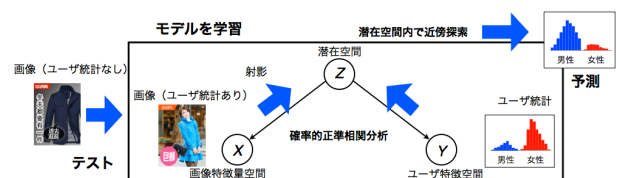


図 2 確率的正準相関分析による対象ユーザ属性分布予測の概要図
年齢などのユーザ属性情報が既知のユーザによるアイテムへのアクセスログを用いる。

ステップ 1 訓練データセット内の各アイテム画像から CNN [7][8] 等を用いて画像特徴量を抽出し、画像一枚ごとに画像特徴ベクトルを作成する。

ステップ 2 ステップ 1 で得られた画像特徴ベクトルを説明変数とし、対応するユーザ属性（性別・年齢ごとに区切られたクラス）を目的変数として識別器を構築する。識別器の学習には多クラスロジスティック回帰を用い、クラス所属度確率が高いユーザ属性クラスに識別する。

ステップ 3 ユーザ統計データを保有しない新規アイテムのテストデータセットに対して、ステップ 2 で得られた識別器でユーザ属性を推定し、各ユーザ属性ごとにクラス所属度確率が降順になるようにソートする。

本手法は、アイテムの内容（画像特徴量）をベースに識別器を学習しているため、閲覧履歴がないアイテムデータセットに対しても、画像の類似性から対象ユーザ属性を推定し、アイテムを推薦することができる。すなわち、履歴が多くあるドメインで識別器を学習しておき、履歴が少ない類似したドメインで運用する場合などに本手法は有効である。例えば、履歴の多い EC サイトで識別器を学習しておき、履歴の少ない広告の推薦に用いることなどが考えられる。

¹ 東京大学大学院 情報理工学系研究科 〒113-0033 東京都文京区本郷 7-3-1

² ヤフー株式会社 〒107-6211 東京都港区赤坂 9-7-1 ミッドタウン・タワー

a) yamamoto@nlab.ci.i.u-tokyo.ac.jp

b) tmotegi@yahoo-corp.jp

c) yutagami@yahoo-corp.jp

d) hakobaya@yahoo-corp.jp

e) shiono@yahoo-corp.jp

f) nakayama@ci.i.u-tokyo.ac.jp



図 3 デモ：アイテム推薦システム

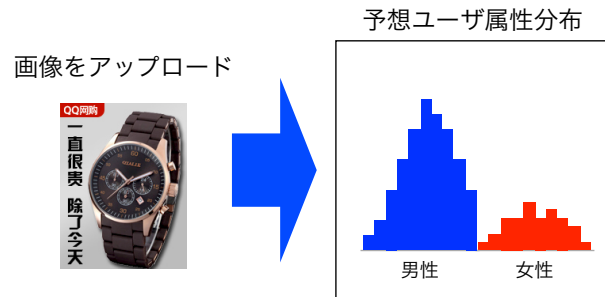


図 4 デモ：ユーザ属性分布の予測システム

2.2 確率的正準相関分析を用いた対象ユーザ属性分布の予測

2.1 節ではアイテムの画像特徴量からロジスティック回帰でユーザ属性を推定した。しかし 2.1 節の手法では、訓練サンプルが少ない場合や、ユーザ属性クラス数が多い(粒度の細かいユーザ属性に識別する)場合などに、各ユーザ属性クラスのクラス所属確率を適切に推定できないことがある。

そこで、各アイテムの画像特徴量とそれに対応するユーザ特徴量を確率的正準相関分析で潜在空間に射影し、潜在空間上で近傍探索することでユーザ属性分布を推定する手法を提案する。ここで、アイテムの画像特徴量は前節と同様にして求めることとする。また、各アイテム画像に対応するユーザ特徴量として、アイテムごとにクリックしたユーザ属性の密度分布を用いる。提案手法は、以下の 2 つのステップから構成される。

ステップ 1 各アイテム画像に対応するユーザ特徴量が既知である訓練データセットに対して、確率的正準相関分析を適用することで、画像特徴量とユーザ特徴量双方を用いて潜在空間へと射影する。具体的には、まず正準相関分析により画像側の正準変量とユーザ側の正準変量の相関が最大になるような射影行列を学習する。次に、相関係数の重みを用いて 2 つの正準変量を混合し、最終的な潜在変数への射影を得る。この射影は確率的な形で行われ、事後確率密度分布を正規分布の形で与える。最終的に射影された潜在空間における正規分布の中心を新たな特徴量とする。

ステップ 2 画像に対応するユーザ特徴量が未知のテストデータセットに対して、画像特徴量のみを用いて潜在空間へと射影する。ここで、訓練データを射影した潜在空間とテストデータを射影した潜在空間は、共通の潜在空間であることが理論的に保証されている。潜在空間上で近傍探索を行うことで対応するユーザ特徴量を検索し、新規アイテムの対象ユーザ分布を推定する。

3. まとめとデモの内容

アイテムの画像特徴量とユーザのアクセスログデータを多クラスロジスティック回帰で学習し、対象ユーザ属性を推定することで、ユーザ属性ごとに最適なアイテムを推薦

するシステムと、アイテムの画像特徴量とユーザ統計データを確率的正準相関分析で結びつけ、アイテムからユーザ属性の分布を推定するシステムを提案した。本稿執筆時点では、2 つの提案手法の詳細な比較実験を行っておらず、今後の課題としたい。

デモでは、ICME2014 で提供されたディスプレイ広告の画像とアクセスログのデータセット [9] を用いて提案手法のモデルを構築し、ユーザが自身の年齢と性別を指定すると、そのユーザ属性のユーザがクリックする可能性が高い広告を推薦するシステム (図 3) と、新規画像を入力すると、クリックされるであろうユーザ属性の分布を予測して提示するシステムの展示を行う (図 4)。

参考文献

- [1] D. Goldberg, D. Nichols, B. M. Oki and D. Terry. Using collaborative filtering to weave an information tapestry. In CACM, Vol. 35, No. 12, 1992
- [2] P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom and J. Riedl. Grouplens: an open architecture for collaborative filtering of netnews. In Proc. CSCW, pp. 175-186, 1994.
- [3] H. Cheng, R. Rosales and E. Manavoglu. Postclick conversion modeling and analysis for non-guaranteed delivery display advertising. In Proc. WSDM, pp. 293-302, 2012.
- [4] H. Cheng, R. V. Zwol, J. Azimi, E. Manavoglu, R. Zhang, Y. Zhou and V. Navalpakkam. Multimedia features for click prediction of new ads in display advertising. In Proc. KDD, pp. 777-785, 2012.
- [5] D. Maltz and K. Ehrlich. Pointing the way: active collaborative filtering. In Proc. SIGCHI, pp. 202-209, 1995.
- [6] F. R. Bach and M. I. Jordan. A probabilistic interpretation of canonical correlation analysis. Technical Report 688, Department of Statistics, University of California, Berkeley, 2005
- [7] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio and P. Haffner. Gradient-based learning applied to document recognition. In Proc. IEEE, Vol 86, No. 11, pp. 2278-2324, 1998.
- [8] A. Krizhevsky, I. Sutskever and G. Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In Proc. NIPS, pp. 1097-1105, 2012.
- [9] ICME2014, Tencent Multimedia Ads pCTR Challenge. <http://www.icme2014.org/tencent-multimedia-ads-pctr-challenge>.