

行動変容提案システムによる実世界介入

A Study of the Recommend System for Behavior Modification

竹内 理人 *1*2

Rito Takeuchi

廣川 典昭 *1*3

Norihiko Hirokawa

川島 健佑 *2*1

Kensuke Kawashima

村山 敬祐 *2*1

Keisuke Murayama

八尋 元英 *1

Motohide Yahiro

櫻井 瑛一 *1

Eiichi Sakurai

本村 陽一 *1

Yoichi Motomura

*1 産業技術総合研究所 人工知能研究センター

Artificial Intelligence Research Center, National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

*2 東京工業大学 大学院総合理工学研究科

Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

*3 東京工業大学 大学院情報理工学研究科

Graduate School of Information Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

The recommend system is used for suggesting the knowledge which satisfy with the user requirements. Although a number of the application to on-line event data have reported, a few approaches has been proposed for the real-world event data. The real-world event data contain the rich attributes for each event, e.g. the time, the place and the personal difference, but the existing algorithms of a recommend system are not suitable for considering this information in the recommendation process. This paper presents the recommend method for the real-world event data and our application that uses the digital signage system.

1. はじめに:なぜ『行動変容・実世界介入』か

情報過多が問題となっている現代において、膨大な情報の中から自分の必要とするものを探し出すことは困難となっている。たとえば、検索エンジンで自身の健康問題に関して検索しても有用な推薦情報を得られないばかりか、かえって不利益をもたらす推薦情報が提供されることもある。このように利用者・サービス提供者双方にとって不利益な状況がもたらされるという状況が Web データを用いた推薦において続いており、その結果として実世界上の問題の解決が阻害されている。ここでもし各個人の実世界における活動ログをとることが出来れば、推薦の精度を高めることが出来る。また、このデータを用いて、ユーザーが『実世界』上で行動を起こしたその瞬間に精度の良い推薦をシステムが行えば、認知行動療法のように『行動変容』を促すことも可能となる。この『行動変容提案』という形での『実世界介入』を行うことが出来れば、個人の生活の質の向上につながるだけでなく、医療費問題のような実世界上の問題を解決することが出来るようになると考えられる。

本稿では、既存の推薦システムの手法に關しての問題点を挙げた後、その問題点を解決しうる『確率的潜在意味構造モデル』について説明する。そして、『確率的潜在意味構造モデル』を利用した、ヒトの行動変容を促進することで『実世界』介入するシステムを提案する。

2. 推薦システムの実世界適用の現状

本節では一般的な推薦システムとして利用されている協調フィルタリングについて説明したのち、この手法の実世界データへの適用に関する問題点を挙げる。

連絡先: 竹内理人, 国立研究開発法人 産業技術総合研究所 人工知能研究センター, 東京都江東区青海 2-3-26, licht.takeuchi@aist.go.jp

2.1 協調フィルタリング

協調フィルタリングは他のユーザーの嗜好情報からユーザーと類似のものを探し出し、そこからユーザーの嗜好を推論するシステムのことである [神鷹 07, 08a, 08b]。協調フィルタリングの基本的な実装としては、ユーザー間の類似度を定義する k 近傍推薦 [Goldberg 92], 統計モデルを定義するモデルベース推薦 [Fayyad 96] が挙げられる。協調フィルタリングにおいては十分大きなユーザーデータが与えられていれば、高い精度で推薦を行うことが出来、Amazon.com などの商用システムで用いられている [Das 07, Su 09]。

2.2 協調フィルタリングの実世界適用における問題点

しかしながら、推薦に足るだけの十分なデータが得られていないとき、協調フィルタリングの推薦精度は著しく低下する(『コールドスタート問題』と呼ばれている)。また、実世界における現象は異なる場所・時間間隔でおこり、それらは推論を行ううえで重要な情報になり得るが、協調フィルタリングにおいては場所や時間間隔といった様々な属性を推論に利用することが出来ない。

同様に、協調フィルタリングでは個人属性を推論に活用することが出来ず、ユーザーの個人差というものを捕らえるのは難しい。以上の特徴は、前述の実世界の人間に行動変容をもたらす方法として本手法を適用するのは困難であることを示している。

3. 確率的潜在意味構造モデル

前節で説明したように既存の推薦システムでは、時間・場所・個人差という三要素を同時に加味した推論・提案を行うことが出来ない。そこで本節では、上述の三要素を同時に加味して推論可能な pLSA [Hofmann 99] とベイジアンネットワーク [Pearl 85] を用いた確率モデル『確率的潜在意味構造モデル』

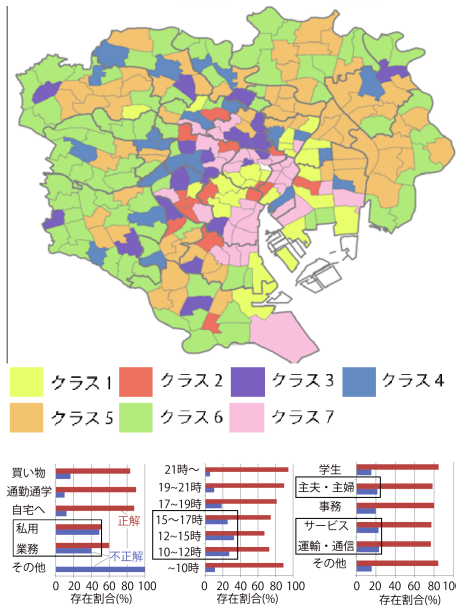


図 1: 東京 23 区内・24 時間パーソントリップデータの pLSA による地域種別クラスタリングの結果 (上) と、そのクラスタリング結果を用いて構築したベイジアンネットワークによる推論精度のグラフ (下)。[廣川 15] より引用。

について説明する。

pLSA とは、確率変数を用いた確率的クラスタリング手法であり、pLSA を用いることでデータセット内の潜在クラス抽出 (クラスタリング) を行うことができる。ベイジアンネットワークとは、確率変数間の関係を非巡回有向グラフで構造化し条件付き確率で定量的に表現した確率モデルであり、ベイジアンネットワークをもちいることで構造化モデリング (潜在クラス抽出のクラスタリング) とその上での確率的推論を行うことができる。そして pLSA とベイジアンネットワークを組み合わせた確率モデルを確率的潜在意味構造モデルと呼び、

1. ユーザーの行動ログに対して pLSA を用いることでクラスタリングを行う。
2. 1 で得られたクラスとユーザーの属性とを結びつけるベイジアンネットワークを学習する。
3. 新たなユーザーには、2 の学習で得られたネットワークを使用してユーザーの所属クラスを推論する。

という手順で確率的潜在意味構造モデルを用いた推薦システムを構築することができる。

本手法の優れた点は、非巡回有向グラフで表されるモデルであればどのような組み合わせの情報でも利用することができる点である。次節で実例を紹介するが、性別・年齢・職業・アンケートデータなど様々なユーザー属性を推薦に利用することが本手法を使用することで可能となる。また協調フィルタリングほど大量のデータを必要としないことが経験的に分かっており、コールドスタート問題を避けることができる。

4. 『確率的潜在意味構造モデル』の適用事例

前節で説明した、時間・場所・個人差という三要素を同時にとらえた推論・提案を行うことができる『確率的潜在意味構造モデル』について、その適用事例を紹介する。



図 2: 『団ちば』の風景。写真前方で血管年齢測定を行っている。

4.1 パーソントリップデータを用いた行動目的推定

廣川らは『確率的潜在意味構造モデル』を用いて、パーソントリップデータからの行動目的推定を行った [廣川 15]。使用したパーソントリップデータには東京 23 区内 588568 人分の 24 時間の移動データに加え、各個人のデモグラフィック属性・移動目的・移動手段という属性情報が付与されている。廣川らはまず地域と移動者の活動との関連を pLSA を用いてクラスタリングし、そのクラスと各個人の属性をベイジアンネットワークを用いて解析することにより、約 80% という高精度での行動目的推定を達成した (図 1)。

4.2 価値観を考慮した購買行動分析

ポイントカードや RFID などが普及したことによりユーザー情報が付加された POS (ID-POS) データが大量に入手可能となった。同時に、ID-POS データから得られる行動ログと購買履歴を用いて顧客行動を分析する研究が数多く行われている。川島らは『確率的潜在意味構造モデル』を用いることで、購買履歴に対してアンケートデータを反映させることのできるモデルを構築した [川島 14]。従来の手法では購買履歴とアンケートデータを組み合わせることは困難であり、『確率的潜在意味構造モデル』がもつ柔軟性故に可能となった解析手法である。

5. 確率的潜在意味構造モデルを活用した現実世界への介入に向けて

我々は上述の『確率的潜在意味構造モデル』を用いて『行動変容提案』を行うことができるようなシステムを開発している。具体的には、RF-ID とデジタルサイネージやタブレット端末を用いたインタラクティブシステムを使用し、ユーザー情報収集および収集データに基づいた『行動変容提案』を行うシステムを目指している。

以下、提案手法・システム展開に関しての 2 つに分けて、今後の展望を述べる。

5.1 提案手法に関して

前項では『確率的潜在意味構造モデル』の有用性に関し複数の事例について紹介してきたが、pLSA によって得られたクラスを具体的にどのように使用するかなどは各事例で異なっている。このような、システム的设计者が調整を行う部分に関しての一般化が『確率的潜在意味構造モデル』では課題となっている。



図 3: (左)キリンビバレッジバリューベンダー株式会社開発の次世代自販機。前面に大型タッチパネルを搭載しており、インタラクティブなユーザー体験を可能にしている。(右)サイエンスアゴラにおいて左の自販機を用いたデモンストレーションを行った際に使用した動物当てクイズの画面。

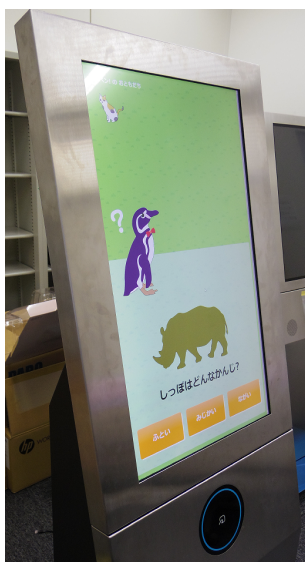


図 4: 株式会社バイシンク製のデジタルサイネージ。

5.2 システム展開に関して

本システムをより多くの人に使ってもらうために、我々は日々データ取得実験を行っている。たとえば、地域活性イベント『団ちば』においては、我々が開発した RF-ID とタブレット端末を用いた情報収集システムを展開し参加者の健康データを継続的に取得している(図 2)。また、デジタルサイネージ上で動作する『確率的潜在意味構造モデル』を推論器として用いたゲームを開発し、サイエンスアゴラというイベントにおいて実際に利用してもらうことで提案手法の有用性の検証を試みている(図 3, 4)。

現時点では血圧などの健康データやアンケートデータの取得にとどまっており、『行動変容提案システム』としてより良い価値を提供するためにどのような情報を取得・利用が必要なのかについては、システムを展開する上で重要な課題となってくるであろう。

6. 謝辞

本研究を行うにあたり次世代自販機を提供下さったキリン株式会社の方々に深く御礼申し上げます。また本研究は、国立研究開発法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) 「人間と相互理解できる次世代人工知能技術の研究開発」の支援によるものである。

参考文献

- [Das 07] Das, A., Datar, M., Garg, A., and Rajaram, S.: Google news personalization: Scalable online collaborative filtering, In Proc. of the 16th Int 'l Conf. on World Wide Web, pp. 271–280, (2007).
- [Fayyad 96] Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., and Smyth, P.: From data mining to knowledge discovery in databases. AI magazine, 17(3), 37 (1996).
- [Goldberg 92] Goldberg, D., Nichols, D., Oki, B. M., and Terry, D.: Using collaborative filtering to weave an information tapestry, Communications of the ACM, Vol. 35, No. 12, pp. 61–70 (1992).
- [Hofmann 99] Hofmann, T.: Probabilistic Latent Semantic Analysis, 15th UAI, pp.289-296 (1999).
- [Pearl 85] Pearl, J.: Bayesian networks: A model of self-activated memory for evidential reasoning, University of California (Los Angeles), Computer Science Department (1985).
- [Su 09] Su, X., and Khoshgoftaar, T. M.: A survey of collaborative filtering techniques, Advances in artificial intelligence, 2009, 4 (2009).
- [神島 07] 神島 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).
- [神島 08a] 神島 敏弘: 推薦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).
- [神島 08b] 神島 敏弘: 推薦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).

[川島 14] 川島 健佑, 吉田 真, 本村 陽一: PLSA が抽出した潜在クラス説明モデルによる確率的顧客行動モデリング, 日本行動計量学会大会発表論文抄録集 42, 228-231, 2014-09-02 (2014).

[廣川 15] 廣川 典昭, 村山 敬祐, 本村 陽一: パーソントリップデータからの確率的潜在時空間意味構造モデリング～地域活性化や観光サービスへの応用を目指して～, 人工知能学会 全国大会 (2015).