属性情報を考慮した消費者行動パターン抽出のための非負値多重行列因子分解法

Non-negative Multiple Matrix Factorization for Consumer Behavior Pattern Extraction by Considering Attribution Information

幸島 匡宏
Masahiro Kohjima

日本電信電話株式会社 NTT サービスエボリューション研究所
NTT Service Evolution Laboratories, NTT Corporation
kohjima.masahiro@lab.ntt.co.jp

松林 達史
Tatsushi Matsubayashi

(同 上)
matsubayashi.tatsushi@lab.ntt.co.jp

澤田 宏
Hiroshi Sawada

(同 上)
sawada.hiroshi@lab.ntt.co.jp

keywords: pattern extraction, non-negative matrix factorization, NMF, attribution information, linear constraint

Summary

In this paper, we propose a new Non-negative Matrix Factorization (NMF) method for consumer behavior pattern extraction. NMF is one of the pattern extraction method and is formulated to factorize a non-negative matrix into the product of two factor matrices. Since various types of datasets are represented by non-negative matrices, NMF could be applied in wide range of research fields including marketing science, natural language processing and brain signal processing. However, more effective extension method is required in a purchase log analysis in marketing operation since marketer needs to extract interpretable patterns from sparse matrix in which most of the elements are zero. Therefore, we propose Non-negative Micro Macro Mixed Matrix Factorization (NM4F) which uses attribution information of both users and items to improve interpretability and capability to deal with sparsity. NM4F is formulated as a method which could simultaneously factorize multiple matrices using shared factor matrices and linear constraint between factor matrices. This formulation enables to increase an amount of available information and to extract consistent patterns with several different aspect. We derive the parameter estimation algorithm by multiplicative update rules. We confirmed the effectiveness of the proposed method in terms of both quality and quantity by using real consumer panel dataset. In addition, we discuss a relation between extracted patterns by the visualization results using graph drawing.

1. は じ め に

消費者の購買行動パターンの抽出は、企業にとって戦略立案に関わる重要なタスクである。例えば企業のマーケティング担当者は、市場の消費者をセグメントに分割し、各セグメントの特性を調べることで、新商品のターゲットとする消費者群の決定やプロモーション計画の策定などの戦略立案を実施している [阿部 05]。例えば、プロモーション計画策定のための実際の現場作業には次のような工程が挙げられる。

Act1 セグメンテーション 消費者の性別、年齢などを表すデモグラフィック変数や、ライフスタイルや購買パターンをもとに、市場の消費者をセグメントに分割 (消費者をクラスタリング) する。

Act2 プロファイリング 各セグメントに属する消費者の代表的な購買パターンや属性情報等を調査す

ることでセグメントの特性を調べる。例えば、どのようなカテゴリーの商品を頻繁に購入するユーザー群であるのか、またどのようなユーザー属性が多く、有効な広告手段が存在するか否かを把握する。

Act3 ターゲティング・プランニング 外部要因等も考慮したうえで、セグメンテーションおよびプロファイリング結果を利用し、ターゲットとするセグメントを決定し、施策内容を考える。

特に近年では、デモグラフィック変数では構築できないセグメンテーション結果を得るために、消費者の購買履歴を直接利用してユーザーをクラスタリングするアプローチも注目されつつある。現場の負担を軽減させるため、また作業の工程で人手を介することによる主観を排除するため、上記に代表される作業を自動化しマーケティングの現場で利用可能な技術を構築することが必要とされている。

近年、行列表現が可能なデータを解析する手法として行列因子分解に基づく手法が注目を集めており、パターン抽出や推薦システムなどに利用されている [Lee 99, Koren 09, Purushotham 12]. 消費者の購買履歴も行がユーザ、列が商品、要素を購入数と設定することで行列表現が可能であり、この手法が適用可能である。行列因子分解法は、行列データを低次の因子行列の積で近似する手法として定式化される。購買履歴の例では、得られる各因子行列がそれぞれユーザ、商品のパターンへの当てはまり度合い(寄与度)を表しており、ユーザと商品の同時クラスタリング手法であるとみなすこともできる。しかし、行列因子分解法を消費者の購買行動パターン抽出に適用し、企業での戦略立案等にこれまで以上に役立てるためには、従来手法の発展が必要とされている。

発展の1つの方向性には、スパースなデータへの対応が挙げられる。日々新たに新商品が投入されている今日、購買履歴で利用できるデータは利用履歴の多い消費者に限定したとしても消費者の趣味趣向等が反映されたパターンを抽出するうえで十分量であるとは限らない。例えばスーパーマーケットのように、商品数が1万を超えるような日用品を扱う際には、データのスパース性によるパターン抽出の困難による問題は常に生じていると考える。したがってスパースなデータからも安定してパターンを抽出できる必要がある。異なる発展の方向性としては、出力の解釈性の向上が挙げられる。多種多様な行動を行う消費者から抽出されたパターンは必ずしも容易に解釈できるものとは限らず、また、そのパターンが何らかの例外的な行動によるものかどうかの判断も一般に容易でない。したがって、解釈や判断を助ける仕組み、例えば複数のデータを利用し、ユーザ属性などの情報をパターンに付与することなどが必要となる。

そこで本研究では、上記の2つの発展を同時に達成する行列因子分解法を提案する。提案手法は、購買履歴に加えて年代や職業などのユーザ属性やカテゴリなどの商品属性に関する情報を利用する。これらの情報を用いて作成する行列を入力に追加し、提案手法を複数の行列の同時因子分解を行う、ユーザと商品、ユーザ属性、カテゴリの同時クラスタリング手法として定式化する。図1に提案手法の出力のイメージ図を示す。提案手法の定式化の鍵は、因子行列の共有と因子行列間の線形制約の導入にある。ユーザ、商品に対応する因子行列を複数の行列の分解に共通で利用することにより、因子行列の推定に利用できる情報を増やすことができる。これが因子行列の推定精度の向上、すなわちスパースデータからの安定したパターン抽出を可能とする。また、因子行列間の制約条件の導入により、図1のパターン2で拡大表示しているように、各パターン内で同一カテゴリの商品の寄与度の和とカテゴリの寄与度が一致するという条件を課す。これは、あるカテゴリに属する商品の寄与度が大きいパターンは、そのカテゴリ自体の寄与度が大きい値をとるとい

図1 出力のイメージ図

う出力が持つべき性質を導く。これにより、商品の寄与度とカテゴリの寄与度の対応関係を考慮することで、解釈性を向上させた出力高度化が可能となる。なおここで言う解釈性の向上とは、「整合性を保たれないことによる結果の解釈が困難となることを防いでいる」ということを指す。上記の実現により、消費者群のセグメンテーションとその代表的な属性を付与する、という前述したマーケティングにおける作業工程 Act1,2 を自動化し、一挙に行うことも可能となる。

行列分解の代表的手法には、確率的行列分解 (Probabilistic Matrix Factorization, PMF) [Salakhutdinov 12], 非負値行列分解 (Non-negative Matrix Factorization, NMF) [Lee 99] が挙げられる。また、この2つの手法は入力として1つの行列データを想定しているため、複数のデータを入力として利用可能な拡張手法 [Lee 10, Cai 11, Purushotham 12, Takeuchi 13, 幸島 13] も提案されている。しかし、これらの手法も、提案手法とは異なり、商品とそのカテゴリといった因子行列間の対応関係が正しく考慮されていない。したがって、例えば、牛乳カテゴリに属する商品の寄与度が大きいパターンであるにもかかわらず、牛乳カテゴリ自体のそのパターンへの寄与度が小さい、という整合性の保たれない出力が得られる場合がある。このことは後述の実験により確かめられる。整合性の保たれない出力は、パターンの解釈を行う際の阻害要因となりうるものであり、提案手法は、因子行列間の線形制約条件を利用した定式化により、この問題を解決する。

本研究の貢献は、次のようにまとめられる。

- 因子行列の共有と因子行列間の線形制約導入により、属性情報との対応関係を考慮できる非負値多重行列因子分解手法の構築
- 乗法更新則による上記提案手法の効率的なパラメータ推定アルゴリズムの導出
- 上記提案手法の調査パネルデータへの適用により得た消費者行動パターンの可視化

本稿の構成は次の通りである。2章で関連研究、3章で問題設定について述べる。4章で提案手法の説明を行い、

5章では提案手法のためのアルゴリズムを導出する。6章が実験、7章がまとめである。

2. 関連研究

2.1 Non-negative Matrix Factorization

非負値行列因子分解 (NMF) は音源分離, 文書分類, 画像欠損補完など多様なデータ解析において利用されているパターン抽出手法の一つである [Lee 99]. 因子行列のとりうる値に非負値制約を導入している点が確率的行列分解 (PMF) [Salakhutdinov 12] と異なる点であり, 解釈可能なパターンが抽出されやすい傾向があることが報告されている. NMF は損失関数を適切に選択することで多様な推定アルゴリズムが導出可能であり [Lee 01, Cichocki 09], 特に一般化カルバック距離を損失関数に利用する NMF と, 文書分類などで近年広く利用される確率的潜在意味解析 [Hoffman 99], 潜在的ディリクレ配分法 [Blei 03] とは深い関係性が存在することも指摘されている [Ding 08]. 他にもベイズのアプローチを採用した変分ベイズ NMF (Variational Bayesian NMF, VBNMF) [Cemgil 08] や, クラスタ数自動決定が可能なノンパラメトリックベイズ拡張手法 [Hoffman 10] の有効性なども報告されている. VBNMF は事前分布を取り入れることで過学習を防ぎ, スパースなデータにおいても有効な手法である. 6章では対比手法として VBNMF を利用する.

2.2 Non-negative Matrix Factorization with Auxiliary Information

NMF はある一つの非負値行列を分解する手法であるが, これに補助情報を入力として利用する拡張手法も幾つか提案されている. 非負値多重行列因子分解 (Non-negative Multiple Matrix Factorization, NMMF) [竹内 12, Takeuchi 13] は代表的な手法の 1 つであり, 解析対象の行列と補助行列を因子行列を共有しながら同時に分解する方法である. また, 各商品 (ユーザ) の所属クラスタに関する補助情報を教師情報として利用する半教師付き NMF (Semi-supervised NMF, SNMF) [Lee 10] や, 各商品 (ユーザ) がノードに対応するグラフそのものを補助情報として利用するアプローチ [Cai 11] も提案されている. これら補助情報を利用した行列因子分解は, 属性情報を利用する提案手法のベースとなっている技術であり, 6章では対比手法として NMMF を用いる. 4章で NMMF の定式化を示す.

3. 問題設定

本研究では, 購買データを各要素の値が 0 以上となる購買行列 $X := \{x_{ij}\}_{i,j=1}^{I,J}$ で表現する. 購買行列の要素 x_{ij} はユーザ i の商品 j の購入数を表す. I が総ユーザ数, J が総商品数である. したがって購買行列 X は, 各行, 各

列が特定のユーザと商品に対応していることとなる.

ユーザ, 商品と属性との対応関係は, 図 2 に示す, 対応関係の存在する属性の要素間に枝をもつ二部グラフとして表現できる. 二部グラフは一般に行列で表現することが可能である. 商品とカテゴリとの対応関係を定める行列 W を, W の要素 w_{jk} は商品 j に対応するノードとカテゴリ k に対応するノードに枝が存在するとき 1, そうでなければ 0 をとる行列として定義する. 同様にユーザとグループとの対応関係を定める行列を V で定義する.

図 2 属性を付与する二部グラフ

本研究では, ユーザとグループとの対応関係を与える行列 V , 商品とカテゴリとの対応関係を与える行列 W と, 図 3 に示されるユーザ-商品行列 X , ユーザ-カテゴリ購買行列 Y , グループ-商品購買行列 Z という 3 つの購買行列が利用可能であると仮定する. なお, 購買行列 Y, Z はそれぞれ Y の要素 y_{ik} がユーザ i のカテゴリ k の商品の購入数, Z の要素 z_{mj} がグループ m の商品 j の商品の購入数を表す行列である. 入力として利用する行列を表 1 にまとめて記す.

図 3 購買行列一覧

表 1 入力行列一覧

記号	記述	変域
X	ユーザ-商品購買行列	$\mathbb{R}_+^{I \times J}$
Y	ユーザ-カテゴリ購買行列	$\mathbb{R}_+^{I \times K}$
Z	グループ-商品購買行列	$\mathbb{R}_+^{M \times J}$
V	ユーザ-グループ対応行列	$\{0, 1\}^{I \times M}$
W	商品-カテゴリ対応行列	$\{0, 1\}^{J \times K}$

4. 提案手法

この章では提案手法について述べる. まずはじめに提案手法の考える行列分解形を説明し, その後線形制約と, 定式化について述べる.

4.1 行列分解形

提案手法では購買行列 X, Y, Z の次式の行列分解を考える。

$$X \approx AB^T, Y \approx AC^T, Z \approx BD^T \quad (1)$$

ただし、行列 A, B, C, D はそれぞれ要素が非負の行列 $A := \{a_{ir}\}_{i,r=1}^{I,R}$, $B := \{b_{jr}\}_{j,r=1}^{J,R}$, $C := \{c_{kr}\}_{k,r=1}^{K,R}$, $D := \{d_{mr}\}_{m,r=1}^{M,R}$ である。直感的には、これは総クラスタ数を R と指定した下でのユーザと商品、カテゴリ、グループの同時クラスタリングを行っているともみなすことができる。 A の要素 a_{ir} がユーザ i のクラスタ r への寄与度、 B の要素 b_{jr} が商品 j のクラスタ r への寄与度を表す。同様に C の要素 c_{kr} がカテゴリ k のクラスタ r への寄与度、 D の要素 d_{mr} がグループ m のクラスタ r への寄与度を表す。寄与度は一般に $\sum_r a_{ir} = 1$ を満たすことはなく、確率値となっているわけではないことに注意する。式 (1) の近似 $\approx$ の尺度については次節で述べる。提案手法の出力となる行列とその名称の一覧を表 2 に記す。

表 2 出力行列一覧

記号	記述	変域
A	ユーザ特徴行列	$\mathbb{R}_+^{I \times R}$
B	商品特徴行列	$\mathbb{R}_+^{J \times R}$
C	カテゴリ特徴行列	$\mathbb{R}_+^{K \times R}$
D	グループ特徴行列	$\mathbb{R}_+^{M \times R}$

4.2 線形制約

しかし単純に式 (1) の行列分解を考えるだけでは、ユーザ、商品というミクロな情報とカテゴリやグループといったマクロな属性情報の関係性が考慮されない。そこで、商品とカテゴリの対応関係を示す行列 W を用いて商品特徴行列 B とカテゴリ特徴行列 C の間に線形制約を導入する。同様にユーザとグループの対応関係を示す行列 V を用いてユーザ特徴行列 A とグループ特徴行列 D の間に線形制約を導入する。線形制約は具体的に次式で与える。

$$W^T B = C, V^T A = D. \quad (2)$$

この制約により、カテゴリ特徴行列 C の要素 c_{kr} の値がカテゴリ k に所属する商品 j のクラスタ r への寄与度の和 $\sum_j w_{jk} b_{jr}$ と等しくなる。したがって、図 1 に示したように、各クラスタにおいてあるカテゴリに属する商品の寄与度が大きいクラスタは、そのカテゴリ自体の寄与度が大きい値をとるという性質を満たした出力が得られることになる。グループ特徴行列 D においても同様である。

4.3 定式化

式 (1) の近似 $\approx$ の尺度には、ユークリッド距離を利用した

$$D_{EU}(X \| AB^T) := \sum_{(i,j)} \left(x_{ij} - \sum_r a_{ir} b_{jr} \right)^2,$$

や一般化カルバックライブラーダイバージェンスに基づく

$$D_{KL}(X \| AB^T) := \sum_{(i,j)} \left(x_{ij} \log \frac{x_{ij}}{\sum_r a_{ir} b_{jr}} - x_{ij} + \sum_r a_{ir} b_{jr} \right),$$

などが利用され、適用データに応じて使い分けられている。これらをまとめて $D_{(\cdot)}$ と書く。

式 (2) で定める制約条件の下、式 (1) の行列分解を行う手法として提案手法を定式化する。目的関数を、

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(X, Y, Z | A, B, C, D) \\ = D_{(\cdot)}(X \| AB^T) + D_{(\cdot)}(Y \| AC^T) + D_{(\cdot)}(Z \| BD^T), \end{aligned}$$

で定義し、行列 A, B, C, D を出力とする提案手法を次の最適化問題として定式化する。

$$\begin{aligned} \min_{A, B, C, D} \mathcal{L}(X, Y, Z | A, B, C, D) \\ s.t. A, B, C, D \geq 0, W^T B = C, V^T A = D. \end{aligned}$$

関連研究で述べた NMMF は提案手法との関連性が高く、提案手法からユーザ-グループ対応行列、商品-カテゴリ対応行列を利用した線形制約条件を取り除くと NMMF の定式化とほぼ一致する。正確には、ハイパーパラメタ α, β を用いて NMMF の目的関数は次式で定義される。

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{\alpha, \beta}^{NMMF}(X, Y, Z | A, B, C, D) \\ = D_{(\cdot)}(X \| AB^T) + \alpha D_{(\cdot)}(Y \| AC^T) + \beta D_{(\cdot)}(Z \| BD^T). \end{aligned}$$

ハイパーパラメタ α, β の値が大きいほど行列 Y, Z の因子分解の精度が重視される。NMMF のハイパーパラメタの最適化にはクロスバリデーションが利用されている。

5. 推定アルゴリズム

この章では定式化された問題を解く効率的なアルゴリズムを導く。この章では、購買データにおいて用いられることの多い D_{KL} を近似の尺度として採用した際のアルゴリズムの導出を行う。 D_{KL} の最小化を達成する行列 A, B は購買行列の各要素 x_{ij} がポアソン分布

$$\begin{aligned} \mathcal{PO}(x_{ij} | \sum_r a_{ir} b_{jr}) \\ := \exp \left(- \sum_r a_{ir} b_{jr} + x_{ij} \log \left(\sum_r a_{ir} b_{jr} \right) - \log \Gamma(x_{ij} + 1) \right), \end{aligned}$$

にしたがって得られているとモデリングした際の尤度関数の最大化を達成する A, B と等価であることが知られている。

アルゴリズムの導出には、補助関数法を用いる。補助変数 $S = \{s_{ijr}\}, T = \{t_{ikr}\}, U = \{u_{mjr}\}$, $(\sum_r s_{ijr} = 1 (\forall i, j), \sum_r t_{ikr} = 1 (\forall i, k), \sum_r u_{mjr} = 1 (\forall m, j))$ を導入し、目的関数 $\mathcal{L}$ から定数項を除去して得られる関数、この

関数の上界 $\bar{\mathcal{L}}$ を Jensen の不等式により求めると,

$$\bar{\mathcal{L}}(X, Y, Z | A, B, C, D)$$

$$= \sum_{(i,j)} \left(\sum_r a_{ir} b_{jr} - x_{ij} \sum_r s_{ijr} \log \frac{a_{ir} b_{jr}}{s_{ijr}} \right) \\ + \sum_{(i,k)} \left(\sum_r a_{ir} c_{kr} - y_{ik} \sum_r t_{ikr} \log \frac{a_{ir} c_{kr}}{t_{ikr}} \right) \\ + \sum_{(m,j)} \left(\sum_r d_{mr} b_{jr} - z_{mj} \sum_r u_{mjr} \log \frac{d_{mr} b_{jr}}{u_{mjr}} \right),$$

が得られる. この式を最小化する補助変数 S, T, U と行列 A, B, C, D をそれぞれ求めることにより, 次の乗法更新則が導かれる.

$$a_{ir} \leftarrow a_{ir} \frac{\sum_j \frac{x_{ij}}{\hat{x}_{ij}} b_{jr} + \sum_k \frac{y_{ik}}{\hat{y}_{ik}} c_{kr} + \sum_m \sum_j v_{im} \frac{z_{mj}}{\hat{z}_{mj}} b_{jr}}{(\sum_m v_{im} + 1) \sum_j b_{jr} + \sum_k c_{kr}}, \\ b_{jr} \leftarrow b_{jr} \frac{\sum_i \frac{x_{ij}}{\hat{x}_{ij}} a_{ir} + \sum_i \sum_k w_{jk} \frac{y_{ik}}{\hat{y}_{ik}} a_{ir} + \sum_m \frac{z_{mj}}{\hat{z}_{mj}} d_{mr}}{(\sum_k w_{jk} + 1) \sum_i a_{ir} + \sum_m d_{mr}}, \\ c_{kr} \leftarrow \sum_j w_{jk} b_{jr}, \quad d_{mr} \leftarrow \sum_i v_{im} a_{ir}.$$

行列 A, B, C, D を逐次的に更新することで, 所望の出力を得る事ができる. また, 明らかに各行列の初期値を非負の値に設定すれば, 更新式右辺の分子・分母は常に正であり, 非負値制約が保たれることが分かる. なお, 以後の実験では 50 回の反復計算を行った.

図 4 に図 3, 図 2 を入力としたときの提案手法の適用例を示す. 提案手法は前述したようにミクロな情報とマクロな属性情報が混在するデータ集合を非負値行列因子分解手法であるため, 以後 Non-negative Micro Macro Mixed Matrix Factorization(NM4F) と呼ぶこととする.

6. 実 験

実験では, 2013 年 1 月 1 日から 2013 年 12 月 31 日までの 1 年間に収集された調査パネルデータを利用する. データ中の全体傾向を把握する目的で, 購買履歴中の購買数の

図4 NM4Fのイメージ

多い上位 500 人のユーザ (全体ユーザ約 5,000 人) と出現頻度の多い嗜好品上位 10,000 点 (全体商品数約 15 万点) を対象商品とした. デモグラフィック情報には, 年齢, 性別, 職業に関する情報を用いる. これにより, 利用する入力行列のサイズを定まるユーザ数, 商品数, カテゴリ数, グループ数はそれぞれ $I = 500, J = 10,000, K = 54, M = 29$ となった. 作成した行列 X は非ゼロ要素の全体に占める割合が約 2.9% 程度 (ユーザー一人当たり購入商品種類数約 290 点) であり, スパースな行列を解析する実験設定であるといえる.

6.1 定 量 評 価

はじめに提案手法の定量評価を行う. ここでは, 作成した行列 X, Y, Z のうち, X の非ゼロ要素の一部を隠蔽して (欠損させて) テストデータ, 隠蔽されていない要素を学習データとして, 隠蔽された値を正しく推定できるかを検証する. Y, Z の値と属性情報を定める関係行列 V, W を利用することで既存手法である VBNNMF[Cemgil 08] などと比較して推定性能は向上することが期待される. さらに NM4F[Takeuchi 13] との比較も合わせて行う.

学習データとテストデータの組を計 5 組作成し, 各クラス数における推定精度を求める. 推定精度を計る基準には, 次のように計算される, テストデータに対する対数尤度 (Test Log-likelihood) を利用する.

$$\text{Test Log-likelihood} = \sum_{(i,j) \in \text{Test}} \log \mathcal{P}(x_{ij} | \hat{x}_{ij})$$

この値が大きいくほど隠蔽された値を正しく推定できていることを表す. なお, VBNNMF のハイパーパラメタは文献 [Cemgil 08] と同じく fixed point iteration による最適化を行った. NM4F における補助行列 Y, Z の重みを調整するハイパーパラメタは $\alpha = \beta = 0.1, 0.5, 1.0$ の 3 通りのものを利用し, それぞれの値における推定精度を求めた.

図 5 に実験結果を示す. 横軸がクラス数, 縦軸がテストデータに対する対数尤度の値である. nm4f が提案手法, vbnnmf が VBNNMF, nmmf01, nmmf05, nmmf10 がそれぞれの NM4F におけるハイパーパラメタを 0.1, 0.5, 1.0 と設定した際の結果である. エラーバーの長さは標準偏差を表す. NM4F は nmmf01, nmmf05, nmmf10 のそれぞれにおける結果から, ハイパーパラメタの設定で推定精度が大きく異なるという結果が得られているものの, ハイパーパラメタを 1.0 に設定した際にはクラス数 20 のとき比較手法の全てを上回る推定精度を示している. それに対して提案手法 NM4F の結果は, クラス数が 10 より小さい範囲では nmmf10 の値と同等, またクラス数によらず他の vbnnmf, nmmf01, nmmf05 を上回るという結果が得られている. このことは, 提案手法が NM4F における計算コストの高いクロスバリデーションを用いたハイパーパラメタ選択を行うことなく NM4F の達成可

図5 テストデータに対する対数尤度

能な最高精度と同等程度の推定性能を持つことを示しているといえる。また、提案手法は一部のクラスタ数の設定では NMMF よりも精度が下回る。この原因は線形制約条件にある。提案手法は線形制約条件を与えているため、同一クラスタ数の NMMF よりも自由度は低くなっており、あるクラスタ数における対数尤度の意味での最適解が提案手法で表現できない場合、NMMF の方が推定精度が高くなる。しかしながら、提案手法はハイパーパラメタに依存せず、かつ線形制約を設けながらも NMMF の最高値と同等の精度を保持していることが分かる。

6.2 定性評価

次に提案手法の定性評価を行う。定量評価における実験結果から、提案手法はクラスタ数 10 のときに予測精度が最大となり、データの全体傾向を掴むことができていることが分かる。そこでクラスタ数 10 で提案手法を適用して得られたクラスタに関して調査を行う。

§1 グラフ可視化による購買パターン全体の考察

まずはじめに購買パターン全体の傾向に関する考察を行う。商品同士の類似度を商品特徴行列 B を用いて算出し、グラフ可視化を行った。具体的には、全商品のうち購買頻度の高い上位 3,000 点の商品を抽出し、商品 j のクラスタ r への寄与度 b_{jr} を正規化した値 $\hat{b}_{jr} = b_{jr} / \sum_r b_{jr}$ を用いて、商品 j と j' の商品類似度をコサイン類似度に基づき次のように算出した。

$$Sim_{jj'} = \frac{\sum_r \hat{b}_{jr} \hat{b}_{j'r}}{\sqrt{\sum_r \hat{b}_{jr}^2 \sum_r \hat{b}_{j'r}^2}}$$

この商品類似度に基づき $Sim_{jj'} \geq 0.97$ を満たす商品間にエッジを張ることでグラフを作成した。孤立ノードを除外した 2,304 ノード、56,211 エッジからなるグラフの可視化結果が図 6 および図 7 である。

図 6 は、各商品に対して、 $\hat{b}_{jr} \geq 0.3$ となるクラスタ r のみを色付けして描画させている。この結果から、図左下のクラスタ 1 とクラスタ 2 から構成される部分グラフ 1、図右下のクラスタ 5 などから構成される部分グラフ 2、図中央のクラスタ 9 などの多くのクラスタから構成される部分グラフ 3 の 3 つの部分グラフから構成されているこ

図6 クラスタ毎に色分けしたグラフ可視化結果

図7 カテゴリ毎に色分けしたグラフ可視化結果

とが読み取れる。これは抽出された 10 のクラスタは、大きく 3 つのクラスタ群に分類できることを示している。

さらに図 7 では、商品カテゴリから特徴的な 7 カテゴリ (“ヨーグルト”, “液体茶”, “コーヒードリンク”, “たばこ”, “アイスクリーム”, “牛乳”, “ビール, その他酒類”) を抽出し、各商品の所属カテゴリ毎に色分けして表示している。この結果から、部分グラフ 1 では “ビール, その他酒類”, 部分グラフ 2 では “コーヒードリンク” が主要なカテゴリとなっていること、部分グラフ 3 は各カテゴリの商品が混在していることが分かる。

§2 整合性と解釈性: 購買パターンに関する定性的評価

次に抽出された各個別の購買パターンに関する考察を行う。前節で述べた 3 つの部分グラフに対して、それぞれ特徴的な 3 つのクラスタを 1 つずつ抜粋し、クラスタ

1 (男性・アルコール), クラスタ5 (男性・コーラ・コーヒー), クラスタ9 (女性・デザート) として得られた各クラスタ毎に, 商品, カテゴリ, グループのクラスタ寄与度の値の大きい上位 15 件を抽出し, 図 8, 図 9, 図 10 に示した. 各図において上段が提案手法, 下段が対比手法 NMMF ($\alpha = \beta = 1.0$) の結果を示し, 提案手法と対比手法共にクラスタ数を $R = 10$ とした. なお, 商品名は情報開示の都合上, カテゴリ名で置き換えて表示している. 各図のヒストグラムの大きさは寄与度の値を示し, item-feature (A), category-feature (C および $W^T B$), group-feature (D および $V^T A$) として表示している. このとき, 提案手法では式 (2) の制約の下, $W^T B = C$ および $V^T A = D$ が成立している. 一方, NMMF ではユーザ-グループおよび商品-カテゴリ間の属性に制約式 (2) を与えないために, 一般には等号が成立せず, $W^T B \neq C$ および $V^T A \neq D$ となる. そのため, 本研究では提案手法との比較のため, NMMF の category-feature および group-feature の出力結果 C および D に対しては, NMMF の本来の出力ではない $W^T B$, $V^T A$ を用いたヒストグラムを合わせて図示した.

例えば図 9 のクラスタ 5 の group-feature に注目すると, NMMF の出力では『グループ寄与度 (D) より“自営業・個人事業主”の寄与度が 2 番目に大きいという結果が得られたが, ユーザ推定結果 (A) から構築したグループ寄与度 ($V^T A$) では, “正社員”や“F2 層 (女性 35 歳~49 歳)”の方が寄与度が大きく, “自営業・個人事業主”の寄与度は比較的小さい』という結果が得られていることが分かる. これは, 本来“正社員”の寄与度が“自営業・個人事業主”の寄与度よりも本来大きいクラスタであることを推定値 (C) は表現できておらず, 両者の順番を逆転させた結果を出力してしまっていることが分かる.

また単純に順番が入れ替わるだけでなく, クラスタの上位に本来出現すべきグループおよびカテゴリが現れなくなる場合もある. 図 11 に NMMF の出力クラスタの category-feature の並び順を $W^T B$ の大きい順に並び替えて表示したものを示す. 例えば, 図 11 のクラスタ 9 に注目すると, “ヨーグルト”と“コーヒードリンク”カテゴリの推定値 (C) は商品寄与度の和に基づく値 ($W^T B$) よりも非常に小さい値となっている. したがって, 先ほどと同様に“ヨーグルト”カテゴリの商品の寄与度が本来大きいクラスタであることを推定値 (C) は表現できておらず, 図 10 の NMMF の出力において“ヨーグルト”が上位カテゴリに現れない結果を出力している.

上記の 2 つの例は, 「NMMF は NMF と比較して精度は上がるが, 分析結果の整合性が失われる」ということを示している. 一方で本提案手法では, 属性関係を考慮して線形制約を導入することによって, NMMF と同等の分析精度を保ちながら, 整合性を失わずに分析を可能としている.

§3 マーケティングの現場における利用に関する考察

最後に本技術のマーケティングの現場における利用方法に関して考察する. 提案手法のクラスタリング結果は商品とカテゴリ, 属性とユーザを寄与度の整合性を担保したうえで出力されたものであるから, 提案手法は 1 章で述べた現場の作業工程 Act1,2 を人手を介さず一挙に行う技術であるとみなすことができる. 提案手法の出力を利用した施策立案の例として, 栄養ドリンクの販売促進施策を考える場合を考える. 図 9 の示す提案手法の出力クラスタ 5 に着目すると, category-feature よりクラスタ 5 には栄養ドリンクが上位カテゴリに含まれ, またそれ以外にもコーヒードリンク, コーラ, スポーツドリンク, 液体茶が上位であることが分かる. よって, 例えばそれらカテゴリの商品と栄養ドリンクを併売する際に金額を割引くという施策が考えられる. 前述の寄与度の整合性からクラスタ中に該当カテゴリの商品が存在することは保証されており, 商品レベルで割引対象商品を決めることも可能である. また, 上記割引内容の告知を行う際には, group-feature の上位属性である M2 層, 男性 30 代のユーザにリーチできるように広告出稿, DM 配信を行うというアプローチもこのクラスタリング結果から考えることが可能である. このように提案手法の利用によって, 施策立案を行うまでに必要となる作業工程 Act1,2 を自動化することが可能となり, 現場の負担軽減や人手を介さないことによる作業工程 Act1,2 中の主観の排除が可能となる.

7. ま と め

本研究では, 属性間の関係性を考慮した非負値多重行列因子分解法を提案し, 調査パネルデータを用いた消費者行動パターン抽出を行った. 定量評価から, 提案手法は NMMF の最高精度と同等程度の推定性能を持つことが確かめられた. また, 定性評価から, 提案手法は因子行列間の線形制約を導入することで, 既存手法では不可能であったパターン内のマクロな属性情報とミクロな情報の整合性を保持したパターン出力が可能であることを確認した. したがって提案手法の出力はマーケティングの現場等でデータ解析の非専門家がパターンの解釈を行う際に, パターン内の整合性がとれないことにより解釈不可能となることを避けることができ, マーケティングの現場での施策立案に利用できる. 非専門家による出力結果の主観評価を実施することや, パターン内の整合性を保つこと以外に出力結果に要求される性質を見出すこと・手法を創出していくことは今後の課題である.

謝 辞

本研究で用いた調査パネルデータ「SCI」に関して株式会社インテージの協力を得た. ここに記して感謝する.

図 8 クラスタ数 10 におけるクラスタリング結果その 1. 上が提案手法, 下が NMMF による結果を表す.

図 9 クラスタ数 10 におけるクラスタリング結果その 2. 上が提案手法, 下が NMMF による結果を表す.

図 10 クラスタ数 10 におけるクラスタリング結果その 3. 上が提案手法, 下が NMMF による結果を表す.

図 11 NMMF によるクラスタリング結果の category-feature を $W^T B$ の大きい順にソートした出力.

◇ 参 考 文 献 ◇

- [阿部 05] 阿部 誠, 近藤 文代. マーケティングの科学 POS データの解析, 朝倉書店, 2005.
- [Blei 03] D. M. Blei, A. Y. Ng, and M. I. Jordan. Latent dirichlet allocation, the Journal of Machine Learning Research, 3, pp. 993-1022, 2003.
- [Cai 11] D. Cai, X. He, J. Han, and T. S. Huang. Graph regularized nonnegative matrix factorization for data representation, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 33.8, pp. 1548-1560, 2011.
- [Cemgil 08] A. T. Cemgil. Bayesian inference in non-negative matrix factorisation models, Technical Report CUED/F-INFENG/TR.609, University of Cambridge, 2008.
- [Cichocki 09] A. Cichocki, R. Zdunek, A. H. Phan, and S. I. Amari. Nonnegative matrix and tensor factorizations: applications to exploratory multi-way data analysis and blind source separation, John Wiley & Sons, 2009.
- [Ding 08] C. Ding, L. Tao, and P. Wei. On the equivalence between non-negative matrix factorization and probabilistic latent semantic indexing, Computational Statistics & Data Analysis, 52.8, pp. 3913-3927, 2008.
- [Hoffman 99] T. Hofmann. Probabilistic latent semantic indexing, Proceedings of the 22nd annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval, pp. 50-57, 1999.
- [Hoffman 10] M. Hoffman, D. M. Blei, and P. R. Cook. Bayesian non-parametric matrix factorization for recorded music, In Proc. 27th International Conference on Machine Learning (ICML-10), pp. 439-446, 2010.
- [幸島 13] 幸島 匡宏, 江崎 健司, 高屋 典子, 澤田 宏. 複数行列の行列分解に関する一考察, 信学技報, IBISML2013-50, pp. 107-114, 2013.
- [Koren 09] Y. Koren, R. Bell, and C. Volinsky. Matrix factorization techniques for recommender systems, Computer, 42.8, pp. 30-37, 2009.
- [Lee 99] D. D. Lee and H. S. Seung. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization, Nature, 401.6755, pp. 788-791, 1999.
- [Lee 01] D. D. Lee and H. S. Seung. Algorithms for non-negative matrix factorization, Advances in Neural Information Processing Systems, 13, pp. 556-562, 2001.
- [Lee 10] H. Lee, J. Yoo, and S. Choi. Semi-supervised nonnegative matrix factorization, IEEE Signal Processing Letters, 17.1, pp. 4-7, 2010.
- [Purushotham 12] S. Purushotham, L. Yan, and C.-C. J. Kuo. Collaborative Topic Regression with Social Matrix Factorization for Recommendation Systems, In Proc. 29th International Conference on Machine Learning (ICML-12), pp. 759-766, 2012.
- [Salakhutdinov 12] R. Salakhutdinov and A. Mnih. Probabilistic matrix factorization. Advances in Neural Information Processing Systems, 21, pp. 1257-1264, 2007.
- [澤田 12] 澤田 宏. 非負値行列因子分解 NMF の基礎とデータ/信号解析への応用, 電子情報通信学会誌, 95.9, pp. 829-833, 2012.
- [竹内 12] 竹内 孝, 石黒 勝彦, 木村 昭悟, 澤田 宏. sNMF: 非負値制約下における複数行列の同時分解法 ~ ソーシャルメディア解析を応用例として ~, 信学技報, IBISML2012-43, pp. 67-74, 2012.
- [Takeuchi 13] K. Takeuchi, K. Ishiguro, A. Kimura, and H. Sawada. Non-negative Multiple Matrix Factorization, In Proc. 23rd International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-2013), pp.1713-1720, 2013.

〔担当委員：鳥海 不二夫〕

2014 年 10 月 8 日 受理

著 者 紹 介

幸島 匡宏

2009 年, 東京工業大学工学部情報工学科卒業. 2012 年, 同大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻修士課程修了. 同年, 日本電信電話株式会社入社. 以来 NTT サービスエボリューション研究所にて, 機械学習およびデータマイニングの研究に従事.

松林 達史

2000 年, 京都大学理学部物理学科卒業. 2002 年 10 月より 2 年半, 理化学研究所非常勤研究員. 2005 年, 東京工業大学大学院理工学研究科地球惑星科学専攻博士課程修了. 同年, 日本電信電話株式会社入社. 以来, NTT コミュニケーション科学基礎研究所, NTT サービスエボリューション研究所にて, グラフ可視化および機械学習の研究開発に従事. 博士(理学). 情報処理学会会員.

澤田 宏

1991 年, 京都大学工学部情報科卒業. 1993 年, 同大学院工学研究科情報工学専攻修士課程修了. 同年, 日本電信電話株式会社入社. 以来, 同社コミュニケーション科学基礎研究所にて, VLSI 向け CAD および計算機アーキテクチャの研究に従事. 2000 年より, 信号処理, 特にブラインド音源分離の研究に従事. 2009 年より, 知能創発環境研究グループリーダー. 2013 年より, サービスエボリューション研究所ヒューマンアナリシスプロジェクトグループリーダー. 2001 年, 京都大学博士(情報学). 電子情報通信学会, 日本音響学会, IEEE 各会員.