

令和元年6月21日現在

機関番号：14301

研究種目：研究活動スタート支援

研究期間：2017～2018

課題番号：17H06779

研究課題名(和文)履歴質問紙混合データに基づくNMF開発と消費者購買行動・心理関係の探索的把握

研究課題名(英文) Development of the NMF based on an action history and questionnaire mixed data for exploratory understanding of a relationship between buying behavior and consumer mind

研究代表者

阿部 寛康 (Abe, Hiroyasu)

京都大学・医学研究科・助教

研究者番号：40807963

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 1,000,000円

研究成果の概要(和文)：本研究では、消費者の購買履歴やWeb閲覧履歴データと、質問紙データの両方がとられたデータを用いて、消費者の購買行動と属性・心理の関係を把握するための探索的なデータ解析手法を開発した。開発手法は非負値行列因子分解と呼ばれる行列分解手法の拡張であり、行動パターンを抽出しつつ、そのパターンに従わずに行動しなかったユーザの特徴を把握できる。ユーザの属性情報が付随した、実在する買物Web閲覧履歴データに開発手法を適用し、狙いの解釈が可能であることを確認した。具体的には、消費者の潜在ニーズを把握しつつも、そのニーズを持たないと思われるようなユーザを特定することが可能であることを確認した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

全ての要素が0以上の値であるようなデータと、質問紙データを組み合わせた汎用性のあるデータ解析手法を開発したことは、学術的意義があると自負する。一方で、本研究の社会的意義としては、より繊細なマーケティング施策を行うための材料を提供できる点にあると考える。開発手法は、行動パターンによって記述されるユーザセグメントを抽出しつつ、そのセグメントが示すパターン通りに行動をしない特異ユーザも抽出できる。このことは、ウェブページ推薦といった潜在ニーズを掘り起こすための施策において、抽出パターンに沿った施策を十把一絡げに行うのではなく、その特異ユーザに対しては柔軟に対応できることにつながる。

研究成果の概要(英文)：In this study, we developed the new exploratory data analysis method for understanding of a relationship between buying behavior and consumer attribute or mind using action history data, such as buying history or web access, and questionnaire mixed data. The new method is an expansion of the matrix decomposition method that is called nonnegative matrix factorization. We can obtain by the new method some action patterns and characteristics of the some users that did not act according to the patterns. We apply the new method to the real web access log data with user attribute information in a certain shopping website and we confirmed that the new method has potential to get the interpretation as expected. For example, we can grasp a potential needs and identify some users who may not have the potential needs.

研究分野：統計学

キーワード：探索的データ解析 非負値行列因子分解

様式 C - 19、F - 19 - 1、Z - 19、CK - 19 (共通)

1. 研究開始当初の背景

これまで、消費者が購買に至るまでの心理や行動のメカニズムは、命題で表現された理論を経験的事実に基づき実証するという論理実証主義に基づいて検証されてきた。具体的には、消費者の購買行動・心理に関する理論を命題によって表現し、その命題が含む概念を、操作化を通して質問紙データや、近年の IT 技術の発展により獲得可能となった履歴データによって計測し(以後、両方のデータを指す場合は「両データ」とする)、その計測結果を分析・解釈して得られた経験的知見の獲得を通じて命題を実証するというプロセスを踏んできた(図1)。しかし、現実としては、これら両データはそれぞれ異なる集団からとられることが多く、個人の紐づけができず、個別に扱わざるを得ないことが多かった。これはコスト面や個人情報保護の観点から、各私企業が細かくデータを獲得することが困難であることに起因すると考えられる。

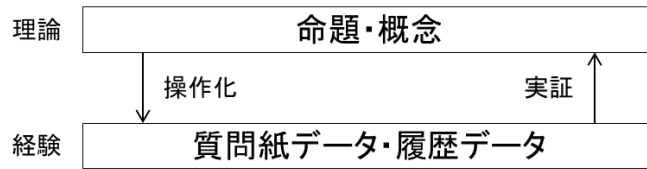


図1 論理実証主義に基づく調査研究イメージ

しかし最近、両データを、強力なセキュリティ管理の下で同じ個人から獲得し、有効活用する機運が高まっている。その1つが政府主導で議論されている情報銀行構想である。これは、個人にインセンティブを付けるかわりに個人情報を積極的に提供してもらうという構想である (Information Bank consortium, <http://www.information-bank.net/> 参照)。この構想の実現は、個人情報の利用に対する許容度が若い世代ほど高いことから(個人情報保護に関する世論調査,平成18年度,内閣府)、現実味を帯びている。この際に重要なのは、両データの特性を考慮に入れた適切な解析手法の開発である。そこで本研究は、これら両データを用いた統計解析手法を開発し、実在するデータに適用し、消費者の購買行動とその心理的側面の関係性を探索的に把握することを目的とする。

同じ集団で獲得された両データを解析し利用する研究はこれまでも存在する。1つは、推薦アルゴリズム開発に関する研究(神島,2016)である。もう1つは、最近提唱された計算社会科学(Lazaer et al., 2009; Blumenstock et al., 2015)がある。これは質問紙に基づく古典的な社会学研究を履歴データの活用によって補完する試みである。しかし、これらは推薦アイテムの決定、あるいは質問紙データ未獲得の消費者に対する質問回答の補完という予測問題に特化したものであり、本研究が志向する消費者の購買行動と心理の関係性の把握とは異なる目的をもつ。

我々はこれまで履歴データを用いた探索的な知見獲得のための非負値行列因子分解(以後 NMF)に基づく解析手法を開発してきた。これらは、履歴データの特徴である全要素が非負の数値であること、零過剰、外れ値といった特性を考慮に入れた手法である。しかし、これらは履歴データにのみ特化した解析手法であり、質問紙データの活用は考慮に入れていない。我々のこれまでの NMF に関する研究に、質問紙データの活用も加え発展させることにより、消費者の行動と心理の関係性をより詳細に理解することが可能になると考えられる。

2. 研究の目的

以上の背景より我々は、新たに、補助変数を用いた零過剰非負値行列因子分解という手法を開発し、実データに適用することで消費者の行動と心理の関係性を探索的に把握することを目指す。

図2の(A)の矢印が示すように、上記手法は質問紙で計測された消費者の心理によって、履歴データで計測された購買行動を予測することを目的とする。具体的には、消費者の購買商品(群)に基づき購買行動モデルを推定しつつ、これと同時に推定された購買行動モデルに従うことなく購買されなかった理由を、商品(群)ごとに心理面から推定する。例えば、商品 a と商品 b は同じ消費者に購買される傾向にあるとする。しかし、一部の消費者は商品 a を購買するにも関わらず商品 b は購買していなかったとする。この場合、例えばこのような消費者は実は極度の節約志向をもち、商品 b は他の代替品よりもわずかではあるが高額であったため、これを嫌って購買していなかった、ということが推定できる。このとき、注目すべきなのは、消費者の購買傾向と、その心理面との関係を、得られた両データに対するモデルフィッティングが最も良くなるように同時的に推定することである。履歴データに対し NMF を実行し、その結果と質問紙データを結合し、後から購買行動と心理の関係を分析するという同時的でない方法の方が考えやすいが、このとき推定される購買行動モデルは心理面との関係が考慮に入っておらず、適切でない。本研究では購買行動モデルと心理面との関係を、上記で述べた視点に基づき統計モデルによって表現し、そのパラメータ推定法を確立させる。

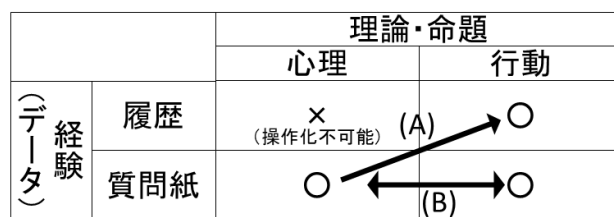


図2 本研究における開発手法の位置づけ

また、手法の開発だけにとどめず、開発手法を実データに適用し、狙い通りの発見をできるかどうかを検証し、実際に消費者の購買行動と心理の関係について把握するところまでが本研

究の目指すところである。

3. 研究の方法

平成 29 年度は開発に向けての準備・検討期間と位置づける。そして平成 30 年度では具体的な開発作業および開発手法による消費者把握を行っていく。具体的には、以下の通りである。

(1) 平成 29 年度「開発に向けての準備・検討」

開発手法に関連する NMF に関する既存研究の整理

開発予定の手法は NMF に基づいたものであるため、まずは NMF に関する既存の取組の検証・課題整理を行う。その際、応用面と技術面に分けて整理する。応用面では、主に NMF 法を用いた推薦システム、特に消費者に対する質問紙調査結果を用いた推薦システムに注目する。技術面では、NMF そのものと「補助変数 (Concomitant variable)」を用いた各種統計モデルに注目する。NMF 技術に関しては、零過剰データに注目したものや、NMF で用いられるデータの各種誤差分布に関する既存研究の課題等をまとめ、本研究の開発手法に必要な知的基盤を確認する。一方で、補助変数に関しては、消費者購買モデルのひとつである混合分布モデルと深く関わりがあるため、これについても既存の取組を検証し課題を確認する。

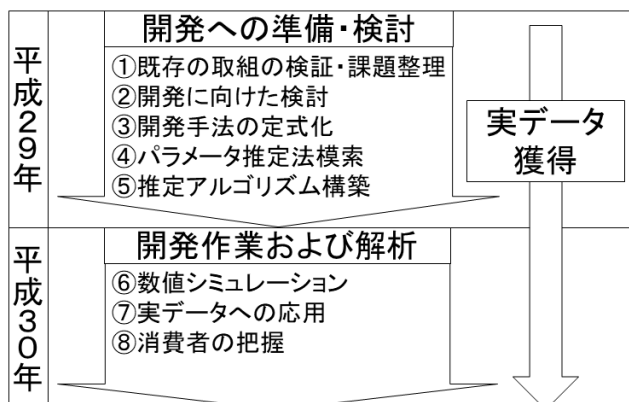


図3 研究計画概略図

開発に向けた検討

で整理した情報に基づき、設定する予定のモデルに含まれるパラメータを適切に推定できるかどうかを重点的に検討する。例えば、パラメータの各更新は必ず最適基準となる関数値(尤度)を高められるか、現実的な計算時間で推定が可能かどうか、などといった数学的背景からの検討を十分行う必要がある。

開発手法の定式化

開発手法は、ある基準に基づき未知パラメータを最適化する問題として定式化する。での検討内容に照らし合わせ、最適化可能で適切な問題設定を目指す。

パラメータ推定法の模索

設定した最適化問題を解く方法を検討していく。基本的にはで整理した既存手法における最適化問題に沿って解くことになる。しかし、設定した最適化問題によっては、新たに推定方式を数学的に求める必要が出てくる。

推定アルゴリズムの構築・点検

で検討した内容に基づき、効率の良いパラメータ推定のためのアルゴリズムを構築する。そして構築したアルゴリズムが適切に動くかチェックする。

～ までの内容をとりまとめ、国内学会での発表を行い、専門の方々からの意見を集める。その際、可能であればについても簡単なものから着手し、国内学会での発表に反映させる予定である。

(2) 平成 30 年度「開発作業および解析」

数値シミュレーションに基づく既存手法との性能比較

正解パラメータを予め決めておき、その仮定から人口データを生成し、既存手法とで構築した推定アルゴリズムでの性能比較を行う。性能比較は、正解パラメータとの近さや、最適化の良さを基準値によって計測するといった方法が考えられる。

実データへの応用を通じた開発手法の有用性確認

実データを開発した手法に適用させ推定パラメータの解釈を試み、実データにまつわる前提知識と照らし合わせて妥当な結果が得られるかどうかを確認する。

開発手法を用いた各種実データ解析による消費者把握

同じ消費者で購買履歴データと質問紙データが両方獲得されている実データを可能な限り用

意し、その全てに開発手法を適用させ、消費者の把握を行う。

～ ままでに得られた結果は、海外での国際会議で発表し、意見を集める予定である。

4. 研究成果

(1) 開発手法のパフォーマンス確認のための数値シミュレーションの結果

平成 29 年度に行った、「補助変数を用いた零過剰非負値行列因子分解」の開発結果について報告する。まず、本手法における統計モデルを数式によって正確に表現し、統計モデルがデータにどれだけあてはまっているかを測るための指標を適切に定め、これが最適になるような、モデルに含まれるパラメータの推定方式を導出した。推定すべきパラメータが多いため、推定方式は個別のパラメータをひとつずつ順番に更新することを繰り返す交互最適化と呼ばれる方式をとった。次に、導出した推定方式をアルゴリズムとして表現し、パラメータ推定を実際に行うためのコンピュータプログラムを作成した。最後に、コンピュータプログラムが正確に動作することの確認およびパラメータ推定の良さを計測するための数値シミュレーションを行った。具体的には統計モデルに含まれるパラメータの正解の値をあらかじめ決めておき、この正解値を用いたモデルから疑似的なデータを発生させて、このデータを作成したプログラムに適用させてパラメータ推定を行い、その推定値と正解値がどれだけ近い値になったかを調べた。図 4 は、50 回の数値シミュレーションの結果を箱ひげ図に表した結果である。

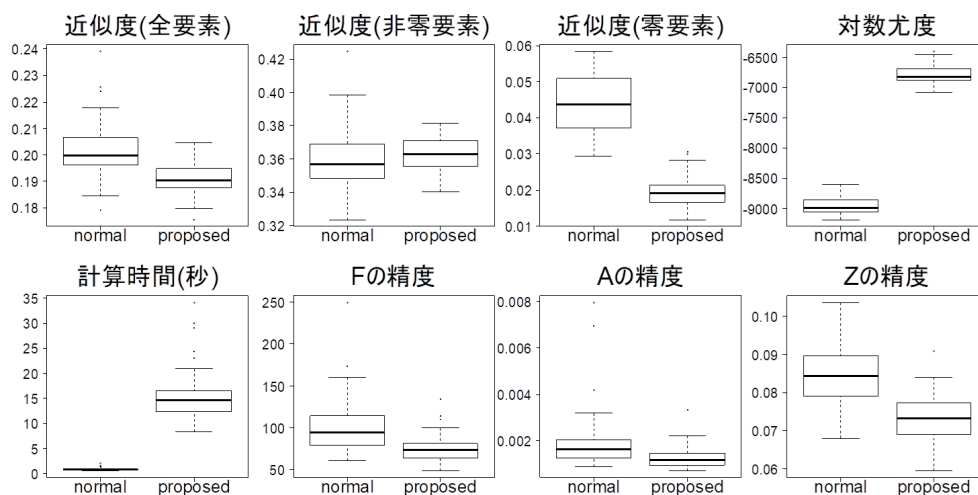


図4 数値シミュレーション結果

本手法はデータ行列 Y を $Y = XFA'$ のようにより小さい 2 つの行列 F と A に分解することが第一目的である。このとき A が行動パターンを意味する。図 4 の「近似度」と記載のあるグラフは、データ行列 Y と、 F と A の行列積である X (近似行列と呼ばれる) の間の乖離度に関する箱ひげ図である。proposed は開発手法であり、normal は開発手法の元となるクラシカルな手法である。乖離度が小さい方がよい手法ということになる。データ行列 Y の非零要素での平均ではわずかにクラシカルな手法が開発手法が劣っているものの、全要素平均と零要素平均では開発手法の方が優れたパフォーマンスを示している。また、行動パターンの解釈を行う際に確認する推定パラメータである F 、 A について、真値とのずれ (平均二乗誤差) が「 F の精度」「 A の精度」に掲載されているが、いずれも開発手法の方がずれは小さい。「 Z の精度」とある「 Z 」というのは、 $0 \sim 1$ の値をとる潜在変数を要素にもつデータ行列と同形の行列である。データ行列の該当する要素が抽出したパターンから説明されるものなのか (0 に近い場合)、それともそれ以外の別の発生機構から 0 となっているのか (1 に近い場合)、を決める変数である。ウェブ閲覧回数データの例で言えば、あるユーザのある商品分類の閲覧回数は、推定された閲覧パターンに従ったものなのか、それとも全く別の理由に基づいたものなのか、を決めるのがこの潜在変数である。「 Z 」についても開発手法が優れた精度を示していることがわかる。以上の結果より、開発手法が想定する統計モデルがデータに仮定できる際は、クラシカルな手法よりも提案手法の方がよいパフォーマンスを示していると結論付けられる。

(2) 開発手法を実データに適用し解釈した結果

使用データと分析方法

開発手法を適用したのは、(株) ヴァリューズが保持するモニターの、スマートフォンによるショッピングウェブサイト閲覧履歴データと同モニターのインターネット質問紙調査データである。データの詳細は表 4 のとおりである。

閲覧履歴データについては、30 秒以内の同じ Web ページへのアクセスはノーカウントとし、32 の商品分類ごとに、1911 名のユーザが各商品分類の商品に関する Web ページを何回アクセ

スしたかをカウントした。すなわち、NMF する行列は 1911 行 32 列の行列となる。補助変数として使用したのは 5 歳区分年代のみとした。

次に分析の手続きについて述べる。NMF では、分解行列の基底数(抽出する閲覧パターン数)を分析者が予め決める必要がある。今回はユークリッド距離に基づく NMF(EUCNMF) で実行したバイクロスバリデーションによって基底数を決定した。決めた基底数のもとで、開発手法を実行し、商品分類に関する分解行列、および潜在変数に対する 5 歳区分年代変数のロジットモデルにおける係数パラメータを各商品分類について推定した結果を確認し、これを解釈する。

表 1 データ詳細

| |
|--|
| 閲覧履歴データ獲得期間 2016 年 11 月 1 日 ~ 2016 年 11 月 30 日 |
| 質問紙調査データ獲得期間 2016 年 10 月 26 日 ~ 2016 年 11 月 7 日 |
| 対象者とその人数上記閲覧履歴データ獲得期間中に少なくとも 1 回はショッピングウェブサイト をスマートフォンで閲覧したモニター 1911 名。 |
| 商品分類とその数ビデオ, DIY・工具, DVD, PC ソフト, おもちゃ, ギフト券, ゲーム, シューズ & バッグ, ジュエリー, スポーツ&アウトドア, デジタルミュージック, ドラッグストア, パソコン・周辺機器, ビューティー, ファイナンス, ペット用品, ベビー&マタニティ, ホ ーム&キッチン, ホビー, ミュージック, 家電&カメラ, 楽器・音響機器, 産業・研究開発用 品, 車&バイク, 食品・飲料・お酒, 大型家電, 服&ファッション小物, 文房具・オフィス用 品, 本, 洋書, 腕時計, 計 32 分類。 |

解析結果

バイクロスバリデーションの結果、基底数を 2 とした。図 5 に結果を示す。分解行列については、EUCNMF と開発手法 で強い重みをもつ部分はほぼ一致している一方で、開発手法の方が多くの商品分類で重みをもっていることがわかる。これは零要素を 0 とみなさず NMF の分解行列を推定する ZIP モデルの特徴である。ロジットモデルの係数パラメータは、正に大きければ当該年代において当該商品分類の行列要素の 0 が閲覧パターンからではなく別の理由により 0 となっている(すなわち別の理由で閲覧していない) 傾向があることを意味する。例えば“DIY・工具”では低い年齢層で係数がプラスとなっているので、低い年齢層では実際は“DIY・工具”のウェブページを閲覧していないが、NMF により推定された閲覧パターンによれば閲覧する可能性がある、ということである。よって、低い年齢層では“DIY・工具”への潜在ニーズがある可能性があると解釈できるが、この年代層ではこれに興味を持つ可能性が低いという事前知識、あるいは確信があるのであれば、潜在ニーズがあるとはいえない、という解釈となる。

| 商品分類 | 商品分類に関する分解行列の推定値 | | | | 潜在変数に対する5歳区分年代変数のロジットモデルにおける係数パラメータの推定値 | | | | | | | |
|------------|------------------|------|-----------|------|---|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | EUCNMF | | ZIPNMF CV | | <29才 | 30-34 | 35-39 | 40-44 | 45-49 | 50-54 | ≥55才 | 切片 |
| | 基底1 | 基底2 | 基底1 | 基底2 | 164名 | 196名 | 294名 | 445名 | 354名 | 277名 | 189名 | |
| その他 | 0.00 | 0.01 | 0.05 | 0.00 | 0.39 | 0.52 | 0.30 | 0.34 | 0.33 | -0.06 | 0.82 | 1.47 |
| ビデオ | 0.01 | 0.01 | 0.04 | 0.02 | 0.81 | 0.42 | 0.46 | 0.04 | 0.14 | 0.11 | 0.12 | 2.07 |
| DIY・工具 | 0.17 | 0.03 | 0.19 | 0.00 | 0.43 | 0.56 | 0.59 | 0.16 | 0.42 | -0.49 | -0.23 | 1.86 |
| DVD | 0.69 | 0.00 | 0.44 | 0.00 | 0.64 | 0.38 | 0.24 | 0.64 | 0.43 | 0.36 | 0.26 | 1.19 |
| PCソフト | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.06 | 0.58 | 0.67 | -0.60 | -0.02 | -0.25 | -0.15 | -0.48 | 3.35 |
| おもちゃ | 0.00 | 0.16 | 0.35 | 0.00 | -0.02 | -0.38 | 0.13 | 0.18 | -0.21 | -0.36 | -0.21 | 1.42 |
| ギフト券 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.09 | 6.70 | 6.79 | -0.60 | -0.26 | -1.16 | -1.34 | -1.70 | 5.12 |
| ゲーム | 0.00 | 0.03 | 0.20 | 0.00 | 0.23 | 0.44 | 0.91 | 0.82 | 1.08 | 0.34 | 0.40 | 1.22 |
| シューズ&バッグ | 0.00 | 0.25 | 0.00 | 0.39 | 0.55 | 0.49 | 0.58 | 0.51 | 0.27 | 0.34 | 0.60 | 0.78 |
| ジュエリー | 0.00 | 0.01 | 0.00 | 0.23 | 0.27 | 0.11 | 0.50 | 0.06 | 0.90 | 1.41 | 1.00 | 2.76 |
| スポーツ&アウトドア | 0.09 | 0.11 | 0.29 | 0.00 | 0.44 | 0.08 | 0.53 | 0.27 | 0.49 | 0.32 | 0.13 | 1.22 |
| デジタルミュージック | 0.00 | 0.01 | 0.00 | 0.07 | 0.67 | 0.74 | 0.36 | 1.02 | 0.62 | 0.62 | 0.69 | 1.89 |
| ドラッグストア | 0.01 | 0.20 | 0.00 | 0.33 | 0.37 | 0.27 | 0.16 | 0.24 | 0.06 | 0.05 | 0.16 | 0.04 |
| パソコン・周辺機器 | 0.01 | 0.15 | 0.00 | 0.19 | -0.80 | -0.71 | -0.89 | -0.99 | -0.81 | -1.03 | -0.83 | 2.19 |
| ビューティー | 0.00 | 0.00 | 0.01 | 0.03 | 0.19 | 1.02 | 0.38 | 0.66 | 1.57 | 0.22 | 1.07 | 2.99 |
| ファイナンス | 0.00 | 0.01 | 0.02 | 0.02 | 0.31 | -0.16 | 0.39 | 0.57 | 0.20 | -0.32 | 0.28 | 2.06 |
| ペット用品 | 0.01 | 0.00 | 0.14 | 0.00 | 0.61 | 0.47 | 0.15 | 0.54 | 0.40 | 0.82 | 1.08 | 2.17 |
| ベビー&マタニティ | 0.00 | 0.04 | 0.00 | 0.22 | 0.50 | 0.04 | 0.31 | 0.09 | 0.28 | 0.17 | -0.05 | 2.31 |
| ホーム&キッチン | 0.10 | 0.59 | 0.01 | 0.48 | 0.54 | 0.82 | 0.25 | 0.18 | 0.33 | 0.39 | 0.20 | -0.28 |
| ホビー | 0.01 | 0.07 | 0.27 | 0.00 | 0.19 | -0.05 | 0.13 | 0.19 | 0.18 | -0.08 | 0.74 | 1.43 |
| ミュージック | 0.03 | 0.02 | 0.02 | 0.14 | 0.62 | 0.73 | -0.14 | 0.26 | 0.30 | 0.42 | 0.93 | 1.10 |
| 家電&カメラ | 0.00 | 0.54 | 0.00 | 0.48 | 0.46 | 0.32 | 0.69 | 0.43 | 0.50 | 0.44 | 0.91 | 0.52 |
| 楽器・音響機器 | 0.00 | 0.00 | 0.11 | 0.01 | 8.94 | -0.86 | -0.85 | -0.27 | -0.49 | -0.85 | -1.12 | 4.13 |
| 産業・研究開発用品 | 0.03 | 0.02 | 0.05 | 0.04 | 1.46 | 3.01 | 1.52 | 0.79 | 1.00 | 0.93 | 1.40 | 1.41 |
| 車&バイク | 0.68 | 0.00 | 0.42 | 0.02 | -0.08 | -0.07 | 0.27 | 0.09 | 0.25 | 0.05 | -0.13 | 2.09 |
| 食品・飲料・お酒 | 0.01 | 0.10 | 0.00 | 0.20 | -0.32 | -0.20 | -0.14 | -0.32 | -0.18 | 0.02 | -0.22 | 0.67 |
| 大型家電 | 0.00 | 0.01 | 0.31 | 0.00 | 0.56 | 0.68 | -0.16 | -0.03 | 0.27 | 1.00 | 0.72 | 3.90 |
| 服&ファッション小物 | 0.02 | 0.37 | 0.25 | 0.12 | 0.15 | -0.08 | 0.38 | 0.15 | -0.03 | 0.00 | -0.04 | 1.67 |
| 文房具・オフィス用品 | 0.02 | 0.06 | 0.00 | 0.22 | 0.08 | -0.01 | -0.04 | 0.13 | -0.03 | -0.03 | -0.38 | 1.31 |
| 本 | 0.05 | 0.19 | 0.24 | 0.02 | 0.18 | 0.63 | 0.26 | 0.22 | 0.51 | 0.28 | 0.65 | -0.78 |
| 洋書 | 0.00 | 0.00 | 0.09 | 0.00 | -0.62 | -1.23 | 7.26 | -1.21 | -0.49 | -0.90 | -0.44 | 4.68 |
| 腕時計 | 0.00 | 0.01 | 0.13 | 0.00 | 0.88 | 1.44 | 0.63 | 1.16 | 2.18 | 0.90 | 1.06 | 1.43 |

図5 商品分類に関する分解行列とロジットモデルの係数パラメータの推定値。分解行列は二乗ノルムを1としている。色が濃いほど1に近い。一方で係数パラメータについては色が濃いほど絶対値が大きい。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕(計 0 件)

本報告書作成現在, 本研究に関する論文を執筆中である.

〔学会発表〕(計 6 件)

【国際会議】

[1] Abe, H. (2019): Zero-Inflated Negative Binomial Matrix Factorization, European Conference on Data Analysis (ECDA) 2019, University of Bayreuth, Bayreuth, Germany (20 March 2019).

[2] Abe, H. (2018): Nonnegative matrix factorization on zero-inflated Poisson with concomitant variables, The conference of Data Science, Statistics & Visualisation (DSSV 2018), TU Wien, Austria (10 July 2018).

【国内学会】

[1] 阿部寛康 (2019). ベイズ推定に基づく零過剰負の二項分布行列分解, 統計数理研究所共同利用に係る合同研究集会, 於 統計数理研究所, 2019年2月23日.

[2] 阿部寛康 (2018). 零過剰負の二項分布に基づく非負値行列因子分解について, 日本計算機統計学会第32回シンポジウム論文集, pp. 133-136, 於 滋賀大学, 2018年11月11日.

[3] 阿部寛康 (2018). 補助変数を用いた零過剰複合ポアソン非負値行列因子分解, 統計数理研究所共同利用に係る合同研究集会, 於 統計数理研究所, 2018年3月6日.

[4] 阿部寛康 (2017). 補助変数を用いた零過剰ポアソン非負値行列因子分解, 日本計算機統計学会第31回シンポジウム論文集, pp. 185-186, 於 和歌山県立医科大学, 2017年11月17日.

〔図書〕(計 0 件)

〔産業財産権〕

出願状況 (計 0 件)

取得状況 (計 0 件)

〔その他〕

ホームページ等

・ Current Research

<https://sites.google.com/view/hiroyasuabe/current-research?authuser=0>

・ 研究紹介スライド

<https://sites.google.com/view/hiroyasuabe/current-research/%E7%A0%94%E7%A9%B6%E7%B4%B9%E4%BB%8B%E3%82%B9%E3%83%A9%E3%82%A4%E3%83%89?authuser=0>

6. 研究組織

(1) 研究分担者

なし

(2) 研究協力者

なし

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。