

食料品小売業の購買傾向に基づく商品推薦指標の提案と評価

Proposal and evaluation of recommendation metrics for grocery stores

園田 隆志*¹
Takashi Sonoda

出雲 英剛*¹
Hidetaka Izumo

佐藤 政寛*¹
Masahiro Sato

*¹ 富士ゼロックス株式会社 研究技術開発本部
Research & Technology Group, Fuji Xerox Co., Ltd.

Recommender system provides relevant items to users. Collaborative filtering is the most widely used technique in recommender systems. This technique is useful in the area of mass merchandiser market, such as the video-rental, on-line shopping. However, the grocery stores have a different aspect of these markets. In this paper, we propose a recommendation metrics for grocery stores considering selling aspect, and evaluate this metrics with actual data of a grocery store.

1. はじめに

近年、インターネットを通じた通信販売やビデオレンタルなどの業種において推薦技術が広く利用されている。利用者のプロフィールや購買記録を基に、類似の購買記録を持つ利用者に推薦する商品を抽出する協調フィルタリングに代表的されるさまざまな手法が提案されている[Ricci 2015]。推薦技術の評価には精度で評価されることが多い。しかしながら、推薦しなくても購入される人気商品は精度を高めることができるが、実際には推薦による効果が期待できないという問題が生じている[McNee 2006]。これに対して、より効果的に推薦を行うための推薦ランキングの提案も行われている [Castells 2015]。これら従来の研究では MovieLens[Harper 2015]などのビデオレンタルのデータが利用されることが多いが、この問題は、日常的に購入される商品が多いスーパーマーケットなどに代表される食料品小売業で顕著であると考えられる。この業種はビデオレンタル業とは異なる購買傾向を持つことから異なるアプローチが必要となる。

そこで、本発表では、食料品の購買傾向を分析し、より効果的に推薦を行うための推薦指標を提案する。さらに、実際に店舗で行った実証実験の結果も報告する。

2. 食品小売業の購買傾向

この節では推薦技術が成功している量販店やビデオレンタルなどの業種と食料品小売業の販売傾向の違いを考察する。

2.1 業種による購買傾向

この論文で対象とする食品を扱う小売業の実際の販売数と商品の関係を図 1 に示している。ここで使ったデータは、ある食品小売業に協力いただき収集を行った。対象期間は 2013 年の 10 月から翌 2014 年の 9 月までの 1 年間である。この期間の利用者は 20,909 人、販売商品数は 5,690 品目、全販売数は 11,127,263 個である。

横軸は扱っている商品を 1 年間の販売数順に並べている。商品名は 1 位から 200 位ごとに付与している。縦軸は商品の販売数である。対象期間の利用者数 (20,909 人) である。この図をみると分かるように、最も販売数の大きい商品の販売数 (173,502 個 (牛乳)) は利用者が 1 個を購入したとするときの数を超えていることが分かる。推薦リストの新規性を表す指標とし

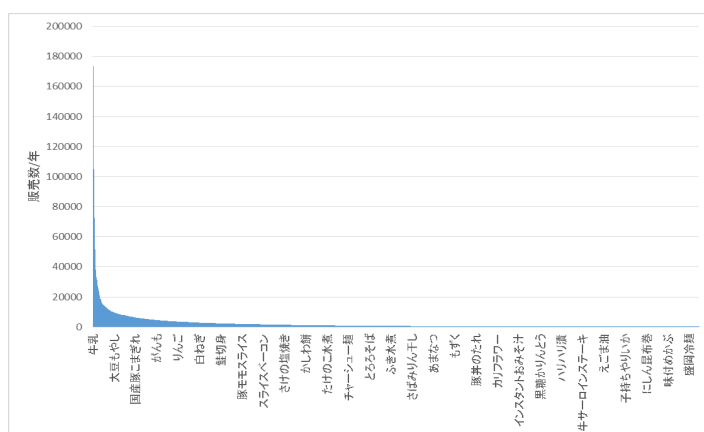


図 1. 商品の販売数順ランキング

て次の MIUF (mean inverse document frequency) が提案されている [Castells 2015] .

$$MIUF = -\frac{1}{|R|} \sum_{i \in R} \log_2 \frac{|U(i)|}{|U|} \quad (1)$$

ここで、 U は利用者のリスト、 $U(i)$ は商品 i を購入した利用者のリスト、 R は推薦リストである。推薦リストとして、購入人数上位 10 品の商品リストをとると、MIUF は 1.02 であった。これに対し、MovieLens の 10M データでは、全評価者数 69,878 人の

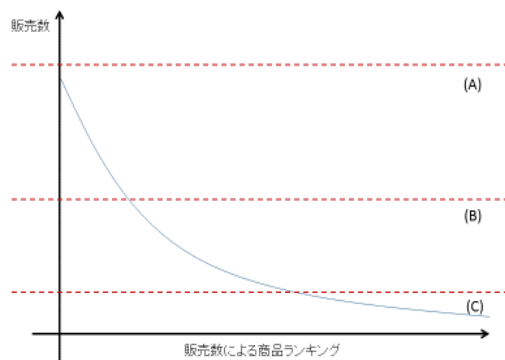


図 2. 商品購買モデル

連絡先: 園田 隆志, 富士ゼロックス(株) 研究技術開発本部,
takashi.sonoda@fujixerox.co.jp

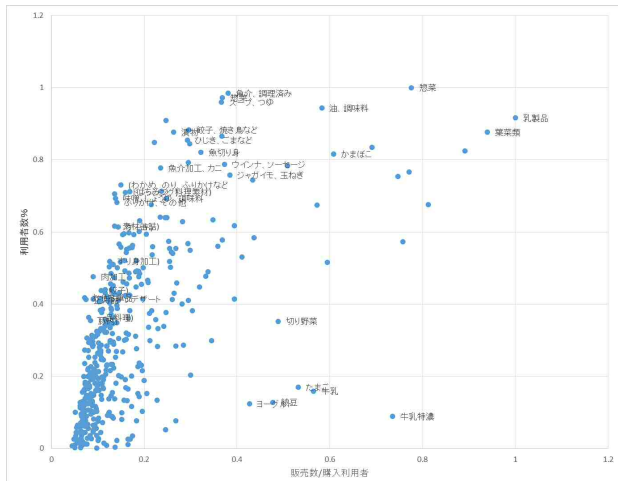


図 3. 購入者数と一人当たりの購入数の関係

うち、最も評価された映画の評価者数は 34,864 人である [Harper 1015]. 評価者数上位 10 作品を推薦リストとして MIFU を求めると、2.57 である。食品小売業の MIFU(1.02)はこの値より小さく、ビデオレンタルに比較して新規性が低いことを示している。

2.2 購買モデル

図 2 に販売数と商品の関係を模式的に表している。横軸は販売数順の商品ランキング、縦軸は販売数である。波線は販売数に対する全利用者数である。(A)は利用者の購入数に比較して商品の数が多く新規性が高い業種を示している。ビデオレンタルや家電通販などが含まれると考えている。(B)は日常的に購入される商品が多く、(A)に比較して新規性が低い業種である。スーパーマーケットなどの食品小売業はここに含まれると考えられる。さらに、(C)は多くの利用者が購入する商品を多く取り扱い、繰り返し購買が多い業種である。グラフの左側が多くの人が購入する人気商品領域、中央が購入数は少ないが購入される可能性のある潜在購入商品領域、右側が、多くの人は購入せず購入数も少ない特定商品領域と考えることができる。

3. 食料小売業のための推薦指標

前節において各業種において、販売傾向の違いから、食品小売業における推薦に適した商品の特徴を考察した。この章では、この商品の特徴を表す指標を考察する。

3.1 潜在購買領域

2.3 節の購買モデルで示したように、食料品小売業では図 3 の中央の領域が、推薦が有効な領域であると考えられる。しかしながらこの領域は、多くの利用者が購入するが購入数が少ない商品だけでなく、特定の利用者が大量に購入する商品も含まれている。そこで、この 2 つの商品を分別し推薦に適した商品を見出す方法を検討する。

図 3 に購入人数と商品関係を示している。縦軸は対象の商品の購入人数、横軸は一人当たりの商品の購入数である。この図の右上は、購入人数も多く一人当たりの購入数も多い商品である。左下は購入人数も購入数も少ない商品で、図 3 の右側の領域に対応する。また、右下と左上の商品が図 3 の中央の領域に対応する。特に推薦に適した商品は左上の、購入人数が多く一人当たりの購入数が少ない商品である。そこで、この領域の商品を表す指標として縦軸の購入人数を、横軸の一人当たりの販売数で割った、次の式を定義する。

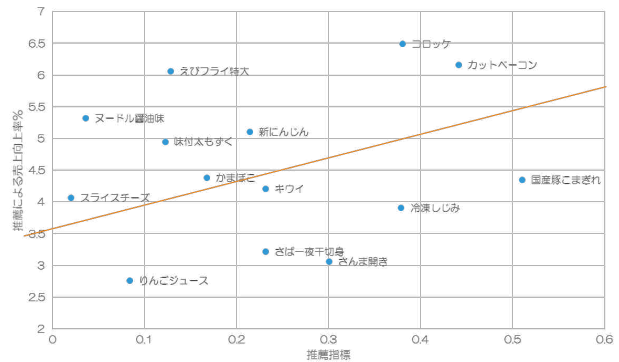


図 4. 推薦指標と推薦による販売数向上率の関係

$$R(i) = \frac{|U(i)|}{I(i)/|U(i)|} = \frac{|U(i)|^2}{I(i)} \quad (2)$$

ここで、 $|U(i)|$ は商品 i を購入した利用者数、 $I(i)$ は商品 i の全販売数である。この式で表される指標が高いほど、潜在的な販売が見込まれる商品であり、推薦による購入数の増加が期待される。次の節で、実際の店舗で行った、この指標の検証結果を示す。

4. 推薦指標の検証

検証は 2.1 節のデータと同様に、食品小売業者に協力を得て行った。対象となる利用者 1000 人に推薦商品のチラシを配り、配布前後 1 週間の購入数の変化を見た。この結果を図 5 に示す。横軸は式(1)で求めた推薦指標、縦軸は各商品についてチラシ配布前の購入数に対する配布後の購入数の増加数を示している。推薦指標が高いほど推薦が有効であることが示されている ($R^2 = 0.2983$)。ばらつきがみられるが、これは特売や季節性の影響であると考えている。これらの補正を取り入れることは、今後の課題である[Sato 2015]。

5. さいごに

この論文では、スーパーマーケットなどに代表される食料品小売業の購買傾向を分析し、従来の大量販売の業種とは異なる視点から推薦指標を提案した。食料品のように日常的に購入されるものは、人気商品よりは、多くの利用者が毎日ではないけどたまには買ってみようと思う商品が推薦効果は高いことを示すことができた。

参考文献

- [Castells 2015] P. Castells, N.J. Hurley, S. Vargas, Novelty and Diversity in Recommender Systems, in [Ricci 2015], p.881
- [Harper 2015] F.M. Harper, J.A. Konstan. 2015. The MovieLens Datasets: History and Context. ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems (iis), Vol.5, p.19, ACM, (2015)
- [McNee 2006] S.M. McNee, J. Riedel, J.A. Konstan, Being Accurate is not enough: How Accuracy Metrics have hurt Recommender Systems, CHI EA 2006, p.1097 (2006).
- [Ricci 2015] F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira(eds.), Recommender Systems Handbook 2nd edition, Springer Verlag, (2015).
- [Sato 2015] M. Sato, H. Izumo, T. Sonoda, Discount Sensitive Recommender System for Retail Business, EMPIRE '15(RecSys Workshop), p.33, ACM, (2015)