

電子メディアを活用したリアル店舗への顧客誘導

Analysis of customer attraction to the brick-and-mortar store using e-media

藤居 誠
Makoto Fujii

株式会社 東急エージェンシー
Tokyu Agency Inc.

1. はじめに

スマートフォンやタブレットの普及が進むにつれ、オンラインを用いてリアル店舗に顧客を誘導する手法、O2O(Online to Offline)が注目されている。本研究は、顧客を購買傾向によってクラスタリングし、各クラスタのニーズにマッチしたコンテンツを配信することで、来店率を高めることを目標とする。ここで対象となるのは、顧客や消費者に広く認知を得ることを目的にマス広告を活用するナショナルメーカーではなく、より地域に根差し小商圏にてビジネスを展開している、ホームセンターやスーパーマーケットといった流通業の類である。

日本の小売業の多くは、折込広告で特売(目玉)商品を消費者に訴求することで、来店促進を図っている。ところが折込広告を消費者のもとに届けるビークルである新聞の発行部数は、2005年以降減り続けており、衰退と言われて久しい。新聞の衰退は折込広告の衰退に等しく、それを示すように折込広告費も減り続けている。



多くの消費者は最寄りのスーパーマーケットを使い分けており、その判断基準は「価格」¹との調査結果が出ている。訪店候補の折込広告を比較検討することで、買物をする店舗を選択していると考えられる。スーパーマーケットに代表される流通業者は、特売品を消費者にダイレクトに訴求できる強力な集客ツールを失う危機にあり、折込広告に代わる広告手法を模索している。

一方でスマートフォンは急速に普及してきており、ビデオリサーチの調査²によれば、個人所有率は54%に達し、また女性の所有率(54.4%)が男性(53.7%)を上回ったという。そしてスマートフォンユーザーは日々の買物の情報源としてスマートフォンを

連絡先: 藤居 誠, 株式会社 東急エージェンシー,
fujii@tokyu-agc.co.jp

利用している上、実に非新聞購読 75%という調査結果もでている³。スマートフォンは消費者と流通業者を結ぶデバイスとなる可能性を十分秘めている。

O2Oにより折込広告の代わりに情報を顧客に届けることで、顧客と接点を持つことが可能となる。配信先の顧客の購買履歴がID-POSデータで入手可能だった場合、そのデータを解析することで、より顧客のニーズに合った情報提供(レコメンデーション)が可能となる。

2. クラスタリングの検討

コトラーはマーケティング・マネジメントの基本プロセス⁴のうち、STPの3要素を、戦略的マーケティングと位置づけており、この段階で重要なのが消費者ニーズについての掘り下げた理解だとしている。類似したニーズをもつ消費者グループの発見と消費者のセグメンテーションは、消費者理解の第一歩と言える。

また顧客の来店を促す効果的な情報提供を行うためには、顧客のニーズにマッチした、自分事化されたコンテンツが求められる。顧客をクラスタリングすることで、カテゴリ内のうち、どの商品を買う確率が高いか/低いかなどがわかる。クラスタの傾向を理解しておくことで、来店動機を高める、より訴求力の高い案内が出来ると考えられる。

2.1 確率的潜在意味解析

本研究では、確率的潜在意味解析 pLSA (probabilistic Latent Semantic Analysis)を用い、クラスタリングを実行していく。pLSAは、高次元の行列を低次元の行列に変換する手法であり、自然言語処理分野で文章と単語(2項)の共起頻度から、潜在的なトピックの類似性に基づいてグルーピングする手法として提唱された。サービス工学やマーケティングの分野においては、この手法をID-POSデータに適用し、顧客と商品の共起頻度から潜在的なクラスタリングを行う研究が行われている。

潜在変数 $z_k (k = 1, 2, \dots, K)$ のもとで、顧客 $c_i (i = 1, 2, \dots, I)$ と商品 $g_j (j = 1, 2, \dots, J)$ の共起は独立であると考え、 c_i と g_j の同時確率 $P(c_i, g_j)$ 以下のように表す。

$$P(c_i, g_j) = \sum_z P(c_i | z_k) P(g_j | z_k) P(z_k)$$

確率 $P(z_k)$, $P(c_i | z_k)$, $P(g_j | z_k)$ は EM アルゴリズムによって計算する。

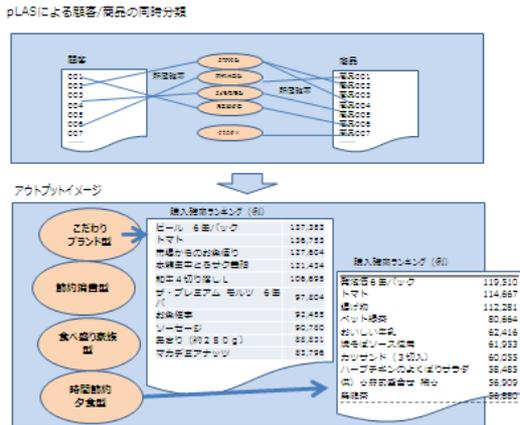
2.2 クラスタリングの実行

本研究では、実在する店舗で蓄積された1年分のID-POSデータを使用し、顧客と商品の2項でpLSAを実行した。

商品に関しては、適切な商品カテゴリ分類を事前に設定しておくことが重要である。通常用いられる JICFS 分類基準⁵は、消

費者の効用や用途が分類基準となっており、顧客視点の購買パターンでの分類ではないからである。つまりクラスタリングされた潜在変数(顧客と商品)の特徴把握のためには、商品の特性などで事前に分類しておく必要がある。

クラスタリング実行に際しては、商品購買を4基準(商品の購買の有無、レジ回数、購買点数、購買金額)とクラスタ数(10、15、20)の計12について実行し、AICの他、実務での使い易さを考慮しレジ回数で集計した15クラスタを採用した。購買パターンでクラスタリングした結果、時短型やこだわり型など、同一カテゴリ内にある商品でもその特長によって、購買する顧客グループに違いがみられた。各クラスタの特徴については当日報告する。



3. 実証実験

各クラスタの購買特性に適したメールを送ることで来店率の向上を図ることが目標ではあるが、どのクラスタがどんな情報によって来店が高まるのかを確認するため、全クラスタに同一メールを数回投げることで、反応の違いを確認した。メールマガジンは、当該店舗のチラシ配布日前夜22時に配信されるように設定した。

メールマガジン配信後の各クラスタの来店率の違いを示したのが下の図である。

実証実験結果

	メルマガ1	メルマガ2	メルマガ3	メルマガ4	メルマガ5	メルマガ6	メルマガ7
クラスタ計	1.1%	2.4%	0.3%	0.6%	1.2%	1.5%	1.3%
クラスタ1	-0.9%	4.1%	4.2%	1.4%	3.3%	1.6%	0.5%
クラスタ2	2.9%	2.7%	2.1%	-0.9%	0.0%	0.4%	3.5%
クラスタ3	3.4%	3.9%	0.2%	1.9%	0.9%	2.3%	2.4%
クラスタ4	3.9%	0.6%	-1.1%	1.4%	-4.0%	3.0%	0.6%
クラスタ5	1.7%	3.3%	-0.4%	3.6%	-1.5%	-0.1%	0.7%
クラスタ6	1.0%	0.3%	-3.1%	-0.1%	2.3%	3.3%	-0.8%
クラスタ7	1.2%	0.3%	-1.6%	2.3%	0.4%	-1.6%	3.9%
クラスタ8	-1.7%	1.0%	3.0%	2.6%	2.3%	-2.0%	4.9%
クラスタ9	-5.6%	-4.7%	-0.1%	-0.6%	-0.4%	3.2%	-2.3%
クラスタ10	-5.6%	-4.3%	-5.1%	3.3%	3.9%	-3.7%	2.0%
クラスタ11	-7.4%	-5.2%	-5.1%	-5.5%	-1.9%	1.1%	-6.6%
クラスタ12	4.3%	5.3%	4.5%	-0.8%	3.9%	4.5%	3.2%
クラスタ13	2.5%	3.2%	1.5%	-0.1%	1.7%	1.9%	0.3%
クラスタ14	1.5%	2.9%	-3.1%	3.2%	3.9%	3.4%	0.4%
クラスタ15	-2.9%	1.8%	-4.9%	1.5%	0.1%	-2.5%	0.1%
最大反応クラスタの全体比	6.2倍	4.5倍	20倍	5.9倍	5.9倍	5.6倍	4.9倍

*数値:メール開封率による来店率の差(開封者の来店率-未開封者の来店率)

同一クラスタを定点的にみても、配信コンテンツによって来店率が異なり、反応するコンテンツがそれぞれのクラスタで異なっていることが確認出来た。また最大反応クラスタは、全体の来店率と比較して平均5~6倍にも達した。クラスタに適したコンテンツを配信することができれば、大きな販促効果が期待できることも確認された。実験結果の詳細についても後日報告する。

4. まとめ

pLSAにて顧客と商品の同時クラスタリングを実行し、各クラスタに来店を促すメールを配信した。その結果、同じメール内容においても、来店率の高さがクラスタ毎に異なることが確認出来た。また1つのクラスタを定点で確認した場合、配信コンテンツによって来店率の高低が現れることも確認出来た。

配信毎における最大来店率を示すクラスタの値は、対象者全体と比較して平均5~6倍の来店効果が得られた。

以上のことから、今回の実験に使用した分類手法は、販促において有効な手法と判断できる。つまり購買パターンで顧客を分類することにより、来店動機を喚起する要因が鮮明になることが判明した。

クラスタ毎に来店を促進するポイントを訴求できれば、来店効果のアップが期待できる可能性が示唆された。pLSAによる分類手は従来のマーケティングで行われてきた顧客属性やランクではない「買い方による分類」なので、より売場の感覚に近い型で顧客の分類が可能になっている。今後はクラスタ毎に来店率が高まるよう、施策を判別していくことが課題となってくる。そのためにも、ベイジアンネットワークの確率推論を行うことで、様々な条件下での予測をし、その結果に基づくプロモーションやMDなど店舗支援も視野にいれていきたい。

参考文献

[青木 12] 青木幸弘, 新倉貴士, 佐々木壮太郎, 松下光司: 消費者行動論--マーケティングとブランド構築への応用, 有斐閣, 2012.
 [朝野 14] 朝野熙彦 編著: ビッグデータの使い方・活かし方, 東京図書, 2014.
 [Hofmann 99] Thomas Hofmann: Probabilistic Latent Semantic Analysis, Proceeding of the Fifteenth conference on Uncertainty in artificial intelligence, 1999.
 [石垣 11] 石垣司, 竹中毅, 本村陽一: 日常購買行動に関する大規模データの融合による顧客行動予測システム, 人工知能学会論文誌, 26巻6号D, 2011.
 [Kotler 06] Philip Kotler and Kevin Lane Keller: Marketing Management 12e, Prentice Hall, 2006.

¹ 2009年2月17日株式会社マインドシェア ニュースリリース

² 株式会社ビデオリサーチ スマコン(SmartDevice Contents Report)vol.06 予備調査結果 <http://www.videoi.co.jp/release/20140225.html>

³ ダイアモンド リテール・カンファレンス 2013 「"Shufoo!"の最新戦略」講演資料

⁴ コトラーはマーケティング・マネジメント・プロセスとして、R ⇒ STP ⇒ MM ⇒ I ⇒ C、これら5つのステップの連鎖としている。

- R: Research
- STP: Segmentation, Targeting, Positioning
- MM: Marketing Mix(一般的には4P)
- I: Implementation
- C: Control

⁵ JICFS 分類基準:財団法人 流通システム開発センターによる JANコード商品の分類コード。大、中、小、細分類と4つのレベルに分類されている。消費者分類が基準とされ、分類基準の優先順位は①消費者分類、②売りが分類、③原料分類とされる。