

Life Time Value を考慮した顧客評価法の提案 -百貨店への適用-

東京理科大学 川上 高広 KAWAKAMI Takahiro
02004480 東京理科大学 朝日 弓未 ASAHY Yumi
01701440 東京理科大学 山口 俊和 YAMAGUCHI Toshikazu

1 はじめに

近年の情報技術の発達に伴い、CRM (Customer Relationship Management) などの顧客管理手法が注目されつつある。百貨店では、ポイントカードを利用したロックイン戦略で、顧客のシェア拡大、継続購買率上昇を図る一方、ID付きPOSデータの活用によるCRM戦略を検討し始めている。CRMでは顧客のセグメント化が重要であるが、顧客の特徴を購買金額のみで判断しているケースがしばしば見受けられる。これは年1回の来店で100万の購買と年100回の来店で毎回1万づつ購買することが同等であることを意味している。

顧客評価法には、デシル (decile) 分析、RFM (Recency Frequency Monetary) 分析などがあげられる。荒木、石垣、森田 [1] は、平成13年度データ解析コンペティションの中でデシル分析によって算出したデシル得点をもとに、その平均と標準偏差を独立変数とする評価関数を用いて顧客を評価し、セグメント化することを提案している。このモデルでは“今まで”の実績で顧客を評価している。

本研究では Life Time Value (以下、LTV) を考慮し“将来”買ってくれると思われる顧客も評価できるモデルを提案する。また、百貨店では多数の品目を扱っていることを考慮し、婦人服、紳士服などの部門別と店舗全体との2段階で顧客を評価することを提案する。

2 提案する顧客評価法

部門別の分析では、荒木、石垣、森田 [1] の提案をもとに、LTV を加味した顧客評価法を提案する。店舗全体の分析では、各部門で算出された評価得点を統合し総合的な顧客得点を算出することで顧客を評価する方法を提案する。

2.1 部門別の分析

- (1) 顧客を評価するのに最も適した周期を特定する
- (2) 周期内の購入金額でデシル得点を与える
- (3) 顧客レベル内のボラティリティの測度として、観測周期内のデシル得点の標準偏差を各顧客について算出する
- (4) 各顧客について LTV を算出する [2]
 - (4-1) 年齢 k の顧客の年平均売上高 \bar{p}_k を算出
 - (4-2) 年齢 t の顧客における LTV_t を算出

$$LTV_t = \frac{\bar{p}_{t+1}}{(1+i)} + \dots + \frac{\bar{p}_l}{(1+i)^{l-t}}$$

$$= \sum_{m=1}^{l-t} \frac{\bar{p}_{m+t}}{(1+i)^m} \quad (1)$$

i は割引率、 l は年数である

- (5) LTV でデシル得点を与える
- (6) デシル得点の平均、標準偏差、LTV でのデシル得点を独立変数とする評価関数によって顧客を評価し、顧客得点を算出する

評価関数

デシルランクの平均 (μ) と標準偏差 (σ)、LTV のデシルランク (π) とによる顧客評価関数 (H) を考える。条件 $H(10, 0, 10) = \text{最大値}$ 、 $H(0, 0, 0) = 0$ (基準化)、 $0 \leq \mu \leq 10$ 、 $\sigma \geq 0$ 、 $0 \leq \pi \leq 10$ を考慮して Quadratic クラスで解を考えると、顧客 x の顧客得点は、次のようになる。

$$x = 1000 - (10 - \mu)^2 - \alpha \cdot \sigma^2 - \beta \cdot (10 - \pi)^2 \quad (2)$$

ただし、 $\alpha, \beta \leq 0$ なるパラメータで、 α, β の値は意思決定者に委ねることとする。

2.2 店舗全体の分析

- (1) 各顧客のセグメントのため、総得点を2通り算出する。balance型は、各部門ごとの顧客得点に各部門ごとの重要度を掛けて足し合わせ

ることによって総合的な顧客得点(総得点)を算出する。max型は、各部門ごとの顧客得点のうち最高得点を選び総得点とする。

記号の定義

- n : 部門数
- x_{aj} : 顧客 a の部門 j における顧客得点
- γ_j : 部門 j のウェイト(重要度)
- y_a : balance型での顧客 a の総得点
- z_a : max型での顧客 a の総得点

balance型 : 色々な部門で購入してくれる顧客が望ましい

$$y_i = \gamma_1 x_{i1} + \dots + \gamma_n x_{in} = \sum_{j=1}^n \gamma_j x_{ij}$$

$$0 \leq \gamma_j \leq 1, \sum_{j=1}^n \gamma_j = 1 \quad (3)$$

max型 : 1つの部門でも、多く購入してくれる顧客が望ましい

$$y_i = \max(x_{i1}, \dots, x_{in}) \quad (4)$$

(2) 一定以上の得点を持つ顧客でセグメント化する

3 適用ならびに考察

3.1 データの概要

本研究で使用するデータは、ある百貨店1店舗のID付きPOSデータである(出典:平成14年度データ解析コンペティション)。分析対象期間は2001年1月2日から12月31日までである。

3.2 考察

部門別の分析

提案モデルはLTVも加味した今後の購買のリスクを考慮したモデルとなっている点で、マーケティング戦略を練る際など、より実践的であると考えられる(図1)。本研究では便宜上、LTV算出に年平均売上高を用いたが、各商品それぞれの利益率から年平均利益を用いることも可能である。ま

た、意思決定者はLTVに関する主観的な選好を、パラメータ β で反映させることができる。

店舗全体の分析

顧客の特徴が購入金額だけでなくLTVも加味され、将来購入すると思われる顧客も対象になるという点で、顧客の囲い込み戦略につながると考えられる。また、店舗内の部門間(重要度)の違いなど、意思決定者の好みをパラメータに反映させることができる。

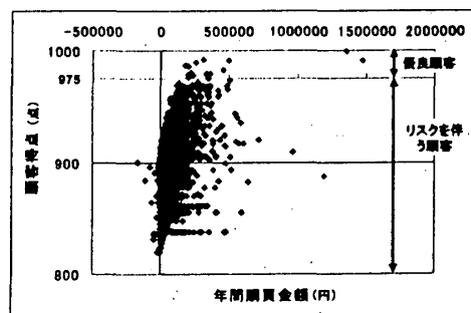


図1: 紳士服部門における年間購入金額と顧客得点

4 おわりに

本研究では顧客を購買金額、購買行動のボラティリティ、LTVの3軸を用いて評価した。顧客得点を算出することで、意思決定者の望む上顧客とコミュニケーションを図れる。また提案評価法の結果に購買金額など絶対評価値を補完することでCRMに対する示唆を行うことができる。

今後の課題として、本研究では得られなかった顧客の家族属性等の情報を考慮すること、実用性の検証が挙げられる。

本発表に際し、MDA研究部会の皆様から貴重な意見をいただいた。ここに感謝の意を表す。

参考文献

- [1] 荒木, 石垣, 森田: “顧客評価とCRM”, データ解析コンペティション研究成果報告会資料(2002)
- [2] 千住, 伏見, 藤田, 山口: 「経済性分析」, 日本規格協会(1979)