

デシルブリッジを利用した小売業における顧客評価法

荒木 長照, 石垣 智徳, 森田 裕之

1. はじめに

近年の情報通信技術の急速な発達と低コスト化は、多くの企業にとって重要な、大量の経営データの蓄積を容易にしている。これらの経営データは、データマイニングを行うことによって、有益な情報を発掘できる可能性があり、多くの実用例が示されている[1, 2]。特に小売業においては、ID付の顧客取引データを利用したCRM (Customer Relationship Management) が注目され、様々な分析手法が提案されている[3]。

CRMの観点からは、顧客を適切に評価して、意思決定者がターゲットとする顧客層を識別することが重要となるが、実際は、顧客の単位期間あたり(例えば1週間や1ヶ月)の購買額のような比較的単純な指標で評価されていることも多い。例えば、一般的な顧客評価方法の一つ[1]では、1ヶ月間の購買額の大きな顧客から10等分のデシルに分割すると共に、週あたりの購買額、そして期間内の最小購買金額や最大購買金額などを考慮して、顧客の評価を行っている。またより詳細な既存分析手法の一つであるRFM分析では、購買金額のほかにも直近にいつ来店したかや、どの程度の頻度で来店しているかという観点から顧客の来店度合いを評価に採り入れて分析を行っている。例えば、その応用的な方法の一つ[4]では、直近来店度合、来店頻度、そして購買額をそれぞれ5段階で評価することで125のセルに顧客を分類する方法が示されている。これらの分析方法では、顧客の購買額と来店パターンによって顧客を評価している。本論文で提案する新たな顧客評価方法では、従来の評価観点に加えて、購買額の変動(以下ボラティリティ)を考慮に入れるものである。

顧客の購買額のボラティリティを観察することは、次のような場合を想定すると明確になる。例えば平均購買額は、ほぼ同じであるが、全体としてのボラティリティが高い顧客層と、ボラティリティが低い顧客層を比較してみよう。前者はあるときは大きな購買額、またあるときは小さな購買額を示し、逆に後者は、平均的に購買しているわけである。これらの異なる顧客層に対して、何らかの購買を促進させる行動をとる場合、同じアプローチで十分であろうか。

ボラティリティの大きな顧客グループは、何らかの理由によって、購買額に大小の偏りが生じている。したがって、需要の購買周期が比較的長い高額の商品を購買していることや、定期的または不定期的に値引き販売される何らかの商品による購買行動が原因なのかもしれないし、または単に、非常に長い周期での買いだめ購買行動による結果、購買額に偏りが生じているように見えているだけかもしれない。

一方ボラティリティの低い顧客グループは、安定して購買していることはわかるが、その総購買額の大小によって多少状況は異なる。すなわち、総購買額も多ければ良い顧客ということになるわけだが、少なければ、何らかの理由で、決まった商品だけを定期的に購買している結果なのではないかと予想される。要するに、これらのボラティリティの違いによって区分される顧客層に対する適切な意思決定者のアプローチは、おのずと異なることが容易に予想される。しかしこのような分析における評価の観点は、前述のように、来店回数のような観点からは評価されていたものの、購買額のボラティリティについてまで踏み込んで、分析を行っている例は、筆者らの知る限りないように思われる。

本論文では、顧客の平均購買額とその購買額におけるボラティリティの観点から顧客を評価し、意思決定者がターゲットとする顧客層を識別する際によりセンシティブなセグメント化を可能にする評価方法を提案する。この評価法を用いて、日本OR学会マーケテ

あらき ながてる, いしがき とものり, もりた ひろゆき

大阪府立大学 経済学部経営学科
〒599-8531 堺市学園町1-1
受付02.7.15 採択02.11.13

ィング・エンジニアリング研究部会で開催された平成13年度データコンペで提供いただいた小売業（スーパー1店舗の日足ベース）のID付POSデータをもとに分析を展開し、一つの実用例を紹介して分析手法の有効性を示す。

以下では、節2において当該データを用いながら評価方法を説明する。節3では評価方法を利用した、各種の分析の実例を紹介し、節4でまとめと今後の課題について述べることにする。

2. 顧客価値の評価方法

本節では、提供データを利用しながら顧客価値の評価方法について説明する。我々が提案する分析方法は、多期間にわたる顧客の購買行動を平均購買額と購買額のボラティリティの2次元で評価するものである。したがってまずこれら2変数を算定するための単位期間を定義しなければならない。

2.1 評価における単位期間

すべての分析データに対して、同一の期間単位が適切であるとは考えられない。業種ごと、店舗ごとに異なるのが自然であろう。分析期間が短すぎると、必要以上に顧客の違いを特徴化してしまい、長すぎると捉えるべき特徴を逃してしまうという危険が存在する。

期間が短すぎる例として、1日を単位期間にした場合を考え、毎日来店して購買する顧客Aと1日おきにAと同額を購買する顧客Bとを考える。1日あたりの平均購買額は両顧客で等しいが、ボラティリティには明らかに大きな違いが出てしまう。むろん、分析対象とするデータによっては、このような違いが重要な意味をなすのかもしれないが、スーパーマーケットのデータであることを考慮した場合、これら顧客Aと顧客Bに、際立たせて違う評価を与えることに意味はないだろう。実際、提供データを分析した限りでは、存在するこのような顧客Aと顧客Bとの間に興味深い違いは観察されなかった。

期間が長すぎる例として、例えば3ヶ月を考えてみよう。毎日一定額を購買する顧客Cと、3ヶ月ごとに一度だけ顧客Cの3ヶ月分を購買する顧客Dとを考える。両顧客の3ヶ月平均購買額はまったく等しい値となり、両顧客とも3ヶ月ごとに同一額を購買しているから、同一のボラティリティをもつことになる。しかし、これらの顧客の特性は明らかに異なるものであり、経営者にとっては識別しておかなければならないタイプの顧客のはずである。

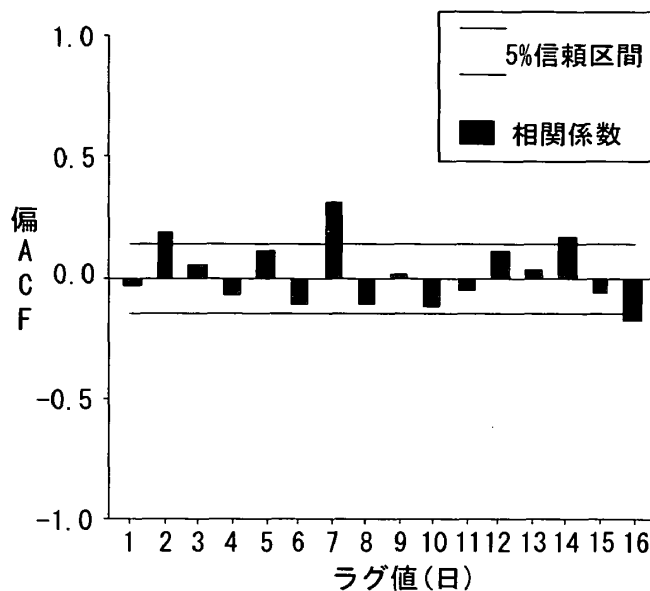


図1 偏自己回帰分析による購買周期の状況

スーパーマーケットは日用品や食料品などの生活に密着した商品を扱う小売業であるので、顧客の生活の基本周期である1週間が分析期間としては適切であるように思われる。実際、顧客の購買額と購買周期との関係を偏自己回帰分析によって確認したものが図1である。この図は、周期ごとの購買額を集計したときの分析結果を示したものである。図1からは、購買間隔に1週間の周期性がもっとも強く表れていることがわかる。したがって、本分析では1週間を単位期間として、以下の分析を進めることにした。

2.2 顧客価値の測定

単位期間が特定化されたので、次に各期間での顧客の評価と全体的な顧客の評価方法について説明する。概して言うと、各単位期間でデシルに分けたランクを与え、そのランクの平均値と標準偏差によって全体的に評価する方法である。

1. 初日からカウントして7日間を第1週として全体を26週の期間に分割する¹。
2. 各期間に対して、各顧客にデシルランクを与える。デシルランクは、以下のようにして与えられる（図2参照）。
 - (a) 各単位期間で、購買額が正であった顧客の当該期間における購買総額を計算し、降順にソートして10等分のグループに分割する。
 - (b) 購買額の多いグループから順に10, 9, 8, ..., 1というランク値（デシルランク）を与

¹ 今回のコンペティションに提供されたデータは約6ヶ月分のデータであった。

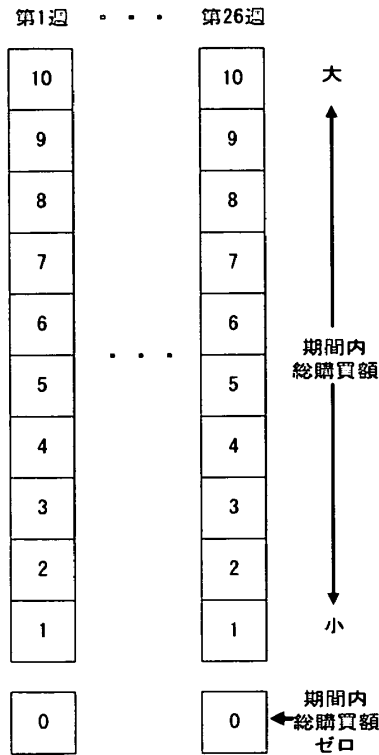


図2 デシルランク

える。したがって、同一期間で同一ランクに存在する顧客には、同一のランク値が与えられる。

(c) このとき、当該期間に購買がなかった顧客については、0というデシルランクを与えるものとする。

以上のようにして各顧客に全期間に対して、それぞれのデシルランクが与えられる。そのため、本分析では各顧客に対して26のデシルランクが与えられることになる²。

3. 全期間における各顧客のデシルランクの平均 (μ) とデシルランクの標準偏差 (σ) を算出する。

4. μ と σ の平面上に各顧客をマッピングする。

以上より、各顧客に対して全期間を通じてのデシルランクが与えられ、それらの値から、 μ と σ が算出される。

次に μ と σ の平面上に、各顧客をプロットした状態を考えてみよう。平均値は、獲得したデシルランクがすべて0であるとき最小値が0となり、獲得したデ

² 本来は顧客の会員への入退会が分析期間の途中であった場合、デシルランクをすべての期間に与えるのは、望ましくないかもしれないが、今回の提供データでは入退会のデータが与えられていないため、入会以前または退会以後の期間については購買額がないものとして、処理されている。

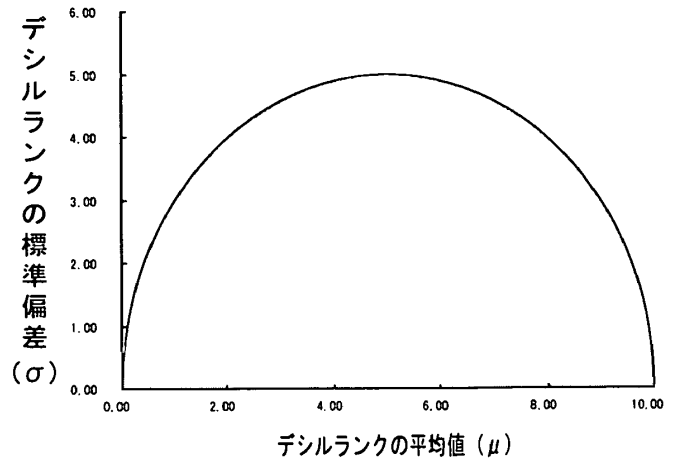


図3 理論デシルブリッジのイメージ

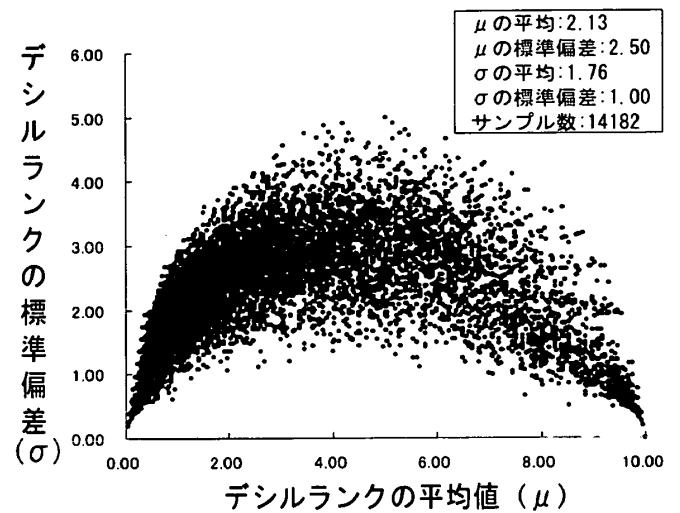


図4 実測デシルブリッジのイメージ

シルランクがすべて10であるとき最大値が10となる。またそのときのそれぞれの標準偏差の値は0となる。標準偏差は、顧客がランク10とランク0を同回数ずつ獲得したときに、平均が5で最大値5となる。したがって、この平面上における顧客の理論的なマッピング範囲は、図3の上に凸な領域の内部となる。このとき、 x 軸は右に行くほど全体として購買額の多い顧客であるということを表し、 y 軸は0に向かって下に行くほど安定的な顧客であるといえる。この散布図は、理論的には半円のような形状となるが実測値でプロットすると(図4)、(5, 0)付近のサンプル点が少ないため、ブリッジ状の形状をしているように見える。そこで本論文では、この散布図のことをデシルブリッジと呼ぶことにする。また(10, 0)にマッピングされる顧客は、全期間にわたって最高購買額のグループに存在したことになるため、理想的な顧客であるといえる。したがってこの点を理想点と呼ぶことにする。実

際に今回の分析データによる顧客をこの平面上にマッピングすると、図4のようになる。

今回の分析データでは、データクリーニング後の14182サンプルが、この平面上にプロットされており、理想点に存在する顧客サンプルは、35サンプルであった。理論的には、(5, 0)付近にプロットされる顧客も存在するはずであるが、当該データではそのような顧客サンプルは見られなかった。これは全期間にわたって、安定的にそれほど多くない額で商品を購入しつづけると、(5, 0)付近にプロットされるものと予想される。そのような顧客が存在しないということは、安定的に複数の小売店を購買対象店として、購買する顧客が少ないことを示している。

ではここでデシルブリッジの性質について、もう少し考えてみよう。図5は、デシルランクの平均値を一定範囲で限定し、その範囲内の顧客のデシルランクの標準偏差と非来店週数の相関係数を示したものである。図から明らかなように、デシルランクの平均値が0.5未満の顧客層では、一度しか来店していない顧客などを含んでいるため、相関係数は絶対値が大きくなる

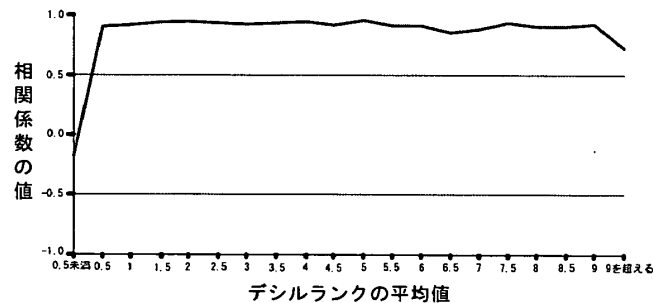


図5 デシルブリッジの性質その1

いものの、0.5以上の範囲でのそれぞれの顧客層では、この二つの変量間に有意な正の相関関係があることがわかる。すなわちデシルランクの標準偏差が大きいほど、非来店週数が多いことを意味しており、デシルランクの標準偏差と絶対尺度の一つである来店頻度との間には、有意な関係が存在していることがわかる。

また図6は、各デシルランクの境界値を全期間にわたって示している。本分析では、各期間内での売上金額の相対的な大小によって、デシルランクが決定される。したがって各期間ごとに、何らかの要因による大きな売上額の変動があるとデシルランクに格差が生じる可能性がある。すなわち同じ売上金額なのに、ある期間ではデシルランク9になり、別の期間ではデシルランク8になるといった現象が生じる可能性がある。図からわかるように、今回の分析については、それほど大きな格差が生じていないことから、相対的なデシルランクによる分割を行っても問題はないものと考えられる。

以上より、顧客をデシルブリッジ上にプロットすることができたわけだが、様々な分析を展開する上では、顧客の評価値をスカラー化したほうがより容易になる。そこで、経営者の顧客に対する選好構造を仮定し、デシルブリッジから R^1 への対応を考えることにする。ところで、経営者の顧客に対する選好度は、利益に対する貢献度で測定できるが、本論文では、デシルランクがそれに相当する。デシルランクにはリスクが伴うので、モデルとしてはリスクのもとでの効用関数を考えるのが自然である。したがって、何らかの効用関数によってデシルブリッジと経営者の期待効用との対応

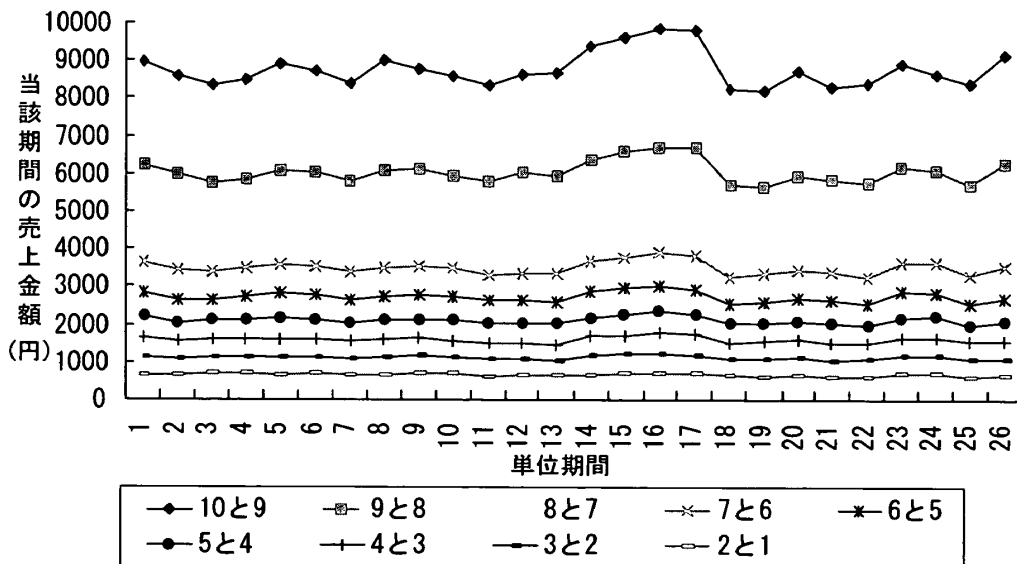


図6 デシルブリッジの性質その2

を考えればよい。

効用関数の特定化は、すなわちリスクに対する経営者の態度の特定化に等しい。一般に経済学で企業行動を考える場合には、リスク回避的ないしは中立的であると仮定されることが多い。スーパーマーケットのような小売業では、購買頻度が高い顧客が多数存在すると、コミュニケーション、ストアロイヤリティ形成やその強化が容易になる。また店舗内顧客密度が経常的に高くなるので、“活気”や“人気”といったイメージの向上にもつながる。したがって、もし平均購買額が同じ顧客なら購買額のボラティリティは低いほうが経営者には好ましいと考えることができるだろう。このことは、デシルランクについて経営者がリスク回避的であることを意味する。回避的な場合には、消費ポートフォリオでもよく用いられるリスク回避的な効用関数で HARA (Hyperbolic Absolute Risk Aversion) 族の効用関数[5]が扱いやすい。この関数族のうち特に二次効用関数は、その期待効用が確率変数の平均値と標準偏差で表現できるというきわめて都合のよい性質をもっている。デシルブリッジが、デシルランクの平均と標準偏差上のマップであることから、二次効用関数による期待効用は顧客の評価に適切であると考えられる。次の式(1)はデシルブリッジに適合するようにパラメータを定めた期待二次効用関数である³。ただし、 y は期待効用を表している。

$$y = 100 - (\mu - 10)^2 - \sigma^2 \quad (1)$$

HARA 族の効用関数の特定化という作業からは、二次効用関数が生まれるが、実務への応用を考えた場合には、次の式(2)のような1パラメータの期待効用関数を仮定すると、無差別曲線の曲率を操作することで、意思決定者のリスクに対する態度を表現することができるので便利であろう⁴。

$$y = 100 - (\mu - 10)^2 - b \cdot \sigma^2, \quad b \geq 0 \quad (2)$$

非負のパラメータ b (以下ベントパラメータ) は無差別曲線の形状を操作できると述べたが、その操作主体は意思決定者である。ここでこのベントパラメータ b の意味を考えてみよう。 b は、直感的な理解としては、大きな値になるほどボラティリティを選好しない、逆にいえばそれを嫌悪する態度の程度を表現できるパ

³ デシルブリッジに適合させた二次効用関数は、 $u = D(20 - D)$, $0 \leq D \leq 10$ となる。ただし、 D はデシルランクを表す。

⁴ このアイデアは W. F. Sharp に遡ることができる。詳しくは、文献 [6], p. 22 を参照いただきたい。

ラメータである。代表的ないくつかのケースを考えてみよう。

まず $b=0$ の場合は、式(2)は式(1)のようになり、同一の期待値すなわち評価値をもつ無差別曲線を理論デシルブリッジに加えると、図7のようになる。

$$y = 100 - (\mu - 10)^2 \quad (3)$$

この場合、無差別曲線は y 軸と平行な直線で、理想点から左方向へ行くほど、評価が低くなることを意味しており、ボラティリティを無視した評価である。換言すると、従来の売上高の大小で判断する評価方法と類似した結果になると予想される。前述のリスク中立的な経営者の態度に対応する。

次に $b=1$ の場合を考えてみよう。二次効用関数のケースであるから、式(2)は式(1)に等しくなる。同一の評価値をもつ無差別曲線を理論デシルブリッジに加えると、図8のようになる。これは μ と σ を同等に評価する場合のベントパラメータの値であるといえる。したがって無差別曲線は、理想点を中心とした円弧と

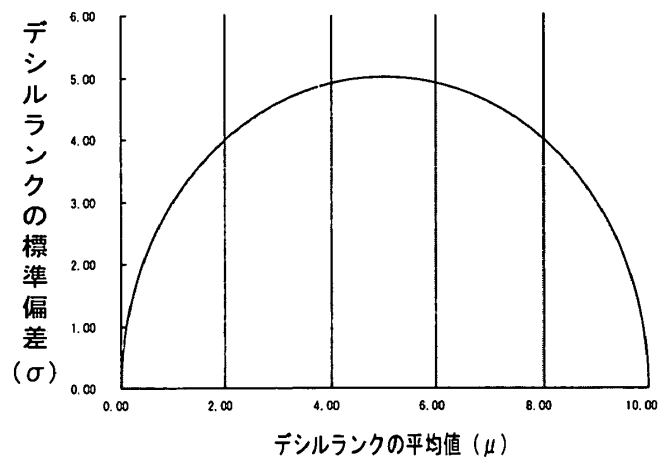


図7 ベントパラメータ $b=0$ の場合

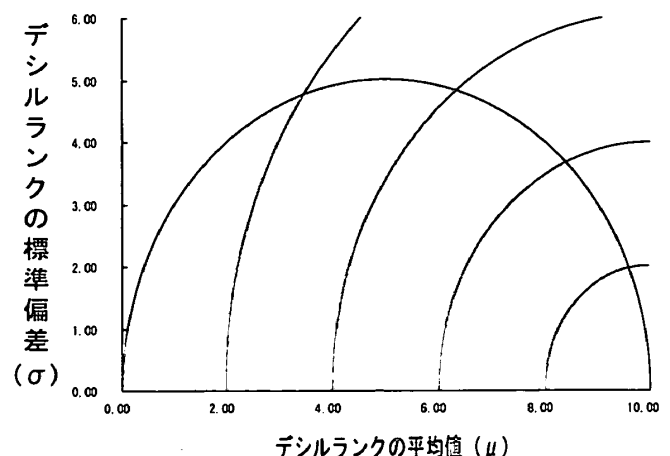


図8 ベントパラメータ $b=1$ の場合

なる。ここでは μ を一定値とすると、 σ が小さいほうが、すなわち安定して購買額をあげてくれる顧客のほうが、より好ましいと評価されることになり、 $\sigma=0$ の場合とは、この点で違いが生じる。また、理想点からの単純なユークリッド距離に正比例して顧客の評価が下がるという視覚的にも理解しやすいケースである。 b がより大きな正の値をとる場合は、図9のようになる。ここでは、無差別曲線は上下に扁平した楕円の一部となる。 b の値がさらに大きくなるほど、その扁平率も大きくなるといえる。この評価上の意味は、同じ μ の値では、 σ がより小さくないと高い評価を受けないことを意味し、安定した購買額を高く評価する、逆にいえばボラティリティを一層嫌悪する意思決定者が設定する値であるといえる。

以上のように b の値の大小は、ボラティリティの程度を評価に反映させるパラメータである。実際の場合には、これは意思決定者が設定すればよいのだが、分析を進める上では b の値を特定化する必要がある。そこで以下では、比較的マイルドなりリスク回避性を持ち、視覚的にも理解しやすいと思われる $b=1$ として

分析を進めることにする。そして、これによって定まる各顧客のポイントをHポイントと呼ぶことにする。このときの、 μ 、 σ とHポイントの対応関係は、図10のようになる。

2.3 顧客のセグメント化とその特徴

前述のように同一評価値を結んだ無差別曲線は、理想点からの等距離の点の集合となる。そこで理想点からの距離によって、図11のように三つのセグメントに顧客を分類することにした。これらのセグメントのうち、 μ が大きく σ の小さな顧客は、最も望ましい顧客群と考えられるので、これをロイヤル顧客群(1416人)と名付けた。また μ が中間ぐらいで σ がばらついている顧客は、様々な意味での活性化可能性を秘めている顧客であるといえるので、ここでは未活性顧客群(2874人)と名付けた。そして μ が最も小さな顧客群を、低ポイント顧客群(9892人)と名付けた。また図11中に記述している各セグメントの境界値のうち、ロイヤル顧客群と未活性顧客群の境界値は、ロイヤル顧客群の中の点での理想点からの距離の最大値を、未活性顧客群と低ポイント顧客群の境界値は、同様に未活性顧客群の中の点で理想点からの距離の最大値を、それぞれ表している。

次にこれらのセグメントの若干の特徴をしてみる。提供データから利用可能な顧客属性データである年齢と居住地域の点からセグメントの違いを見ると、年齢

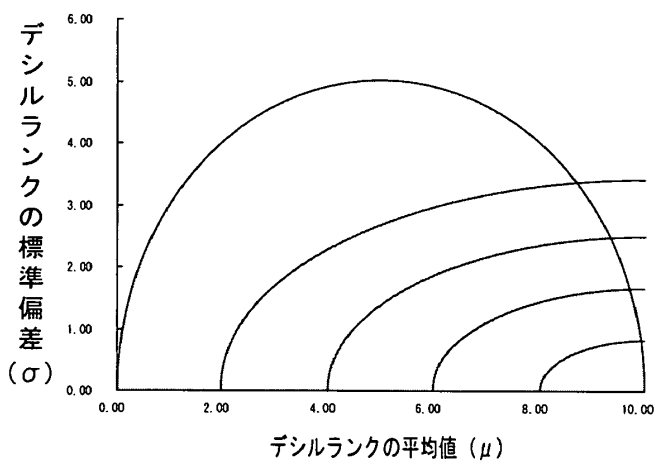


図9 ベントパラメータ $b > 1$ の場合

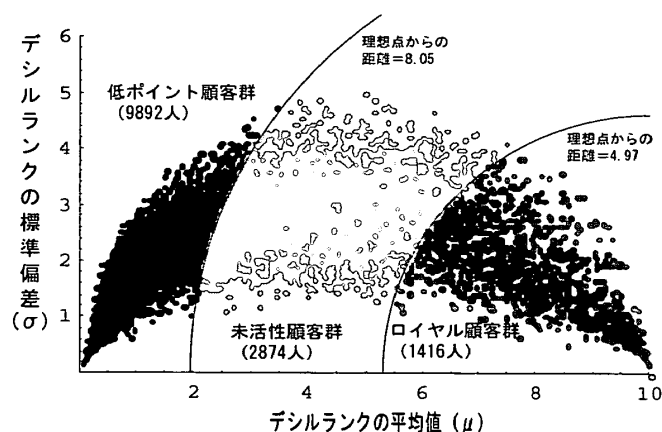


図11 無差別曲線を利用したセグメンテーション

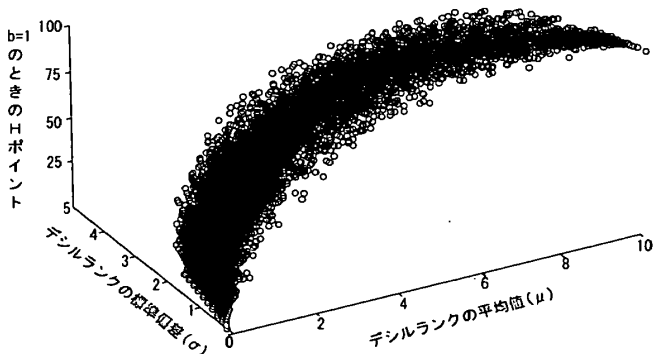


図10 μ 、 σ と $b=1$ の場合のHポイント

表1 セグメント別の年齢層の違い

	ロイヤル顧客群	未活性顧客群	低ポイント顧客群
年齢平均	54.2	51.7	48.9
標準偏差	13.0	13.9	14.0

表2 未活性顧客群のボラティリティと居住地域の関係

	ボラティリティが大きい100人	ボラティリティが小さい100人
x 地区	27%	66%
y 地区	10%	9%
z 地区	1%	3%

表3 デシルランクと居住地域の関係

	係数	標準誤差	Wald	有意確率
μ	0.085	0.035	5.99	0.015
σ	-0.306	0.064	23.17	0.000
定数	0.296	0.203	2.14	0.144

は表1のようになった。平均年齢は低ポイント⇒未活性⇒ロイヤル顧客の順に、高くなっていることがわかる。

また地域的な違いについては、全体的には良い顧客が、店舗からの距離が近いという結果が得られた[7]。一つの例として、未活性顧客群の分析結果を表2⁵に示す。そして全体的に、デシルランクと店舗からの距離との関係を調べるために、x地域に居住しているかどうかを外的基準としてデシルランクの平均 μ と標準偏差 σ とでロジット解析を行った結果を表3に示す。結果としては、ボラティリティの低さと店舗からの近さ(x地域であること)に正の相関関係が見られ、限定的ではあるが店舗からの距離とボラティリティに関係があることがわかった。

3. 顧客のポイントを利用した購買行動分析

前節までの議論によって、各顧客の購買状況によって単位期間ごとのランクが与えられ、その全期間を通じたランクの平均値と標準偏差によって、デシルブリッジ上にマッピングされた。そしてこれをスカラ化することによって、顧客を評価するHポイントが与えられた。

本節では、このHポイントを新たな分析の観点として加えた様々な分析の中から、いくつかの有効な結

⁵ 表中のx地区、y地区、z地区は店舗からの距離が比較的近い三つの代表的な地区である。この中ではx地区が最も店舗に近く、次いでy地区、z地区の順番になっている。

果を導いた例を紹介する。ここでは、実践的に意思決定者が興味をもつと思われる、いつ、どこで、何を対象として行うかという分析として、時間的な観点、地域的な観点、そして商品的な観点からの分析例を紹介する。

時間的な観点の分析では、各曜日の売上高だけではなく、各曜日の顧客のHポイントの平均値を分析軸として加えることによって、単純な売上高に基づく結果とは異なる結果を指摘することに成功している。

また地域的な観点の分析では、時間的な分析同様に、地域ごとの売上高だけではなく、曜日と地域の売上高に、該当顧客のHポイントの平均値を分析軸として加えることによって、売上高の軸だけでは識別できない有効な地域を識別した。

最後に商品的な観点の分析では、まず従来の価格プロモーションの分析に、Hポイントの影響を加味した分析を展開した。その結果から一般的に価格プロモーションの対象商品と考えられる二つの商品を取り上げ、当該データの分析からは、優良顧客に対するプロモーションとして、あまり良い方策でないことを明らかにした。また時間的分析や、地域的な分析と同様に、商品ごとに単に売上高だけではなく、Hポイントの分析軸を加えることによって、優良顧客を重視する観点からの商品の良否を明らかにしている。

3.1 時間的な観点による分析

売上高を各曜日で単純に集計すると、火曜日の総売上高が大きく、日曜日に1来店あたりの売上高が大きいという結果が導かれた。では優良顧客に何かアクションを起こすのは、火曜日や日曜日が本当に良いのであろうか。各曜日に購買した顧客のHポイントの平均値と1来店あたりの売上高を2次元上にプロットしたのが図12である。そしてクラスター分析によって三つのクラスターに分類した。

この結果から日曜日は1来店あたりの売上高が大きいものの、Hポイントの平均値は小さく、逆に、月、水、木、そして金曜日は、1来店あたりの売上高は小さなものの、Hポイントの平均は相対的に大きな値になっていることがわかる。すなわち前者は、1回の買い物で見ると購買額はある程度大きいのかもしいが、全期間にわたっての購買行動から考えると、それほど良い顧客が多くないことがわかる。一方、後者の曜日は、1来店あたりの購買額は小さなものの、全期間を通じての購買を考えると、購買額の比較的大きな優良顧客が多いのではないかと考えられる。したが

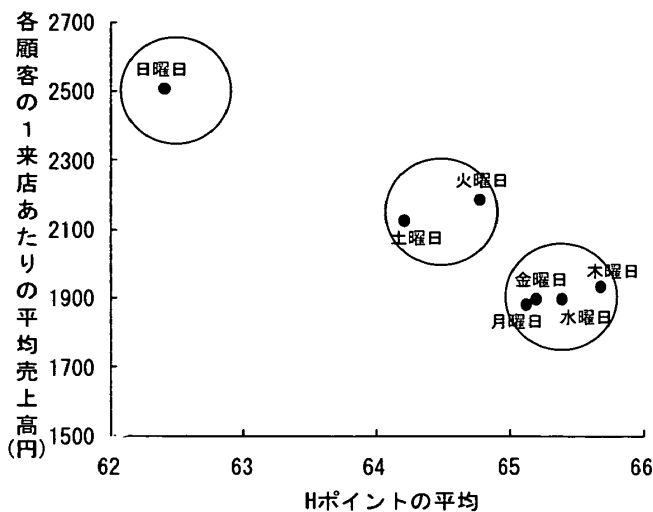


図 12 各曜日の 1 来店の売上高と H ポイント

表 4 来店回数による購買額の違い

平均来店 間隔	平均総購買額 / 1 人	平均購買額 / 1 来店
1 日以上 2 日未満 (グループ A)	224587.2	1842.2
7 日以上 8 日未満 (グループ B)	47583.0	1981.8

って、効率的に優良顧客に何か特定のアクションを行うのであれば、日曜、火曜、そして土曜以外が、より効率的ではないかと考えられる。これは逆のように思われがちだが、平均来店間隔と顧客の購買額の間隔を調べてみると、表 4 のようになる。これは全体の中から顕著な例である平均来店間隔が 1 日以上 2 日未満の顧客グループ A と 7 日以上 8 日未満の顧客グループ B の平均総購買額と、1 来店あたりの平均購買額を示したものである。グループ A は平均してほぼ毎日、少なくとも 2 日に 1 回程度来店している顧客であり、グループ B は、平均してほぼ 1 週間に 1 回程度来店している顧客である。表 4 より、グループ B の顧客は、グループ A の顧客に比べて、1 回の購買額は比較的に大きなものの、全体の購買額としては相対的に小さく、着実に来店してくれるグループ A の顧客は、1 回の購買額が比較的に少なくても、来店回数が功を奏して、全体としては購買額が大きくなるのである。そのため、日曜日や火曜日⁶といった特定の日に買いだめをしてくれる顧客よりは、通常営業日である木曜な

⁶ 火曜日はデータ分析から特売日であると予想される。

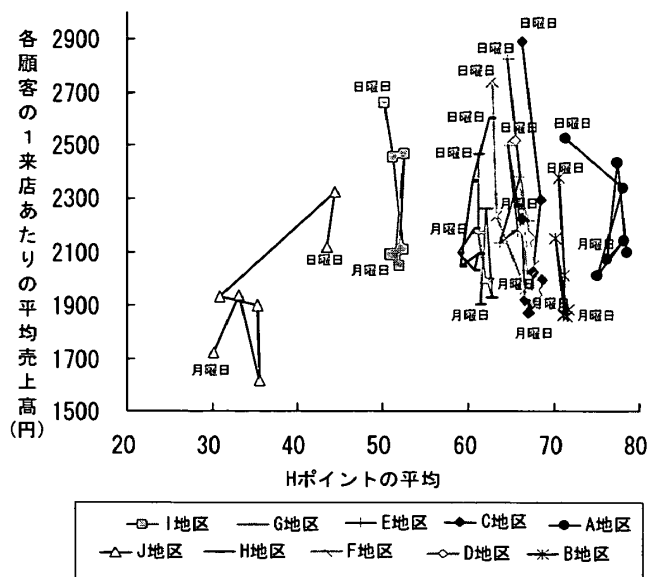


図 13 曜日と地域と H ポイントの関係

どの平日に、着実に来店してくれる顧客のほうが、より H ポイントの平均値が大きくなるのである。

3.2 地域的な観点による分析

次に売上高と地域との関係をもっと詳細に見てみることにしよう。地域別曜日別に、顧客の 1 来店あたりの平均売上高と H ポイントの平均値をプロットして、地域ごとに月曜から日曜までをリンクしたものが、図 13 である。ほぼいずれのケースでも平均売上高が一番高いのが日曜日であることがわかる。実際の地図上の位置と見比べたところ、図 13 の H ポイント平均の地域の順番と店舗からの近さが、ほぼ対応していることがわかった。またこの図から、各地域において曜日で主として上下に変動していることがわかる。すなわち平均売上高は大きく変化しているが、H ポイントはあまり変化していないことがわかる。したがって、各地域で曜日に応じて売上高は変化するものの、平均的な客層は変化していないことがわかる。これは、店舗から近い地域に良い顧客が存在するということが、曜日によって変化しないことを意味している。そのため、ポスティングなどのエリアマーケティングを展開する際には、意思決定者は、地域によって顧客を選別したほうが良いことが明らかになった。

3.3 商品的な観点による分析

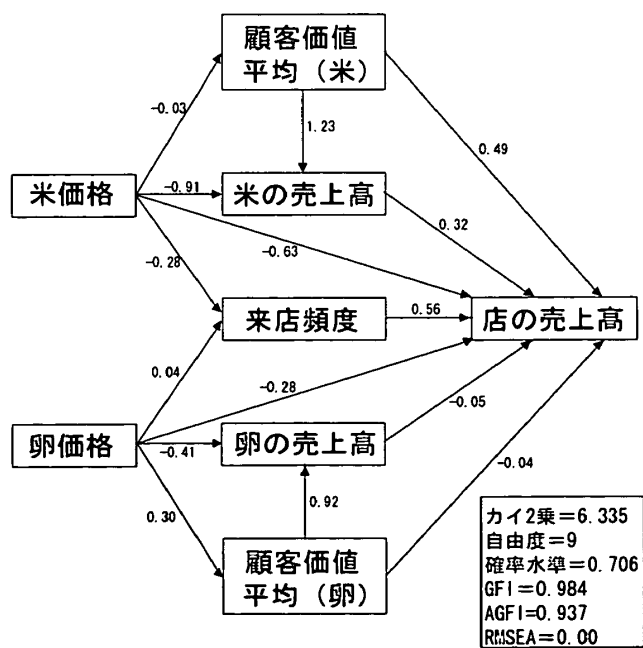
最後に、意思決定者がアクションを起こす一つの手段となりうる商品の観点からいくつかの分析を展開する。

まず価格プロモーションの観点からの分析を行う。従来、ある種の商品の値引きによる価格プロモーション

ンは、店舗の売上や、顧客の来店、そして当該商品の売上などに影響すると考えられている[8]。むしろそれらに影響を与えることは一般的なのであろうが、CRMの観点から考えると、優良顧客にどの程度意味があるのかという点も見逃すことはできない。そこでこの価格プロモーションの影響について分析してみることにした。

今回提供いただいたデータには、価格プロモーションを含むプロモーション変数に関するデータが含まれていない。そこで、それが大きな商品は、価格差が大きなことがわかるので価格プロモーション対象商品であると考えた。そのような商品であり、一般的にも価格プロモーションが行われていると思われる「産直新鮮卵」と「こしひかり（プライベートブランド）10kg」という、卵と米から一つずつの商品を対象商品として選択した。そしてこれらの商品について、売上が0の日は、店頭に出品されていなかったことも考えられるので、両商品が同時に購入されていた98日間について分析を行うことにした。分析は図14に示すような共分散構造分析によって行った。

結果を解釈すると、まず産直新鮮卵に関しては、当該商品および店舗の売上高を増加させているものの、来店頻度の増加には貢献せず、当該商品を購入した顧客のHポイントの平均はむしろ減少させている。したがって当該商品の価格プロモーションは、新たな顧客のアトラクションにはならず、既存のチェリーピッ



*各枝に付属している数値は推定結果からの標準化係数である

図14 価格プロモーションの効果分析

カー的な顧客を増やしているだけであることがわかる。

一方、こしひかり（プライベートブランド）10kgの価格プロモーションは、当該商品の売上、店舗全体の売上、そして来店頻度の増加のすべてに正の貢献をしているが、当該商品を購入している顧客のHポイントの平均には、あまり影響を及ぼしていない。したがって、ロイヤル顧客層の当該商品に対する反応は様々であると考えられる。

以上の結果を総合的に考えると、こしひかり（プライベートブランド）10kgについては、明確でない部分があるものの、産直新鮮卵の価格プロモーションについては、ロイヤル顧客層に対する働きかけとして、また新規顧客を獲得する手段としては、推奨できる方策ではないことが判明した。

それでは、ロイヤル顧客層に対する商品的なアプローチを考える場合、どのような商品を対象とすればよいのであろうか。この点を各商品の購買状況から分析してみよう。各商品の購買者は様々であるが、商品によっては、ロイヤル顧客層の購買割合が高い商品もあれば、逆に低ポイント顧客層の購買割合が大きな商品もあると予想される。そこで一つの観点として、各商品を購入した顧客のHポイントののべ平均を算出し、その値から各商品の特徴を分析することにする。直感的な理解としては、こののべ平均値が大きければ、それはロイヤル顧客層の購買割合が大きいことを意味し、逆に値が小さければ、低ポイント顧客の購買割合が大きいことを意味すると考えられる。また全期間を通じて売上高の少ない商品というものは、意思決定者にと

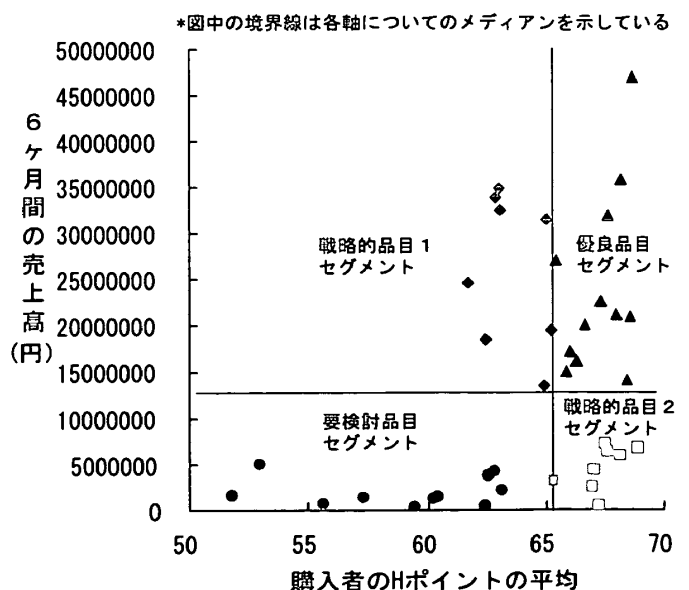


図15 大分類での品目のセグメント化

ってあまり魅力的な商品とはいえない。そこでもう一つの観点として、全期間を通じての商品の売上高を見ることにしよう。

以上の点を複合的に分析するため、全期間の各商品の売上総額と当該商品を購入した顧客のHポイントののべ平均を算出し、2次元上にプロットする。ここでは小分類の17235品目ではあまりにも数が多いので、大分類39品目に集計した結果を図15に示す。図ではプロットした品目を各軸について、それぞれのメディアンで四つのセグメントに分割した。これらのうち右上のセグメントは、売上高も大きく、かつ全体として、ロイヤル顧客の購買が多いと考えられるので、優良品目であるといえる。一方、その対極に位置する左下のセグメントは、売上高も小さく、かつ低ポイント顧客の購買が多いことが予想されるので、要検討品目であるといえる。またそれ以外の二つのセグメントは、いずれかの軸での数値が大きく、他方は小さいため、それぞれ数値の小さな軸についての改善を行って、優良品目にすることが望まれるセグメントであるため、ここでは戦略的品目1、戦略的品目2と名付けた。

ここで前述の価格プロモーションで対象品目として挙げられた産直新鮮卵の代替対象商品について考えてみよう。大分類における卵は、図15の戦略的品目2のセグメントに分類されたが、その中での各商品の位置付けは様々であった。そこで、最も対照的な商品としてビタミンE卵という商品との比較を行う。表5から、ビタミンE卵は価格の標準偏差が0であることがわかる。すなわちこの商品は6ヶ月間で一度も値引きが行われていない商品であることがわかる。ビタミンE卵は、購買者数は少ないものの購買者のHポイントの平均は、産直新鮮卵より20ポイント近く高く、ロイヤル顧客がそのほとんどの購買者であることがわかる。むろん単純な値引によるアプローチが功を奏するか否かは、定かではない。対象がロイヤル顧客であることを考えれば、それ以外のアプローチのほうがよいのかもしれない。この点については、今回のデ

表5 ロイヤル顧客に影響を与える商品

	産直新鮮卵	ビタミンE卵
延べ売上数	6093	85
購買者Hポイント平均	58.02	76.85
価格標準偏差	44.16	0.00

ータの範囲外の議論であるため明確な言及を避けることにするが、いずれにしても、対象商品としてビタミンE卵のような商品に着目することは、有益な結果をもたらすであろう。

もう一つの分析として要検討品目の一つの大分類品目を掘り下げてより詳細な小分類品目について分析したものが、図16である。これは図15の一番左下にプロットされていた品目で洗剤ギフト品目であった。図からわかるように、この分類の中でも商品によって、位置付けは様々である。例えば左下にある●(商品1)は、ごく限られた低ポイント顧客が、6ヶ月間にほんの少量購買した商品であり、真中上方の★(商品2)は、この分類の中では、比較的売上を伸ばしている商品であることがわかる。また、右下にある■(商品3)は、売上金額は多くないものの、ロイヤル顧客が購買している商品である。したがって商品1は廃止してもよいかもしれないが、ロイヤルの満足度を維持する観点から、商品3は、廃止するべきではないと考えられる。このような6ヶ月間で一つしか売れていない商品数が小分類(17235品目)中、何品目存在するかを示したのが、表6である。全体としては、1201品目存在した。商品の存廃を考慮する場合、単に死に筋商品ということで、売上の少ない商品を廃止対象として考慮しがちだが、このように購買した顧客の種類

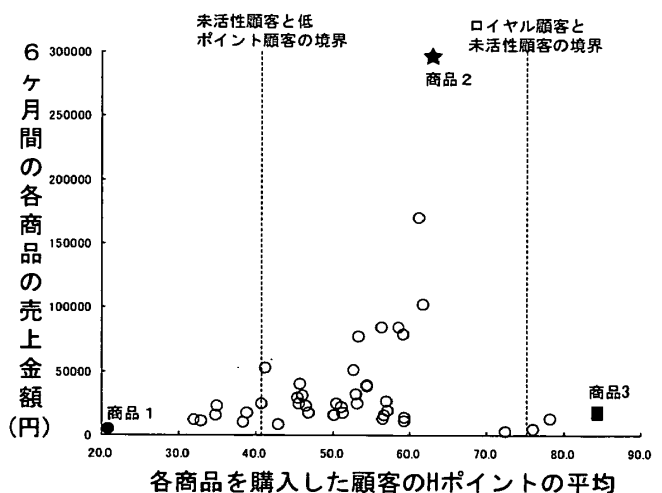


図16 洗剤ギフトの小分類の状態

表6 6ヶ月間に一つしか売れていない商品

ロイヤル顧客	557
未活性顧客	355
低ポイント顧客	289

をも考慮して存廃を決定するほうが、優良顧客の満足度を低下させないためには、大切であると考えられる。

4. まとめと今後の課題

本論文では、顧客を評価する一つの方法として、購買額とそのポラティリティを考慮したデシルブリッジに基づく評価法を提案し、実際の小売店の売上データをもとに分析を展開して、その実用性を示した。分析では、購買額とそのポラティリティの観点から顧客のポイント化を行い、顧客層を分類して、時間的、地理的、そして商品的な観点から各種の分析を行った。時間的な分析では、優良顧客にアクションを起こすべきタイミングとして、従来考えられがちであった特売日や週末ではなく、平日であることを識別した。地理的な分析では、ポスティングなどのエリアマーケティングに有用であろうと思われる地域を示した。また、商品的な分析では、従来の価格プロモーションでは、単純な当日の売上などには影響を与えるものの、優良顧客に対するアプローチとしては推奨できるものではないことを示すとともに、優良顧客に働きかけるべき商品を識別した。また商品の存廃については、単に売上高の観点から死に筋商品を指摘するのではなく、購買している顧客の良し悪しをも考慮して、廃止すべき商品を明らかにした。

以上のように、今回の提供いただいたデータに基づく分析については、十分な実用性を示すことができたと考えますが、問題点も存在している。まず一つは、相対的なランク化を行った値を基に分析を展開している点である。今回のデータに関しては、前述のようにそれほど問題ないと考えているが、他のデータを分析する際には、単位期間毎の絶対量による評価のほうが、より有効な分析を行うことができるかもしれない。この点については、他の様々なデータを分析しながら、今後の課題にしたいと思う。またもう1点は、デシル

ブリッジでは、ポラティリティによって変動を評価に取り入れているものの、そのトレンドは考慮していないという点である。これも今回提供いただいたデータについていえば、入退会情報が利用できなかったことなどがあり、トレンドを考慮したとしても、それをそのまま利用することは困難であったと思われるが、一般的なデータを分析する点からいえば、必要な観点である。ぜひ今後の研究において考慮したい。

このように今回の分析についていえば、ある程度の結果を示すことはできたものの、評価方法として一般化する段階にまでは、現在のところ達していないことは筆者らも自認しているところである。今後は、上述のような点を明らかにしつつ、よりよい研究に発展させたいと考えている。

参考文献

- [1] ゲーリー・E・ホーキンス著、三菱商事(株)コンシューマー事業本部マーケティング事業室監訳、『顧客識別小売業』、商業界、2001。
- [2] バーバラ・E・カーン、レイ・マッカリスター著、小川孔輔、中村博訳、『グローサリー・レボリューション』、同文館、2000。
- [3] 小川孔輔編著、『POSとマーケティング戦略』、有斐閣、1993。
- [4] 荒川圭基、『データベース・マーケティング実践ガイド』、PHP研究所、2002。
- [5] Merton, C. Robert, "Optimal Consumption and Portfolio Rules in a Continuous-Time Finance", *Journal of Economic Theory*, Vol. 3, 1971, pp. 373-413.
- [6] 津田博史、『株式の統計学』、朝倉書店、1994。
- [7] 『週刊東洋経済臨時増刊 DATA BANK 全国大型小売店総覧2002』、東洋経済新報社、2001。
- [8] Walters, R. G., and S. B. MacKenzie, "A Structural Equations Analysis of the Impact of Price Promotions on Store Performance", *Journal of Marketing Research*, Vol. XXV, 1988, pp. 51-63.