

ニューラルネットを用いた数量需要予測

— 通信販売業における事例 —

01007324 近畿大学 大村雄史 OHMURA Takeshi

1. はじめに

この研究は通信販売業のA社における数量需要予測に関するものである。A社は、主として女性を対象としたアパレル商品を扱っており、自社のリスクで商品の製造、販売を行っているため、ある商品が、どの程度売れるかという情報は非常に重要である。A社では、各商品の販売数量を予測するため、テストカタログを使っている。ところが、その予測値が大きく狂い、社内的に問題となっていた。予測値が大きすぎる場合には、売れ残った商品は安い価格で処分する事になるし、逆の場合には、重要な顧客を逃がす事になる。しかも、一度商品が無いという事で断ると、その後買ってくれなくなるという危険性もあり、一時の損失では済まなくなる。そこで、A社の現行の方法を改良するため、ニューラルネットを含むいくつかの方法を検討し比較した。その結果、ニューラルネットを使う方法は、旧来のA社の方法と比べて、より良い結果をもたらす事が判明し、また、データの層別を行って回帰分析を使う方法と比べても、ほぼ同じ精度を持つ事が分かった。

2. 問題の概要

A社のカタログは商品により複数の種類がある。商品は全て自社のリスクで製造・販売を行っており、数量需要予測のため、テストカタログを配布している。商品の発注は、複数回に分けて行っており、テストカタログ配布の結果から良く売れそうなものは追加発注し、そうでないものは発注しない。商品は、発注してから入荷するまで、ある程度のリードタイムが必要であるため、メーカーへの発注が遅れると、顧客よりの受注タイミングと合わなくなる。問題は、テストカタログによるdemandデータを使って求めた、個々の商品の本カタログにおける数量需要予測が大きくはずれる事があり、商品が売れ残ったり、売り切れとなって、損失が発生する事である。

3. A社の予測業務における問題点

- (1) 予測業務の位置付けの問題、人事評価の問題
- (2) 予測の担当者の問題
- (3) 毎年、顧客が増加しているため、年々顧客の構成が変わっていく。
- (4) テストカタログの配布先と、本カタログの配布先が違うことによる統計学的な問題。
- (5) テストカタログの配付時期と本カタログの配付時期が違う問題。
- (6) テストカタログと本カタログの配布時期そのものが、種々の理由で毎年変わる。
- (7) 年が変わると商品が変わる。
- (8) 年が変わると社会情勢（景気、流行、気象条件等）が変わる。

4. この予測システムに要求される事項

- (1) 予測が正確な事
- (2) 頑健性がある事
- (3) 専門家が不要な事。自動的に予測できれば一番良い。
- (4) 予測に要する時間が少ない事
- (5) 出来るだけ安価である事
- (6) 状況の変化に対応できる事

5. 問題点克服の方法

「3.」で述べた幾つもの問題点を放置しておいて、予測の技術論に走る事は問題解決という本来の立場からは良い事ではない。仕事のプロセスそのものを検討し、仕事をしている人たちの意識そのものも変えて行かなければならない。しかし、ここでは敢えて現行の仕事のやり方には手を加えず、予測という事だけに問題を限定して議論を進めたい。

6. 予測の基本的考え方

(1) 概要

カタログは複数の違う種類があるが、予測モデルは、同一季節、同一種類のカタログに適用する。季節やカタログが違えば商品も違い、顧客の反応も違うからである。

(2) 個別商品のグループ化（層別化）

単一商品でデータを分析した場合には、新しい商品を導入する場合に、前年のデータがないため、全く予測が出来ない。良く似た性質を持つ商品をグループ化し分析すれば、新商品の場合でも、それがどのグループに属するかを適切に決めれば、本カタログでの受注量の推定をする事が出来る。

(3) テストカタログのdemandデータと本カタログのdemandデータを関係づけるモデルを作成する。

(4) 出来れば今年の特徴を加味する。

7. A社の旧来の方法

(1) 商品グループに分ける。

(2) テストカタログのdemandデータと本カタログのdemandデータを関係づけるモデル

x_i : テストカタログの商品番号*i*の単位配布部数当たりDEMAND 数量

y_i : 本カタログの商品番号*i*の単位配布部数当たり最終DEMAND 数量

として、(nは商品グループ内での商品の種類)

$$\sum_{i=1}^n (y_i / x_i) / n \quad \dots (1)$$

を計算し、それを商品グループの代表値として推定に用いていた。これは、回帰分析を用いた場合と比べて誤差が大きくなる。

8. 改良の方法 - その1 - (データの層別化及び回帰分析)

予測精度の改良のポイントは、上記「6.」で述べたように、①個別商品の層別化、②テストカタログと本カタログのdemandデータの関係のモデル化である。このモデル化については、この章で述べる回帰分析と次の章で述べるニューラルネットワークでの検討を行った。

(1) 個別商品の層別化

予測精度向上のための個別商品のグループ化(層別化)については、これまでA社でも試行錯誤的に種々検討がされていた。しかし、新しい商品を出す場合に、どの商品グループに入れるかは「勘と経験」に頼るわけで、出来ればもっと汎用性のある方法があればそれに越した事はない。その様な視点から検討を加えた結果、商品で区別せず、テストカタログの個別商品の販売単価でデータを切り分けると、良い結果が得られる事が判明した。この方法で層別を行えば、商品グループで層別した時のように、新しい商品の予測をどうするかという問題は発生しないので、経験の少ない担当者でも作業がし易くなる。

(2) 回帰分析

本カタログdemand pcs/circ. = $\alpha \cdot$ (テストカタログdemand pcs/circ.) + $\beta + \varepsilon$. . . (2)

但し、 α : 係数 β : 定数 ε : 誤差項 として回帰式を求める。例えば今年の、ある本カタログのdemand 数量を予測する場合には、右辺の式は前年のデータで求めた推定式を使う事になる。なお、この推定式については、毎年新しいデータで見直しを行う。

9. 改良の方法 - その2 - (ニューラルネットワークを使う方法)

ニューラルネットワーク^{(1)・(2)・(3)}を使う事を考えた理由は、次の通りである。①モデル作成はニューラルネットワークのシステムが自動的にを行うため、モデル作成のための専門家が、不要になるかも知れないという期待。②予測モデル作成のための時間、予測の時間が、短縮できるのではないかと期待。③電力の予測に用いられて良い結果を得ている⁽⁴⁾ことから、精度の向上が出来るのではないかと期待。

10. 改良された方法による推定結果の比較

どの方法を用いるにせよ、前年のテストカタログと本カタログで予測モデルを作り、翌年のテストカタログのdemand数量から、その年の本カタログの各商品毎の最終demand数量を推定することになる。そこで、(1)A社の旧来の方法、(2)改良された方法①(回帰分析)、(3)改良された方法②(ニューラルネットワーク)の三種類の方法で推定し、推定値と実績値の比較を行った。その結果、次のことが分かった。①新規商品の一部の価格帯の商品で、2週間目迄のデータを使う場合を除いて、改良された新しい方法の方が良い結果が出ている。また、回帰分析とニューラルネットワークでは、ほぼ同じ精度である。②テストカタログ配布後、2週間目迄のデータを使って予測モデルを作った場合と、3週間目迄のデータを使って予測モデルを作った場合を比較すると、3つの方法全てについて後の方が精度が良くなっている。この結果は常識的に予想されたものである。③新規商品(N商品)と定番商品(C商品)とを比較すると、推定値のはずれが特に問題になっていたC商品で、新しい方法での誤差の減少が大きい。

11. 考察

(1) ここで取り上げたのは1年のデータの結果のみであるが、この分析結果をより確実なものにするためには、少なくとも更に2~3年のデータについても同様の検討を行う必要がある。また、ここでは前年のデータで作った予測モデルを翌年の推定にそのまま使う事しているが、数年のデータを分析すれば、今年の傾向で予測モデルを修正する事も可能性として考えられる。

(2) モデルの改良のためには、データの挙動を監視しておく必要があり、そのために、コストパフォーマンスを考慮した上で、推定に関して責任を持つ専任の担当者を置く事は、企業にとり、メリットのある事である。予測担当者を兼務とする場合の問題点は、本務に時間が取られ、分析はどうしても後回しとなり、結果的に機械的にモデルを使うのと同じ事になる可能性が強い。

(3) ここで予測精度の改良は、現行の発注ロット数が比較的大きいので、具体的な改良にはつながりにくい。発注ロット数をもう少し小さくできれば、小回りがきくようになり、予測方法を変更する事が業務の改善につながる事になる。しかし、小さい発注ロットは、購入単価の上昇となるため、新たな問題となる。

(4) 予測精度向上の効果が大きければ、単に予測方法を改良するだけでなく、企業内の意識改革、人事評価制度の見直し、発注ロット数の問題等も含めて総合的に改革を進める事がより大きな改善につながる。

12. おわりに

ニューラルネットワークを使うことにより、旧来のA社の方法より、予測精度が改良される事が判明した。これは、データの層別を行って回帰分析を使う方法と、ほぼ同様の精度である。また、データの層別の方法として、テストカタログの商品価格を用いる事は、精度的にも、運用的にも、商品グループで区分するより良い方法である。ニューラルネットワークを使うには、ある程度データ解析の素養のある担当者が必要である。モデルは自動的に作成されるが、作成の前に、何を入力とするかを良く吟味する事が必要である。ニューラルネットワークを使って予測モデルを作るためには、人間が関与した試行錯誤が必要で、担当者の能力差が大きく響く。

(参考文献)

(1) 上坂吉則: ニューラルネットワークの基礎数理(1)~(3), *パレゾノズリサーチ*, vol. 36 no. 6~no. 8, 1991.

(2) 中野馨: ニューロコンピュータ, 技術評論社, 1993.

(3) R.ピール, T.ジャクソン著, 八名和夫監訳: ニューラルコンピューティング入門, 海文堂, 1993.

(4) 小野田崇: ニューラルネットワークを利用した翌日最大電力量の予測, 電力中央研究所報告, 平成5年