

小売業における新製品監視政策モデルの非耐久消費財への適用

02602080 流通科学大学大学院 * 村原 朱美 Akemi MURAHARA
01204194 流通科学大学情報学部 三道 弘明 Hiroaki SANDOH

1. はじめに

小売業において、新製品が売れ筋商品であるか死に筋商品であるかを短期間で判断するための数理モデルとして、著者らは新製品監視政策(NPMS)を提案した[1]。本研究では、NPMSモデルをコンビニエンス・ストアにおける非耐久消費財の売上に関するデータに適用し、モデルの有効性を検証する。

2. モデルの方策と判断誤り

NPMSモデルでは、仕入れ個数が m であるような新製品の売れ行きを T 期間監視する。時刻 T における累積需要量が $k(k=0,1,2,\dots,m)$ 個以上であればこれをパラメータ λ_1 の売れ筋商品と判断し通常セールを継続する。一方、時刻 T における累積売上個数が k 未満である場合には、これをパラメータ λ_2 の死に筋商品と判断しバーゲンセールを実施する。このような方策の下で、次の2種類の判断誤りに注目する。

タイプ1の誤りとは、新製品が売れ筋商品であるにもかかわらず、時刻 T での売上個数が k 未満となったために死に筋商品と判断されることをいう。このときの期待損失は、販売を継続した場合の期待利益から、誤ってバーゲンセールを行ってしまったときの期待利益を差し引くことにより求められる。すなわち、

$$C_1(k, T) = \left[\alpha_1 - \alpha_2 + \beta \left(\frac{1}{\delta_1} - \frac{1}{\lambda_1} \right) \right] \times \sum_{i=0}^{k-1} (m-i)p_i(\lambda_1 T), k=0,1,2,\dots,m \quad (1)$$

で与えられる。

タイプ2の誤りとは、新製品が死に筋商品であるにもかかわらず、時刻 T での売上個数が k 以上となったために売れ筋商品と判断されることをいう。このときの期待損失は、バーゲンセールを実施した場合の期待利益から、誤って通常セールを継続してしまったときの期待利益を差し引くことにより求められる。すなわち、

$$C_2(k, T) = \left[\alpha_2 - \alpha_1 + \beta \left(\frac{1}{\lambda_2} - \frac{1}{\delta_2} \right) \right] \quad (2)$$

$$\times \sum_{i=k}^{m-1} (m-i)p_i(\lambda_2 T), k=0,1,2,\dots,m$$

で与えられる。

3. 期待損失

以上に求めた2種類の判断誤りを用いて、総期待損失は、

$$C_0(k, T) = C_1(k, T) + C_2(k, T) \quad (3)$$

$$= \left[\alpha_1 - \alpha_2 + \beta \left(\frac{1}{\delta_1} - \frac{1}{\lambda_1} \right) \right]$$

$$\times \sum_{i=0}^{k-1} (m-i)p_i(\lambda_1 T)$$

$$+ \left[\alpha_2 - \alpha_1 + \beta \left(\frac{1}{\lambda_2} - \frac{1}{\delta_2} \right) \right]$$

$$\times \sum_{i=k}^{m-1} (m-i)p_i(\lambda_2 T), k=0,1,2,\dots,m$$

で与えることができる。

よって、 $C_0(k, T)$ を最小にするような (k^*, T^*) が最適政策である。

4. モデルの検証

パラメータの設定には、コンビニエンス・ストアにおける非耐久消費財6カテゴリー、125アイテムの1996年11月25日から1997年2月2日までの10週間分のデータを用いた。各カテゴリーに関するABC分析を行い、売数の上位60%をAランク、次の20%をBランク、最後の20%をCランクとし、各ランクの1週間あたりの平均需要量を、 λ_1 、 λ_0 、 λ_2 とした。通常セールでの商品1個当りの粗利益である α_1 は、各カテゴリーの平均粗利益とし、バーゲンセールにおける商品1個当りの粗利益である α_2 は、値下げ販売時の平均粗利益とした。 δ_1 、 δ_2 は、値下げ販売が行われた商品に関するその期間の需要量とコンビニエンス・ストアのマネージャーの意見を勘案し設定した。監視期間 T はここでは2週間とし、 T から仕入れ個数 m を概算した。以上のパラメータより

表 1: 適用パラメータ

Category	λ_1	λ_2	λ_0	α_1	α_2	δ_1	δ_2	β	m	T	k^*
caned beer	20	2.3	7.5	42	32	22	3.1	315	50	2	17
caned coffee	222.9	16.3	52.3	41.3	34.2	230	21	2159.9	500	2	98
cup noodles	11	4.1	6.3	40.3	28	13.9	5.7	253.9	50	2	14
udon/soba	17	4.2	7	39.6	34.3	21	6	277.2	50	2	20
potato chips	14.1	4.4	7.3	47.7	35.7	17.8	5.9	348.2	50	2	17
snack	8.8	3.9	5	28.1	18	10	6	140.5	50	2	11

最適な k^* を求め、パラメータ値および k^* を表 1 に示した。

次に、モデルの検証を行うため、1997年2月から3月に、この店舗において新しく採用された35アイ

テムの売れ行きを監視した。その結果、24アイテム(A~X)について以下の検証に必要な6週間分のデータが得られた。

データを収集した6週間を、監視期間である2週間で3期連続したものと考え、第1期である最初の2週間で販売個数 k_1 より、各アイテムが売れ筋商品であるか死に筋商品であるかを判断した。売れ筋商品と判断された場合は f と、死に筋商品と判断された場合は s と表 2 の J に示した。この判断が適切であったかどうかを検証する目的で、後続の2期のそれぞれにおける販売個数 k_2, k_3 を集計した。

ここでは、 $k_2 \geq k^*, k_3 \geq k^*$ となったアイテムを真の売れ筋商品と解釈し、表 2 の $*_1$ に $*$ を記した。真の売れ筋商品13アイテムのうち、第1期において売れ筋商品と判断していたアイテムは10アイテムであり、その割合は76.9%であった。正しく判断された10アイテムは、表 2 の $*_2$ に $*$ を記した。

死に筋商品についても、 $k_2 < k^*, k_3 < k^*$ となったアイテムを真の死に筋商品とみなし、表 2 の $*_1$ に $*$ を記した。真の死に筋商品8アイテムのうち、第1期において死に筋商品と判断していたアイテムは7アイテムであり、その割合は87.5%となった。死に筋商品についても正しく判断された7アイテムについては、 $*_2$ に $*$ を記した。全体では、21アイテム中17アイテムについて正しい判断が行われ、その割合は81.0%となった。

以上の結果より、本モデルにより販売を監視することで、売れ筋商品、死に筋商品をかなりの確率で検出できることが明らかとなった。

参考文献

[1] 三道 弘明, 村原 朱美, 小売における新製品の監視政策 (I)(II), OR 学会春季研究発表会アブストラクト集, pp.40-43, 1997.

表 2: 適用結果

Category	k^*	N	k_1	J	k_2	k_3	$*_1$	$*_2$
caned beer	17	A	15	s	18	12		
caned coffee	98	B	252	f	192	151	*	*
		C	133	f	239	108	*	*
		D	31	s	63	88	*	*
		E	27	s	27	24	*	*
cup noodles	14	F	9	s	6	3	*	*
		G	32	f	16	20	*	*
		H	19	f	12	8	*	*
		I	11	s	12	6	*	*
		J	7	s	5	15		
		K	11	s	7	6	*	*
		L	39	f	29	19	*	*
udon/soba	20	M	10	s	11	11	*	*
potato chips	17	N	33	f	22	24	*	*
		O	21	f	19	17	*	*
		P	29	f	37	24	*	*
snack	11	Q	44	f	25	46	*	*
		R	48	f	26	10		
		S	14	f	12	14	*	*
		T	3	s	11	11	*	*
		U	15	f	19	14	*	*
		V	5	s	2	2	*	*
		W	2	s	30	27	*	*
X	5	s	13	20	*	*		

* $*_1$ の $*$ は、真の売れ筋商品 (死に筋商品) を意味する。

* $*_2$ の $*$ は、正しく判断されたことを意味する。