

予測期間を考慮した統合需要予測モデルの提案

岡田 崇, 中川慶一郎, 矢野 順子, 生田目 崇

1. はじめに

音楽CDの市場は、音楽ソフト生産金額が、1998年の約6,000億円をピークに2005年には約4,200億円まで減少しており、CD販売店にとって近年の売上低迷は大きな問題となっている[2]。この一つの原因として、従来の店舗を中心とした購買が減り、インターネットによる有料音楽配信サービスの利用率が、2004年は6%であったのが、2005年には9%まで拡大したように、CD販売店を利用する人が減少してきたことが考えられる[5]。さらに、販売店では不良在庫の返品や欠品補充にかかる配送コストの負担は増大しており、こういった事情からもCDの需要予測の重要性が改めて認識されてきている。

CD販売店に限らず一般的な小売店においても、様々な立場から需要予測が行われており、例えば、仕入計画では累積的な長期予測、発注業務では納品日までの短期予測というように、異なる観点から予測を行っている。そのため、長期予測における最初の予測値と、短期予測値が全く異なってしまう場合、バイヤは強気の仕入れを行う一方で、売り場では過剰在庫の調整を行わなければならないなど、現場に混乱を引き起こす可能性がある。

したがって、小売業にとって、このような「短期的な視点」と「長期的な視点」の両視点を考慮し、共通に利用できる需要予測モデルを構築することが有益であると考えられる。なぜならば、一貫した需要予測に基づいた適切な仕入れや価格設定など共通に戦略を構築することが可能となり、販売店は在庫コストや機会

損失が大幅に削減されることが期待できるためである。

短期・長期両視点から共通に利用できる需要予測モデルとして、予測期間すなわち需要予測を行う時点からどのくらい先を予測するかに応じて複数の手法を適切に切り替えて利用することが考えられる。しかし、従来のマーケティング・エンジニアリング研究では時間的視点から見た各手法の精度に対する評価が十分に行われておらず、予測期間に応じてどの手法を用いるかという体系的な示唆は得られていない。

そこで本論文では、異なる需要予測の視点に対して共通に利用可能である需要予測モデルとして、予測期間に応じて予測精度の高い手法を最適に組み合わせる「統合需要予測モデル」を提案する。また、提案モデルに販売実績データを適用し、予測精度を検証する。検証ではCDの販売実績データを用いる。そこで、CDの販売傾向について事前に集計分析を行い、そこから得られる売れ方の特徴に合った需要予測手法も併せて提案する。この提案する需要予測手法を含む統合予測手法について、予測期間ごとに予測精度の比較を行う。そして最後に、統合需要予測モデルの予測精度について考察する。

2. 分析フロー

本論文の分析フローを図1に示す。まず、事前集計分析から得られるCDの売れ行きに合った需要予測手法として、新たに「フィッティングモデル」を提案する。また新発売の商品の需要予測にも適用可能なモデルとして「ベースラインモデル」も併せて提案する。そして、これらの提案手法を含めた複数の予測手法について、予測期間ごとに予測精度を比較・評価する。次に、これらの予測手法を適切に組み合わせるための評価基準について検討を行い、最適化問題として定式化した「統合需要予測モデル」を構築する。最後に実証分析を行い、モデルの予測精度について検証する。

おかだ たかし, なかがわ けいいちろう,
やの じゅんこ

株式会社NTTデータ 技術開発本部

〒135-8671 江東区豊洲3-3-9

なまため たかし

専修大学 商学部

〒214-8580 川崎市多摩区東三田2-1-1

受付 06.7.21 採択 06.11.15

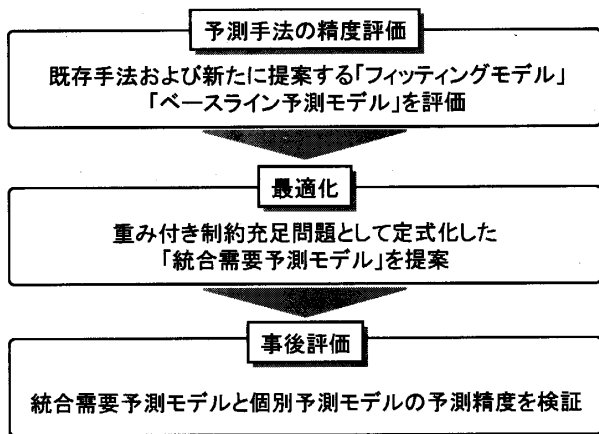


図1 分析フロー

3. 統合需要予測モデル

本論文では、短期と長期の異なる需要予測の視点を共に満たす需要予測モデルとして「統合需要予測モデル」を提案する。統合需要予測モデルは、複数の予測手法から予測期間に応じて最適な予測手法の組合せを見つけるモデルであり、組合せ最適化モデルとして定式化する。

前述したように、多くの販売店では、日々の売れ行きを予測をしたいという「短期的な視点」と累積在庫量を調整したいという「長期的な視点」の2つの異なる視点が考えられる。短期的には営業日ごとの売上をなるべく正確に見積もることが要請され、長期的には一定期間の在庫量を適正にすることが求められる。これらを予測誤差の視点で考えると、短期・長期の視点からの誤差はそれぞれ次の f_1 , f_2 ,

- f_1 : 日々の予測誤差
- f_2 : 一定期間の累積予測誤差

として与えられる。本論文ではこれらを最小化することを旨とする。

ここで、予測手法 j による t 時点における i 日後の商品 k の予測需要量を \hat{y}_{jtik} , 実需要量を y_{tik} とすると、 f_1 , f_2 はそれぞれ、

$$f_1 = \sum_i \left(\sum_k \left(\sum_t \frac{y_{tik} - \hat{y}_{jtik}}{n} \right)^2 x_{ij} \right) \quad (1)$$

$$f_2 = \sum_k \left(\sum_i \left(\sum_t \frac{y_{tik} - \hat{y}_{jtik}}{n} \right)^2 x_{ij} \right) \quad (2)$$

と記述できる。

そこで、これらを小さくするような予測手法 j の組合せを求めるために、以下に示す重み付き制約充足問題を解き、需要予測のためのモデルを構築する。重み付き制約充足問題 (WCSP: Weighted Constraint

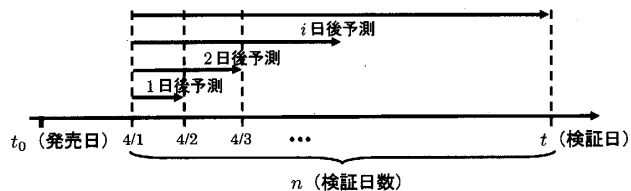


図2 検証日および予測期間の定義

Satisfaction Problem) とは、複数の制約を満たすような目的を持つ問題について、それぞれの制約が満たされないことに対する総コストを最小化するように変数を割り当てる組合せ最適化問題である。以下にモデルを詳述する。

i 日後の需要予測手法 x_i ($i=1, 2, \dots, n$) について、予測手法の集合 D_i のいずれかを割り当てるために、0-1 変数 x_{ij} ,

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{予測手法 } j \text{ が選択される場合} \\ 0, & \text{予測手法 } j \text{ が選択されない場合} \end{cases} \quad (3)$$

を導入する。本論文の場合、WCSP は(1)~(3)式により、次のように与えられる。

$$\begin{aligned} \text{minimize } & p(x) = \sum_{i=1}^2 w_i f_i(x) \\ \text{subject to } & \sum_{j \in D_i} x_{ij} = 1 \\ & x_{ij} \in \{0, 1\} \end{aligned} \quad (4)$$

ここで、各制約に対する重み w_i は分析者の立場や目的など、状況に応じて設定するパラメータである。本論文では問題(4)を解くために、メタ・ヒューリスティクスの一つであるタブー・サーチ[1]を用いた。タブー・サーチでは、与えられた初期解から、近傍探索を繰り返しながら解を更新するが、タブー・リストを用意し同じ操作を短期間に繰り返さないようにして、広範囲から解を探索できる。

なお、統合需要予測モデル構築のためのデータは、各商品について各検証日 t ごとに i 日後予測を行い、検証日数である n 日間モニタリングして作成する。例えば、検証日を4月1日とした場合、4月10日の需要を予測することを「9日後予測」といい、4月1日から10日までの9日間を「予測期間」と呼ぶ。この検証日と予測期間の関係を図2に示す。

4. 実データへの適用・検証

本論文では、「平成17年度データ解析コンペティション」で提供された2003年9月~2005年8月(以下この期間をデータ提供期間とする)のID付きPOSデータを用いる。本論文で提案する手法の検証に用い

たデータの期間は、上記データのうち、2004年3月30日～2004年6月30日（以下この期間を検証期間とする）であり、データ項目は、アーティスト名、ジャンル名、商品名、売上数量、購買日である。なお、本論文では、代表的なCDの需要予測を行うこととし、分析対象はデータ提供期間内の売上枚数が500枚以上でかつジャンルがJ-POP（邦人ポップス部門）である商品に限定した。

また、提供されたデータ以外に、2003年、2004年のオリコン年間売上枚数ベスト100[4][5]のアーティスト名と、2003年以降にデビューしたアーティスト名を用いた。

まず、CDの代表的な売れ行きの特徴を把握するために、データ提供期間全体でJ-POPの売上枚数トップ10のうち6商品について販売直後の売上を集計し、当該商品のJ-POPの全売上枚数に占める割合「商品シェア」を算出した。ここでグラフ化の対象とした6商品はJ-POPの売上トップ10のうち、最も新譜発売の多い水曜日に発売されたCDであること、発売日が検証期間内であること、という2つの条件を満たしたものである。その結果を図3に示す。図3から、CDは一般の消費財と異なり販売直後に売上のピークがあり、以後急激に売上が下落するライフサイクルの短い商品であることが分かる。また、発売直後1ヶ月の商品シェアは7日周期を持ち、曜日の影響が大きいことが分かる。

そこで、このような特徴に合うような需要曲線をモデル化した「フィッティングモデル」を提案する。「フィッティングモデル」についても販売実績データを用いてパラメータを推定し、需要予測をする。さらに、このモデルを発売前および発売直後など販売実績データが十分に蓄積されていない時期においても予測できるように工夫した「ベースラインモデル」も提案する。

4.1節以降でこれらのモデルについて詳しく説明する。

4.1 フィッティングモデル

提案する「フィッティングモデル」は、(5)式に示すように、検証日 t 時点でのある商品 k の i 日後予測を、その商品が含まれる「ジャンル需要」 $y_{0i}^{(j)}$ とジャンル全体の中で占める予測対象「商品シェア」 $S_{ki}^{(j)}$ の積から算出する。

$$y_{ki}^{(j)} = y_{0i}^{(j)} \times S_{ki}^{(j)} \quad (5)$$

このように商品の需要を予測することで、ジャンル需

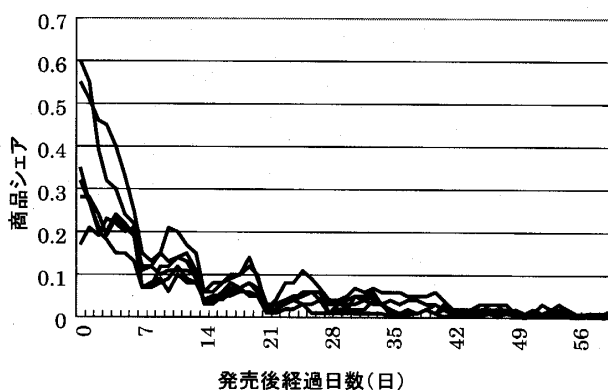


図3 新譜CDの売上推移

要の動きを加味した予測を行うことができる。

「商品シェア」 $S_{ki}^{(j)}$ については、図3の考察に基づき、需要の立ち上がり早く、以後需要が落ちていく関数として(6)式で定義する。ここで t_0 は発売日であり、販売実績データを用いて商品ごとにパラメータ a_{k1} , a_{k2} , a_{k3} を最小二乗法により推定する。

$$S_{ki}^{(j)} = a_{k1} [1 - \exp\{-a_{k2}(t - t_0 + i)\}] \times \exp\{-a_{k3}(t - t_0 + i)\} \quad (6)$$

音楽CDは、クリスマス時期などその季節をテーマにした新譜が発売されることがあるため、CDの発売時期と季節には関係性があると考えられる。また、顧客は、販売店に出向いてCDを購入するため、天候と需要にも関係性があると思われる。そこで、「ジャンル需要」 $y_{0i}^{(j)}$ は、1～3日前までの時系列項、曜日項、月次項、天気情報項を用いて重回帰分析を行い、各項の係数を販売実績から推定することで算出する。ここで天気情報項とは平均気温、最高気温、最低気温、平均湿度、降水割合である。ここでの降水割合は、降水があった日を1、降水がなかった日を0とした値である。また、天気情報項の未来については、過去3年間の同日の天候データの平均を天気予測値として使用している。

4.2 ベースラインモデル

4.1節で説明した「フィッティングモデル」は、商品発売直後で販売実績データ蓄積が少ないと、安定したパラメータ推定は期待できない。そこで、発売前および発売直後の販売実績が十分に蓄積されていない時に、波形パラメータを推定し需要予測を可能にするモデルとして「ベースラインモデル」を提案する。4.1節の「フィッティングモデル」では、販売実績データが利用できないと「商品シェア」を算出することができない。そこで売れ行きに関して同様の傾向をもつと考えられる既存商品のシェアである「所属セグメント

m の代表商品シェア」 $S'_{mt}^{(i)}$ で代用する。すなわち「商品シェア」算出を(7)式で行い、(8)式によって需要を予測する。

$$S'_{mt}^{(i)} = a_{m1} [1 - \exp\{-a_{m2}(t - t_0 + i)\}] \times \exp\{-a_{m3}(t - t_0 + i)\} \quad (7)$$

$$y_{kt}^{(i)} = y_{0t}^{(i)} \times S'_{mt}^{(i)} \quad (8)$$

「ベースラインモデル」を用いて需要予測を行う事前準備として、「過去商品のセグメント分類」および「過去商品を用いた各セグメントの代表商品シェア算出」を行う。以下にそれぞれの詳細を説明する。

過去商品のセグメント分類

既に発売されている過去商品については、売り行きに関して同様の傾向をもつ群にセグメント化する。本論文で分析対象としているCDについては、アーティストの「人気度」と「価格」という2つの観点に着目し商品のセグメント化を行った。まず、アーティストの人気度に関して、過去のアーティストの売上枚数に応じてランク付けし、A～Eの5段階の「アーティストランク」を設定した。ランクAは、2003年もしくは2004年の年間アルバム売上枚数上位10位以内のアーティストの商品であり、ランクBは11～40位、ランクCは41～70位、ランクDは71～100位、ランクEは101位以下の商品とした。なお、新人アーティストに関してはランクFとした。

価格に関しては、「アルバム」か「シングル」のCD種別によって2つに分別した。このように、アーティストランクとCD種別という2つの分類基準により、過去の商品を12セグメントに分類した。このセグメントは、発売前商品をアーティストとCD種別という情報だけから簡単に分類できるという利点がある。

過去商品を用いた各セグメントの代表商品シェア

過去商品について分類したセグメントごとに「代表商品シェア」を算出する。まず、個々の商品についてシェアを示す波形を(6)式で表現することとし、パラメータを最小二乗推定する。

次に、CD種別ごとに代表波形を算出する。はじめに、商品ごとに推定されたパラメータを用いて t について離散化（発売日から90日後まで）し、CD種別ごとに各 t についてシェアの平均値を算出する。このようにして算出された系列に対して、再度(6)式のパラメータを推定し、その a_{m2} 、 a_{m3} を代表波形のパラメータとする。

最後に、個々の商品について発売日から90日後までの平均シェアを算出する。この平均シェアをさらに

セグメントごとに平均したものを「そのセグメントの平均シェア」として、この値から a_{m1} を算出する。以上により、セグメントごとに代表商品シェアが求められる。

分析対象の全378商品の各セグメントに属する商品数を以下に示す。

各セグメント別の商品シェアの波形を図4および図5に示す。

図4、5のとおり、CDの需要を示す「商品シェア」の波形は、発売直後が最も高く、発売後の経過日数とともに指数級数的に減少する形となっている。シングルの方がアルバムよりも需要の立ち上がりが早く、減衰も早い。また、「アーティストランク」が高いほど「商品シェア」が高いことが分かる。

以上説明してきたように、商品の属性情報（アーテ

表1 セグメントごとの商品数

		アーティストランク					
		A	B	C	D	E	F
CD種別	シングル	23	67	55	42	78	19
	アルバム	20	40	11	5	14	4

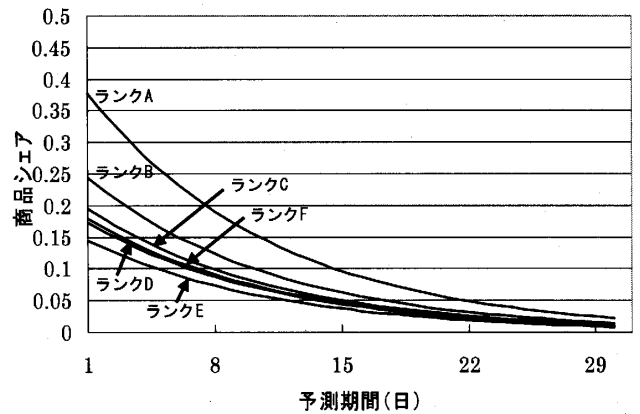


図4 セグメント別商品シェア波形（アルバム）

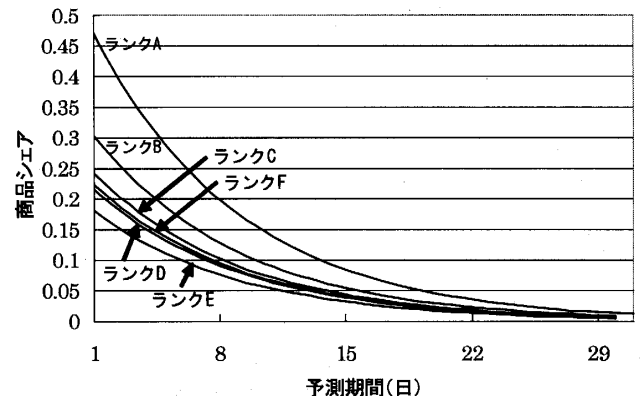


図5 セグメント別商品シェア波形（シングル）

リスト, CD 種別) から, 売れ方が同傾向であると期待される商品の販売実績データを活用して, 販売実績のない新商品の需要予測を行うことができる。

4.3 導入する予測手法の精度検証結果

4.3 節では, 提案手法を含む複数の需要予測手法の精度検証について説明する。精度検証には, 4.2 節で提案したモデルに 4 つの代表的な時系列予測手法を加えた以下の 6 つの予測手法を用いた。4.2 節で提案した「ベースラインモデル」は, 長期の販売実績から需要曲線を描くことで日々の売れ行きの振れに影響を受けにくい。また, 「フィッティングモデル」についてもデータが蓄積するほどそのような傾向を示し, 長期予測に適すると考えられる。そこで短期的な予測に適すると考えられる代表的な時系列予測手法である移動平均モデル (MA モデル) と自己回帰モデル (AR モデル) [3] を検証に加える。

q 次の移動平均モデル (MA(q)) は次式で与えられる。

$$y_{k,t+i} = \frac{1}{q} \sum_{u=1}^q y_{k,t+i-u} \quad (9)$$

(9)式において q を大きくとると日々の販売実績の変動の影響は小さくなり, 逆に q を小さくとると影響は大きくなる。今回の検証では短期に適するモデルとして 1 週間移動平均 ($q=7$) と 2 週間移動平均 ($q=14$) の 2 つのモデルを用いる。さらに曜日による売上の変動を考慮するために, 1 週間移動平均モデルに曜日リフト値を乗じたモデルも評価対象とした。

q 次の自己回帰モデル (AR(q)) は次式で表現することができる。

$$y_{k,t+i} = c_{kt} + \sum_{u=1}^q d_{ku} y_{k,t+i-u} \quad (10)$$

ただし, c_{kt} , d_{ku} はパラメータである。AR(q) モデルも移動平均と同様, q を小さくとると直近の販売実績のみを利用するので, 売上の変化への追従性が向上することを期待し, 「AR (3)」を評価対象とすることにした。

以上より, 候補対象のモデルは以下の 6 通りである。

- a) ベースラインモデル
- b) フィッティングモデル
- c) MA (7)モデル
- d) MA (7)×曜日リフト値モデル
- e) MA(14)モデル
- f) AR (3)モデル

次に, 商品のライフサイクルと検証時期について説

明する。図 3 より, CD は発売直後は売上が集中し, そこから売上が落ちていく時期が続き, さらにそれ以降の売上が低い状態で安定した期間となることが分かる。本論文では, 発売後 2 週間までを「発売初期」, 2~6 週間を「成熟期」, それ以降を「衰退期」と定義する。

前述のように, 発売前および「発売初期」では, 販売実績データが十分に蓄積されておらず, 一般的な時系列予測手法を利用できないため, 4.2 節で提案した「ベースラインモデル」を用いた予測を行う。「衰退期」では売上が収束してくるため, 一般的な時系列予測を用いることで十分な予測精度が達成されると期待され, また需要予測によるコスト削減効果もそれほど大きくないと考えられる。これに対して, 「成熟期」ではある程度販売実績データが蓄積されているため, 様々な予測手法を利用することが想定され, さらに売上の変動もまだ大きい時期であり, 需要予測の精度が在庫コストや機会損失に大きく影響すると考えられる。以上から, 統合需要予測モデルが大きく効果を示すのは「成熟期」であるため, 4.3 節では検証時期を「成熟期」に限定し, 精度の検証を行った。

検証では, 検証期間に「成熟期」が該当する商品について, 発売後 15~44 日目までを検証日とし, 各検証日ごとに 1~30 日後の予測を行った。単独の予測手法の優劣を「平均絶対誤差」を指標として, 予測期間ごとに上記各手法の順位付けを行った。この結果を図 6 に示した。この図より, 予測期間により精度の高い手法が入れ替わっているのが分かる。予測期間が 1 日後から 5 日後あたりまでは, 「MA (7)」や「MA (7)×曜日リフト値モデル」の精度が高いが, それ以後は相対的に低い順位となっている。5 日後以降の期間では「フィッティングモデル」や「ベースラインモデル」が最も高い精度を示した。その他を見ると, 短期に有

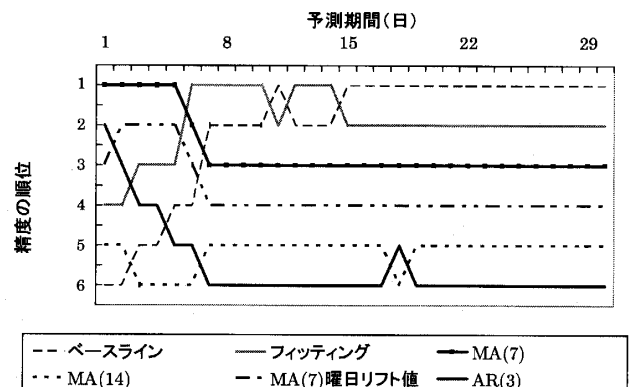


図 6 導入手法の予測精度順位

効と想定していた「MA(14)や「AR(3)」は全予測期間を通してあまり高い順位にはならなかった。

「ベースラインモデル」と「フィッティングモデル」に着目すると、短期予測では順位が低く、長期予測では順位が高いという似た傾向を持ち、「ベースラインモデル」の方が「フィッティングモデル」より順位が高いことがあるということが分かる。「ベースラインモデル」を提案したねらいとして、発売初期の販売実績が蓄積されていない時でも予測可能とするためであったが、成熟期でも有効な手法であることが分かった。成熟期でも有効である理由として、「ベースラインモデル」では実績データが十分に蓄積された商品群の平均を基準としているため、安定した予測が可能であるということが考えられる。

今回CDの売上特徴に合った手法として提案した「フィッティングモデル」は予測期間全体を通して、上位の精度を保っている。しかし、さらに精度の高い需要予測モデルを構築するためには、予測期間によって複数の手法をうまく組み合わせることが考えられる。このとき、前述したように予測期間を考慮した需要予測を行うために短期的な視点と長期的な視点を考慮する必要がある。

そこで、本論文で提案した「統合需要予測モデル」とこれら6つの予測手法について、次項で精度評価を行う。

4.4 統合需要予測モデルの精度検証結果

本論文で提案した「統合需要予測モデル」について、他の代表的な予測手法と(1)式、(2)式の観点から比較・検証する。その結果を表2に示す。表2の「統合需要

表2 統合需要予測モデルと導入手法の精度比較

	(1)式	(2)式
統合需要予測	22543	122963
a) ベースライン	39646	636712
b) フィッティング	31224	566621
c) MA(7)	66313	1836479
d) MA(7)×曜日リフト	66593	1841312
e) MA(14)	131237	3799029
f) AR(3)	97013	2663458

予測モデル」は、本論文で提案したモデルの結果である。なお、 $w_1=w_2$ としている。その他の行は、上記6つの手法をそれぞれ単独に用いたときの結果である。この結果より、提案したモデルによる結果は、他の場合と比べて、短期(1)式、長期(2)式ともに予測誤差が小さく、精度の高い予測ができていたことが分かる。

さらに、制約の重みを変化させることにより、「統合需要予測モデル」に選択される手法の違いを検証した。その結果を表3に示す。「パターン1」は重みの比率が($w_1:w_2=1:9$)であり、「パターン2」は($w_1:w_2=5:5$)、「パターン3」は($w_1:w_2=9:1$)と設定した。表中のアルファベットは前述の6つのモデルの中で選択されたモデルを示している。表3を見ると、予測期間が3日間以内のときは、制約の重みに関わらず、「AR(3)」が選択される。その後10日までは、主に「MA(7)」および「MA(7)×曜日リフト」、2週間までは「フィッティング」が選択される。それ以降は「ベースラインモデル」と「フィッティングモデル」が選択される。

また、重視する視点に対する重みを変化させることで、それぞれの視点の指標である「日別予測誤差」および「累積予測誤差」がどのように変化するかを検証するために、 $w_1:w_2$ を1:9から9:1まで段階的に変化させた場合の結果を表4および図7に示す。その結果、重視する視点の重みへの比重を高くすることにより、その視点の指標である予測誤差を減らすことが

表4 統合需要予測モデルの予測精度検証(制約の比重を変化)

w_1	w_2	(1)式	(2)式
1	9	20656	131582
2	8	21586	125324
3	7	22165	123640
4	6	22525	122987
5	5	22543	122963
6	4	23216	122422
7	3	23216	122422
8	2	23896	122215
9	1	23914	122212

表3 統合予測需要モデル(制約の比重を変化)

予測期間(日)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19~30
パターン1	f	f	f	c	c	d	d	d	d	b	b	c	b	b	b	a	a	a	a
パターン2	f	f	f	c	c	d	d	d	d	b	b	b	b	b	b	a	a	a	a
パターン3	f	f	d	d	d	c	b	c	b	b	d	b	b	b	a	a	a	b	a

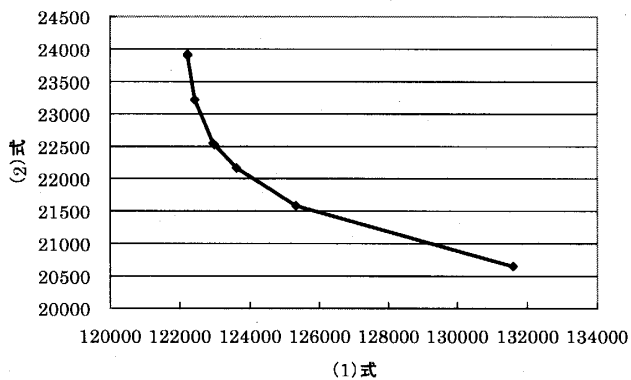


図7 統合需要予測モデルの予測精度検証 (制約の比重を变化)

確認でき、結果は評価項目の間のトレードオフを表現していることが分かる。ただし、制約に対する重み w_i は、販売店における立場が異なる人との間での共通認識の下で設定する必要がある。また、商品ごとに「短期的な視点」や「長期的な視点」が異なる場合は、それぞれ別々に重みを設定することも考えられる。

5. おわりに

販売店において仕入れ計画や販売計画を行う際は、それに関わる人の需要予測の目的や立場をできる限り反映することが望ましい。本論文では、このような異なる目的や予測期間に対して、共通に利用できる需要予測モデルとして、予測系列の整合性を保ち予測期間を考慮した「統合需要予測モデル」を提案した。提案モデルは、組合せ最適化問題の一つである重み付き制約充足問題として定式化することで、予測期間ごとの

適切な予測モデルの選択をすることができた。

また、CD 販売実績データを用いて、統合需要予測モデルへの導入候補となる時系列予測の精度評価を行い、予測期間によって手法の優劣を明確にした。さらに、統合需要予測モデルと各手法の精度評価を行った。この結果、提案した「統合需要予測モデル」を利用することにより、短期と長期といった異なる視点において重視する基準を満たすように、予測モデルを選択することができた。

本論文では、6つの予測手法を対象としたが、商品ごとの売上推移の特徴に合う、予測精度の高い統合需要予測モデルを構築するためには、本論文で取り上げた以外の、幅広い予測手法を導入することも検討しなければならないと考えられる。さらに、どういった売上パターンのときに、どのような予測モデルを利用すべきかの統合的な検証も今後の課題である。

参考文献

- [1] K. Nonobe, and T. Ibaraki: "An Improved Tabu Search Method for the Weighted Constraint Satisfaction Problem," INFOR, Vol. 39, pp. 131-151 (2001).
- [2] ㈱日本レコード協会:「日本のレコード産業2006」, 日本レコード協会 (2006).
- [3] 尾崎統, 北川源四郎 (編):「時系列解析の方法」, 朝倉書店 (2002).
- [4] オリコン年鑑2004年度版, オリコン・エンタテインメント (2004).
- [5] オリコン年鑑2005年度版, オリコン・エンタテインメント (2005).