

AI技術を適用した時系列データによる売上予測

竹並輝之 澤田晃三 長野重美 大澤正義 高田薫 吉田潤 折原良平 松本茂
東芝 流通・金融システム事業部、
情報処理システム開発部、研究開発センター

AI技術を適用し、小売業における売上予測モデルを生成した。そのモデルを評価し、現在我々の持つ商品情報システムの運用へ組み込む事を目的とし、あるスーパーにおいて実験を行ない、十分な成果が得られたことを報告する。スーパーには数万にも及ぶ商品があり、毎日夥しいトランザクションデータが発生する。さらに、売り上げに関わる要因には際限がない。この為、伝統的な予測モデルでは商品毎の売上予測は困難であった。本報告の方法論により、その複雑なデータ環境から、必要最小限のデータを用いて、ある確実な推論モデルを導き出す事ができる。

Forecasting Model for groceries adapted by knowledge acquisition using a time-series data

Teruyuki Takenami Kozo Sawada Shigemi Nagano Masayoshi Osawa
Kaoru Takada Jyun Yoshida Ryohei Orihara Shigeru Matsumoto

Toshiba Distributing & banking systems division,
Computer application systems department, R&D center

15-1, Kaigan 1-chome, Minato-ku, Tokyo 105, Japan

We developed a prediction method for groceries in retail store. We applied it in a supermarket in order to evaluate and to adapt to our current merchandising system. We have got a sufficient result from it. There are some ten thousands of merchandises in supermarket and a huge number of daily transaction data. In addition to those, we could say that each merchandise have various kind of attributes to affect sales amount. In this reason it is so hard to forecast sales amount for each merchandise by the traditional forecasting model. The method in this report can lead us a certain prediction for those complex data environment by the least necessary data.

1. はじめに

データベースから帰納的な手法を用いて知識を獲得するというテーマは理論・応用の両側面から、近年のAI研究の主要な研究対象として注目を集めている。インタビューにより専門家から知識を引き出すことは難しいものの、過去の事例がデータベースとして蓄積されているような領域においては、有効な知識獲得のアプローチとしてその効果が期待されている。

今回報告する売上予測の実験の舞台はスーパー等の大規模小売業である。主に店舗レベルでの商品発注の基礎情報に焦点を当てている。商品発注の担当者はパート、アルバイトに頼っているのが現状であり、日経流通新聞の調査によると全社員の約43%にも達している。人手不足を訴える企業が約51%もあり、正社員の高齢化や定着率の低さ、時短の問題も考えると、窮状は緩和されることはなさそうである。こうした環境の中で毎朝30分で約500商品の発注をこなすのである。文字通り勤と経験と度胸の属人的な領域といえよう。比較的システムやデータといった世界にはなかなかなじみにくい。そうした領域に我々はアプローチした。

2. POSデータ活用の現状

流通業の情報化もPOS（販売時点情報管理）、EOS（受発注システム）等各種システム及びネットワーク化が浸透し、システム化は経営の維持・成長には欠くことのできない武器になっている。とりわけ、セブンイレブンを代表とする“システム産業”の盟主により、情報力と企業経営の密接不可分な関係が実証化されており、情報力の優劣による経営力格差が顕著となっていることは否めない事実となっている。

しかし、導入の効果となると、レジの生産性の向上やレジ係の教育の時間短縮、値札の廃止による作業の軽減、等、いわばハードメリットが多く、特に中小になればなるほどその傾向が強い。売れ筋、死に筋の把握から発注、品揃え情報に至るソフトメリットの点では、データの有効活用という面からは顕著なメリットが出しきれていないのが実情であろう。昨今話題になっているSIS（戦略的情報システム）も、その要素たる情報技術も、ネットワークやデータベースなどの技術導入に限定されているケースが多いといっても過言ではなからう。各企業での取り組みが全く行われていないのではなく、企業内で個別に取り組んではいないが、個別・断片的な捉え方であり、人間の運用系と情報システム系をからめ体系的に取り組めないことが問題として挙げ

られる。

さらにシステム化の目的が情報による企業活動の高度化、効率化の観点にあるとするとデータの利用技術の問題が取り上げられる。すなわち、データの有効活用をより求める程、その精度にこだわり、精度を求めれば、メンテナンスに追われ、有効活用など更々できないのが現状といえよう。オープンシステムやダウンサイジングといったシステム技術の進展があったとしても、各企業の実情はさほどかわりばえない。なぜなら、データの活用は個々の企業のノウハウの塊を表現するものであり、仮に共通のインフラがあるとしても、インフラはやはりインフラでしかないからである。

3. データ活用システムの要件

(1) 業務改善の一環としての位置付け

データ活用は単に分析帳票を眺めていればよいというのではない。基幹システムと違い、よく言われることだがその活用効果はすぐには見えにくいし、強制力も低くなってしまふ。組織・体制的な十分な支援を背景として必要な費用を見極めた上で全社的に取り組む必要がある。その意味では基幹システムと同様あるいはそれ以上に、業務密着・改善型として位置付けをすべきである。

(2) 精度には限界がある

メンテナンスに精一杯時間を配しても、入力側と活用側の一体性が保てない限り、十分な精度を求めることには土台無理がある。確かにデータ活用は正確なデータを前提にしているが、余りに神経質にならずに入力側と活用側の管理バランスを考慮し段階的に対処すべきである。

(3) データは貯めても利息はつかない

貯蓄はすればするほど利息が付き、利益は上がるがデータは蓄積すればするほど費用がかさんでしまふ。では欲しいインプットデータは何かと明確に定義できるほどの正確さはない。要するに必要なデータは最小限にとどめるべきである。後で何か他の用途に使用できると考え採取しても状況に相違があるため、使用しないケースが多い。

(4) 管理システムと明確に区別せよ

管理システムで使用されるアウトプットは概ね使用目的も明確で、保存期間や対象なども根拠のあるものが殆どである。対して2次や3次加工の対象となるデータ活用は程度及びレベルが種々雑多である。特にその都度必要な用途があるため活用するわけである。

(5) 結果に対する根拠を明確に

結果として出力されるものはいくつかあるが、どんなに優れたアウトプットでもなぜそのような結果が生じたか、あるいは予想されるのかを提示することは重要である。内容的な裏付けがあり、それを具体的に、結果と同時に指摘できなければエンドユーザーは納得しない。

(6) コミュニケーション(システム)

データ活用は各種情報技術を用いて各業務を支援するシステムである。次のアクションに連携していかなければ業務の直接”支援”とにならない。連携するためには前提として”人間”を動かすための、着目や興味を喚起させ、説得するための訴求技術が必要とされる。グラフィカルな視点やマンマシンインターフェースといったユーザーインターフェースがより重要性を増してくる。今回対象となるAIによる知識獲得や近年勢力を蓄えてきたマルチメディア技術も具体的にシステムとして位置付けされるであろうし、その統合環境は必至であろう。

以上、要件をいくつか述べてきた。全て要件を満たすなお完全なものにはなり得ない。最終目標がなかなか具体的に定義できないからだ。しかし、アプローチするすべは無限にある。

4. 「知恵の戦略」

数多くの量販店、スーパーではPOSシステムを中心に、ネットワーク、インテグレーション技術を背景とした様々な運用事例がある。しかし、前述のように情報力格差は、その源をHW（ハードウェア）よりSW（ソフトウェア）効果に求めるため、単に今までのように端末を導入し、ネットワークを配するだけではなかなか他社と差別化し、情報戦略を経営効果に結び付けることは難しい。それどころか、システムの維持に四苦八苦しているのが現状であろう。いくら知識(=情報)があってもムダになってしまう。必要なことは知識=ノウハウ=データを使いこなす”知恵”である。

このような前提から、東芝はPOSシステムの構築から高度の活用の姿を実現するための新SISコンセプトとして『知恵の戦略』を流通業向けに提唱している(図1参照)。端的にいうと知識のみでは今後競争に勝てず、更に使いこなすためには”知恵”が必要である。それは経営戦略から日々のオペレーションまでマネジメントレベルの各階層毎にサポートできる”知恵”を武器にできる戦力化であり、この面において東芝は”システム”として支援するものである。

図1 ■「知恵の戦略」コンセプト体系



5. 「マーチャンダイジングエキスパート」システム
-時系列データによる売上予測実験-

POSデータの活用を、収益性の向上=ロスの削減という課題に焦点を当て、発注業務の適正化という観点でアプローチした。いうまでもなく、小売業にとって店舗は最も重要な収益源であり、いくら優れたバイイング、ロジスティクスパワー及びシステムをもっていても、店舗での日々の発注オペレーションが確立されていなければ、ザルに水を入れるようなもので全くの無に帰してしまう。以上のようなコンセプトのもとで、「マーチャンダイジングエキスパート」(図2参照)を開発した。発注の適正化という目的に対し、定型的な自動発注、及び状況判断に基づく非定型発注への動機付け、という2点のソリューションを用意している。

AI技術及び数値解析の手法を採用しているため、単なるアプリケーションとは異なり、一方でその手法の実証という重要な命題を抱えながらの開発となっている。今回は実際にあるスーパーの日記品の売上・発注データをベースに検証している。ちなみに日々の商品の在庫数量は一切使用していない。

POSデータから商品の売上要因を東芝独自のAI手法により解析、モデリング後、売上予測を行うものが本システムである。このモデルは前述のような自動発注の前提を担うものである。機能的には、

イ. 売上要因解析機能

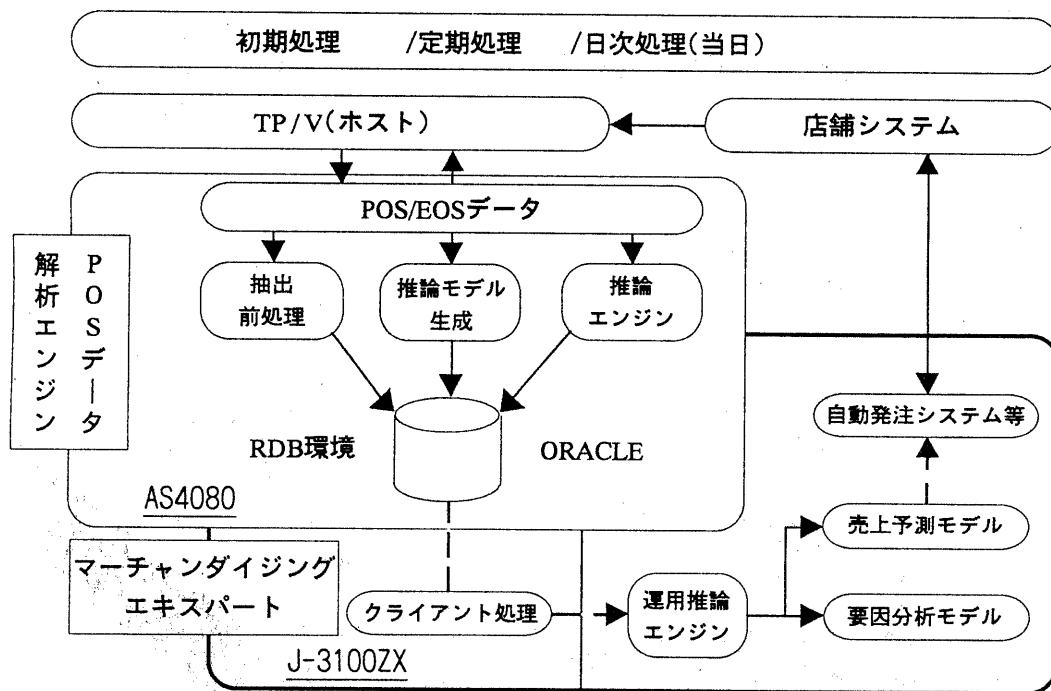
ロ. 売上予測機能

の2つがある。

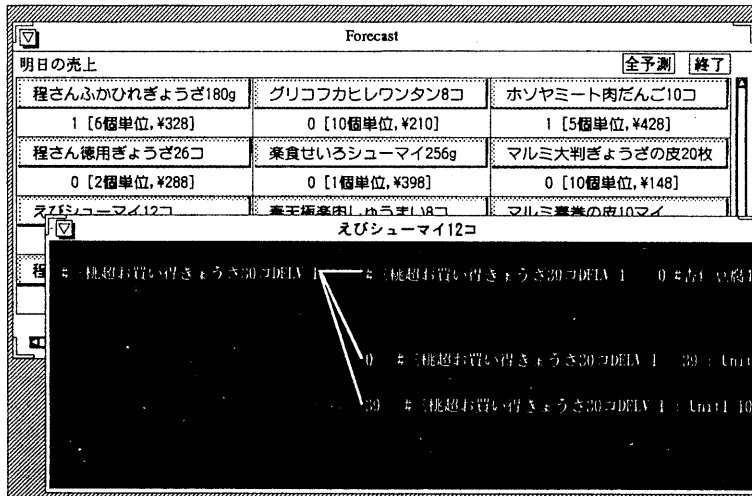
まず要因解析機能で現在迄の各商品の売上に対し、何が要因になっているのか、つまり売上の原動力となっている属性(エレメント)を明確にする。その各属性をモデル化し、例えば翌日の商品の売上予測数値を算出するのである。エレメントはPOS売上・発注データ、催事の有無、他商品のデータ、外部要素としての天候、気温、曜日・月間サイクルを想定している。

技術的な特徴としては他商品との因果関係への配慮、時系列サイクルへの取り組み、定量属性の区間分割(クラスタリング)、売上予測モデリング等が挙げられる。前2点は売上予測としては新たな試みであり、定量属性への対応及びモデリングは当社独自の要素技術の応用である。

図2 ■「マーチャンダイジングエキスパート」システム



商品欄下段にある「0」や「1」は、明日の売上が、その発注単位以下である事を示している。例えば「程さんふかひれぎょうざ180g」は「1」個の範囲で売上が有ると予測されている。また「えびシューマイ12コ」は「1」個の範囲で売上が有ると予測されている。このように、予測される売上の範囲を示している。



実験に際してアプローチは、以下の3フェーズを想定した。

| |
|-------------------------------|
| フェーズ1：推論モデルの構築 |
| フェーズ2：フェーズ1モデルの実証 (単純推論性能) |
| フェーズ3：売上予測システムの性能評価 (発注性能) |

今回対象となるのは、フェーズ1及びフェーズ2までである。今回の実験の運用条件(前提条件)を踏まえ、以下順に説明していく。

5.1. フェーズ1：推論モデルの構築

第一段階として1991年9月1日から11月10日の64営業日分のPOSデータを用いて、洋惣菜/中華惣菜を対象に売上予測を行なった。運用状況としては1日の営業日が終了した時点で、翌日の売上を予測するものとした。以下では、予測を行なう日を予測作業日、売上予測の対象となる日(予測作業日の翌日)を予測日と呼称する。

ここで問題になるのは商品の売上に大きく影響すると見られる個々の商品の在庫量が、POSデータには含まれていないことである。しかし、対象とするデータが洋惣菜/中華惣菜という日配品であるため、各商品の賞味期間が3日間程度という点に着目し、予測作業日、前日、前々日の売上量と納品量を属性として与えることにより、予測日における在庫

量に相当する情報が得られると仮定している。

このような考察に基づき、次のような属性により売上予測を行なうものとした。

- 1) 予測作業日、前日、前々日の各商品の売上個数・納品個数
(1商品に対し、洋/中華に含まれる商品すべてが属性となる)
- 2) 各商品についてそれが予測日の特売の対象になっているかどうか
- 3) 予測日と予測作業日の曜日
- 4) 予測日の天気予報と予測作業日の天気
- 5) 予測日の気温の予報と予測作業日の気温

納品個数は総納品量から返品量を差し引いた純納品量である。また、売上は1個単位で予測するのではなく、何発注単位売れるかを予測することにした。これは売上予測が発注の自動化を目的としているためである。

売上予測実験は、59日目までのPOSデータで生成した56個(予測作業日の前々日から開始しているため実際の開始日は3日目からとなる)を学習データとして予測モデルを生成し、59日目を予測作業日として60日目の売上量を予測する方法で行なった。また、その予測モデルの性能が何日間程度持続するかも実験した。

予測結果を図4に示す。ここでは予測結果が実際

の値と±1発注単位以内なら正答としている。
この予測モデルの特徴は、予測精度もさることながら、属性として各商品間の売上に関する相互関係も含んでいるため、その相関関係が認識できる点にある。例えば、ある商品をより多く陳列することが他の商品の売上に影響を及ぼすケースである。導かれた定性的な傾向を表1に示す。

図4 ■売上予測の結果

縦軸は、全商品中で売上予測的中したものの割合を、横軸は予測日が学習用データに用いられた最後の日からどれだけ離れているかを表す。ある商品の売上を予測するための要因は、時間に伴って変化するが、この実験結果から、モデルの予測性能は5日程度持続することがわかる。すなわち毎日学習しなおす必要はない。

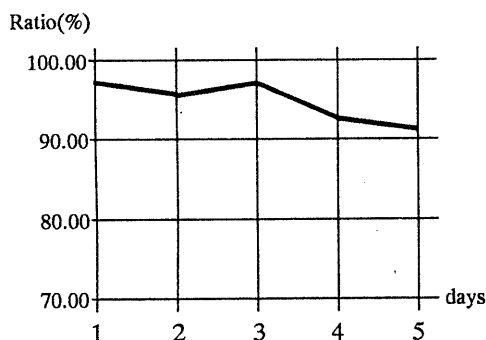


表1 ■売上要因の分析結果

予測モデルを検索することにより、このような定性的な関係を見出すことが出来る。「三桃超お買い得ぎょうざ」が「えびシューマイ」の売上に影響していることがわかる。

| 商品 | 関係 |
|-------------|--|
| マルミ大判ぎょうざの皮 | 「親さん徳用ぎょうざ」の前日の売上が多いと売れる |
| 華ちゃん生ぎょうざ | 「マルミ大判ぎょうざの皮」の前日の納品が多いと売れる |
| 柔食せいのシューマイ | 前々日の納品が多いと売れる |
| 華天水ぎょうざ | 「えびシューマイ」の納品量に関係がある |
| 柔食肉シューマイ | 「華天水ぎょうざ」の納品量に関係がある |
| えびシューマイ | 「三桃超お買い得ぎょうざ」の前々日の納品が多いと売れる しかし「三桃超お買い得ぎょうざ」自体は常に売れない |

5.2. フェーズ2：フェーズ1モデルの実証

フェーズ1にて、その予測性能及び予測モデルから得られた定性的傾向を読み取ることができた。運用状況から、以下の点においてフェーズ2に向けての課題を挙げるができる。

1. 予測対象の期間が5日間程度であり、偶然にも当たる可能性が高いのではないかと？
2. 予測モデル構築に用いる時系列対象期間へのアプローチは正しいのか？
3. 当初仮説とした商品間の売上要因に基づく予測は正しいのか、即ち予測精度の向上に寄与しているのか？
4. 他社データ、他の商品分類への適用性があるのか？
5. 予測する商品に関係のある属性は他にあるのかどうか？

フェーズ2においてはフェーズ1とは異なるユーザーのPOSデータを用いて、1992年2月1日から6月30日までの143営業日の惣菜全般を対象に売上予測を行った。個々の商品の在庫量がない日はフェーズ1と同様である。使用した属性は以下の通りである。

- 1)~5)はフェーズ1と同様の属性
- 6)各商品の予測日の想定売価と予測作業日の売価
- 7)予測日と予測作業日が競合スーパーの店休日に当たるかどうか
- 8)予測日と予測作業日とその店舗の店休日の前後に当たるかどうか

基本的にはフェーズ1で実験した属性に競合店や自店舗店休日前後といった属性を付加したスタイルである。特に、POSデータの予測作業期間が約2倍の約13週に設定しており、試行回数も34回繰り返すことで偶然性を回避した。

この実験では1日目から100日目までのPOSデータで予測モデルを生成し、101日目から110日目をそれぞれ予測日として、143日目までの34回の売上予測試行を繰り返した。

図5 ■予測作業期間 例

全体で143日の内、100日分を学習データとして予測モデル生成、翌10日分で予測試行を行なう。これを翌日から1日分ずつシフトしながら34回繰り返すのである。

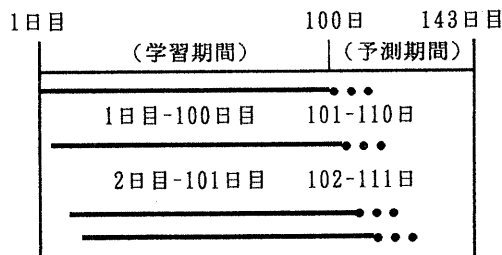


表2 ■フェーズ2 予測結果

価格や数量変動欄は予測期間(34日)中の最高値と最低値を割り出した。"重"欄は特に重要と思われる重点商品、"un"は1発注単位数を表わしている。発注単位の小さい商品及び特に数量差の激しい商品の精度が芳しくない。実績値の大小には関係がない。

| << 惣菜 解析結果 >> | 重 | un | 期間計 | 構成比 | 累積構成 | 価格変動 | 数量変動 | 完全 | 差+1 | 差-1 | 差2 | 完全率 | 差±1 | | |
|-----------------|---|----|-----------|-------|-------|------|------|-----|-------|-----|----|-----|-------|-------|--------|
| 1: 岡本手づくりぎょうざ | ○ | 1 | 352,832 | 21.7% | 21.7% | 228 | 193 | 164 | 5 | 3 | 2 | 7 | 22 | 8.8% | 35.3% |
| 2: ろいだ大陸肉ぎょうざ | ○ | 5 | 153,275 | 9.4% | 31.2% | 198 | 148 | 152 | 0 | 0 | 1 | 1 | 32 | 0.0% | 5.9% |
| 3: 海鮮用しゅうまい | - | 4 | 115,060 | 7.1% | 38.2% | 218 | 138 | 131 | 1 | 2 | 0 | 1 | 31 | 5.9% | 8.8% |
| 4: マルちゃんえびシューバ | - | 6 | 104,534 | 6.4% | 44.7% | 218 | 138 | 99 | 0 | 0 | 4 | 1 | 29 | 0.0% | 14.7% |
| 5: グリコ赤ウインナーパツ | ○ | 10 | 82,895 | 5.1% | 49.8% | 218 | 197 | 34 | 2 | 23 | 6 | 0 | 5 | 67.6% | 85.3% |
| 6: ニッスイシーフードソー | - | 30 | 59,400 | 3.7% | 53.4% | 198 | 198 | 53 | 0 | 31 | 3 | 0 | 0 | 91.2% | 100.0% |
| 7: 丸大スライスハム150 | - | 10 | 53,720 | 3.3% | 56.7% | 268 | 238 | 21 | 1 | 27 | 5 | 0 | 2 | 79.4% | 94.1% |
| 8: ニッスイシーフードワイ | - | 20 | 52,538 | 3.2% | 60.0% | 218 | 218 | 25 | 1 | 32 | 2 | 0 | 0 | 94.1% | 100.0% |
| 9: ろいだチルド肉餃子大 | - | 3 | 50,420 | 3.1% | 63.1% | 258 | 158 | 92 | 0 | 2 | 2 | 4 | 26 | 5.9% | 23.5% |
| 10: イシイお弁当君ミート | - | 10 | 43,188 | 2.7% | 65.7% | 118 | 118 | 70 | 2 | 28 | 6 | 0 | 0 | 82.4% | 100.0% |
| 11: 三葉ぎょうざ皮 | - | 1 | 38,097 | 2.3% | 68.1% | 83 | 83 | 31 | 4 | 1 | 4 | 2 | 27 | 2.9% | 20.6% |
| 12: 頂上生餃子 | - | 12 | 37,520 | 2.3% | 70.4% | 248 | 148 | 22 | 0 | 33 | 1 | 0 | 0 | 97.1% | 100.0% |
| 13: グリコてり焼ハンバーグ | - | 10 | 33,010 | 2.0% | 72.4% | 108 | 98 | 40 | 0 | 24 | 5 | 0 | 5 | 70.6% | 85.3% |
| 14: 丸大フランクフルト16 | - | 10 | 28,994 | 1.8% | 74.2% | 218 | 218 | 16 | 0 | 31 | 3 | 0 | 0 | 91.2% | 100.0% |
| 15: グリコあらびき肉だんご | - | 10 | 28,722 | 1.8% | 76.0% | 178 | 158 | 14 | 0 | 30 | 4 | 0 | 0 | 88.2% | 100.0% |
| 合計 | | | 1,624,522 | | | | | | 1,759 | 96 | 17 | 200 | 80.7% | 87.6% | |

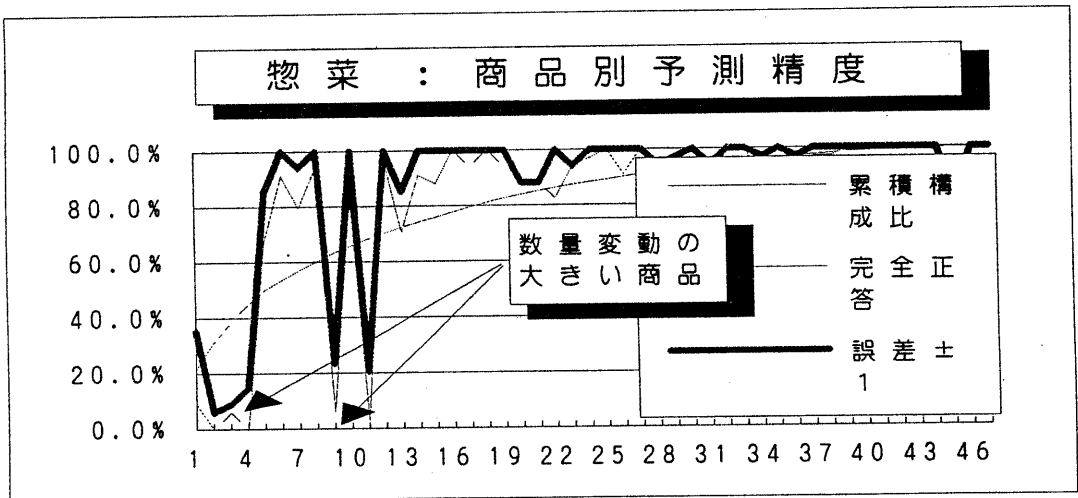
商品毎の予測結果を表2に示す。惣菜分類の対象商品は全部で61アイテムあり、期間中の売上金額の降順から上位15アイテムを抜粋したものである。フェーズ1でも同様の"惣菜"を対象にしているが、洋惣菜や中華惣菜といったものに限定されるのに対して、フェーズ2の方がバラエティに富む商品構成であるといえる。

まず、予測精度(発注±1単位誤差含)の面からは、フェーズ1では5日間に渡り約90%を超えていたのに対して、34日間・実績のあった商品48アイテムの平均で87.6%の精度が得られた。運用条件の面では、

- ・少なからず試行回数が実際に増えている
- ・1発注単位数も小さくなっている状況にある
- ・特売(YorN)の属性を想定したにもかかわらずinputされていない

図6 ■フェーズ2 商品別予測精度

横軸は各商品No毎(実績の降順)、縦軸に精度を取り、売上の累積構成比線と比較したグラフである。構成比線と精度線が比較的似通ったイメージに見えるが、表2に示す予測結果表からは数量変動の大きい商品が軒並ダウンしていることがよくわかる。



のような状況が生じた。しかし、予測結果に対するユーザーの見解「予測の精度は8割程度で十分であり、残り2割は人間に任せればよい。全てコンピュータでやらせる必要はない。」に鑑みると、比較的評価できる数値である。

特に価格や数量の変動による精度の低さは図6にて既に指摘済みであるが、スーパーであれば大幅な量の違いは特売と認識されてしかるべきである。ところがフェーズ2のPOSデータでは特売と認識されていないため、特に量的に大きな差があり、発注単位が小さい場合(上記の表2でいえば、各商品名の頭に"*"印がついている6商品)にはクラスタリングという手法を用いて、例えば売上数量で170個の差異が見られているとしても、1~17、18~34個の範囲といったように発注単位イメージでできるだけ少ない"塊"でくくるのである。しかし、特売はイエスカノーの2者択一でしかないため、当然のことながら、選択されるカテゴリーが少ない方が確率の上からはるかに良いことが理解できる。データのメンテナンスレベルにより、予測精度に差が生じてしまうことは非常に残念なことである。

フェーズ1にて挙げられたいくつかの課題について言及してみる。1.の予測の偶然性及び3.の商品間の関係についてみると、現段階では、前者はその可能性として存在していた偶然性を回避した結果、否定することができるし、後者は予測精度の面から関

連性を認めることができる。5.については関連属性においては、フェーズ1に対して属性を追加しており、本文の図表には著わされていないが、一部商品自身の"売価"が関連付けされており、自己相関が認められる。4.のデータ対象の汎用化については2社のユーザーを対象に実験した結果から、他社の"日配品"分類での適用は可能と判断されるが、他の分類、例えば加工食品や日用雑貨等は今後の課題として挙げられる。

2.の時系列対象期間の妥当性の点では、今回100日間(約13週)を対象にしており、流通業における季節サイクルの考え方に一致することも合わせ、その適用性も認められる。ここで、図4の機能フローをご覧頂きたい。図中の"POSデータ解析エンジン"の抽出・前処理がある。この処理では対象となるデータや属性の対象期間を設定して推論モデルを生成する。今回は予め事前に規定したか、制約条件において設定したにすぎない。実際の運用局面においては、1度設定した対象データやその期間状況がそのまま続行されるケースは皆無に等しい。売上状況が刻々変化している環境のもとで同一状況が生じることはほとんど在りえないからである。従って設定したデータ環境は状況に応じて変更する必要がある。このメンテナンス前処理は因果関係のありそうなデータ環境をPOSデータから作ることである。特に予測精度に直接響くため、精度向上を目的とするシステムとしては重要なポイントとなる。機能的にも自

表3 ■今回実験の整理

| フェーズ | 前提条件 | 成果 | 課題 |
|------------|---|--|---|
| 1. 推論モデル構築 | <ul style="list-style-type: none"> 対象期間-64営業日 対象商品-洋/中華惣菜 対象属性-売上/納品数 特売、曜日、 天気、気温 | <ul style="list-style-type: none"> 90%以上の予測性能 5日程度の持続性 売上要因分析 | <ul style="list-style-type: none"> 時系列対象期間 予測の偶然性 商品間の相関関係と予測精度 他社データ、他分類への適用性 関連属性の実験 |
| 2. 単純予測 | <ul style="list-style-type: none"> 対象期間-143営業日 対象商品-惣菜全般 対象属性-売上/納品数 特売、曜日、天気、 気温、売上、売価、 競合店店休日、 店休日前後 | <ul style="list-style-type: none"> 87.6%の予測性能 予測の偶然性 商品間の相関関係と予測精度 他社データ、他分類への適用性 関連属性の実験 | <ul style="list-style-type: none"> 前処理 時系列対象期間 データ、属性の範囲 |
| 3. 仮想発注 | ----- 実験中 ----- | | |

動化するべき性質のものである。この点は課題2以外にも3.及び4.に関わり、我々は以下に報告するフェーズ3と別枠で実験・研究中である。

5.3. フェーズ3 売上予測システムの

性能評価について

前2回の実験では売上予測結果についての視点から評価を行ない、いくつかの課題を残しながらもある程度の評価は下だすことができた。しかし、予測性能の評価という点においてのユーザーの期待はその結果をもとに実際に商品発注した場合、いったいどれだけの売上改善効果が見込まれるのか、売上upが期待されるのかという点もある。いわば評価システムの組み込みである。

機能的には売上upを基本的な目的として予測結果から発注量増減の決定及び発注量の特定を行ない、既に得られている実際の実績と比較してその性能を評価するものである。実際の発注機能を盛り込んで“システム”として評価するのである。自動発注システムの前段階とってよい。

現在実験中であり、そのシミュレーション結果の発表は後日別の機会に譲ることにする。

6. 今後の適用可能性について

以上、流通業のPOS時系列データを使った実験例をそこから得られた成果や課題について整理してきた。ここでは、他の業種や分野での適用可能性について考えてみることにしよう。

報告した適用例は流通業における商品毎の日別売上予測であった。売上予測以外にも、目的別には利益や商品廃棄の予測・因果関係モデル、空間軸の側面から商品分類別・店舗別・地域別予測、時間軸から週・月・シーズン・年間予測がまず考えられる。この実験例は、1日の中の時間帯という考え方を除くとほとんどマイクロに近い。時間・空間的な適用ではこのシステムはマイクロからミッドレンジぐらいが適している。上記の例でいえば店舗別で週から月ぐらいの予測が妥当であろう。実験結果の解説でも見てきたように、属性自体の数には制限を比較的設けていないが、1つの属性に含まれる項目数が多い場合には予測精度に直接効いてくる。より抽象的な、そこに含まれる構成数が多い属性を前提とする場合には向いていない。例えば、地域という属性単位は店舗の固まりであって店舗は更に商品分類、商品にまで構成しているため余り適していないのである。

しかし、1つのアルゴリズムの内部的な問題であってそれを組み合わせることは可能であるため(非常に複雑になってしまうが)、システムとしては十分な可能性を持っており、今後さらに実験機会を得たいと考えている。例えば、評価システムを組み込んだ売上予測シミュレーションモデルを店舗・商品分類・商品といったレベルで組み合わせたいであろう。参考までに流通業における適用例を表4に示した。

流通業以外にも、例えば食品や菓子、雑貨等一般消

表4 ■流通業における各種適用例

| | 発注 | 納品・在庫 | 売上 | 粗利 | 仕入れ・商品計画 |
|--------|---|--|--|--|--|
| システム処理 | <ul style="list-style-type: none"> 週別、日別の売上、発注量予測 発注パターン化 | <ul style="list-style-type: none"> 月別、日別の売上、発注量予測 | <ul style="list-style-type: none"> 月別、日別の売上予測(条件により時間帯別) チラシ、クーポン等の販促、気温、客数等の要因構成 売上計画との差異分析 店舗のカテゴリー生成 店舗全体の売上要因構成 | <ul style="list-style-type: none"> 商品ロスの要因構成 分類粗利の要因構成 | <ul style="list-style-type: none"> 特売企画商品の要因構成、発注量予測 月別売上量予測 陳列場所、フェース、価格等の要因構成 客層別客数、客単価、分類、商品の要因構成 |
| 適用業務 | <ul style="list-style-type: none"> 商品、用度品関係の発注コントロール | <ul style="list-style-type: none"> 納品ロットの適正化 在庫量の適正化 | <ul style="list-style-type: none"> 月別、日別の予算立案評価 要因別販売方法の指摘 店舗販売上の構成要因指摘 売上計画、評価 店舗分類の生成 | <ul style="list-style-type: none"> ロスの原因指摘 粗利構成要因指摘 | <ul style="list-style-type: none"> 仕入先との値下交渉、年間契約 特売企画、価格設定 発注量の調整 店納品量指示、他店移動指示 導入決定及び陳列場所等決定 商品分類の見直し、商品のカット判断 |

費財製造業における売上、需要予測が想定される。

7. 今後の展開について

以上、ご報告させて頂いたシステムは未だプロトタイプであり、『知恵の戦略』のもと、「マーチャンダイジングエキスパート」を商品化に向けてチューンナップし、リファインしていかなければならないのは無論である。特にAI技術を用いているため、今回報告した推論エンジン部分以外に、独自の様々な新規あるいは既存技術、手法の組み合わせを計画・推進している。今回は“ロス削減”に焦点を当て開発してきたが、未だ未着手の分野もあり、更に「マーチャンダイジング云々」と呼称するには物足りないという批判もあるだろう。その意味で今後はシリーズ化し、データ活用の支援システム系として展開していく所存である。

<参考文献>

- (1) 松本, 折原: 決定木の帰納学習による時系列データのトレンド予測, 電子情報通信学会 1992年度秋季大会 予稿集, 1992.
- (2) 長野: マーチャンダイジングエキスパート, ファクトリ・オートメーション, Vol. 10 No. 11, 1992年11月.
- (3) 荒木, 他: 帰納学習による決定木生成システム [INDECTS] とその応用システム, 日経インテリジェントシステム (別冊) (季刊) 92年度 秋季, 1992.
- (4) 「流通経済の手引き 92」 日経流通新聞編, 日本経済新聞社, 1992.