

出荷量想定機能へのニューラルネットワーク技術の適用

01011280 富士石油株式会社

(株)富士通大分ソフトウェアラボラトリ

(株)富士通大分ソフトウェアラボラトリ

池ノ上 晋 IKENOUE Susumu

安藤 英行 ANDO Hideyuki

※ 亀井 浩 KAMEI Hiroshi

1 はじめに

生産計画においては、工程の最下流である出荷時点での制約によって、生産計画全体が影響を受けることがある。実際、石油を船で出荷する場面を考えても、顧客の需要や配船、あるいは天候不良による出荷停止などによって出荷に制約が生じ、それが生産計画に対して強い制約としてはたらくであろうと考えられる。ここで出荷の実績から将来の出荷量を予測できれば、デマンドベースの生産計画を立てるための基礎データとして利用できるはずである。

本研究では、上記の仮定を検証するために、実際に過去の出荷実績をもとに将来の出荷パターンを予測することを試みた。特に、船による出荷は定型的な業務であり、そこにはなんらかのパターンが存在するはずである。このパターンをとらえることができさえすれば、将来の出荷パターンを予測することができるであろう。ここでは、出荷パターンの予測にニューラルネットワークモデルを利用して検証をおこなった。

2 ニューラルネットワークの適用

2.1 ニューラルネットワークの構成

ニューラルネットワークは、パターン認識の代表的な手法として幅広い分野で適用されている。本研究ではニューラルネットワークの構造として、入力層、中間層、出力層の3階層からなる階層型ニューラルネットワークモデルを採用した。教師データとして、入力層には過去の一定期間の出荷実績を与え、出力層にはその期間の直後の出荷実績を与える。また、入力層には出力値に影響を与える任意の外部要因も与えることができるものとする(図1)。入力層と中間層のユニット数、および学習制御パラメタについては、実験的に予測誤差の少なくなるものを求めて採用した。こうしたモデリングにより、過去の出荷パターンをもとに

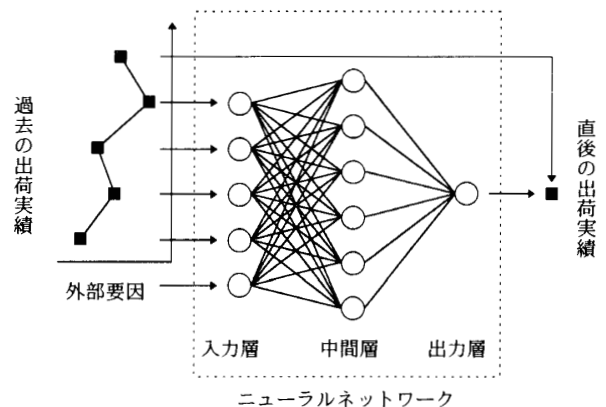


図1: ニューラルネットワークの構成

した出荷量予測をおこなった。

同一の手法による予測システムは、現在、流通の分野などで実用化されており、販売計画などに対する基礎データを与えるものとして利用されている。

2.2 学習と予測の方式

学習方式としてはバックプロパゲーション法(誤差逆伝播法)を用いた。また、ニューロンの伝達関数としては、シグモイド関数を用いた。いずれもニューラルネットワーク適用においては代表的な手法であり、上述した実用システムにおいても実績のある手法である。

予測においては、出力層1ユニットのニューラルネットワークモデルで複数期間の出荷量予測をおこなうための手法として、予測した出荷量を仮の実績出荷量として入力層にフィードバックさせながら順次その先の出荷量の予測を繰り返してゆくという方法をとった。

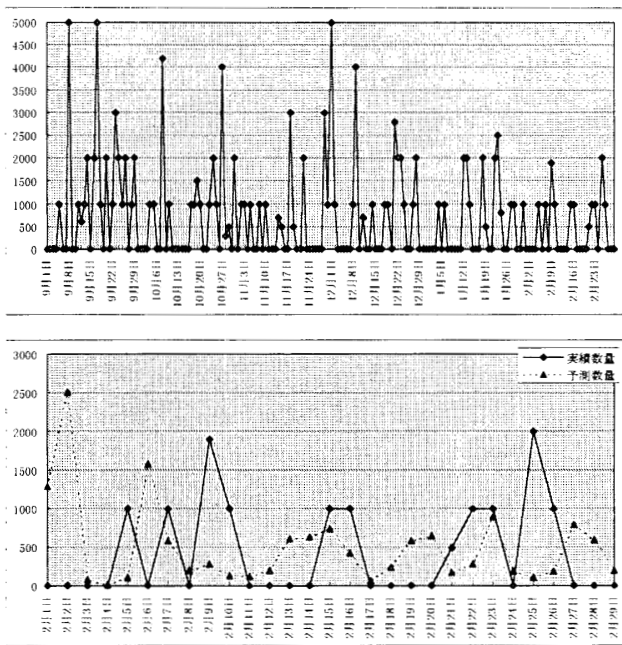


図 2：船による出荷実績

3 石油出荷予測への適用

3.1 適用における問題点

例として、油種 A の船による出荷の実績を示す（図 2 上）。ここで見られるように、現実の日次出荷については出荷量 0 の日が多く、パルス状のパターンを示している。ニューロによるパターン認識においては、こうした変化の激しいパターンをそのまま入力すると、学習速度が遅い上に収束率が悪く、予測精度が低くなる傾向がある。過去 5 ヶ月間の出荷実績のみをもとに 1 ヶ月間の出荷パターンを予測した結果を図 2 下に示す。なお、ここでは、実績に加えて、曜日情報を外部要因の教師データとして与えている。これは土日は出荷が少ないなどといった情報を反映させるためである。この結果をみても、実際にパルス状のパターンを捉えきれないことがわかる。

3.2 出荷パターンの抽出

現実の出荷パターンの特性を考えると、ニューロによるパターン認識の精度を向上させるためには、ニューロによる認識に適したパターンのみを出荷実績から抽出するための前処理が必要であるということがいえる。そこで、出荷実績がパルス状のパターンであることに着目し、このパターンを出荷間隔と出荷量に分

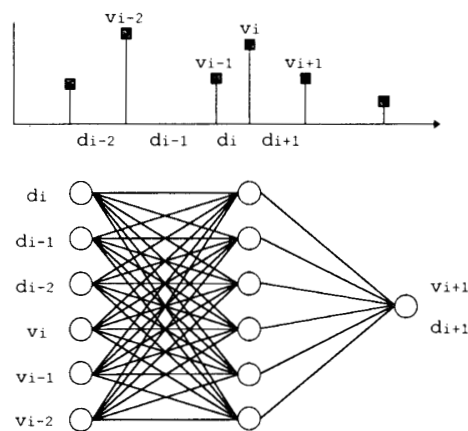


図 3：出荷実績からのパターン抽出

解して扱うことを試みた。すなわち、ある時点での出荷量と前回の出荷時点からの間隔（日数）を入力層に与え、次回の出荷までの出荷間隔とそのときの出荷量を出力層に与える（図 3）。こうした手法を用いることによって、パルス状のパターン情報を損なわずに、学習の収束率が向上するという効果が得られた。

3.3 精度向上への取り組み

さらに精度を向上させるための試みとして、船形毎の出荷パターンに着目した。船による実際の出荷では、その出荷量単位は船形に依存しており、離散的な値をとる。そのことは実際の出荷実績（図 2 上）にもあらわれている。そこで、例えば 1 トン近傍の船による出荷数のみの予測などをおこなうことにより、より現実の制約パターンに一致した精度の高い予測が可能となることが期待できる。

4 まとめ

生産計画の基礎データを収集するために、ニューラルネットワークモデルを利用して、船による石油の出荷パターンを予測した。また、その試行過程で、予測精度向上のためには石油出荷実績から現実の制約を反映したパターンを抽出する必要があることを見だし、様々な方法を適用して、その有効性を比較検討した。

なお、本研究は、（財）石油産業活性化センターの石油産業高度化技術開発事業の一環として実施したものである。