

ファジィニューラルネットワークを用いた 証券投資エキスパートシステムの構築

重田充宏, 土肥正, 尾崎俊治
広島大学工学部

1 はじめに

ファジィ推論を用いたエキスパートシステムを構築する場合、メンバシップ関数のパラメータを刻々と移り変わる経済状況を考慮した上でいかに調整するかが極めて重要である。この問題に対処するための一般的な方法は、専門家がエキスパートシステムの推論結果の内容から判断してメンバシップ関数を試行錯誤的に調整することである。しかしながら、このような方法では、調整するメンバシップ関数のパラメータの選択に直感的な操作が入らざるを得ない。さらに、1つのパラメータを調整するたびに推論結果を評価するため、多大な労力と時間を要することが実務上の問題となっている。

そこで本研究では、ファジィ推論による推論値の計算過程をニューラルネットワークの構造で表現し、調整すべきメンバシップ関数のパラメータをニューラルネットワークの結合荷重に対応づけることを試みる。特に過去一定期間の株価データをニューラルネットワークに学習させることによって、結合荷重で表現されているメンバシップ関数のパラメータを自動調整する機能について考察を行う。ニューラルネットワークは、任意の入出力関係より知識を自動的に学習できるという学習機能を兼ね備えており、それをを用いることによって、より効率的にメンバシップ関数のパラメータを調整することが可能となる。これは一般にファジィニューラルネットワーク [1,2,3] と呼ばれているものに対応している。特に本論文ではグランビルの法則をニューラルネットワーク上で表現する。グランビルの法則とは、日々の株価の終値とその移動平均線の変動のパターンからその後の価格変動を予測するための経験則である。

2 推論手続き

ニューラルネットワークの構造を単純化し学習効率を向上させるために、ファジィ推論による推論値の計算に重心法は使わず、以下のような手順で行う。

(i) 前件部メンバシップ関数値の算出：

ファジィ推論において用いられる代表的なメンバシップ関数として、三角型、釣鐘型が挙げられるが、BP法をニューラルネットワークの学習に適用するためには、ネットワークを構成するユニットの内部関数が非減少関数でなければならない。そこで本研究では、その条件を満たす以下のようなシグモイド関数をネットワーク内部に用いる。

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (1)$$

また、ネットワークの結合荷重として、それぞれシグモイド関数の中心位置（適合度 0.5 の位置）および傾きを定めるパラメータがある。さらに、符号の異なる 2 つのシグモイド関数を用いて擬似台形型のメンバシップ関数を実現している。

(ii) 各法則の前件部適合度の算出：

各法則に含まれている幾つかの条件文への適合度を算出する。この際、グランビルの法則中の「横ばいもしくは上昇/下降に転じた局面で…」のところで「もしくは」に対応する OR 演算を行わざるを得ず、BP法による学習が困難になるという問題点が生じる。そこで本研究では、グランビルの法則自体を 8 法則から 10 法則へと変更した。

次に各法則内で求めた適合度の AND 演算を行う。ここでは BP法による学習を可能にするため、各法則の前件部における AND 演算には代数積を用いる。

(iii) 推定値の算出：

前層で求めた 10 個の法則に対する適合度と結合荷重 w_a をそれぞれ掛けた値が入力される。次にこの層の出力値を傾き w_b を持つ G 層のシグモイド関数に入力し、最終的にこれを予想値とする。

また、結合荷重 w_a の初期値において、買い法則に対応しているところは正の値 (1) とし、売り法則に対応しているところは負の値 (-1) とする。これにより、本論文で扱うモデルは予測時点が買い法則に適合しているときは上昇を予測し、売り法則に適合しているときは下降を予測するといった性質を示す。つまりこのモデルは株価の過去の履歴よりもむしろ予測時点におけるグランビルの法則への適合度を重要視した予測を行う傾向を示す。

このファジィニューラルネットワークで学習させるパラメータとして以下のものを列挙する。

- 1) 各法則の前件部メンバシップ関数の中心位置。
- 2) 各法則の前件部メンバシップ関数の傾き。
- 3) 各法則の適合度との積をとるパラメータ (買い法則は正, 売り法則は負)。
- 4) 出力部のシグモイド関数の傾き。

中でも、4)のパラメータは出力部にあるため学習前の初期値の取り方が非常に重要になる。パラメータが大き過ぎる場合は予測する上昇幅と下降幅が極端に大きくなる一方で、小さ過ぎる場合はほとんど平坦な予測しかしなくなる。本論文ではこのパラメータが正から負にならない程度に学習係数と許容誤差を決定している。また、1)から3)のパラメータはグランビルの法則に基づいて初期値を決定しているため、学習後に知識自体が壊れない程度に学習係数と許容誤差を決定している。さらに、出力部のシグモイド関数のしきい値は、グランビルの法則を維持するために学習させていないことに注意されたい。

3 数値実験と考察

はじめにニューラルネットワークの学習効果について考察を行った。図1より、学習を常に行った方がより精度の良い株価予想を行っていることが判った。次にファジィニューラルネットワークによる予測と通常の3層ニューラルネットワークによる予測との比較を行った。図2においてはファジィニューラルネットワークモデルの方が比較的良いパフォーマンスを示すが、定常的なトレンドを示す比較的安定した時期においては、通常の3層ニューラルネットワークモデルよりもパフォーマンスが低いことが結論づけられる。しかしながら、上昇から下降に転じるような変動のタイミングをよく捕らえており、そのような局面において正確な予測を行う際には極めて有効であることが判った。数値例で挙げた銘柄以外の株価データを調べてみても、この傾向は同様に確認された。

通常の3層ニューラルネットワークを株価予測に用いる場合、中間層の数を決定することが極めて本質的な問題となってくる。多くの文献では数値実験により中間層の数を決定しているけれども、証券価格の変動のように物理的な法則性が解明されていないような対象のデータに対して、常に最適である中間層の数を決定してネットワークを構成することは困難である。このようなネットワークのサイズに関する問題は、フラクタル次元の応用といった観点から最近精力的に研究されているが、まだ統一的な理論はないように思われる(例えば[4]を参照)。一方、本論文で議論したファジィニューラルネットワークモデルは、機関投資家やトレーダーによる経験則によって構成されるシナリオをネットワーク上で表現しているため、中間層の数を決定するような問題は生じないことに注目すべきである。シナリオ分析と呼ばれるこの手法は、ファイナンスの分野において重要な研究課題であり、今後ますます実用化されることが期待される。

参考文献

- [1] 堀川慎一, 古川武, 内川嘉樹: ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法, 日本ファジィ学会誌, Vol. 4, No. 5, pp. 906~928 (1992).
- [2] 古橋武: ニューラルネットワークによるファジィルールの表現, 日本ファジィ学会誌, Vol. 5, No. 2, pp. 204~217 (1993).

- [3] F. S. Wong, P. Z. Wang, T. H. Goh and B. K. Quek: Fuzzy Neural Systems for Stock Selection, *Financial Analysts Journal*, January-February, pp. 47~52 (1992).
- [4] 松葉育雄: ニューラルシステムによる情報処理, 昭晃堂, 東京 (1993).

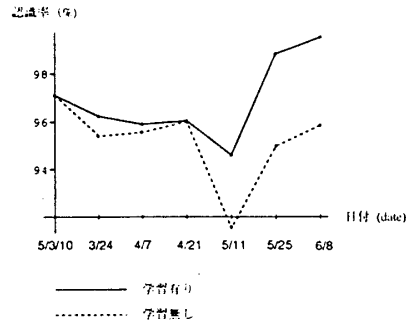


図1. 学習効果
Fig.1 The illustration of the learning effect.

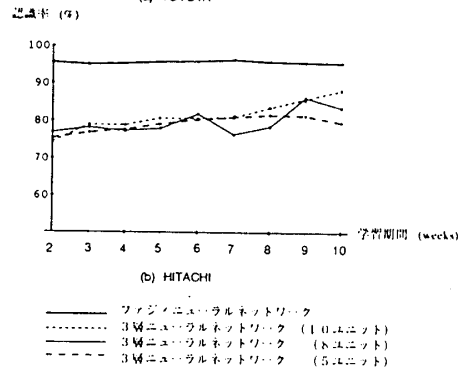
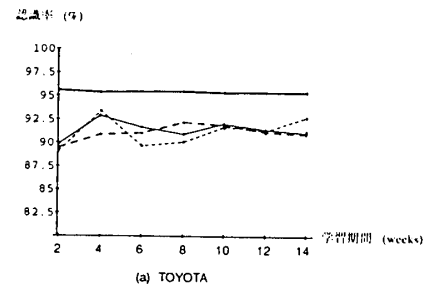


図2. 認識率と学習期間
Fig.2 The illustration for the recognition rate and the learning term.