

2-105 自己組織化マップによる株式投資銘柄選定モデルの構築

An Equity-Investment Brand Selection Model Using Self-Organization Map

○中岡 伊織 (立命館大学大学院理工学研究科) 谷 久壹朗 (立命館大学大学院理工学研究科)
亀井 且有 (立命館大学理工学部)

Iori NAKAOKA, Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University
Kyuichirou TANI, Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University
Katsuari KAMEI, Computer Science, Ritsumeikan University

The purpose of this paper is to construct an equity-investment brand selection using a self-organization map, and to verify its usefulness. In the old portfolio, it was said that the rate of expected earnings and the risk were caused by change of a stock price. However, only performed past analyses and a point that corporate performances are not taken into consideration are a big problem for determining a future equity-investment. In this paper, in order to not choose the brand in the same management situation, a technique using self-organization map is proposed. We also refer to the investment rate problem of a riskless / risk assets. For this problem, we propose a new technique and show good results.

Key Words: Self-Organization Map, Equity-Investment Brand Selection

1. はじめに

投資効率を調べる手法としてポートフォリオ理論⁽¹⁾⁽²⁾⁽³⁾があるが、これは投資における危険を避けるために分散化投資を行うという考え方である。例えば、一つだけの株式に投資した場合、もしその株価が上がった場合は、儲けも大きい、下がった場合は大きな損失となってしまう。一方、複数の株式に投資すれば、一銘柄の株価が大きく下がったとして、他銘柄が少しずつでも上昇すれば、損失をより少なく抑えることができる。

そのポートフォリオ理論において、これまでは株価の変動から期待収益率とリスクを求め分析していたが、過去の分析しかできず、実際にこの先にどういった銘柄に投資すれば良いかといった方向付けを行うことができなかつた。また、企業業績・景気動向がまったく考慮されていなかった。本研究では、各企業とその属する業種の経営指標を入力とし、自己組織化マップ⁽⁴⁾⁽⁵⁾⁽⁶⁾を用いて、出力されたマップを分析し、同じような経営状態にある銘柄を選ばない幅広い銘柄選定手法を提案し、選定した 10 銘柄とその受取利益から考察を行う。

2. 自己組織化マップによるアプローチ

2.1 特徴 自己組織化マップ (SOM) ⁽⁴⁾⁽⁵⁾⁽⁶⁾は、ニューラルネットワークをモデル化したもののひとつで、教師なし競合強化学習および近傍学習を行うことにより、ある分布に従う多次元のデータに対して、その分布を近似した特徴マップ生成を行う。特徴マップは 2 次元平面に表示され、同じような特徴を持つ入力データはマップ上の近い位置に出力される。入力データに対してマップのどの位置に出力されたかにより、どのデータと類似した特徴を持つかということがわかり、視覚的にも理解しやすい。SOM のネットワークは、Fig. 1 のようにデータの次元に対応した入力ノードをもつ入力層と、2 次元平面状に出力ノードが格子状に配置された出力層の 2 層からなり、各入力ノードはすべての出力ノードと結合している。また、各々の出力ノードには入力データである n 次元の結合ベクトルが格納されており、入力ベクトルと 1 番近い結合ベクトルを持つ出力ノードと、その近傍にある出力ノードの結合ベクトルを入力ベクトルに近づける事で学習を行う。このような動作を近傍を縮小しながら繰り返すことにより、次第に同じような特徴を持つデータ同士が集まった領域が作られていく。すなわち、マップが自己組織化されていき、入力ベクトルの特徴を反映したマップが生成される⁽⁷⁾。また、自己組織化マップを用いることにより、多次元のデータを 2 次元で表現するため、一部のデータを欠損して考慮してしまうというデメリットがある。一方、「高速処理」・「簡易操作」・「可視化」というメリットもある。現在、この SOM を用いた研究は

多くの分野で盛んに行われてきている⁽⁸⁾⁽⁹⁾。

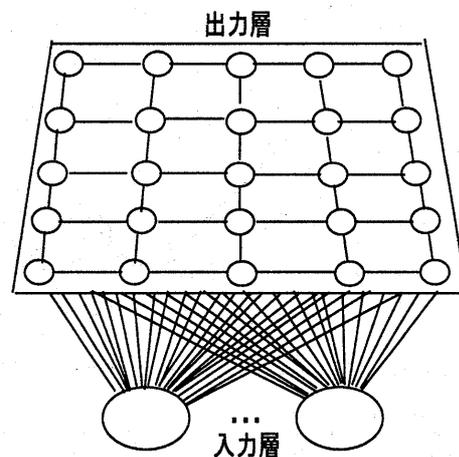


Fig. 1 Structure of SOM

2.2 銘柄選定 投資家は、分散化投資によって危険性を避け安定性を高めようとする。しかし、同じような状況・状態にある銘柄を選んでしまうことが多銘柄を投資する際には必然的にありうる。その場合、状況によっては経営状況・株価が両銘柄共に下降してしまう可能性があり、効率よく分散化投資をできていない。そこで本研究では SOM を用いることにより、安定性・収益性の観点から同じような銘柄を選ばずに、分散化投資する手法を提案する。入力には日経経営指標から 25 業種・75 銘柄・8 年間のデータを採用し、業界動向の観点も含めて判断するため業界平均のデータも SOM への入力に用いる。したがって、データの規模・単位を各年各指標ベースで正規化を行い、全データを [0,1] にし、SOM への入力とする。安定性・収益性から上位 10 銘柄を選定することにするが、その際のランク付けは正規化値における各指標の重みを 1.0 とし、計算した。また、安定性指標における自己金融比率は企業によって公開していない場合があるため、本研究ではそれらを除き、安定性 12 指標・収益性 14 指標を入力に用いている。また、マップのサイズや学習回数・係数等は次の Table1 のように設定し、SOM によって算出された 2000 年 3 月の安定性分析の結果を Fig. 2 のマップに示す。図中における数字は各銘柄を表している。Fig. 2 において、1 位にランクされたのが「22」であり、2 位が「23」である。しかし、「23」は同じような性質を持ち、より良い「22」があるので分散化投資の対象とはならない。このように分析を続け、最終的に選定され

た銘柄は図中○印で囲まれた銘柄となった。次に、収益性分析を行った結果の○印で囲まれた銘柄を選定した Fig. 3 に示すようなマップが生成され、同様の分析を行った。

Table 1 A setup of SOM

number of trials	:	10
topology type	:	hexa
neighborhood type	:	bubble
x-dimension	:	30
y-dimension	:	20
training length of first part	:	1500
training rate of first part	:	0.3
radius in first part	:	10
training length of second part	:	15000
training rate of second part	:	0.03
radius in second part	:	3

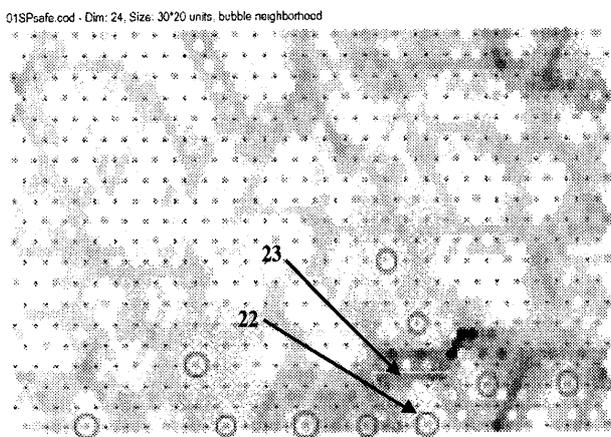


Fig. 2 The result by SOM in the stability analysis in 2001

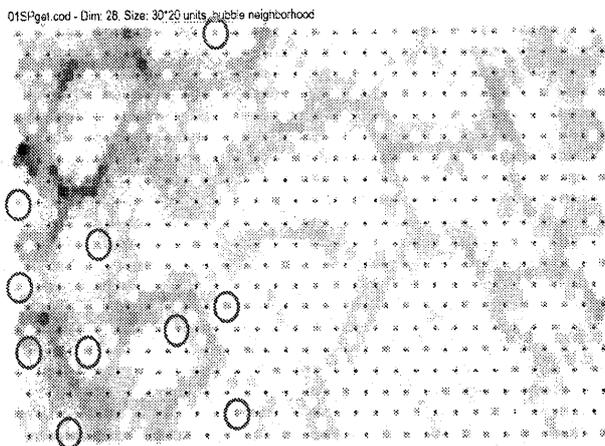


Fig. 3 The result by SOM in the profitability analysis in 2001

これらの出力マップより以下のような特徴が挙げられる。

- 安定性・収益性ともに、良い状態にある銘柄同士近くにあり、近い関係にあるとともに、マップにおいて隅のほうにあることが多い。中の方に悪い状態にある銘柄が集まる傾向がある。
- 悪い状態にある銘柄はそれぞれの境界が薄く、はっきりしない。
- 時系列的に見た結果、良い銘柄は続けて選定されることが多い

- 良い状態にある銘柄は総合的に良い状態にあることが多く、安定性・収益性ともに選定される場合がある。

3. 結果

本研究では 1993 年 4 月～2001 年 3 月までの株価を用いて実験を行う。その際に、総額 1000 万円投資するとし、投資期間は各年 4 月に投資を開始し、その翌年の 3 月にその投資を終了することにした。1994 年度の受取は 93 年 4 月から投資を開始し、94 年 3 月に受取ったときの結果とする。安定性分析により銘柄を選定した場合の受取を Fig. 4 に示す。収益性分析により収益性を重視して選定した場合の受取を Fig. 5 に示す。

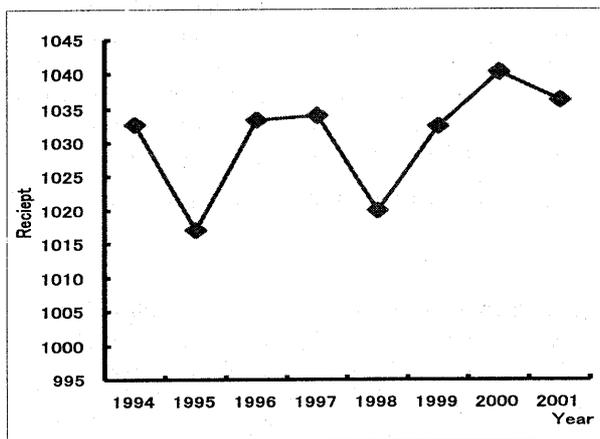


Fig. 4 Relationship between receive and year under stability analysis

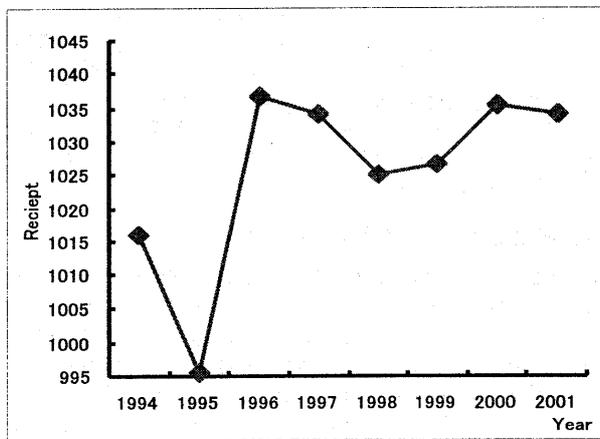


Fig. 5 Relationship between receive and year under profitability analysis

安定性を重視した結果では常に利益が得られ、より多い受取を得られている。また、その利益の推移幅も狭く、受取が安定する結果となった。一般のポートフォリオにおいても収益性より安定性を求めた場合リスクは少なく、安定性より収益性を求めるとリスクが大きくなる。経営状態の分析による投資銘柄の選定は一般のポートフォリオにおける安定性、収益性とリスクの関係に沿った結果となっているまた、94～01 年の不景気の時期に損失をそれほど出さなかった本提案法には有用性があると考えられる。

4. 無リスク/有リスク資産の投資割合問題への適用

我々はこれまで、無リスク/有リスク資産の投資割合問題に取り組んできた⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾。その理由として、ポートフォリオの考え方において、これまで無リスク資産である公社債と有リスク資産である株式の投資比率に関して従来の手法として景気動向を含んで体系化されたものはなく個人・会社ごとに決めるしかなかった。よって、その投資比率をより理論的、体系的な方法で求めることは必要があると考えた。本研究では、景気動向の曖昧さを考慮するため、ファジィ推論を用い、無リスクの公社債と有リスクの株式との投資比率を求めることにより、高度な安全性と高い受取利益を得るための最適投資システムの構築を試みる。

ファジィ推論には、入力変数として景気動向に対する影響を考慮し日経平均株価、外国為替、ダウ平均株価、有効求人倍率、鉱工業指数の経済指標を用い、代数積—加算—重心法の一環である簡略化推論法とファジィルールの後件部に重みを与えたファジィシングルトン型推論法を用いる。そして前件部の中心・幅・後件部の中心・ルールの重みをニューロ・ファジィを用いて修正を行う。さらに、最適投資割合により求められた株式への投資に関しては従来のポートフォリオ理論を用いてきたが、今回は自己組織化マップを用いた提案手法を用いることによりその収益性を求め、公社債と株式への投資による総合受取利益について考察を行う。

4.1 ファジィシングルトン型推論法 ファジィシングルトン型推論法は(1)式に示すような異なった前件部を持つ $R^1 R^2$ を1つの後件部で扱うのではなく、各々のルールの後件部に重み $w_1 w_2$ を付けて推論する手法である。その際、重み $w_1 w_2$ が1以上の場合はそのファジィルールを強調、 $0 \leq w \leq 1$ の場合にはそのルールを抑制するという意味を持つ。Fig. 6にその一例を示す。この場合、最終的な推論結果 z_0 は(2)式で与えられる。⁽¹²⁾

R^1 If $A_2(Middle)$ and $B_2(Middle)$
and $C_2(Middle)$ and $D_2(Middle)$ and $E_2(Middle)$
then $Z_2(Middle)$ with w_1

R^2 If $A_2(Middle)$ and $B_2(Middle)$
and $C_2(Middle)$ and $D_2(Middle)$ and $E_3(Large)$
then $Z_2(Middle)$ with w_2 (1)

$$z_0 = \frac{h_1 w_1 z_1 + h_2 w_2 z_2}{h_1 w_1 + h_2 w_2} \quad (2)$$

規則 1	:	A_1 and B_1	\Rightarrow	w_1/z_1
規則 2	:	A_2 and B_2	\Rightarrow	w_2/z_2
事実	:	x_0 and y_0		
結論	:			z_0

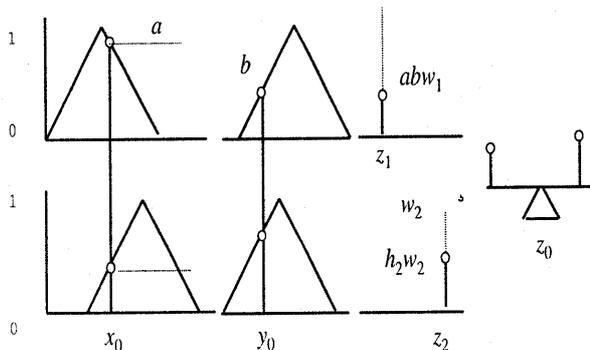


Fig. 6 The fuzzy singleton type reasoning method

4.2 ルール獲得ネットワーク 本研究で用いる3分割のファジィ集合を用いた場合の簡略化推論法におけるルール獲得ネットワーク⁽¹³⁾をFig. 7に示す。入力には、日経平均株価・外国為替交換レート・ダウ平均・有効求人倍率・鉱工業指数といった経済指標を用いる。中間層1において、各ファジィ集合のメンバーシップ値に変換する。中間層2では、各要素の組合せによるルールの総数をユニット数として与え、出力層でネットワークの出力として推論結果を出力する。中間層2から出力層への結合部分は z_i とし、ルールの後件部となる。また、ファジィシングルトン型推論法の場合ではFig. 8に示すように、中間層2から出力層への結合部分をルールの後件部とその重み w_i で表し、 $z_i(w_i)$ とする。ここで出力値と教師信号の誤差を用いて、出力と教師信号との誤差を修正していく⁽¹⁴⁾。具体的には、誤差の値から中間層1の各メンバーシップの位置と広がり修正する事により学習を進める。

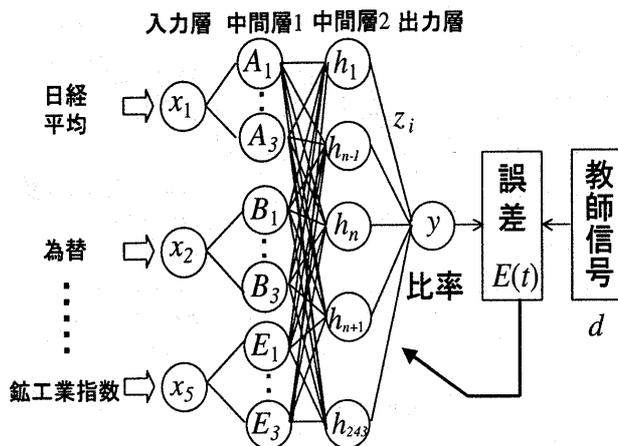


Fig. 7 In the case of the simplification reasoning method

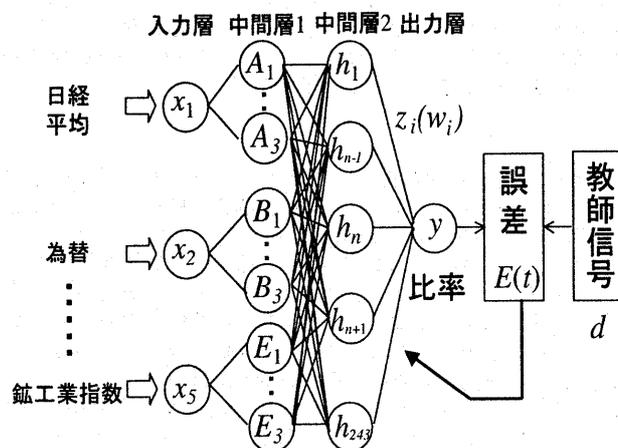


Fig. 8 In the case of the fuzzy singleton type reasoning method

4.3 計算例とその結果 ここでは、1993年4月に投資を始め、1994年3月に受け取る場合を例として示す。

- < Step1 >
ニューロ・ファジィを用いファジィシングルトン型推論法により求められた結果、公社債に424万円、株式に576万円投資するという結果を得た。
- < Step2 >
無リスク資産の受取総額は、本研究では年率を0.5%と設定した。よって、 $420 \text{万円} \times (1+0.005) = 426.12 \text{万円}$
- < Step3 >
自己組織化マップにより銘柄選定(結果が良かった安定性分析

を用いる)を行った際の投資のリターンは3.27%であるという結果を得た。そこで、株の受取総額は

$$576 \text{ 万円} \times (1+0.0327) = 594.83 \text{ 万円}$$

< Step4 >

無リスク資産と有リスク資産の受取をあわせて、どの程度の受取が得られるか調べる。

$$426.12 + 594.83 = 1020.95 \text{ 万円}$$

ということで、総額1000万円投資しているので最終的に20.95万円の利益があると結果が出た。同様に求めた結果を、無リスク資産と有リスク資産を意図的に5:5で分配した際の結果と共にFig. 9に示す。

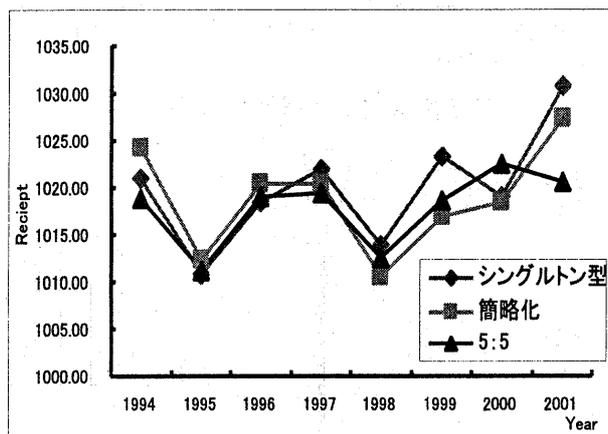


Fig. 9 Synthetic receipt result

ファジィシングルトン型推論法やニューロ・ファジィを用いた事により、相対する2資産を5:5で投資割合を比較した際にやや多い受取を得られた事もあげられるが、これまでは適当に10銘柄を選んで総受取を検証してきた。今回安定性分析による結果に基づく銘柄を用いて計算しているため受取高の幅が狭く安定しているということが大きな成果と考えられる。

5. おわりに

本研究では、自己組織化マップを用いて、株式投資銘柄の選定を行い、無リスク/有リスク資産の投資割合問題への適用を示した。結果として景気が悪く株価が下がっているこの時代に、安定性分析を用いた場合は特に良い傾向が見られた事が確認できた。また、一般のポートフォリオにおいても収益性より安定性を求めた場合リスクは少なくなり、安定性より収益性を求めるとリスクが大きくなるといったように、経営状態を分析して投資銘柄を選定した本研究の場合も同様の傾向が見れた。

今後の課題としては、銘柄の順位付け手法の改善や安定性・収益性分析によって得られた結果の合成させた場合における銘柄選定手法を考えることに加え、各々の業界・企業動向等を考慮して投資する銘柄に応じて、有リスク資産と無リスク資産の投資割合を変更するようなシステムを構築する必要があると考えられる。

参考文献

- (1) 津野義道, ポートフォリオ選択論入門, 共立出版, 1991.
- (2) 野村総合研究所, 株式運用と投資戦略, きんざい, 1995.
- (3) 津田博史, 株式の統計学, 朝倉書店, 1994.
- (4) 徳高平蔵, 岸田悟, 藤村喜久郎, 自己組織化マップの応用, 海文堂, 1999.
- (5) G. Deboeck, T. Kohonen, 金融・経済問題における可視化情報探索-自己組織化マップの応用-, シュプリンガー・フェアラーク東京, 1999.

- (6) T. Kohonen, 自己組織化マップ, シュプリンガー・フェアラーク東京, 1996.
- (7) 道端正裕, 三好力, 増山博, “自己組織化マップの自動追加学習システム”, 日本ファジィ学会誌, vol. 14, no. 2, pp. 147-156, 2002.
- (8) 乾正博, 杜紅, 大木誠, 大北正昭, “自己組織化マップ (SOM) を用いた配電用変電所の電力需要予測”, 日本ファジィ学会誌, vol. 14, no. 2, pp. 165-175, 2002.
- (9) 多田薫弘, “事業戦略立案における質的情報分析のための SOM 適用法についての一考察”, 日本ファジィ学会誌, vol. 14, no. 1, pp. 64-73, 2002.
- (10) 中岡伊織, 亀井且有, 金子隆臣, “ニューロ・ファジィによる最適ポートフォリオ設計の一試み”, 第46回システム制御情報学会研究発表講演会講演論文集, 2002, pp. 233-234.
- (11) 中岡伊織, 亀井且有, “ニューロ・ファジィによる無リスク/有リスク資産の投資割合の最適化”, 第18回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 2002, pp. 397-400.
- (12) 水本雅晴, “ファジィ制御の改善法 (VI) (シングルトン型ファジィ推論法による場合)”, 第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 1992, pp. 529-532.
- (13) 八名和夫, 鈴木義武, ニューロ情報処理技術-基礎と応用-, 海文堂, 1992.
- (14) 石岩, 水本雅晴, 湯場崎直義, 大谷正幸, “最急降下法によるファジィ規則の自動チューニング手法”, 日本ファジィ学会誌, vol. 8, no. 4, pp. 757-767, 1996.

【問い合わせ】

住所 : 〒 525-8577 滋賀県草津市野路東 1-1-1
立命館大学理工学部情報学科亀井研究室
Tel : 077-561-2807
Fax : 077-561-2807
e-mail : nakaoka@spice.cs.ritsumeiji.ac.jp