

ファジィ推論におけるルール調整の効果予測

譚, 康融

<https://doi.org/10.15017/3000181>

出版情報：経済論究. 100, pp.135-145, 1998-03-31. 九州大学大学院経済学会
バージョン：
権利関係：

ファジィ推論におけるルール調整の効果予測

—— 債券格付けへの応用 ——

譚 康 融

まえがき

現代社会の技術進歩および産業構造の変化によって、金融市場が変わりつつある。特にアメリカを始め、日本などの先進国において、規制緩和、業界再編が進んでおり、各企業も生き残る為に、一層合理化を深め、出来るだけ経営効率を上げようとしている。経営効率改善を評価する一手法として DEA (Data Envelopment Analysis) が広く使われている⁽¹⁾⁽²⁾。更に経営効率をアップすることによって、自社社債のランクを挙げ、市中の投資者からより多く資金を調達しようという狙いもある。

本論文では金融商品の一つである債券の格付けの分析方法について、ファジィ推論を適用した場合のルール調整の効果について述べている。格付けについての研究は、米国では Moody's Investors Service, Standard & Poor's Corporation などの格付け機関がある。日本では日本経済新聞社が 100 パーセント出資した日本公社債研究所が格付けの研究が行われている。格付けの目的は債券の元と利息が契約通りに最終償還日まできちんと支払われるかどうか、その安全性 (ゆとり) の度合いを AAA (トリプルA), AA (ダブルA) などの記号で表し、投資情報として提供する⁽³⁾。

専門家による債券格付けの方法はさまざまであるが、これを自動化するために、コンピュータによる格付けを行う方法では、いままでいくつかが試みられている。例えば、ニューラルネットによる債券格付けを推論する。すなわち、ニューラルネットを用いて入力した財務指標データに対して、一部のデータを学習させ、ニューロの係数を調整し、その学習した結果を用いて、他の債券の格付けに応用し、推論するという方法である⁽⁴⁾。また、多変量判別分析を用いる方法もある⁽⁵⁾。ただし、ニューラルネットや多変量判別分析では、解釈しにくいという問題がある。

一方、ファジィルールを制御や推論に用いる方法も応用分野が拡大しており、電車などの制御から図形、文字のパターン認識などまでに及んでいる。ファジィルールを用いる利点としては、非線形性の強い判別関数を構成することができること、得られたルールに意味付けできることなどがある。

本論文では、債券格付けを行うエキスパートシステムを構成する場合、より高い判別効率が期待できるファジィルールを用いた方法について提案する。この場合、ファジィルールにおけるルール調整の効果を予測し、システムの改善方法を示す。ファジィルールとしては、簡易型を用い、メンバーシップ関数とルール数は固定するが、確信度に相当するパラメータを数値最適化により求めている。判別関数に相当する部分を、メンバーシップ関数を用いて構成できるので、非線形性の強い判別 (債券格付け) が可能となる。さらに実際の応用として日本の債券格付けデータを用いて従来の方法との比較を行っている。

以下では、第1章において、ファジィルールによる推論では、ファジィ推論の方法を紹介し、そのアプローチを示す。第2章において、各会社の財務データの処理について述べる。第3章では、日本の債券格付けへの適用、そのファジィルールによる推論の結果を示す。さらにファジィルールのルール数を削減したり、メンバーシップ関数の形状を変化させた場合の判別効率を求め、ルール調整の方法を試みている。

1. ファジィルールによる推論

1.1. ファジィルール

ファジィという概念は、Zadehによってはじめて提唱された⁽⁶⁾。それは以前の確定論と違って、物事の曖昧さを表現できるコンセプトであった。その後、ファジィ理論は急速に発展し、特に日本においては、その理論・応用研究が最も進み、重要な貢献が数多く生み出された。

ファジィ推論の最初の実用は、イギリスのManadniの手で初めて実現した⁽⁷⁾。その後、ますます成熟化して広く応用されるようになった。特に非線形制御の領域において、ファジィ制御の有効性が知られている⁽⁸⁾。

この手法では、以下の簡易ファジィ推論法を使った。それは図1に示している。図1(a)では、最初にすでに得られた債券格付けのデータを用いてファジィルールの最適化の学習が行われる。次に図1(b)では、格付けが未知である債券情報を入力してその判別結果が正しかどうかを評価する。

このようにすでに債券格付けが判明しているデータを用いてシステムの構成とその評価を行う。

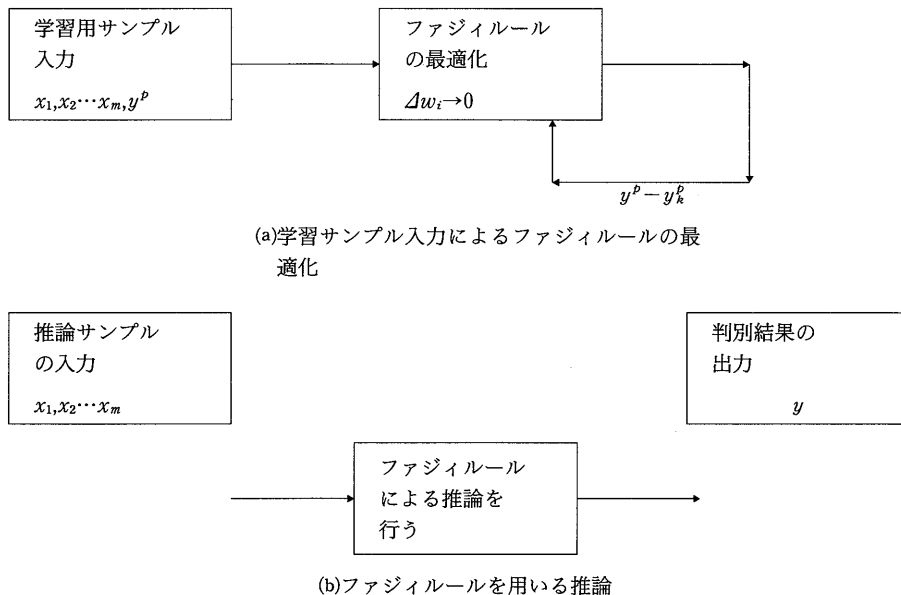


図1 システム構成図

ファジィルールによる推論方式には、中間に用いるメンバーシップ関数の使い方や、最終判定の数値化(非ファジィ化 defuzzification)の方法によりいくつかの類型に別れるが、本論文では、非ファジィ化において、後件部の出力を直接利用する簡単推論方式を用いる。

簡単にまとめると、以下のような手順になる。

- 1) まず、ファジィ推論のためのルールを作成する。それらのルールのすべては、ルールの集合である。
 - 2) 各推論ルールのウェイト値 w_i を初期化する。
 - 3) 会社の財務指標に対するそれらのメンバーシップ関数 (membership function) を予め決定する。
 - 4) メンバーシップ関数に基づいて各ルールの適合度を計算する。
 - 5) 各推論ルールのウェイト、適合度を用いて非ファジィ化を行って推論結果を出す。
- 一般的に第 i 番目のファジィルールは次のように記述される。

$$\text{if } x_1 \text{ is } A_{i1} \ x_2 \text{ is } A_{i2} \dots x_m \text{ is } A_{im} \text{ then } y \text{ is } w_i \quad (1)$$

ここで $i=1,2,\dots,n$ であり、 n はルールの総数である。 $A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{im}$ はファジィ集合であり、 w_i はウェイトである。簡易ファジィ推論による推論結果は次のようになる。

$$\mu_i = \prod_{j=1}^m \mu_{A_{ij}}(x_j) \quad (2)$$

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i w_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (3)$$

ただし、 $\mu_{A_{ij}}$ はファジィ集合のメンバーシップ関数であり、 μ_i はルールの適応度を表す。

学習用のサンプルデータセットを用いて簡易ファジィ推論を構成するが、この場合に決定しなければならないパラメータとしては、前件部のメンバーシップ関数 $\mu_{A_{ij}}$ 、後件部の実数値 w_i およびルールの数 n である。これらを同時に決めるのが難しいので、本手法は後件部の実数値の最適化についてのみ考察する。従って、前件部のメンバーシップ関数、ルールの数は予め固定しておく。ただし、これらを含めて交互に最適化する方法への拡張は可能である。

1.2. ファジィルールの最適化

式(1)で与えられたファジィルールを用いて、目的とする債券格付けシステムを構成する。具体的には、 N 組の入力 $(x_1^p, x_2^p, \dots, x_m^p)$ と、その結果となる出力 y^p (外的基準) のペアを与えて、式(3)による推論結果として得られる値 y_k^p と外的基準 y^p との差

$$H_p = \frac{1}{2}(y_k^p - y^p)^2 \quad (4)$$

が最小となる方向に数値 w_i を調整していく。本論文では、入力データ $(x_1^p, x_2^p, \dots, x_m^p)$ は企業の財務指標であり、外的基準 y^p は格付け機関やコンサルタントによって、与えられた評価値である。ここで、 $p = 1, 2, \dots, N$ 、 k は入力データペアの順番である。

上述した最適化は通常の最急降下法により行うことができる。これは一般的にデルタルール (Delta Rule) と呼ばれている。

$$w_i(t+1) = w_i(t) - k \times \frac{\partial H_p}{\partial w_i} \quad (5)$$

$$w_i(t+1) = w_i(t) - k \times \frac{\mu_i^p}{\sum_{i=1}^n \mu_i^p} \times (y_k^p - y^p) \quad (6)$$

ただし、 k は収束を加速するための定数であり、 t は繰り返し計算の回数である。また、 μ_i^p は p 番目のルールの適応度をあらわす。

1.3. メンバシップ関数の形状

ファジールールに含まれるパラメータとして、メンバシップ関数の形をどのように決めるかが問題となる。上述したようにメンバシップ関数の形状は与えられていると仮定している。また、関数の形状ならびにファジィ集合に相当するものをいくつとるかを定める必要がある。メンバシップ関数の形は、鐘型、台型などが何種類も考えられるが、本論文では三角形型のメンバシップ関数を用いる。ファジィ集合 (メンバシップ関数の数) について、慎重に定める必要がある。この数とファジールールの総数には、次の関係がある。

$$\text{ルール数} = (\text{ファジィ集合の数}) \text{ についての } (\text{入力変数の数}) \text{ の冪乗} \quad (7)$$

従って、数値を適当に選んでしまうと、ルールの数は極めて大きなものとなることもある。以上のことを考慮して今回では、ファジィ集合の数を 4 に限定している。この概略を図2に示している。

2. 会社財務データ整理

2.1. 財務指標

ファジィ推論用のデータは次のように入手して整理・加工した。

まず、大蔵省印刷局が編集・発行している有価証券報告書総覧・財務諸表 (東証 1 部 2 部上場会社) という CD-ROM を利用してそこから各会社の財務諸表 (貸借対照表, 損益計算書, 製造原価明細書,

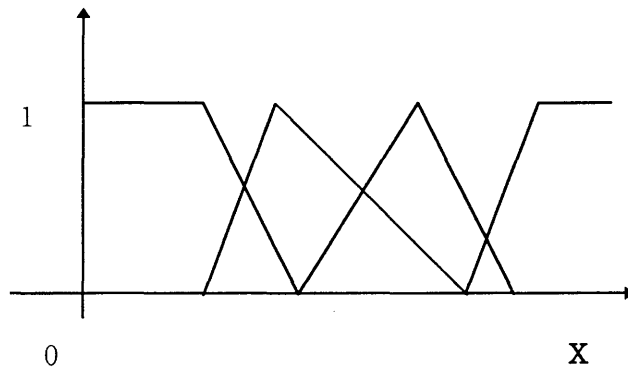


図2 Membership Function

利益処分計算書それぞれ2年間分)をダウンロードし、財務分析に必要な項目をデータファイルから取り出し、それぞれの19個の財務指標を計算した。それは表1に示している。

さらに、得られたデータのチェックを行い、例外と考えられる会社の財務データ(分散の5倍以上)を除外した。なお、財務指標をそのまま用いると、ルール数は極めて大きくなる。従って、以下では、財務指標を3つの主成分に集約し、入力変数として用いることにする。いま、9個財務指標を用いて主成分分析を行い、その中から3つの主成分を取った。累積寄与率は約70%であった。このような操作によって、次のような企業グループを構成し、表2に示している。

2.2. 外的基準と出力の離散化

出力の値はいくつのレベルにランク付けされると仮定し、すでに述べたAAAなどのランクを数値化したものである。

AAAなどのランクを0から1までの範囲で離散化し、これを学習のための外的基準として与える。これを、以下では、外的基準の数値化と呼んでおく。同時にファジィルールの推論結果として得られた出力を、もとのランクに戻す操作が必要となる。これを出力の離散化と呼んでおく。

例えば、外的基準の数値化においては、ランクがM個存在する場合には、0から1までをM等分し、それぞれの区間の中間値をランクの外的基準の数値とする。出力の数値化においても、このM等分された数値の区間をそれぞれのランクの範囲とする。

本論文では、表3のようにランクの離散化を行った。

格付けのランク(推論の外的基準)は日本公社債研究所のランキング法を採用した。次の表4のようになっている。なお、本論文では、AAAからBBBまで債券の格付けの学習及び推論を行った。

表 1 財務指標

順番	財務指標名	計算公式
1	使用総資本純利益率	純利益／期首・期末平均使用総資本
2	自己資本経常利益率	経常利益／期首・期末平均自己資本金
3	発行済資本経常利益率	経常利益／期首・期末平均資本金
4	売上総利益率	売上総利益／売上高
5	営業利益率	営業利益／売上高
6	経常利益率	経常利益／売上高
7	当期利益率	当期利益／売上高
8	自己資本回転率	売上高／期首・期末平均自己資本金
9	固定資産回転率	売上高／期首・期末平均固定資産
10	流動資産回転率	売上高／期首・期末平均流動資産
11	売上債権回転率	売上高／期首・期末平均売上債権
12	流動比率	流動資産／流動負債
13	当座比率	当座資産／流動負債
14	売上債権対買入債務比率	売上債権／買入債務
15	固定比率	固定資産／自己資本
16	負債比率	負債／自己資本
17	自己資本率	自己資本／総資本
18	付加価値率	付加価値額／修正売上高
19	他人資本分配率	支払利息割引料／付加価値額

表 2 企業グループ

グループ	業種	社数
A	電気機器	39
B	機械	30

表3 ランクの数値化

ランク	外的基準の数値化	出力の離散化
AAA	0.875	0.75~1.00
AA	0.625	0.50~0.75
A	0.375	0.25~0.50
BBB	0.125	0.00~0.25

表4 各ランクの意味

ランク	意 味
AAA	総合的に判断して安全度がもっとも高い。
AA	安全度は極めて高い。
A	安全度は高く部分的に優れた要素がある。
BBB	一般的投資対象としての安全度は充分あると判断するが、絶えず注意していかなければならない要素をもっている。
BB	将来まで考慮すると、安全度の点で心配される要素がある。
B	安全度は低い。
CCC	債務不履行は生じていないが、将来の履行に懸念を抱かせる要素がある。
CC	債務不履行は生じていないが、将来の履行に強い懸念を抱かせる要素がある。
C	債務不履行が生じている。

3. 簡易ファジィ推論結果

3.1. ファジィ推論結果

実際のファジィ推論においては、以下のように2つの部分に構成されていた。

1) 主成分分析によって得られたスコアを0から1の間に正規化し、2つのサンプルグループ、すなわち、学習サンプルグループ及びファジィ推論サンプルグループに分けた。学習データを用いて各ルールのウエイトを調整した。

2) 上述した学習が完了後において、ファジィ推論に第2グループである推論サンプルデータを用いて、その推論を行った。

以上の方法を、前に述べたAグループ、Bグループに適用した。表5はAグループ、表6はBグループに対する正解率である。なお、これらの表で、ケース1~ケース3は、学習に用いたサンプル数の違いによる場合分けである。

表5 ファジィ推論結果（電気機器）

ケース	学習サンプル数	推論サンプル数	正解率
1	25	39	64～79%
2	20	39	46～56%
3	15	39	23～41%

表6 ファジィ推論結果（機械）

ケース	学習サンプル数	推論サンプル数	正解率
1	20	30	67～77%
2	15	30	30～63%
3	10	30	20～43%

表5、表6の結果を見ると、学習データが推論データ数の2/3以上であれば、推論の正解率は、ほぼ70～80%に達していることが分かる。

以上のAグループのデータを用いて多変量判別分析を行った結果、表7に示している。多変量分析の場合は、すべてのサンプルを用いて得られた結果であり、サンプル数が減ると、判別効率が悪くなることが予想される。

表7 多変量分析

サンプル数	判別効率
39	45～50%

3.2. メンバーシップ関数の形状

最初、メンバーシップ関数の形状が予め与えられたとしたが、ここで、メンバーシップ関数の形状、すなわち、メンバーシップ関数の数値範囲（台あるいは三角形の開始と終止、三角形の頂点の座標）をある範囲で動かすことによって、推論結果の変化を考察するというシミュレーション実験を行い、結果は表8にまとめた。

なお、メンバーシップ関数の種類のMF1、MF2はそれぞれ次のケースに対応する。

- 1) メンバーシップ関数間の交点より低くなった場合
 - 2) メンバーシップ関数間の交点より高くなった場合
- それぞれ以下の図3、4に対応している。

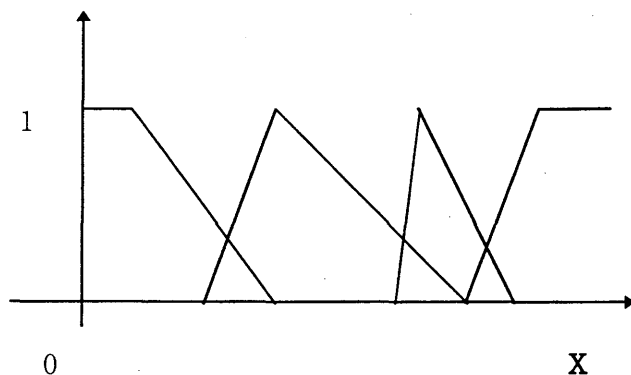


図3 Membership Function 1

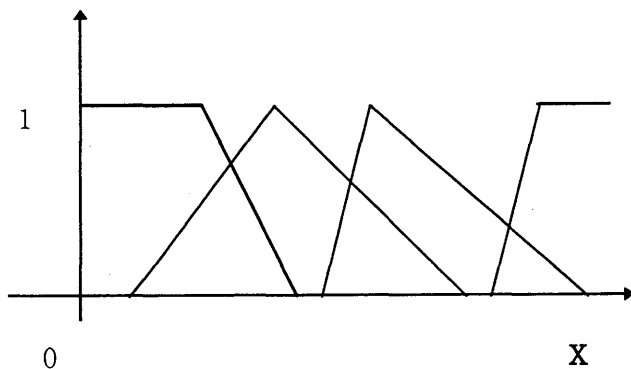


図4 Membership Function 2

表8 異なるメンバーシップ関数による判別効率の変化

メンバーシップ関数の種類	判別効率
MF1	29~50%
MF2	35~58%

ただし、この判別効率は各ランク (AAAからBBBまで) に対するそれぞれの判別率の最小値と最大値である。

実験結果より、メンバーシップ関数はお互いの交点が低すぎたり、高すぎたり、あるいはカバーする領域が小さすぎたり、大きすぎたりすると、推論の効率が悪くなることが分かった。

3.3. ファジィルールの削減

上述したグループAのデータを用いて推論する場合（ただし、学習データ25個であるケースに限定する。）、最も小さい適応度 μ_i に対応しているルールを削除することによって、推論の正解率がどう変わるかを考察した。その結果は表9に示している。

表9 ルール削減による正解率の変化

削除されるルールの個数	正解率の変化
3~5	変化なし~5%低下する
10	約13~17%低下する
15	約19~31%低下する

表9から分かるように現システムにおけるルール総数の約8%位のルールを削除しても、推論に対する影響が少ないと考えられるが、総数の約15%以上削除すると、システムの推論結果が大幅に悪くなることが予測される。

むすび

本論文では、簡易ファジィ推論法を用いて債券の格付けに応用したが、より高い判別効率が期待できるファジィルールを用いた方法について提案した。ファジィルールとしては簡易型を用い、メンバーシップ関数とルール数を固定したが、確信度に相当するパラメータを数値最適化により求めている。実際の日本債券の格付けに適用し、ファジィ推論の適用により結果の改善が確認された。さらに、ファジィ推論におけるルール数の削減、メンバーシップ関数の形状の影響を求め、システムの改善方法を示した。

今後の課題として、入力変数とメンバーシップ関数を多く持つシステムでは推論には大量なif-thenルールが必要となり、今回ルールの削減を試みたが、ある程度までしか削減できないので、ルール総数が多すぎるという問題が残っている。これらの問題点について、多段ファジィによる推論を次の研究課題に、高精度かつ少ルールの精練なエキスパートシステムを研究する予定である。さらにに遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm) を用いてメンバーシップ関数を最適化する研究も今後の課題として研究していく予定である。

参考文献

[1] 刀根 薫『経営効率性の測定と改善—包絡分析法DEAによる—』, 日科技連出版社, 1993年
 [2] 譚 康融「金融情報システムの最適化」, 『経済論究』第98号, 九州大学大学院経済学会, 1997年7月
 [3] Japan Bond Research Institute, JBRI Ratings, series
 [4] Soumitra Dutta & Shashi Shekhar, An artificial Intelligence Approach to Predicting Bond Ratings, Expert Systems in Economics, Banking and Management LF. Pau et al., pp59-68, 1989

- [5] William F.Sharpe & Gordon J. Alexander, Investment, pp374-375, 1990
- [6] L.A. Zadeh, Fuzzy Sets, Information and Control, 8, 3, 1965
- [7] E.H. Mamdani, Applications of Fuzzy Algorithms for Control of simple Dynamic Plant, IEE, 121, 12, 1585/1588 (1974)
- [8] 村上周太 『ファジィ制御』, 日刊工業新聞社, 1990年
- [9] 上場企業財務報告書CD-ROM版, 大蔵省, 1996年
- [10] SASマニュアル, SAS Institute Inc.