

研究論文

ニューラル・ネットワークによる格付付与構造の
解明のための説明変数の数について

田中克明・勝田英紀・萩原統宏

On the number of explanatory variables of Corporate Rating Method
with Artificial Neural Network

Katsuaki TANAKA Hideki KATSUDA Tomohiro HAGIWARA

【要約】債権リスクの指標として格付機関が付与した格付が使用されている。この格付は財務データである定量的データに各機関が持つ定性的なデータを付加して形成されている。市場参加者がアクセス可能な共有情報である財務データのみを使った分析方法が見いだされて、各格付機関が付与している構造が明らかになり、安定的に格付を判断する手法が考案できれば、格付けを受けようとしている企業や投資をおこなう金融機関にとって費用対効果の観点から有用であることは容易に想像できるであろう。以前の論文で格付付与構造の解明のためにニューラル・ネットワークを用いて、米国および日本の格付機関の格付データを定量的なデータのみで復元する方法を提示し実証分析を行ったが、本論文ではさらにこの方法を利用するときに、データ収集の負担を軽減することを目的として説明変数の数に焦点を当てて分析を行った。

キーワード：格付付与構造、ニューラル・ネットワーク、財務データ、説明変数の数

1 はじめに

格付機関が付与した格付は、個々の企業にとっては、債券のリスクの指標あるいは企業の負債に内在するデフォルトリスクの指標として国際的に認識されている。格付は、第三者である専門的格付機関が財務データを基にして自らが持つ定性的な情報を勘案して生産する情報であることから、債券発行企業の信用リスクを測定する指標として実務界において広く認められ、情報の非対称性を緩和し資本市場の効率性の向上をはかる役割を期待されている。格付の性質として、格付機関ごとに公表され、財務情報や経営指標等の定量的データのみでなく、格付を取得しようとする企業に対するインタビューなどにより入手する定性的データにも基づいているため各格付機関は「格付は個々の格付機関の意見であり、そのために各格付機関の付与する格付のランクが異なる」と表明している。事実、勝田(2004)は、日本の格付データについて、同一企業に対する格付に格付機関の間で統計的有意差が生じていることを確認している。この事実は、格付を利用する投資家あるいは資金調達を行う企業にとって混乱の要因になりうる。しかし、格付は、企業の信用リスクを図る尺度として銀行などの機関投資家を始めとする投資家に広く利用されており、また社債を発行する場合には必ず格付を取得しなければならないと制度面より義務づけられている。このような実状から判断すると、資金調達を行う企業がどの格付機関に格付の付与を依頼するのが有利であるか判断する必要が生じ、格付機関ごとの格付評価の特性を分析、確認する必要が生じる。この目的において、格付の決定要因となっている、定量的データと定性的データの両方が必要であるが、定性的データは、格付機関が独自に調査、入手した情報あるいは格付機関の将来予想などのことを指し、外部の企業が入手するのは困難である。そこで、費用対効果の面からみて、定量的データのみの分析により、可能な限り高い精度で格付の付与構造を解明できれば、格付を付与される企業にとって、あるいは格付情報を利用する投資家にとって、格付の有効性は高まる事に議論の余地はないと考える。また必要とされる定量的データの種類も必要最低限である方が利用者のデータ収集に必要な負担も少なく済むことは利用者にとって望ましいことである。

財務データを始めとする定量的データに基づくモデルにより、格付の付与構造について説明を試みる研究は、過去のおびただしい先行研究群の多数を占めている。このことに関する詳細は田中・勝田・萩原(2009)で詳細に紹介したので本稿では省略することにした。われわれはニューラル・ネットワークを使いたいいくつかの実証分析をおこなってきた。勝田・田中(2007)では2003年から2005年の3年間の日系の格付投資情報センター(R&I)および日本格付研究所(JCR)、米系のムーディーズ・ジャパン(Moody's)およびスタンダード・アンド・プアーズ(S&P)の4機関の格付けデータを、いくつかの財務変数のみを使って分析手法としてのニューラル・ネットワークの有効性および安定性を検証している。結果は、先行研究でおこなわれた種々の分析手法より高い推定力・説明力を持つと検証できた。また田中・勝田・萩原(2009)では基準となる年で推定された格付付与構造を前提に、引き続き年に同じ構造が適用できるかという観点から説明能力の時系列的安定性を検討した。結論として日本の格付機関は米国の格付機関と比較して時系列的安定性があることが判明した。

本稿の構成として、第2節において、分析手法であるニューラル・ネットワークについて本研究で使用されている方法論について触れ、第3節において、対象となる企業と格付けの数値化についての説明を行う。第4節においては、使用する変数の説明と変数の数を減少させるためのルールを規定する。第5節においては、順次変数を減少させてニューラル・ネットワーク分析を行ったときの結果の傾向を示す。第6節において、本研究を総括し、今後の発展の方向性と課題について検討する。

2 ニューラル・ネットワークにおけるモデル推定手順

ー誤差逆伝播法とカスケード・コリレーションー

ニューラル・ネットワークにも種々の方法があるが、Rumelhart et al(1986)による階層的パーセプトロン(MLP)がもっとも多用されている。これは入力層と出力層の間に任意の中間層を設けたフィードフォワード型のネットワークである。ある入力パターンが与えられたとき、それに対する出力パターンが目標出力(target output)と一致するように、各ユニット間の結合加重を出力の方から順次修正していくという学習法であり、誤差逆伝播法(Error Back Propagation)と呼ばれている。

ニューラル・ネットワークでは中間層のノード数を固定して、そのときの結合加重を算出する。このため通常のニューラル・ネットワークのソフトではそのノード数を使用者が外部から与えるという形式を取っていることが多く、この点での恣意性の問題が避けられなかった。

本研究では誤差逆伝播法に対していくつかの優位性を持つ、Fahlman and Lebiere(1990)が開発したカスケード・コリレーションを反映させた Neural Ware 社の Predict というソフトウェアを使用した。カスケード・コリレーションではフィードフォワード型のネットワークで2層の単純なネットワークからはじめて徐々に複雑になるように中間層のノードを追加していく方法である。この手法では誤差逆伝播法に対して学習回数が少なく済むという利点を持っている。従来の誤差逆伝播法では中間層のノード数を固定しているが、順次ノード数を変化させて最適なノード数が内生的に決定されるため、ノード数設定に関する恣意性の問題が避けられる点も利点である。

3 データ

(1)格付け符号の数値化

日本における格付け機関は、日系の R&I、JCR の2機関と米系の Moody's、S&P の2機関の合計4機関である。

そのほかにも格付け機関があるが分析に使用するのには問題があるため R&I、JCR、Moody's および S&P の4格付け機関の付与する格付けを対象として、格付けの決定要因を比較検討する。また、Jewell and Livingston(1993)等の先行研究に倣い、各格付け機関の格付けを序数化し、表1のごと

表1 格付記号 読替表

Score	Moody's	S&P	JCR	R&I
22	Aaa	AAA	AAA	AAA
21	Aa1	AA+	AA+	AA+
20	Aa2	AA	AA	AA
19	Aa3	AA-	AA-	AA-
18	A1	A+	A+	A+
17	A2	A	A	A
16	A3	A-	A-	A-
15	Baa1	BBB+	BBB+	BBB+
14	Baa2	BBB	BBB	BBB
13	Baa3	BBB-	BBB-	BBB-
12	Ba1	BB+	BB+	BB+
11	Ba2	BB	BB	BB
10	Ba3	BB-	BB-	BB-
9	B1	B+	B+	B+
8	B2	B	B	B
7	B3	B-	B-	B-
6	Caa1	CCC+	CCC+	CCC+
5	Caa2	CCC	CCC	CCC
4	Caa3	CCC-	CCC-	CCC-
3	Ca	CC	CC	CC
2	C	C	C	C
1	D	D	D	D

くAAA格(22)からD格(1)までの22段階としている。ここで投資の基準として、安全に投資ができる投資適格はBaa3(13)あるいはBBB格(13)以上であり、それ未満は投機的格付とされている。

(2)分析対象となる格付

分析対象の格付は、2001年から2005年までの各4月末時点の格付である。4格付機関が、それぞれ格付を付与している企業のうち今回対象としたのは製造業に属している企業に限定した。検討した対象企業数を表2に示す。

表2 格付対象企業数

年	2001	2002	2003	2004	2005
Moody's	123	133	131	129	122
S&P	88	96	99	141	137
JCR	192	215	233	217	208
R&I	314	324	300	281	257

4 分析

(1)説明変数の選択

本研究では、各格付機関がおこなった格付について、定量的な財務データだけに基づいた説明を試みる。財務データについて、ムーディズインベスターズ・サービス(1994)の『グローバル格付』および、格付投資情報センター(2001)の「格付で重視する主な財務指標収益性を重視する財務指標」等より、4つの格付機関はほぼ同じ定量的財務指標を説明変数の対象としていることがわかる。分析対象企業の財務データは、東京証券取引所に上場されている継続企業(going concern)で、格付機関が格付を付与している企業について、連結決算ベースのデータを説明変数として使用する。

4つの格付機関が共通して格付けの根拠としている定量的財務指標として、企業規模の大きさを表す指標として売上高および総資産額がある。企業の収益性指標として、キャッシュフロー^{注1}の増減、フリーキャッシュフロー、さらに会計制度の変更やリストラなどにより一時的に特別損失等が急増し、キャッシュフローでは企業実体からかけ離れてしまう場合に、キャッシュフローの代替指標として使う金利・税金・償却前利益(EBITDA; Earnings Before interest Taxes, Depreciation and Amortization)がある。企業の事業リスクの大小を表す総資本事業利益率(ROA; Return on Assets)や本業の収益を表す経営資本営業利益率(ROBA; Return on Business Assets)がある。さらに、企業の安全性指標として、負債返済能力を表すインタレスト・カバレッジ(倍)、負債の構成およびその額を表す純有利子負債構成比、有利子負債キャッシュフロー・EBITDA(倍)、財務レバレッジ(倍)、有利子負債額、純有利子負債額が用いられる。最後に、成長性指標として、営業費として処理される毎年の研究開発費がある。

以上の財務指標の算出方法については表3に示した通りである。ただし、相関の高い変数が複数存在し、それらすべての指標を説明変数として使用すると、分析に悪影響を及ぼす可能性があることは想定できる。そのため相関係数が0.9以上の場合、どちらかの変数を代表として残し、もう一つの変数を削除するといった事前のスクリーニングを実施した。その結果、①キャッシュフローの増減、②フリーキャッシュフロー、③EBITDA、④ROA、⑤ROBA、⑥インタレスト・カバレッジ(倍)、⑦純有利子負債構成比、⑧有利子負債キャッシュフロー・EBITDA(倍)、⑨総資産額、⑩売上高、⑪研究開発費、⑫財務レバレッジ(倍)の12変数を説明変数とすることから始めることにした。

注1：キャッシュフローに関しては、ファイナンスと会計では概念が異なる。本稿においては、キャッシュフローおよびフリーキャッシュフローは、各企業から公表されている会計年度末の残高を使用している。

表3 財務指標の算出方法

	財務指標	算出方法
①	キャッシュフローの増減	キャッシュフロー計算書中の現金および現金等価物期末残高－現金および現金等価物期首残高
②	フリーキャッシュフロー	営業キャッシュフロー＋投資キャッシュフロー
③	EBITDA	事業利益(営業利益＋受取利息・配当金・有価証券利息)＋減価償却費
④	ROA	事業利益÷使用総資本
⑤	営業資産営業利益率 (ROBA)	営業利益÷(受取手形・売掛金＋棚卸資産合計－支払手形・買掛金＋償却対象固定資産＋敷金・差入保証金)
⑥	インタレスト・カバレッジ (倍)	(営業利益＋受取利息・配当金・有価証券利息)÷支払利息・割引料
⑦	純有利子負債構成比	(純有利子負債額－現預金)÷(自己資本＋有利子負債－現預金)
⑧	有利子負債キャッシュフロー・EBITDA (倍)	有利子負債額÷EBITDA
⑨	総資産額	総資産額
⑩	売上高	売上高
⑪	研究開発費	販売費中の研究開発費
⑫	財務レバレッジ (倍)	(負債・少数株主持分・資本合計) 2期合計÷資本合計 2期合計
⑬	有利子負債額	短期借入金＋コマーシャルペーパー＋1年以内返済の長期借入金＋1年以内償還の社債・転換社債＋従業員預かり金＋社債・転換社債＋長期借入金＋受取手形割引高
⑭	純有利子負債額	有利子負債額－(現金・預金＋有価証券＋営業貸付金・営業投資有価証券)

しかし、本分析に使用するソフトウェアの場合、入力変数については、事前いくつかの非線形な変換を与え、出力変数である格付に適合するように、説明変数の係数に該当する加重結合を探索する。具体的な変換の種類としては、log 変換、log の log 変換、指数変換、指数の指数変換、平方根変換、2乗、逆数、平方根の逆数、2乗の逆数などが与えられる。

(2)格付付与構造の推定作業

ニューラル・ネットワークを援用する際のオーバー・フィッティングの問題を避ける目的で、最初に当初用意した12変数を使って、下記のように、各年の格付けの付与構造について、財務データを説明変数とし、数値化された格付けデータを非説明変数としたデータセットを5セット作成した。

ニューラル・ネットワークによる格付けと構造の解明のための説明変数の数について

- (a) 格付けの付与構造の推定用に全データの約 70 %を使用することにした。
- (b) 推定用のデータに特定の業界のデータが偏って分類されないように、データセットを作成する段階でデータをランダムに並べ替えた。
- (c) ランダムに並び替えたデータの、先頭から約 70 %を格付けの付与構造の推定のためのデータとした。

以上の作業によって得られた推定用データ（格付け機関ごとに 2001 年から 2005 年の各年でそれぞれ 5 セットのデータ）を使い、ニューラル・ネットワークという手法により、モデルの推定作業をおこなった。推定データに基づくモデルによる理論格付けと、格付け機関によって付与された実際の格付けとの相関係数を計算する。

(3) 格付けの付与構造に対する説明変数の寄与率の判定

本研究の主目的である、格付けの付与構造にたいしてどれくらいの数の説明変数が影響を与えているかに関して変数の数を変化させて、確認する方法について述べる。12 変数全てを使ったときの推定用データによって推定されたモデルを使って、推定格付けを計算する。この推定格付けと実際の格付けとの相関係数を計算する。12 変数全て使ったときに算出される各変数の集計的ウェイトを使ってその変数のモデルに対する重要性、（仮に「寄与率」と呼ぶことにする）を考える。使用したソフトウェアではこのことを想定して、各変数の集計的ウェイトとその値の 2 乗を算出してレポートで表示しているので 2 乗値の方を使うことにした。この値の大きい方がモデルに対する寄与率が大きいと考えられる。そのため昇順にソートし上位の説明変数は説明変数から除外する候補として利用できると考えた。このように順位つけられた変数を一つずつ落としたモデルを考え、そのときの推定格付けと実際の格付けとの相関係数を計算する。12 変数から順に一つずつ説明変数を対象から除外したときの推定格付けと実際の格付けの相関係数を順にグラフ化して、相関係数の変化が大きく減少する直前の変数の数がモデルを推定するときの最低必要個数と判断した。

(4) 除外対象変数の決定

2001 年から 2005 年のデータを使った 4 格付け機関のニューラル・ネットワークの計算結果から、各変数のウェイトの 2 乗値を昇順に並べ直し 1 位から順位をつけてみた。4 社の格付けの順位を平均し、その値を使って順位付けしたものが表 4 である。

この表で見ると上位にくる変数は日米それほどの相違点はない。とくに 6 位までをみると米系と日系に関してもそれほど変数の種類には変化が見られないことが分かる。

表4 説明変数の寄与率を昇順にならべた順位

説明変数	米系		日系		平均
	MOODY'S	S&P	JCR	R&I	
1 純有利子負債構成比	1	2	2	1	1.5
2 ROA(A)	6	1	5	2	3.5
3 キャッシュフローの増減	5	3	4	3	3.75
4 営業資産営業利益率(ROBA)	2	6	1	6	3.75
5 財務レバレッジ(倍)	4	4	3	7	4.5
6 フリーキャッシュフロー	3	5	7	5	5
7 有利子負債キャッシュフローEBITDA(A)倍率	8	10	6	4	7
8 EBITDA(A)	7	8	11	8	8.5
9 売上高	9	7	9	9	8.5
10 総資産額	10	9	10	11	10
11 インタレスト・カバレッジ(A) (倍)	12	12	8	10	10.5
12 研究開発費	11	11	12	12	11.5

5 分析結果

(1)説明変数を第1位から第6位まで除外したときの相関係数の結果

格付機関を米系と日系にわけ、さらに2001年のデータセットから2005年まで順に計算結果を掲載することにする。

(1)-1 米系の格付機関の結果

(1)-1-1 moody's の場合

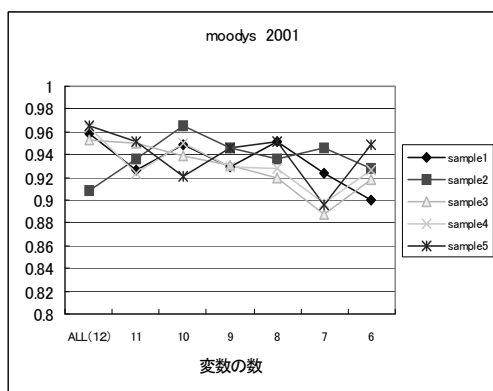


図1-1 (2001年)

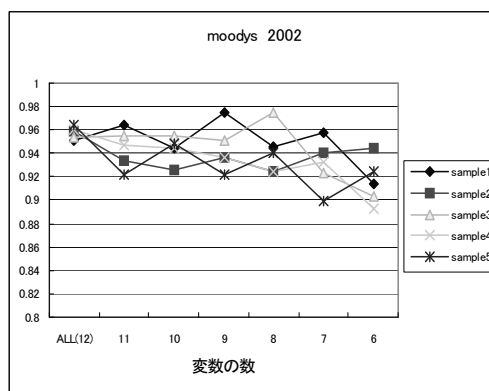


図1-2 (2002年)

ニューラル・ネットワークによる格付付与構造の解明のための説明変数の数について

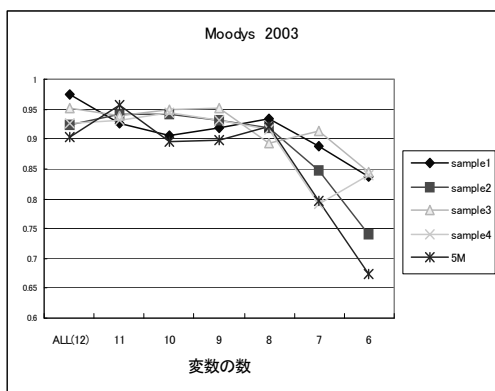


図 1 - 3 (2003 年)

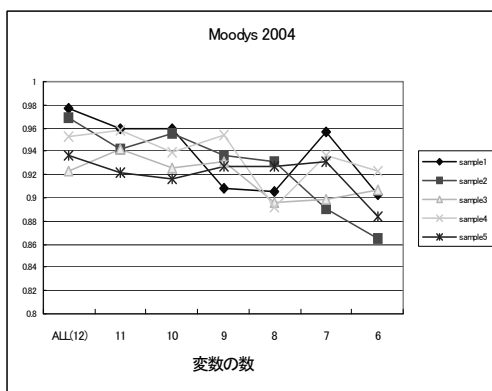


図 1 - 4 (2004 年)

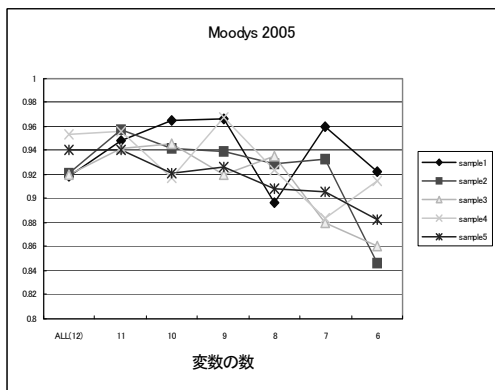


図 1 - 5 (2005 年)

上記のように 4 変数まで除外したときの影響はその後の 2 変数を除外したときと比較すると相関係数の減少に影響を与えていない。この傾向が極端に表れているのは 2003 年と 2005 年で、上に示した結果のグラフから確認することができる。

(1)-1-2 S&P の場合

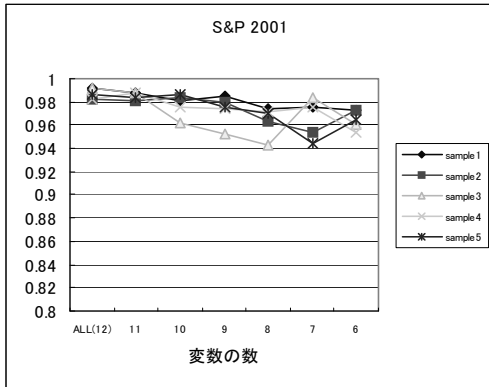


図 2-1 (2001 年)

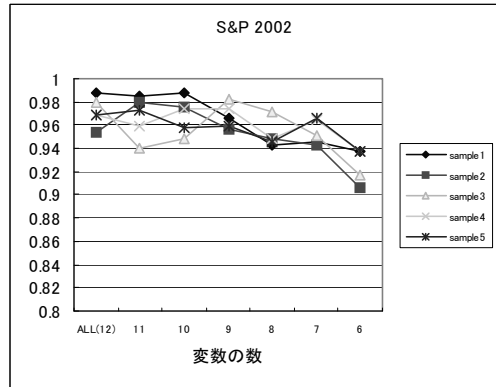


図 2-2 (2002 年)

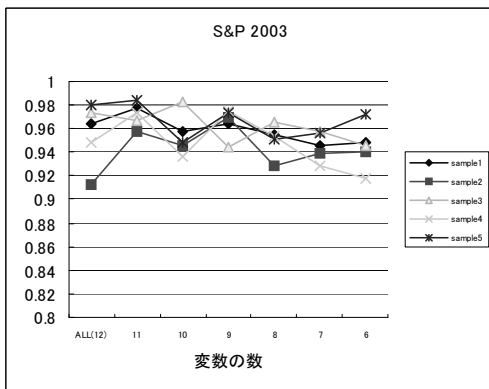


図 2-3 (2003 年)

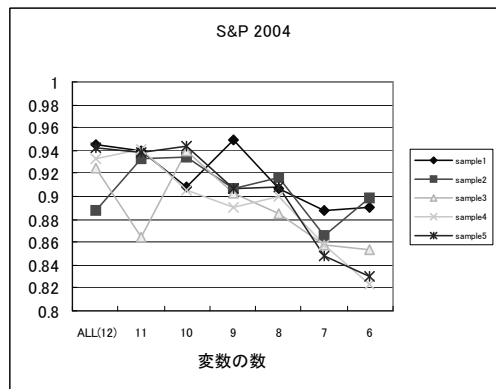


図 2-4 (2004 年)

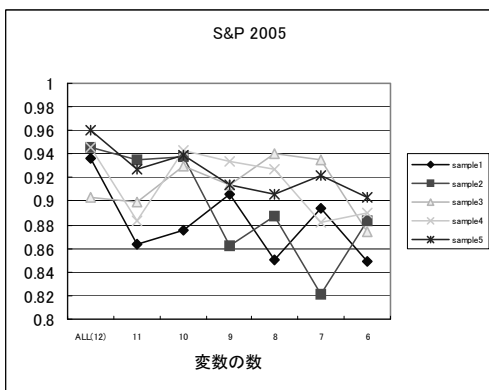


図 2-5 (2005 年)

2004 年に関して 7 変数と 6 変数の時に特に相関係数の下落が激しい。2002 年も同様の傾向が見られる。

(1)-2 日系の格付機関の結果

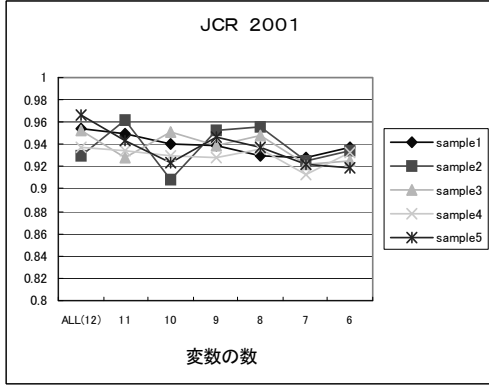


図 3 - 1 (2001 年)

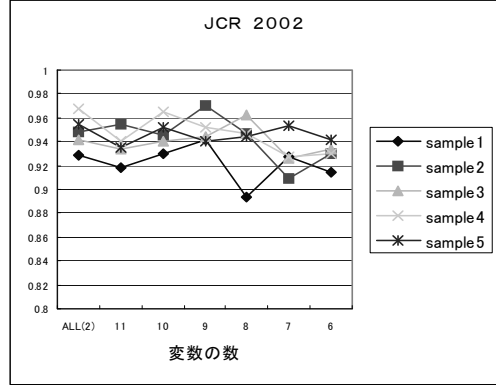


図 3 - 2 (2002 年)

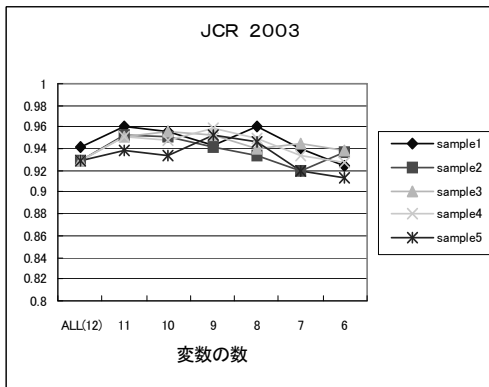


図 3 - 3 (2003 年)

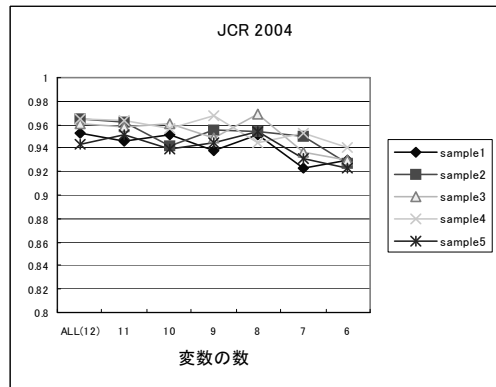


図 3 - 4 (2004 年)

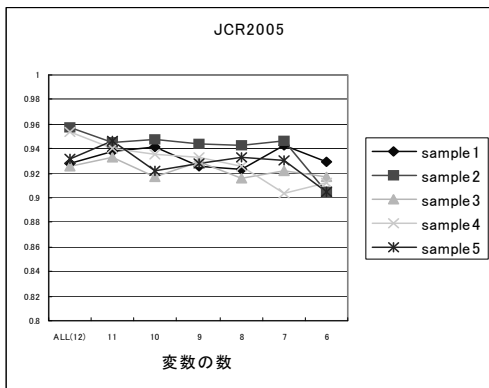


図 3 - 5 (2005 年)

2001 年, 2003 年, 2004 年に変数 7 と変数 6 に相関係数の下落傾向がみられる。

(2)-2-2 R&I の場合

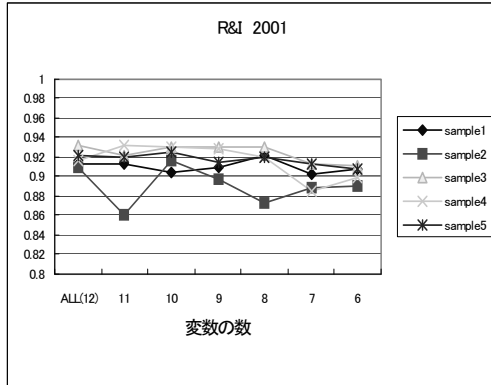


図4-1 (2001年)

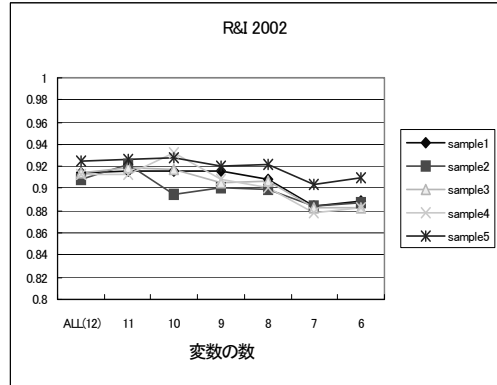


図4-2 (2002年)

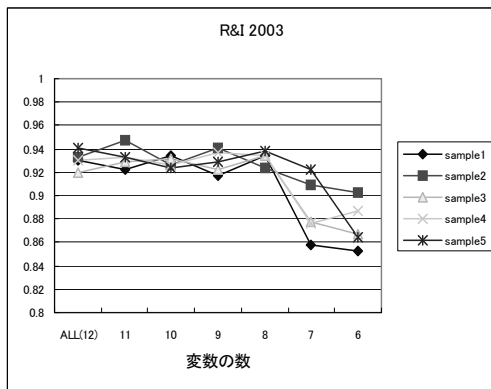


図4-3 (2003年)

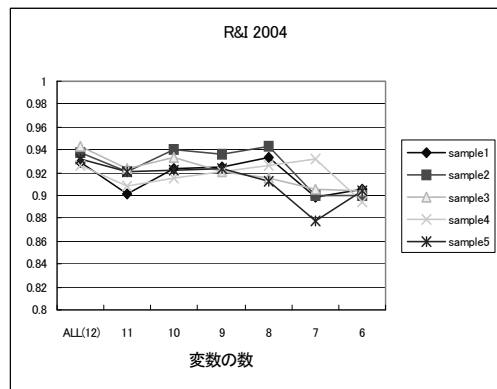


図4-4 (2004年)

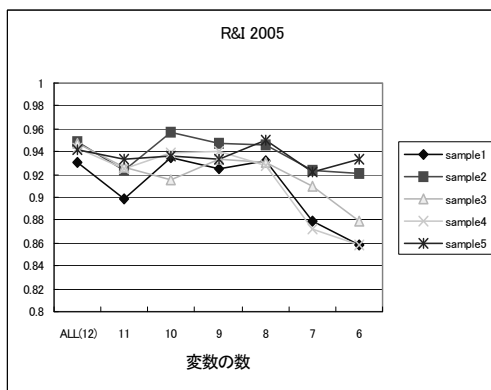


図4-5 (2005年)

全ての年で7変数より少ない場合の相関係数の下落傾向が見られる。特に2003年、2005年の下落傾向は顕著である。

(2)変数を除外したときの相関係数の下落傾向

それぞれの格付機関ごとに簡単なコメントを記述したが、全般的に説明変数を4つまで除外したときの相関係数の下落傾向は見られないが、5つ除外したときから下落傾向が顕著になる傾向がある。この傾向については米系、日系に顕著な差は見られない。このことからムーディーズインベスターズ・サービスの『グローバル格付』および、格付投資情報センターの「格付で重視する主な財務指標収益性を重視する財務指標」等より、4つの格付機関はほぼ同じ定量的財務指標を説明変数の対象としていると考えられていたのであるが、それぞれの変数について慎重に確認する必要があることが明確になった。

6 おわりに

今回われわれは格付け与構造を、ニューラル・ネットワークという手法でシミュレートする場合に、分析に使用された説明変数がモデルを記述するのに有効か否かを判断するために説明変数を一つずつ除外してモデルから得られた理論格付と実際の格付の相関係数を算出した。除外する順位は、すべての説明変数を使ったときニューラル・ネットワークによって算出される各説明変数のウェイトを集計したものを利用した。その結果ウェイトの値の小さい説明変数を除外しても影響がないことが計算によって明らかになり、当初想定していた格付け与構造をシミュレートするためには12変数必要であると考えられていたのが、8変数である程度シミュレートできることが判明した。必要とされる変数の数を減らすことが出来るのであれば、資金調達を行う企業や新たに格付けを取得使用とする企業にとって、データ整備のための負担が少なくてすむというメリットがある。今後の課題として回帰分析のt検定のように各変数の重要度をより統計的に検証する方法を開発する必要があるだろう。

参考文献

- Fahlman, S. E. and C. Lebiere(1990), "The cascade-correlation learning architecture" In D.Touretzky, editor, *Advances in Neural Information Processing System*, volume 2, pp 524-532. Morgan-Kaufman
- Jewell, J. and M. Livingston(1999), "A Comparison of Bond Ratings from Moody's S&P and Fitch," *Financial Markets, Institutions & Instruments*, Vol.8, pp.1-45
- Rumelhart, D. E., Hinton GE. and R. J. Williams(1986), "Learning internal representations by error propagation," In D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, editors, *Parallel Distributed Processing*, Vol.1, MIT Press, Cambridge, MA
- 格付投資情報センター(2001)『格付 Q&A -決まり方から使い方まで』日本経済新聞社
- 格付投資情報センター ホームページ、格付け一覧 http://www.r-i.co.jp/jpn/rating/rating/rating_list.html
- スタンダード&プアーズホームページ信用格付け <http://www.standardandpoors.co.jp/>
- 勝田英紀(2004),「市場から見た格付の評価」『経営財務研究』Vol.23, No.1, 2-18 頁
- 勝田英紀、田中克明(2007),「ニューラル・ネットワークを用いた格付の定量分析」『経営財務研究』Vol.27, No.2, 38-53 頁
- 田中克明、勝田英紀、萩原統宏(2009),「ニューラル・ネットワークによる格付付与構造の安定性について」『経営情報研究』Vol.17, No.1, 17-32 頁
- 日本格付研究所ホームページ、格付情報 http://www.jcr.co.jp/top_cont/rat_info.html
- ムーディーズインベスターズ・サービス(1994)『グローバル格付分析』金融財政事情研究会
- ムーディーズホームページ、格付一覧 <http://www.moody's.co.jp/ssl/>