

ニューラル・ネットワークによるモデル獲得 (債券格付け問題を例として)

木本 隆

(株) 富士通研究所

1.0はじめに

近年、ニューラル・ネットワークは、従来のコンピュータ技術に並ぶ新しい情報処理形態として急速に認められつつある。

我々は、ニューラル・ネットワークの汎化(generalization)とモデル化の能力がこれまでのパターン認識に代表される工学的な応用分野のみならず、より広範囲の応用分野に適応できると期待し研究を進めている。

ここでは、新しい応用分野として経済分野を取り上げ、その一例として事業債(転換社債)の格付けを行った。そのモデル化の方式と実験結果について報告する。

なお、本研究は日興証券株式会社殿と共にで行ったものである。

2.0 転換社債

まず、簡単に転換社債について説明する。

2.1 転換社債とは

転換社債とは、転換社債はCB(Convertible Bond)と呼ばれ、ある一定期間(転換請求期間)に債券から株式へ転換する権利が付された、事業会社の発行する利付き形式の債券である。株式への転換権が付されているため事業債(Straight Bond)より低い利率で発行されることが普通である。

2.2 転換社債の格付け

転換社債は利払いや償還時の償還金額は支払が決められている。この債券の元本と利息がきちんと支払われるかどうか、その安全性の度合を簡単な記号にして投資情報として提供するものが格付けである。

日本の著名な格付け機関としては、日本公社債研究所(以下、日債研)がある。この格

格付け	定義
AAA	元利支払の安全度が最高
AA	安全性が高い
A	部分的に優れた要素がある
BBB	平均的水準
BB	一部警戒すべき要素がある
B	将来まで安全と保証できない

[図1] 日債券による格付けの定義

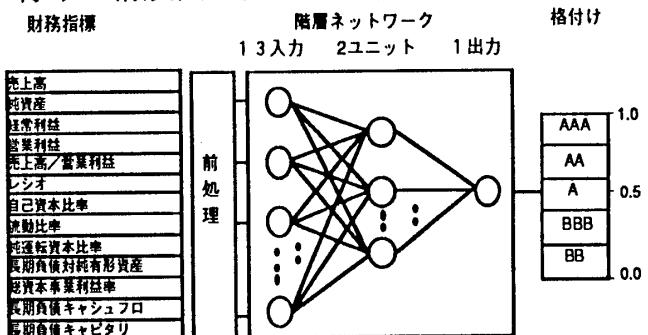
付け機関による格付け評価は図1のように定義されている。今回は日債研の格付けを参考にした。

3.0 債券格付けへの応用

今回は、電機関連業界と商業関連業界について、ニューラル・ネットワークによる債券格付けの実験を行った。ここでは、その実験方式について述べる。

3.1 ニューラル・ネットワークによる解法

ニューラル・ネットワークによる債券格付けの構成図を図2に示す。このように会



[図2] ネットワークによる債券格付け
社の財務指標は前処理部で適切な分布に変換し、その後[0, 1]区間に正規化し、3層の階層ネットワークに入力した。ネットワークは正規化された財務指標から債券の格付けを推論し、出力する。

学習はバックプロパゲーション法により行った。図2に入力項目として選択した財務指標の一部を示す。電機関連業界は16種、商業関連業界は13種の財務指標を選択した。

3.2 前処理

選択した財務指標は金額、比率、%などの単位を持っている。本実験では分布に大幅な偏りが認められた財務指標に対して、対数処理や異常値処理を行い、適切な分布に変換後、正規化処理を行った。

3.3 出力の割り付け

ここでは、单一の出力ニューロンにアナ

ログ値で格付けを割り付ける方法をとった。図3のように、各格付けを均等に出力ニューロンの出力値に割り付けた。

格付け	出力値
AAA	0.9
AA	0.74
A	0.5
BBB	0.26
BB	0.1

[図3] 出力割り付け

3.4 オーバーラーニング

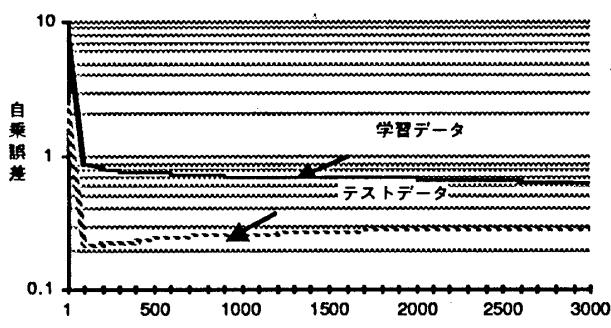
本実験の目的は、格付け機関の作った格付けのモデルをニューラル・ネットワークが獲得できるか検証することにある。しかし、格付けのモデルは数学的に厳密に定義されたモデルではなく、人間の主観や今回選択した財務指標以外（例えば、会社の成長性とか）の影響を受ける非常に曖昧なモデルであると考えられる。

このため、すべての学習データを完全に望ましい値まで収束させると、オーバーラーニングが生じ適切なモデル化ができなくなり、未知データへの応答（つまり、未知の会社に対する格付け）精度が低下する可能性がある。

3.5 オーバーラーニングを防止する学習制御

ここでは、入手したデータを学習データと、学習行わないで応答の評価のみを行うテストデータに分割した。テストデータの教師信号に対する自乗誤差の変化を学習中監視し、学習の収束の判定を行う学習制御方式を提案する。

電機関連業界の各付けを学習する際の学習データとテストデータの誤差変化を図4に示す。ここで、縦軸は出力の自乗誤差を表わし、横軸は学習回数を表わす。このように学習データの誤差は単調減少であるが、テストデータの誤差は学習が進みすぎると増加に転ずることが解る。



〔図4〕誤差変化

本方式では、学習の収束の判定としてテストデータに対する誤差が最小の学習回数を最適学習回数と考える。

つまり、まず指定した一定回数学習し、次にテストデータの誤差最小の回数まで再学習を行うことで適切なモデル化ができたネットワークを獲得する。

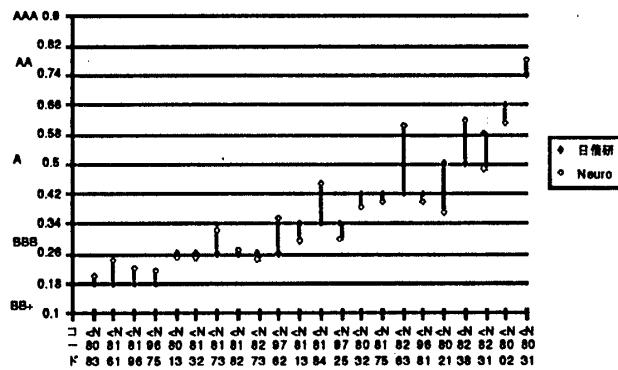
4.0 実験結果

商業関連業種の格付け結果について述べる。入手した68社の財務指標と格付けのデータを45社の学習データと23社のテストデータに分割し、実験を行った。

実験の条件は以下のとおりである。

- (1)ユニット数 入力層 13 : 中間層 2 : 出力層 1
(2)学習パラメータ 学習定数 4.0 学習速度 0.8
(3)学習回数 120回

(3) 各会社に対する実験結果を図5に示す。横軸は格付け対象の会社、縦軸は数値化された格付けである。図5において各格付け間のしきい値を ± 0.1 とすると23社中20社の正答を得ることができ、87%の正解率となった。



[図5] テスト結果

5.0 まとめ

オーバーラーニングを防止する学習制御方式を考え、債券格付け問題に適応した。その結果、高精度の格付けを行うネットワークを構築することができ、87%の格付け精度を達成することができた。

6.0 謝辞

本研究のためのデータ提供と的確なアドバイスをいただいた日興証券株式会社殿に感謝いたします。

7.0 参考文献

- (1)日本経済新聞社：“日経会社情報”
 (2)S. Dutta, S. Sheker, “Bond Rating : A Non
 Conservative Application of Neural Networks”, ICNN,
 88, Vol. 2