2001年度日本オペレーションズ・リサーチ学会
秋季研究発表会

DPマッチングによる企業評価推移パターンの推定と応用

02756076　九州大学　＊高木　昇
01304556　九州大学　　時永　祥三

1　まえがき

企業の格付値の時間的な推移は債券評価に重要であり，現在までマルコフ遷移行列を推定することが行われている [1][2]。本報告では，直接的に財務指標を用いて企業評価推移のパターンを推定する方法として，DPマッチングを用いることを提案する。

2　債券格付の推移推定

定期的に公表される債券の格付の比較分析だけではなく，その推移からデフォルト率などを予測する方法が展開されている。しかし，格付は財務指標などをもとに実施されることを考慮すると，直接的に時系列として観測された財務指標のベクトルを特徴ベクトルとして入力し，格付推移のパターンを分類する方法が有効であろう。一方，このようなパターン照合の問題は時間軸方向のパターンの変動などが含まれ，これを調整しながら判別するシステムが必要となる。このような問題への有効な方法として動的計画法 (DP) や，あるいはこれと等価なHMM(Hidden Markov Model) の適用がなされている。本報告では，基本パターンの出現位置を推定することを考慮したDPによるパターン照合問題 (DPマッチング) を提案し，企業評価推移パターンの分類問題に応用する。

3　財務指標の時間変化と動的計画法

基準となる企業の n 個の財務指標の, 時間 i におけるベクトルを $A = (a_1(i), a_2(i) ..., a_n(i))$ としておく。いま, ある企業の財務指標の時間変化が $B = (b_1(i), b_2(i), ..., b_n(i))$ である場合，クラスタ分析のように, 単純に, これらの差異の2乗和を求めて, 距離として採用するには問題がある。その1つは, 時間軸方向に計測した場合, 財務指標の出現パターンがずれる可能性がある点である。具体的には, 財務指標の系列 B を時間軸の上でやや伸長して, A との距離を求めた場合に, それが小さくなったら, 同じ財務指標変化のパターンであるとしても差し支えないであろう。

次に問題となるのが, 財務指標の変化パターンが出現する時刻を特定する問題がある。同じ時期, 年度のデータとして観測された財務指標の変化パターンから, 類似したものを選択する場合には, その照合の開始時期は同じであるが, これまで観測された変化パターンから類似のものを特定する場合には, その開始時刻も選択する必要がある。このような問題を解決するには, 動的計画法によりパターンを照合する方法が適している。

4　2段階DPによる変化パターンの検出

以下では, 時間軸方向の伸長縮小によるマッチングを実施するDPと, マッチングの開始時期を特定するDPの2つを交互に用いる方法を提案する。前者をDP-1, 後者をDP-2と呼んでおく。

(DP-1)

時刻 $i = 1, ., ..., N$ について観測された2つの財務指標の時系列 $A = (a(i)), B = (b(i))$ を考える。時系列 A, B のマッチングを行なうための, 時系列 A の時間軸伸縮の関数 (これをワープ関数とよぶ) は, 次の評価関数を最小にする系列 $X = x(i)$ である。

$$D(A, B) = \min_{x(i)} \sum_i \sum_j |a_j(i) - b_j(x(i))| \qquad (1)$$

ワープ関数に対する単調連続条件を課するため, 次のような制限をもうける。

$$0 \leq x(i) - x(i-1) \leq 2 \qquad (2)$$

境界条件として, 次を用いる。

$$x(1) = 1, x(N) = M \qquad (3)$$

これに対する動的計画法による解法は次のように記述される。ここで,$x(i)$ を選択する基準として, $x(i)$ の隣接集合を $X(i)$ としておく。

基本アルゴリズムは次のようになる。

ステップ 1: 初期状態

すべての $X(i)$ について,次の値を設定する。

$$g(1,x(1)) = d(1,x(1)), x(1) \in X(1) \tag{6}$$

ステップ 2: 漸化式

次に従って,$g(i,x(i))$ について漸化式を計算する。

$$g(i,x(i)) = d(i,x(i)) + \min_{x'(i) \in X'} g(i-1,x(i)') \tag{7}$$

ステップ 3 : 最終結果

$$D(A,B) = \min_{x(n) \in X(n)} g(n,x(n)) \tag{8}$$

最後に得られる $g(n,x(n))$ をもとにして,バックトラックにより最適なワープ関数が得られる。

(DP-2)

任意の長さの時系列データから,基本パターンが埋め込まれているかどうかを検査するには,前に定義した関数を拡張して,$g(i,x(i),y(j))$ のように記述する。ここで,$y(j)$ は照合されるパターンのワープ関数であり,同様に隣接集合 $Y(i)$ を決めて漸化式を計算する。.

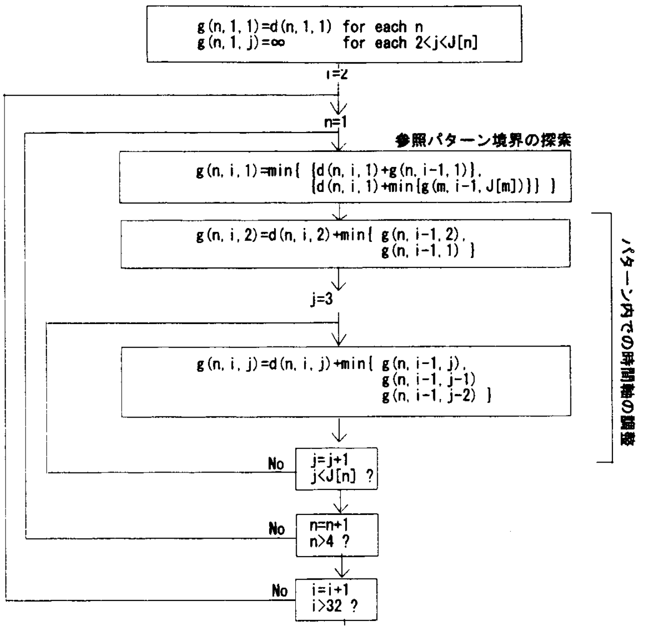

図 1.DP-2 のアルゴリズム

図 1 には,基本パターンが 4 つ存在する場合に,長さ 32 の時系列から基本パターンを抽出する場合のアルゴリズムを示している。

5 応用例

以下では,シミュレーションにより簡単な応用例を示す。財務指標の数を 10 個として,財務指標変化の基本パターンを 4 つ用意しておく。分析の対象となる企業の財務指標の変化の時系列は,これら 4 つの基本パターンを時間軸方向にランダムに伸長,あるいは縮小し更に正規乱数を重ねておく。4 つの基本パターンに対して,これらを 20 個生成しておく。

結果は省略するが,平均して 98% の認識率が得られる。認識誤差が存在するケースは,基本パターンの中で,相対的に似かよったものどうしで発生している。

次に,あらかじめ 4 つの基本パターンを,同様の操作で変形した時系列を埋め込んだ,長さ 32 の時系列を準備しておいて,これら基本パターンを抽出できるかを実験する。実験の結果から,約 95% 程度の認識率が得られることが分かる。結果の一部を図 2 に示している (ワープ関数 $x(i)$)。

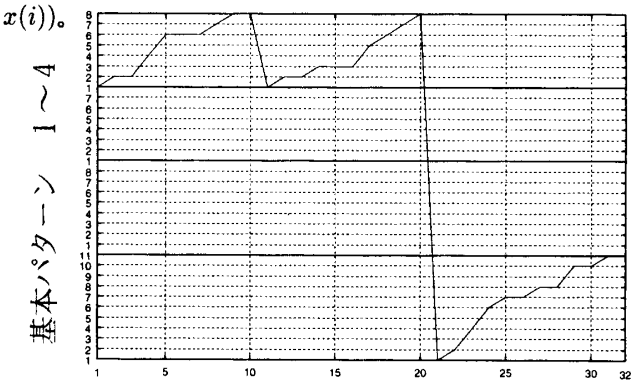

図 2. 財務指標時系列の認識結果の例 (DP-2)

6 むすび

今後,2 次元 DP を用いた業種ごとの評価基準の相違の吸収,バイアスの導入などを考慮して,実際の財務指標データを用いた分類実験を実施する予定である。

参考文献

[1] E.I.Altman and D.L.Kao:"The implementation of corporate bond rating drift",Financial Analysis Journal, May/June,pp.64-75,1992

[2] L.V.Carty and J.S Fons:"Measuring changes in cioporate credit quality",Joural of Fixed Income, vol.4,pp.27-41,1994.

[3] J.S.Fons:"Using default rates to model the term structure of credit risk",Financial Analysis Journal,Sept/Oct, pp.25-32, 1994.

[4] 鍋島一朗: 動的計画法, 森北出版,1968.