

PERBANDINGAN *EARLY WARNING SYSTEMS (EWS)* UNTUK MEMPREDIKSI KEBANGKRUTAN BANK UMUM DI INDONESIA¹

Liza Angelina, SE, Msi, Akt

Abstraksi

This research is testing the capability of several forewarning system models to predict bank bankruptcy. We apply these models on Indonesian commercial bank data during the period of 1994/1995 - 1999/2000. Considering the data incompleteness and or their inexistence, our data finally contains of 74 failed-banks and 81 non failed-banks.

Our result shows the Trait Recognition model (TR) is more pre-eminent than Logit and Multiple Discriminant Analysis model (MDA).

Keywords : Trait Recognition (TR), Logit, Multiple Discriminant Analysis (MDA), Bank Bankruptcy

JEL: C25, C35, G21, G33

¹ Terima kasih kepada Bank Indonesia yang telah memberikan bantuan dana dalam penelitian ini.

Terima kasih pula kepada Prof. James Kolari dari Texas A&M University yang telah bersedia memberikan program *TR* yang dibutuhkan penulis dalam penelitian ini

I. PENDAHULUAN

I.1 Latar Belakang Masalah

Di Amerika Serikat, fenomena kepailitan perusahaan telah menjadi obyek penelitian yang intensif. Salah satu area penelitian terkait yang telah berkembang selama ini telah menghasilkan kajian atas asosiasi informasi laporan keuangan terhadap kemungkinan perusahaan mampu dengan sukses mempertahankan bisnisnya atau harus dinyatakan bermasalah karena gagal secara ekonomi dan keuangan. Tradisi penelitian ini diawali oleh Beaver (1966), kemudian diteruskan antara lain oleh Altman (1968), Altman, et.al. (1977), dan Gilbert, et.al. (1990). Upaya penelitian ini bahkan telah menjadi landasan bagi Zeta Inc. (USA) untuk menghasilkan informasi tentang indeks "Zeta" bagi perusahaan-perusahaan di AS, sehingga dapat dievaluasi probabilitas tingkat keberhasilan masing-masing perusahaan di masa datang (Titik Aryati dan Hekinus Manao, 2002). Penerapan riset semacam ini di Indonesia tampaknya baru mulai dirasakan, terutama setelah munculnya perusahaan-perusahaan bermasalah akibat krisis ekonomi dan moneter di tahun 1990-an.

Dalam upaya untuk meminimalkan biaya yang berkaitan dengan kebangkrutan bank, para regulator perbankan dan para manajer bank berupaya untuk bertindak cepat untuk mencegah kebangkrutan bank atau menurunkan biaya kegagalan tersebut. Salah satu alat yang digunakan oleh lembaga pengawas federal di Amerika Serikat dan negara-negara lain adalah *Early Warning Systems (EWS)* yang berupaya untuk memprediksi permasalahan potensial yang berhubungan dengan bank dan lembaga simpanan lainnya (Thomson, 1991). Namun demikian, teknik statistik yang paling sering digunakan untuk menganalisis kebangkrutan bank adalah analisis *logit* dan *MDA*. Analisis *logit* memperlihatkan hasil yang lebih baik bila dibandingkan dengan *MDA* apabila digunakan untuk tujuan estimasi parameter. Walaupun demikian, untuk asumsi distribusi tertentu, kedua prosedur tersebut menghasilkan estimasi yang konsisten; dan estimasi yang menggunakan *MDA* lebih efisien (Andrew, 1986). Demikian juga halnya penelitian oleh Espahbodi (1991) telah menunjukkan bahwa model *logit* cenderung untuk mengalahkan model *multiple discriminant (MDA)* sebagai *EWS* di perbankan. Meskipun sejumlah bukti empiris yang menggunakan model statistik ini telah membuktikan keefektivasannya dalam bermacam permasalahan pilihan biner dalam bidang bisnis keuangan dan akuntansi, Frydman, Altman dan Kao (1985) telah mengamati bahwa, karena sejumlah kegagalan potensial yang menghadang model statistik, prosedur klasifikasi non-parametrik dapat menjadi pendekatan alternatif yang layak uji. Mereka menggunakan teknik pemilihan rekursif, yang didasarkan pada

regression tree, untuk memprediksikan perusahaan non-finansial yang gagal. Hasilnya mempertegas hipotesa mereka bahwa teknik non-parametrik memiliki keunggulan sebagai *EWS*, karena model pemilahan recursif mengalahkan model *MDA*.

Penelitian ini memperluas penelitian tentang *EWS* non-parametrik dengan penerapan pendekatan alternatif (*Trait Recognition / TR*) untuk permasalahan pilihan biner untuk masalah identifikasi bank-bank umum yang bangkrut di Indonesia. Prosedur ini telah diterapkan pada bermacam identifikasi permasalahan dalam ilmu pengetahuan, termasuk prediksi gempa bumi (Gelfand dkk, 1972; Briggs, Press dan Guberman, 1977; dan Benavidez dan Caputo, 1988), deteksi uranium (Briggs dan Press, 1977) dan eksplorasi minyak (Bongard dkk, 1966). Namun prosedur ini masih sangat jarang digunakan dalam bidang penelitian bisnis.

TR berbeda dari model *EWS* sebelumnya dalam dua hal. Pertama, *TR* mengkodekan data untuk masing-masing pengamatan dalam lajur biner berdasarkan pada distribusi pengamatan untuk variabel-variabel bebas. Kedua, *TR* benar-benar memanfaatkan informasi yang dikumpulkan dari eksplorasi pemanfaatan semua interaksi yang memungkinkan dari variabel-variabel bebas yang diambil satu, dua dan tiga kali sekaligus. Tiap rasio keuangan dan interaksi dari rasio-rasio ini dikenal sebagai *traits*, dan *traits* pembeda yang disebut sebagai *fitur* secara selektif dipertahankan untuk pengklasifikasian pengamatan berdasarkan pada prosedur voting.

I.2 Perumusan Masalah

Manakah model sistem peringatan dini (*Early Warning Systems / EWS*), yaitu model *logit*, model *MDA* atau model *TR*, yang merupakan alat prediksi yang terbaik untuk kasus kebangkrutan bank umum di Indonesia.

I.3 Tujuan Penelitian

Menguji kemampuan prediksi masing-masing model sistem peringatan dini tersebut dan mengetahui model manakah yang mempunyai kemampuan yang terbaik dalam memprediksi kebangkrutan bank, khususnya untuk kasus Bank Umum di Indonesia.

II. LANDASAN TEORI DAN PENGEMBANGAN HIPOTESIS

II.1 Pengertian Logit

Logit analysis merupakan bentuk khusus dari regresi dimana variabel dependennya nonmetrik dan terbagi menjadi dua bagian/kelompok (biner), walaupun formulasinya dapat

saja meliputi lebih dari dua kelompok. Secara umum, penginterpretasian *logit analysis* sangat mirip dengan regresi linear (Hair dkk, 1998).

II.2 Pengertian Multiple Discriminant Analysis (MDA)

Multiple Discriminant Analysis (MDA) merupakan teknik statistik yang digunakan untuk memprediksi dan menjelaskan hubungan yang berpengaruh kuat terhadap katagori dimana objek tersebut berada; dimana variabel dependennya merupakan sesuatu yang pasti (nominal atau nonmetrik) dan variabel independennya metrik (Hair dkk, 1998).

II.3 Trait Recognition

Trait Recognition (TR) adalah istilah umum untuk proses intensif komputer yang memanfaatkan data input untuk mengembangkan *fitur-fitur* (atribut-atribut) yang dapat digunakan untuk membedakan antara bermacam kelompok.

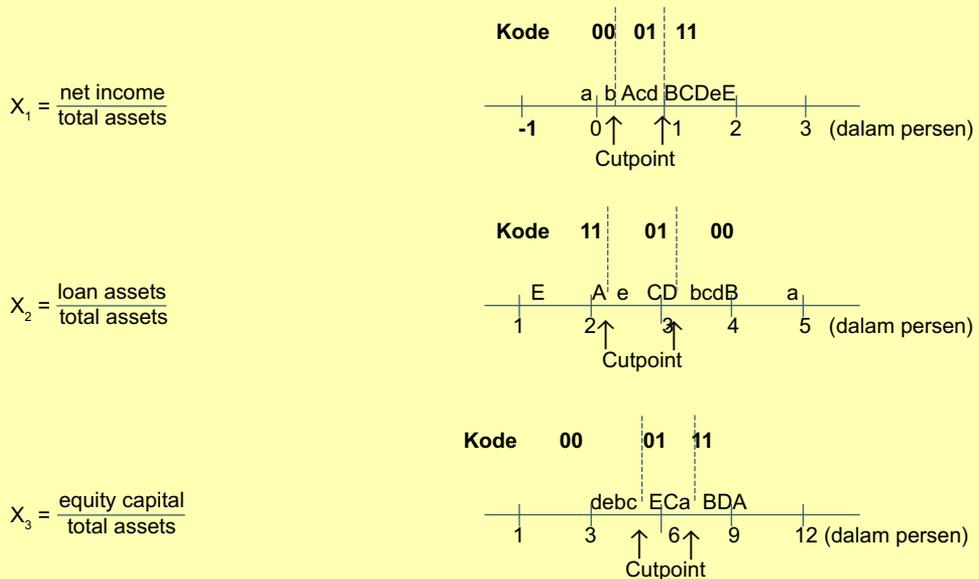
Langkah-langkah *TR* untuk desain sistem :

1. Pengukuran terkendali karakteristik atau ciri observasi dan pengkodean informasi;
2. Pra-pemrosesan dan ekstraksi *fitur-fitur* yang berbeda yang menunjukkan pola umum dari bermacam kelompok observasi;
3. Pembelajaran prosedur tentang observasi sampel dimana didalamnya aturan keputusan arbitrer awalnya diterapkan dan sebuah proses berulang digunakan untuk mencapai set aturan keputusan yang memuaskan (optimal);
4. Diskriminasi observasi dalam *holdout sample* kedalam bermacam kelompok dengan model *TR*.

Untuk tujuan ilustrasi aspek-aspek dasar dari prosedur *Trait Recognition*, diasumsikan seorang peneliti memilih lima bank yang tidak gagal, yang ditandai dengan abjad a sampai e dan lima bank yang gagal, yang ditandai dengan abjad A sampai E. Berdasarkan pengalaman, tiga rasio keuangan yang representatif untuk menghitung kondisi finansial bank dihitung untuk masing-masing bank, satu tahun sebelum kolapsnya bank yang gagal tersebut, yaitu : net income / total assets (x_1), loan losses / total assets (x_2), dan equity capoitall / total assets (x_3). Data ini ditunjukkan seperti gambar di bawah ini.

Gambar 1. Posisi Rasio Finansial Untuk Sampel Bank Yang Gagal dan Bank Yang Tidak Gagal Satu Tahun Sebelum Kebangkrutan.

Sampel : Bank yang gagal : a, b, c, d, e
 Bank yang tidak gagal : A, B, C, D, E



Sumber : Kolari, James, Caputo, Michele, Wagner, Drew, 1996

Langkah selanjutnya adalah memilih dua batas (*cutpoints*) untuk masing-masing rasio yang memilah observasi tersebut ke dalam tiga kelas, yaitu : (1) didominasi bank-bank yang gagal (kode 00), (2) gabungan dari bank yang gagal dan yang tidak gagal (kode 01), dan (3) didominasi bank yang tidak gagal (kode 11). Dalam Gambar 1 tersebut di atas, untuk sampel lima bank gagal dan lima bank tidak gagal yang menggunakan simbol X_1 , X_2 , X_3 , untuk X_1 semua bank dalam segmen 00 adalah bank-bank gagal, segmen 01 campuran dari dua bank gagal dan satu bank yang tidak gagal, dan segmen 11 didominasi oleh empat bank yang tidak gagal dan satu bank gagal. Dalam hal ini, dimungkinkan untuk memindahkan batas segmen 11 ke posisi tepat di sisi kanan bank e, yang merupakan bank yang gagal, sehingga selanjutnya hanya bank E, yang merupakan bank yang tidak gagal, yang berada dalam segmen ini. Namun seleksi terbatas dari *cutpoints* ini mengabaikan fakta bahwa kebanyakan bank yang tidak gagal memiliki rasio net income / total assets di sisi kanan dari posisi bank B yang tidak gagal. Dengan menggunakan T, pendekatan terbatas terhadap pilihan *cutpoints* tersebut kurang unggul untuk penentuan bank di lokasi-lokasi yang mencakup pengertian dominan dari satu kelompok atau lainnya. Penalaran serupa berlaku untuk pemilihan *cutpoints* untuk X_2 . Untuk X_3 , *cutpoints* ditentukan sedemikian rupa sehingga

hanya bank-bank yang gagal yang ada di segmen 00, campuran bank-bank di segmen 01 dan hanya bank-bank yang tidak gagal di segmen 11.

Dengan *cutpoints* untuk masing-masing variabel, data untuk masing-masing bank dapat dikode ulang. Berdasarkan pada Gambar 1, sepuluh bank sampel dikodekan ke dalam string biner A_1, A_2, \dots, A_L , dimana L adalah panjang string dan dua digit menggambarkan masing-masing variabel dalam sekuen $X_1X_2X_3$ sebagai berikut :

Tabel 1. Pengkodean Ulang Bank Sampel.	
Bank-Bank yang Gagal	Bank-Bank yang Tidak Gagal
a 000001	A 011111
b 000000	B 110011
c 010000	C 110101
d 010000	D 110111
e 110100	E 111101

Sumber : Kolari, James, Caputo, Michele, Wagner, Drew, 1996

Semua string biner memiliki pola yang berbeda, dengan pengecualian bank c dan d yang gagal, dimana keduanya memiliki string identik 010000. Dalam hal ini, ada sebuah pola dalam string biner tersebut di atas yang membedakan bank-bank yang gagal dan yang tidak gagal. Bank-bank yang gagal cenderung untuk memiliki kode 0 dan bank-bank yang tidak gagal biasanya memiliki kode 1. Namun ada beberapa bank yang tidak memiliki dominasi kode 0 maupun 1 (misalnya bank e dan B). Pola dalam kode tersebut mungkin bermanfaat dalam pembedaan antara bank-bank yang gagal dan yang tidak gagal.

String dari kode biner selanjutnya dikode ulang untuk lebih mengeksplorasi secara penuh pola-pola dalam string biner. Untuk itu, dibuat sebuah matriks *trait* untuk masing-masing bank dari string binernya. *Trait* mempertimbangkan semua kemungkinan kombinasi dari variabel-variabel yang diambil satu, dua dan tiga sekaligus, sehingga diusahakan untuk mendapatkan saling keterkaitan yang bermanfaat antara variabel-variabel itu (Briggs et.al). Secara resmi, masing-masing *trait* (T) terdiri dari sejumlah enam integer, yaitu : $T = p, q, r, P, Q, R$; dimana $p = 1, 2, \dots, L$; $q = p, p + 1, \dots, L$; $r = q, q + 1, \dots, L$; $P = 0$ atau 1 ; $Q = 0$ atau 1 ; dan $R = 0$ atau 1 . Abjad p, q , dan r berfungsi sebagai *pointers* (penunjuk) posisi dalam string biner dari kiri ke kanan. P, Q , dan R memberi nilai dari kode biner pada posisi yang diidentifikasi oleh *pointers* p, q , dan r .

Sebagai contoh, matriks *trait* untuk bank e yang gagal, dengan string biner 110100 dapat dikembangkan dengan pertimbangan semua kemungkinan kombinasi dari enam digit yang diambil satu, dua dan tiga sekaligus, sebagai berikut :

Tabel 2.
Matriks *Trait* Untuk Masing-Masing Bank.

p	q	r	PQR	p	Q	r	PQR	p	q	r	PQR
1	1	1	111	2	6	6	100	1	4	5	110
2	2	2	111	3	4	4	011	1	4	6	110
3	3	3	000	3	5	5	000	1	5	6	100
4	4	4	111	3	6	6	000	2	3	4	101
5	5	5	000	4	5	5	100	2	3	5	100
6	6	6	000	4	6	6	100	2	3	6	100
1	2	2	111	5	6	6	000	2	4	5	110
1	3	3	100	1	2	3	110	2	4	6	110
1	4	4	111	1	2	4	111	2	5	6	100
1	5	5	100	1	2	5	110	3	4	5	010
1	6	6	100	1	2	6	110	3	4	6	010
2	3	3	100	1	3	4	101	3	5	6	000
2	4	4	111	1	3	5	100	4	5	6	100
2	5	5	100	1	3	6	100				

Sumber : Kolari, James, Caputo, Michele, Wagner, Drew, 1996

Terdapat 41 *traits* untuk string enam digit yang mempertimbangkan semua kemungkinan interaksi dari variabel-variabel tersebut. String itu juga memiliki skema pembobotan, dengan $p = q$ dan $q = r$ yang memberikan bobot ganda untuk sebuah posisi tertentu (atau variabel) dalam string, dan $p = q = r$ yang memberikan bobot tiga kali lipat untuk posisi itu. Matriks-matriks *traits* dihasilkan seperti ini untuk semua observasi.

Matriks *trait* dirampingkan untuk hanya memasukkan *fitur-fitur* dari bank-bank yang gagal dan yang tidak gagal. Sebuah *fitur* adalah sebuah *trait* yang muncul relatif sering di bank-bank yang tidak gagal (gagal), tetapi relatif jarang di bank-bank yang gagal (tidak gagal). Dalam hal ini, *fitur* bank yang tidak gagal disebut sebagai *fitur* baik dan *fitur* bank yang gagal disebut sebagai *fitur* buruk. Meskipun tidak ada aturan jelas untuk menentukan *trait* mana merupakan *fitur*, namun didapati bahwa paling tidak 10 sampai 25 *fitur* dibutuhkan untuk memperoleh hasil yang baik dengan teknik ini. Maka, aturan untuk seleksi *fitur* yang sangat terbatas, seperti dalam seleksi *cutpoints* untuk variabel-variabel, cenderung membuang informasi yang berharga yang dapat meningkatkan akurasi identifikasi.

Setelah *fitur-fitur* dipilih, *fitur-fitur* yang tidak jelas dibuang. Sebagai sebuah contoh, dipertimbangkan dua *fitur* (yang disebut sebagai *fitur* 1 dan *fitur* 2) yang dijumpai ada di banyak dari bank-bank yang tidak gagal yang sama, sedemikian rupa sehingga bank-bank yang diidentifikasi dengan tepat oleh *fitur* 1 merupakan subset dari bank-bank yang

diidentifikasi oleh *fitur* 2. Untuk menyederhanakan permasalahan, dihilangkan *fitur* baik (buruk) kapanpun dua *fitur* ada dalam set bank yang tidak gagal (gagal) yang sama.

Pada posisi ini, *fitur* baik dan buruk yang berbeda dapat digunakan untuk memilih masing-masing bank dalam sampel dan kemudian mengklasifikasikan bank-bank tersebut. Jumlah suara baik dan buruk (*fitur* yang berbeda) untuk masing-masing bank dihitung dan selanjutnya matriks voting dibuat. Matriks ini akan memiliki dua aksis yang menunjukkan jumlah suara baik dan buruk secara berurutan, dan jumlah bank yang gagal dan yang tidak gagal dalam masing-masing sel. Sebuah garis batas dipilih dari pengkajian matriks voting, dan observasi diklasifikasikan sesuai dengan posisi bank tersebut terhadap garis batas itu. Untuk mengklasifikasikan bank sebagai bank yang tidak gagal (gagal) aturannya adalah ketika jumlah suara baik melebihi jumlah suara buruk.

Dalam penelitian ini, prosedur voting dilakukan dengan membuat dua garis batas dalam matriks voting, sehingga membagi matriks tersebut ke dalam tiga bagian. Sel-sel matriks dalam bagian pertama memiliki observasi yang hanya diprediksikan untuk bank-bank yang gagal. Bagian kedua memiliki sel matriks dengan hanya prediksi bank-bank yang tidak gagal. Bagian ketiga, yang terletak antara dua bagian lainnya, memuat kemungkinan matriks kegagalan (ketidak gagal) di luar range yang telah disebutkan sebelumnya.

Untuk mengetahui kemampuan prediksi dari hasil *TR*, kinerjanya akan dibandingkan dengan model *logit* dan *MDA* yang biasanya dijumpai dalam literatur dan praktek *EWS*, dimana hal ini terutama merupakan perbandingan efektivitas terhadap model *EWS* yang ada.

II.4 Penelitian Terdahulu

Karya awal Beaver (1996) dan Altman (1968) dalam Kolari dkk (2000) menunjukkan bagaimana model berbasis komputer yang bergantung pada informasi akuntansi dapat memprediksikan kegagalan perusahaan. Model berbasis komputer dapat digunakan sebagai sistem peringatan dini (*EWS*) guna membantu mencegah beberapa kegagalan bank atau mengurangi biaya kegagalan tersebut.

Penelitian yang dilakukan oleh Kolari dkk (2000) mengaplikasikan *EWS* untuk bank komersial. Sampel yang diambil adalah sebanyak 145 bank komersial yang diasuransikan di Amerika Serikat pada tahun 1986, yang merupakan kegagalan terkini dengan data yang tersedia bagi penelitian ini. Data finansial untuk bank-bank yang gagal ini dikumpulkan baik satu tahun maupun dua tahun sebelum kegagalan dari catatan komputer *Call Report* akhir

tahun 1984 dan 1985. Karena ketidaktersediaan data akuntansi yang dibutuhkan untuk beberapa bank yang gagal, sampel akhir dari bank yang gagal dalam data 1984 dan 1985 adalah 126 dan 123 observasi secara berurutan.

Dengan menggunakan jumlah generator acak, sampel lain dari 900 bank yang tidak gagal dipilih dari populasi kurang lebih 15.000 bank komersial Amerika Serikat yang dijamin pada catatan *Call Report* 1985. Ketidaktersediaan data yang dibutuhkan untuk bank-bank yang tidak gagal ini di tahun 1984 dan 1985 menghasilkan 878 dan 862 observasi. Maka sampel total untuk tahun 1984 dan 1985 adalah 1.001 dan 985.

Proporsi sampel yang mendekati populasi akan paling baik mengatasi bias sampling apapun dalam observasi gagal atau tidak gagal. Karena tingkat kegagalan dalam perbankan di tahun-tahun sampel sekitar satu persen, tetapi sampel yang dipilih menunjukkan tingkat kegagalan sepuluh persen, hasil *TR* beresiko (dalam beberapa hal) untuk menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih tinggi atau lebih rendah dibandingkan yang akan dicapai dalam populasi perbankan. Namun demikian, ukuran dari sampel yang tidak gagal yang relatif besar dalam penelitian ini dibandingkan dengan penelitian kegagalan bank sebelumnya, seperti yang dilakukan Espahbodi (1991) memungkinkan evaluasi yang cukup komprehensif atas kemampuan identifikasi *TR*.

Untuk masing-masing bank sampel, 28 rasio finansial yang biasanya dijumpai dalam penelitian kegagalan bank sebelumnya diperhitungkan dari *Reports of Income and Condition (Call Reports)*. Rasio-rasio ini membentuk variabel-variabel independen.

Hasil perbandingan antara model *TR*, *MDA* dan model *logit* menunjukkan bahwa *TR* berkinerja lebih kuat dibandingkan *MDA* dan *logit*, karena *TR* mempertimbangkan banyak kemungkinan interaksi di antara variabel-variabel independen, sedangkan model *logit* dan *MDA* biasanya mengabaikan interaksi ini.

Di Indonesia, penelitian tentang prediksi kebangkrutan bank juga telah banyak dilakukan. Dari penelitian-penelitian yang dilakukan tersebut, kebanyakan penelitian menggunakan model CAMEL (mis. Surifah, 1999; Wilopo, 2001; Abdul Mongid, 2002; Titik Aryati dan Hekinus Manao, 2002) dan Altman *Z-Score* (mis. Adnan dan Taufiq, 2001). Sampai saat ini, di Indonesia belum ada penelitian yang menggunakan *EWS* sebagai prediktor kebangkrutan bank.

Agar lebih jelas, penelitian-penelitian terdahulu tentang kebangkrutan bank dapat dilihat pada tabel sebagai berikut :

Tabel 3.
Daftar Penelitian Terdahulu Untuk Masalah Kebangkrutan Bank

Tahun Penelitian	Nama Peneliti	Masalah yang Diteliti
1966	Beaver	Prediksi kebangkrutan dengan menggunakan enam kelompok rasio keuangan yang dianalisis dengan menggunakan metode univariat
1968	Altman	Prediksi kebangkrutan dengan menggunakan metode <i>MDA (Z score)</i>
1974	Blum	Prediksi kebangkrutan dengan menggunakan lima rasio keuangan, enam ukuran kecenderungan dan penyebaran serta satu variabel <i>return</i> saham
1975	Sinkey	Karakteristik bank yang bermasalah di USA dengan menggunakan model <i>MDA</i>
1976 & 1980	Pettawy	Pemanfaatan data harga saham sebagai <i>EWS</i> spesifik bank
1977	Altman, Halderman dan Narayanan	Prediksi kebangkrutan dengan menggunakan lima rasio keuangan, satu variabel penyebaran rasio keuangan dan satu variabel besaran perusahaan
1980	Ohlson	Prediksi kebangkrutan dengan menggunakan model analisa <i>logit</i> kondisional untuk menghilangkan masalah <i>MDA</i>
1984	Altman	Meneliti ulang prediksi kebangkrutan dengan menggunakan metode <i>MDA (Z score)</i> dengan memasukkan dimensi internasional, yang mengubah formula <i>Z score</i>
1985	Sinkey	Penggunaan rasio finansial dari masing-masing bank untuk memprediksi kegagalan bank tersebut
1995	Berger	Mencari cara untuk mengetahui kegagalan bank besar
1996	Kolari, Caputo dan Wagner	Aplikasi <i>EWS</i> pada bank komersial dengan menggunakan model <i>TR</i> dan model gabungan <i>TR/MDA vs MDA</i> dan <i>Logit</i> untuk mengidentifikasi bank-bank yang gagal
1996	Boyd dan Graham	Mencari cara untuk mengetahui kegagalan bank besar
1997	Federal Deposit Insurance Corporation	Penggunaan rasio finansial dari masing-masing bank untuk memprediksi kegagalan bank tersebut
1998	Peavy dan Hempel	Pemanfaatan data harga saham sebagai <i>EWS</i> spesifik bank
1999	Surifah	Prediksi kebangkrutan bank dengan menggunakan model <i>CAMEL</i>
2000	Kolari, Caputo dan Wagner	Perbaikan terhadap aplikasi <i>EWS</i> pada bank komersial dengan menggunakan model <i>TR</i> dan model gabungan <i>TR/MDA vs MDA</i> dan <i>Logit</i> untuk mengidentifikasi bank-bank yang gagal
2001	Wilopo	Prediksi kebangkrutan bank dengan menggunakan model <i>CAMEL</i>
2001	Adnan dan Taufiq	Prediksi kebangkrutan bank dengan menggunakan model <i>Altman Z=Score</i>
2002	Abdul Mongid	Prediksi kebangkrutan bank dengan menggunakan model <i>CAMEL</i>
2002	Titik Aryati dan Hekinus Manao	Prediksi kebangkrutan bank dengan menggunakan model <i>CAMEL</i>

II.5 Langkah-Langkah Analisis

Langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini adalah :

1. Menguji kemampuan model *logit* dalam memprediksi kebangkrutan Bank Umum Swasta Nasional di Indonesia.
2. Menguji kemampuan *MDA* dalam memprediksi kebangkrutan Bank Umum Swasta Nasional di Indonesia.
3. Menguji kemampuan *TR* dalam memprediksi kebangkrutan Bank Umum Swasta Nasional di Indonesia dengan bantuan program yang akan dibuat.
4. Melakukan analisis pengukuran efisensi yang dibobot untuk masing-masing model sistem peringatan dini tersebut dan menentukan model mana yang mempunyai kemampuan yang terbaik dalam memprediksi kebangkrutan Bank Umum Swasta Nasional di Indonesia.

Penelitian ini hanya melihat kondisi secara mikro, yaitu hanya melihat dan meneliti variabel-variabelnya saja.

II.3 Hipotesis

H1 : *EWS* dengan model *TR* memiliki ketepatan peramalan yang lebih baik dari *MDA* dan model *logit*.

III. METODE PENELITIAN

III.1 Populasi dan Prosedur Penentuan Sampel

Populasi dalam penelitian ini adalah semua bank umum yang ada di Indonesia yang tercantum dalam Buku Direktori Perbankan Indonesia periode tahun 1994/1995 – 1999/2000, yaitu sebanyak 88 bank yang gagal dan 81 bank yang tidak gagal.

Penelitian ini dilakukan dengan cara sensus, dimana jumlah sampelnya sama dengan jumlah populasi yang ada, karena jumlah bank umum yang ada di Indonesia relatif tidak terlalu banyak. Penentuan sampel seperti ini juga dimaksudkan agar hasil yang diperoleh dapat lebih maksimal.

III.2 Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa laporan keuangan Bank-Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan Non Devisa di Indonesia tahun

1994 - 2000. Alasan pemilihan tahun-tahun tersebut adalah untuk mendapatkan jumlah yang memadai dari bank bermasalah dalam sensus. Sedangkan alasan pemilihan data yang hanya meliputi Bank-Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan Non Devisa karena kebanyakan bank yang gagal dan bermasalah di Indonesia adalah Bank-Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan Non Devisa.

III.3 Definisi Operasional dan Identifikasi Variabel

Analisa *logit* adalah metodologi *EWS* yang paling umum digunakan, yang diterapkan dalam bisnis, penelitian akademis dan praktek peraturan perbankan, khususnya dalam pendeteksian potensi resiko kegagalan. Dalam penelitian ini akan dilakukan analisa regresi *logit stepwise* untuk memilih subset variabel independen yang paling penting dalam hal kemampuan diskriminan.

Trait Recognition (TR) adalah teknik pengenalan pola non-parametrik yang bergantung pada metode intensif-komputer untuk mengidentifikasi pola sistematis dalam data.

Untuk masing-masing bank yang dijadikan sampel dalam penelitian ini, 28 rasio finansial yang biasanya dijumpai dalam penelitian kegagalan bank sebelumnya diperhitungkan dari laporan keuangan bank-bank. Namun dari ke-28 rasio finansial tersebut, hanya 12 rasio finansial yang dapat diperhitungkan dari laporan keuangan bank-bank umum di Indonesia. Rasio-rasio tersebut adalah sebagai berikut :

Rasio keuntungan :

1. Return on assets = Pendapatan bersih setelah pajak / Total asset
2. Return on equity = Pendapatan bersih setelah pajak / Total ekuitas
3. Profit margin = Biaya bunga / Total asset
4. Gross operating margin = (Total pendapatan operasi – Total pengeluaran operasi) / Total asset

Rasio pertumbuhan :

5. Capital Growth = $(\text{Total ekuitas}_t - \text{Total ekuitas}_{t-1}) / \text{Total ekuitas}_t$

Rasio ukuran :

6. Assets = Total asset

Rasio likuiditas :

7. Liquid assets = Total kepemilikan surat berharga / Total asset

Rasio resiko pinjaman :

$$8. \text{ Loan exposure} = \text{Total pinjaman} / \text{Total asset}$$

$$9. \text{ Loan funding} = \text{Total pinjaman} / \text{Total simpanan}$$

Rasio pajak :

$$10. \text{ Tax exposure} = \text{Total pajak yang dibayar} / \text{Total asset}$$

Rasio bauran deposito :

$$11. \text{ Demand deposit mix} = \text{Giro} / \text{Total simpanan}$$

Rasio modal :

$$12. \text{ Capital ratio} = \text{Total ekuitas} / \text{Total asset}$$

Rasio-rasio tersebut di atas membentuk variabel-variabel independen.

III.3 Teknik Analisis

Penelitian ini membandingkan akurasi hasil prediksi dan klasifikasi yang diperoleh dengan menggunakan teknik *TR* dengan model klasifikasi *MDA* dan *logit* yang telah diterapkan untuk bank-bank komersial sebagai *EWS*. *MDA* mengestimasi Zscore dari sebuah model linier dengan bentuk sebagai berikut :

$$Z_i = a + b_1X_{i1} + b_2X_{i2} + \dots + b_nX_{in} \quad (1)$$

Dimana X_{ij} = variabel independen, $j = 1, \dots, n$ untuk bank $I = 1, \dots, m$, b_j = koefisien untuk variabel independen ke- j , dan Z_i = nilai gabungan linier untuk bank ke- i .

Bila $\text{prob} < 0,50$ ($\text{Prob} \geq 0,50$), bank tersebut diklasifikasikan sebagai bank yang tidak gagal (gagal). Salah pengklasifikasian dikode ulang untuk kesalahan tipe I (sebuah bank yang gagal diklasifikasikan sebagai bank yang tidak gagal), tipe kesalahan II (bank yang tidak gagal diklasifikasikan sebagai bank yang gagal), dan kesalahan total.

Model *logit* mengestimasi kemungkinan dari kegagalan untuk bank-bank sebagai berikut :

$$\text{Log} [\text{Prob} / (1 - \text{Prob})] = a + b_1X_{i1} + b_2X_{i2} + \dots + b_nX_{in} \quad (2)$$

Setelah mengetahui akurasi klasifikasi keseluruhan dari bermacam model *EWS*, selanjutnya dapat diketahui tipe-tipe kesalahan yang terjadi. Umumnya, kesalahan tipe I yang melibatkan salah klasifikasi dari bank yang gagal lebih penting dibandingkan kesalahan tipe II, dimana bank-bank yang tidak gagal salah diklasifikasikan. Namun, perbandingan

tunggal dari kesalahan tipe I mengasumsikan bahwa kesalahan tipe II tidak relevan, sehingga memberikan pandangan yang melenceng dari kinerja model. Metode pemfokusan perhatian pada bank-bank yang gagal, yang salah diklasifikasikan secara simultan dipertimbangkan dalam tingkat kesalahan total dalam pengukuran efisiensi yang dibobot (Korobrow dan Stuhr (1985)). Sesuai penelitian mereka, juga Espahbodi (1991), analisa pengukuran efisiensi yang dibobot diperhitungkan sebagai berikut :

$$WE = (FCC / PF) - (FCC / AF) * CC \quad (3)$$

Dimana FCC = jumlah bank yang gagal yang diklasifikasikan secara tepat, PF = jumlah bank yang diprediksikan akan gagal, AF = jumlah bank yang sebenarnya gagal dan CC = prosentase bank yang diklasifikasikan secara tepat. WE memberikan nilai klasifikasi yang dibobot dimana tingkat klasifikasi total disesuaikan untuk identifikasi tepat dari bank-bank yang gagal.

IV. ANALISIS DATA DAN HASIL PENELITIAN

IV.1 Gambaran Umum Responden

Responden dalam penelitian ini adalah semua Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan Non Devisa yang ada di Indonesia yang tercantum dalam Buku Direktori Perbankan Indonesia periode tahun 1994/1995 – 1999/2000, yaitu sebanyak 88 bank yang gagal dan 81 bank yang tidak gagal. Dari jumlah responden tersebut ternyata tidak semuanya dapat dijadikan responden dalam penelitian ini, karena data yang tersedia tidak lengkap atau bahkan karena tidak tersedianya data. Akhirnya responden yang dapat digunakan dalam penelitian ini adalah sebanyak 74 bank yang gagal dan 81 bank yang tidak gagal. Gambaran umum responden dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

**Tabel 4. Bank Umum Swasta Nasional Devisa Dan Non Devisa Yang Gagal
Periode Tahun 1994/1995 – 1999/2000**

Tahun	Jumlah	Populasi	Prosentase	Jenis Bank
1995	12	77	15,58	Bank Umum Swasta Nasional Devisa
	19	87	21,84	Bank Umum Swasta Nasional Non Devisa
1997	21	77	27,27	Bank Umum Swasta Nasional Devisa
	11	63	17,46	Bank Umum Swasta Nasional Non Devisa
1998	1	70	1,43	Bank Umum Swasta Nasional Devisa
	0	59	0	Bank Umum Swasta Nasional Non Devisa
1999	8	46	17,39	Bank Umum Swasta Nasional Devisa
	2	45	4,44	Bank Umum Swasta Nasional Non Devisa

Sumber : Direktori Perbankan Indonesia Periode Tahun 1994/1995 - 1999/2000 yang diolah

Tabel 5. Komposisi Asset Bank Umum Swasta Nasional Devisa Dan Non Devisa Periode Tahun 1994/1995 – 1999/2000

Total Asset	Jumlah	Jml Resp.	%	Jenis Bank	Keterangan
< 100.000.000.000,-	6	43	13,95	BUSNND	Tdk Gagal
	7	32	21,87	BUSNND	Gagal
100.000.000.000,- s/d 500.000.000.000,-	6	38	15,79	BUSND	Tdk Gagal
	27	43	62,79	BUSNND	Tdk Gagal
	11	42	26,19	BUSND	Gagal
	21	32	65,63	BUSNND	Gagal
500.000.000.000,- s/d	8	38	21,05	BUSND	Tdk Gagal
	6	43	13,95	BUSNND	Tdk Gagal
1.000.000.000.000,-	8	42	19,05	BUSND	Gagal
	4	32	12,50	BUSNND	Gagal
1.000.000.000.000,- s/d	15	38	39,47	BUSND	Tdk Gagal
	4	43	9,30	BUSNND	Tdk Gagal
10.000.000.000.000,-	22	42	52,38	BUSND	Gagal
>10.000.000.000.000,-	9	38	23,68	BUSND	Tdk Gagal
	1	42	2,38	BUSND	Gagal

Sumber : Direktori Perbankan Indonesia Periode Tahun 1994/1995 - 1999/2000 yang diolah

Tabel 6. Komposisi Kepemilikan Bank Umum Swasta Nasional Devisa Dan Non Devisa Periode Tahun 1994/1995 – 1999/2000

Kepemilikan	Jml	Jml Resp.	Prosentase	Jenis Bank	Keterangan
100 % Pribadi (Perorangan)	4	38	10,53	BUSND	Tidak Gagal
	19	43	44,19	BUSNND	Tidak Gagal
	3	42	7,14	BUSND	Gagal
	14	32	43,75	BUSNND	Gagal
Perorangan & Masyarakat	18	38	47,37	BUSND	Tidak Gagal
	20	43	46,51	BUSNND	Tidak Gagal
	19	42	45,24	BUSND	Gagal
	15	32	46,88	BUSNND	Gagal
100 % Masyarakat	16	38	42,10	BUSND	Tidak Gagal
	4	43	9,30	BUSNND	Tidak Gagal
	20	42	47,62	BUSND	Gagal
	3	32	9,37	BUSNND	Gagal

Sumber : Direktori Perbankan Indonesia Periode Tahun 1994/1995 - 1999/2000 yang diolah

IV.2 Hasil Empiris

- Model Logit :

Hasil dari perhitungan dengan menggunakan model *forward stepwise logit* tersebut adalah sebagai berikut :

1. Periode Satu Tahun Sebelum Kegagalan :

1. Langkah Pertama :

Variabel yang tepat memprediksi : LA.

Model : $-1,2970 + 0,0917LA$

		Prediksi		Prosentase Ketepatan
		Gagal	Tidak Gagal	
Pengamatan		0	1	
Gagal	0	64	10	86,49%
Tidak Gagal	1	26	55	67,90%
		Keseluruhan		76,77%

2. Langkah Kedua :

Variabel yang tepat memprediksi : LA dan PM.

Model : $4,8428 + 0,0652LA - 0,5831PM$

		Prediksi		Prosentase Ketepatan
		Gagal	Tidak Gagal	
Pengamatan		0	1	
Gagal	0	67	7	90,54%
Tidak Gagal	1	6	75	92,59%
		Keseluruhan		91,61%

3. Langkah Ketiga :

Variabel yang tepat memprediksi : LA, PM dan LF.

Model : $7,5678 + 0,0390LA - 0,6704PM - 0,0168LF$

		Prediksi		Prosentase Ketepatan
		Gagal	Tidak Gagal	
Pengamatan		0	1	
Gagal	0	68	6	91,89%
Tidak Gagal	1	6	75	92,59%
		Keseluruhan		92,26%

4. Langkah Keempat :

Variabel yang tepat memprediksi : PM dan LF.

Model : $9,3545 - 0,7511PM - 0,0217LF$

		Prediksi		Prosentase Ketepatan
		Gagal	Tidak Gagal	
Pengamatan	0	68	6	91,89%
	1	7	74	91,36%
Keseluruhan				91,61%

5. Langkah Kelima :

Variabel yang tepat memprediksi : PM, LF dan ROA.

Model : $10,3843 - 0,8461PM - 0,0223LF - 0,2461ROA$

		Prediksi		Prosentase Ketepatan
		Gagal	Tidak Gagal	
Pengamatan	0	68	6	91,89%
	1	7	74	91,36%
Keseluruhan				91,61%

2. Periode Dua Tahun Sebelum Kegagalan :

1. Langkah Pertama :

Variabel yang tepat memprediksi : LE.

Model : $5,2465 - 0,1069LE$

		Prediksi		Prosentase Ketepatan
		Gagal	Tidak Gagal	
Pengamatan	0	62	12	83,78%
	1	10	71	87,65%
Keseluruhan				85,81%

2. Langkah Kedua :

Variabel yang tepat memprediksi : LE dan DDM.

$$\text{Model : } 3,7700 - 0,1049\text{LE} + 0,0960\text{DDM}$$

		Prediksi		Prosentase Ketepatan
		Gagal	Tidak Gagal	
Pengamatan		0	1	
Gagal	0	65	9	87,84%
Tidak Gagal	1	7	74	91,36%
		Keseluruhan		89,68%

3. Langkah Ketiga :

Variabel yang tepat memprediksi : LE, DDM dan ROE.

$$\text{Model : } 3,7598 - 0,1072\text{LE} + 0,1131\text{DDM} - 0,0115\text{ROE}$$

		Prediksi		Prosentase Ketepatan
		Gagal	Tidak Gagal	
Pengamatan		0	1	
Gagal	0	67	7	90,54%
Tidak Gagal	1	7	74	91,36%
		Keseluruhan		90,97%

- Model *MDA* :

Model *MDA* untuk periode satu tahun sebelum kegagalan adalah sebagai berikut :

$$Z = -1,697 + 0,090\text{PM} + 0,030\text{GOM} - 0,018\text{LA} + 0,025\text{LE} - 0,019\text{DDM}$$

Hasil dari perhitungan dengan menggunakan model *MDA* tersebut adalah sebagai berikut :

		Prediksi	
		Gagal	Tidak Gagal
Aktual		0	1
Gagal	0	65	9
Tidak Gagal	1	8	73
Prosentase	0	87,8%	12,2%
	1	9,9%	90,1%

Prosentase Ketepatan : 89,0%

Model *MDA* untuk periode dua tahun sebelum kegagalan adalah sebagai berikut :

$$Z = -2,104 + 0,002ROE - 0,005GOM + 0,056LE - 0,030DDM$$

Hasil dari perhitungan dengan menggunakan model *MDA* tersebut adalah sebagai berikut :

		Prediksi	
		Gagal	Tidak Gagal
Aktual		0	1
Gagal	0	68	6
Tidak Gagal	1	8	73
Prosentase	0	91,9%	8,1%
	1	9,9%	90,1%

Prosentase Ketepatan : 91,0%

- Model *TR* :

Hasil perhitungan prediksi kebangkrutan bank dengan menggunakan model *Trait Recognition (TR)* untuk periode satu tahun sebelum kegagalan adalah sebagai berikut :

		Aktual	
		Gagal	Tidak Gagal
Prediksi		0	1
Gagal	0	80	1
Tidak Gagal	1	1	73

Ketepatan Prediksi = 98,65%

Hasil perhitungan prediksi kebangkrutan bank dengan menggunakan model *Trait Recognition (TR)* untuk periode dua tahun sebelum kegagalan adalah sebagai berikut :

		Aktual	
		Gagal	Tidak Gagal
Prediksi		0	1
Gagal	0	80	5
Tidak Gagal	1	1	69

Ketepatan Prediksi = 98,57%

IV.3 Hasil dan Interpretasi Hasil Penelitian

Setelah mengetahui perhitungan dengan masing-masing model tersebut di atas, yaitu model *logit*, *MDA* dan *TR*, selanjutnya dilakukan perbandingan efisiensi terbobot antara ketiga model tersebut. Perhitungan analisa pengukuran efisiensi yang dibobot dilakukan dengan menggunakan rumus :

$$WE = (FCC / PF) \cdot (FCC / AF) \cdot CC$$

Sedangkan perhitungannya adalah sebagai berikut :

Tabel 4. <i>Weighted Efficiency Scores</i> (Pengukuran Efisiensi Yang Dibobot) Dengan Model <i>Logit</i> , <i>Multiple Discriminant Analysis</i> Dan <i>Trait Recognition</i>					
	FCC	PF	AF	CC	WE
Periode satu tahun sebelum kegagalan :					
<i>Logit</i>	68	75	74	91,61	76,33
<i>Multiple Discriminant Analysis</i>	65	73	74	89,00	69,58
<i>Trait Recognition</i>	73	74	74	98,65	96,00
Periode dua tahun sebelum kegagalan :					
<i>Logit</i>	67	74	74	90,97	74,57
<i>Multiple Discriminant Analysis</i>	68	76	74	91,00	74,81
<i>Trait Recognition</i>	69	70	74	98,57	90,60
Keterangan :					
FCC	:	Jumlah bank yang gagal yang diklasifikasikan secara tepat			
PF	:	Jumlah bank yang diprediksikan akan gagal			
AF	:	Jumlah bank yang benar-benar gagal			
CC	:	Prosentase dari bank yang diklasifikasikan secara tepat			
WE	:	Efisiensi yang dibobot			

V. PENUTUP

V.1 Kesimpulan

Dari tabel tersebut di atas dan dari perhitungan-perhitungan dengan menggunakan masing-masing model dapat diketahui bahwa model *TR* memiliki akurasi prediksi yang paling tinggi. Selain itu, model *TR* tidak hanya dapat digunakan untuk memprediksi tingkat kegagalan bank, tapi juga dapat mengetahui dengan tepat bank-bank mana saja yang akan mengalami kegagalan. Hal ini tidak bisa dilakukan dengan model *logit* maupun *MDA*. Ini membuktikan bahwa hipotesis dalam penelitian ini, yang berbunyi *EWS* dengan model *TR* memiliki ketepatan peramalan yang lebih baik dari model *MDA* dan model *logit*, benar-benar terbukti; yang artinya, penelitian ini konsisten dengan penelitian yang dilakukan oleh peneliti terdahulu.

V.2 Implikasi

Hasil penelitian ini dapat dijadikan bahan pertimbangan bagi penelitian-penelitian di bidang keuangan yang menggunakan model ekonofisika dan mendorong arah riset di bidang keuangan untuk menggunakan model-model ekonofisika. Sedangkan bagi dunia perbankan, khususnya Bank Indonesia sebagai bank sentral di Indonesia, hasil penelitian ini dapat menjadi bahan masukan dan acuan untuk memprediksi kebangkrutan bank, khususnya dengan menggunakan model *TR*.

V.3 Saran

Untuk penelitian-penelitian yang akan datang, peneliti dapat mempertimbangkan penggunaan *holdout sample* dalam melakukan perhitungan, karena kemungkinan dengan digunakannya *holdout sample* dalam perhitungan, dapat lebih memperkuat perhitungan yang dilakukan dan prediksi yang dihasilkan. Selain itu, untuk penelitian-penelitian yang akan datang, peneliti diharapkan dapat menciptakan suatu program dengan bahasa pemrograman yang lebih *user friendly*, sehingga lebih mudah digunakan. Peneliti dapat juga membandingkan model *TR* ini dengan model prediksi kebangkrutan bank lainnya, yang belum pernah dilakukan di Indonesia.

V.4 Keterbatasan

Selain keunggulan-keunggulan yang dimiliki oleh model *TR*, model *TR* yang dibuat dalam penelitian ini memiliki kelemahan dalam hal program yang digunakan untuk melakukan perhitungan, dimana program yang dibuat ini menggunakan bahasa *Fortran* yang tidak terlalu lazim digunakan, sehingga tidak *user friendly*. Namun pembuatan program dengan menggunakan bahasa *Fortran* ini memiliki alasan, karena bahasa ini merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi yang sangat rinci, sehingga keakuratan perhitungannya sangat tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

Altman, E., 1968, "Financial Ratio Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy", *Journal of Finance*, Vol. XXIII, No. 4, September

———, R. Halderman, and P. Narayanan, 1977, "Zeta Analysis", *Journal of Banking and Finance*

Aryati, Titik dan Hekinus Manao, 2002, "Rasio Keuangan sebagai Prediktor Bank Bermasalah di Indonesia", *Jurnal Riset Akuntansi Indonesia*, Vol. 5, No. 2, Mei

Beaver, W., 1966, "Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting : Selected Studies", Supplement, Vol. 5, *Journal of Accounting Research*

Benavidez, A. and M. Caputo, 1988, "Pattern Recognition of Earthquake Prone Areas in the Andean Region", *Studia*, University of Bologna

Bongard, M.M., M.I. Vainsveig, S.A. Guberman and M.L. Izvekova, 1966, "The Use of Self Learning Programs in the Detection of Oil Containing Layers", *Geology Geofiz*, Vol. 6

Briggs, P. and F. Press, 1977, "Pattern Recognition Applied to Uranium Prospecting", *Nature*, Vol. 268

——— and Sh.A. Guberman, 1977, "Pattern Recognition Applied to Earthquake Epicenters in California and Nevada", *Geological Society of America Bulletin*, Vol. 88

Coats, P.K. and L.F. Fant, 1993, "Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool", *Financial Management*, Vol. 22

Espahbodi, P., 1991, "Identification of Problem Banks and Binary Choice Models", *Journal of Banking and Finance*, Vol. 15

Frydman, H., E.I. Altman and D. Kao, 1985, "Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification : The Case of Financial Distress", *The Journal of Finance*, Vol. 40

Gelfand, I.M., Sh.A. Guberman, M.L. Izvekova, V.I. Heilis-Borok and E. Ranzman, 1972, "Criteria of High Seismicity Determined by Pattern Recognition", in Ritzema (ed.), *The Upper Mantle, Tectonophysics*, Vol. 13

———, Sh.A. Guberman, V.I. Heilis-Borok, L. Knopoll, F. Press, E. Ranzman, I.M. Retwain and A.M. Sadovsky, 1976, "Pattern Recognition Applied to Earthquake Epicenters in California", *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, Vol. 11

Gilbert, L.R., K. Menon, K. Schwartz, 1990, "Predicting Bankruptcy for Firms in Financial Distress", *Journal of Business, Finance and Accounting*, Spring

Hair, Joseph F., Jr., Rolph E. Anderson, Ronald L. Tatham, William C. Black, 1998, *Multivariate Data Analysis*, Prentice-Hall International, Upper Saddle River, New Jersey

Herliansyah, Yudhi, Moch Syafrudin dan M. Didik Ardiyanto, 2002, "Model Prediksi Kebangkrutan Bank Go Public dan Bank Non Go Public di Indonesia", *Jurnal Maksi*, Vol. 1, Agustus

Jagtiani, Julapa A., Kolari, James W., Lemieux, Catharine M., Shin, G. Hwan, 2000, *Predicting Inadequate Capitalization : Early Warning System for Bank Supervision*, Emerging Issues Series, Supervision and Regulation Department, Federal Reserve Bank of Chicago

Jones, F., 1987, "Current Techniques in Bankruptcy Prediction", *Journal of Accounting Literature*, Vol. 6

Keasey, K. and P. McGuinness, 1990, "The Failure of UK Industrial Firms for the Period 1976-1984, Logistic Analysis and Entropy Measures", *Journal of Business, Finance & Accounting*, Vol. 17, No. 1, Spring

Kolari, James, Caputo, Michele, Wagner, Drew, 1996, "Trait Recognition : An Alternative Approach to Early Warning Systems in Commercial Banking", *Journal of Business Finance & Accounting*, December, Vol. 23

———, Glennon, Dennis, Shin, Hwan, Caputo, Michele, 2000, *Predicting Large U.S. Commercial Bank Failures*, Economic and Policy Analysis Working Paper

Lo, Andrew W., 1986, "Logit Versus Discriminant Analysis : A Specification Test and Application to Corporate Bankruptcies", *Journal of Econometrics*, Vol. 31, No. 2, March

Marzuki, 1983, *Metodologi Riset*, Cetakan Ketiga, Bagian Penerbitan Fakultas Ekonomi-UII, Yogyakarta

Ohlson, J.A, 1980, "Financial Ratio and The Probabilistic Prediction of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, Spring

Palepu, K.G., 1986, "Predicting Takeover Targets : A Methodological and Empirical Analysis", *Journal of Accounting and Economics*, Vol. 8

Platt, Harlan D., Platt, Marjorie B., 1990, "Development of a Class of Stable Predictive Variables : The Case Bankruptcy Prediction", *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 17, No. 1, Spring

Platt, Harlan D., Platt, Marjorie B., Pedersen, Jon Gunnar, 1994, "Bankruptcy Discrimination with Real Variables", *Journal of Business Finance & Accounting*, June

Siamat, Dahlan, 1993, *Manajemen Bank Umum*, Cetakan Pertama, Intermedia, Jakarta
———, 2001, *Manajemen Lembaga Keuangan*, Edisi Ketiga, Cetakan Pertama, Lembaga Penerbit Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia, Jakarta

Sinkey, J.F.Jr., 1975, "A Multivariate Statistical Analysis of The Characteristic of Problem Banks", *Journal of Finance*, Vol. XXX, No. 1, March

Thomson, J.B., 1991, "Predicting Bank Failures in 1980s", *Economic Review*, Vol. 27

Whalen, G., and J. Thomson, 1988, "Using Financial Data to Identify Changes in Bank Condition", *Economic Review*, Second Quarter

Wilopo, 2001, "Prediksi Kebangkrutan Bank", *Jurnal Riset Akuntansi Indonesia*, Vol. 4, No. 2, Mei