

**STUDI PERBANDINGAN *EARLY WARNING SYSTEMS (EWS)* UNTUK  
MEMPREDIKSI KEBANGKRUTAN BANK DENGAN MODEL *LOGIT*,  
*MULTIPLE DISCRIMINANT ANALYSIS (MDA)* DAN  
*TRAIT RECOGNITION (TR)* PADA BANK UMUM DI INDONESIA**

**TESIS**

**Diajukan sebagai salah satu syarat  
Memperoleh derajat S-2 Magister Akuntansi**



**Diajukan oleh :  
Nama : Liza Angelina  
NIM : C4C000343**

**Kepada  
PROGRAM STUDI MAGISTER AKUNTANSI  
PROGRAM PASCASARJANA  
UNIVERSITAS DIPONEGORO  
TAHUN 2003**



## **SURAT PERNYATAAN**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, Liza Angelina, menyatakan bahwa tesis yang saya ajukan ini adalah hasil karya saya sendiri dan belum pernah disusun dan disampaikan untuk mendapatkan gelar pada Program Magister Akuntansi maupun pada program lainnya. Karya ini adalah milik saya dan oleh karena itu sepenuhnya menjadi tanggung jawab saya dan dapat saya pertanggung jawabkan keasliannya.

Semarang, 19 September 2003

Liza Angelina

Tesis berjudul

STUDI PERBANDINGAN *EARLY WARNING SYSTEMS (EWS)* UNTUK  
MEMPREDIKSI KEBANGKRUTAN BANK DENGAN MODEL *LOGIT, MULTIPLE  
DISCRIMINANT ANALYSIS (MDA)* DAN  
*TRAIT RECOGNITION (TR)* PADA BANK UMUM DI INDONESIA

yang dipersiapkan dan disusun oleh

**Liza Angelina**

telah dipertahankan didepan Dewan Penguji pada tanggal 19 September 2003  
dan dinyatakan telah memenuhi syarat untuk diterima

Pembimbing Utama/Ketua

Dr. Imam Ghozali, MCom, Akt

Pembimbing/Anggota

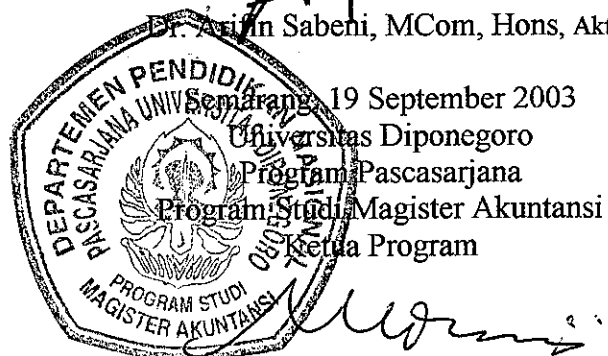
Dra. Dyah Sih Rahayu, MSi, Akt

Susunan Tim Penguji

Dr. M. Chabachib, MSi, Akt

Drs. Rahardja, MSi, Akt

Dr. Anin Sabeni, MCom, Hons, Akt



Drs. Moh. Nazir, MSi, Akt

UPT-PUSTAK-UNDIP	
No. Daft:	2246 T/mak/03
Tgl.	12/2 04

## ABSTRAKSI

Tesis yang berjudul Studi Perbandingan *Early Warning Systems (EWS)* untuk Memprediksi Kebangkrutan Bank dengan Model *Logit*, *Multiple Discriminant Analysis (MDA)* dan *Trait Recognition (TR)* pada Bank Umum di Indonesia ini bertujuan untuk 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.

Populasi dan data yang digunakan 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. Teknik analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan cara membandingkan akurasi hasil prediksi dan klasifikasi yang diperoleh dengan menggunakan teknik *TR* dengan model klasifikasi *MDA* dan *logit* yang telah diterapkan untuk bank-bank komersil sebagai *EWS* terhadap 12 rasio finansial yang dapat diperhitungkan dari laporan keuangan bank-bank umum di Indonesia.. Selanjutnya dilakukan analisis pengukuran efisiensi yang dibobot (*WE/Weighted Efficiency*) terhadap ketiga model tersebut.

Dari hasil perhitungan yang dilakukan dengan menggunakan 3 (tiga) model, yaitu model *logit*, *MDA* dan *TR*, dapat diketahui bahwa model *TR* lebih unggul dibandingkan dengan kedua model lainnya; yang artinya 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. Dimana akurasi prediksi kebangkrutan bank untuk periode satu tahun sebelum kegagalan apabila perhitungan dilakukan dengan menggunakan model *logit* adalah sebesar 91,61%, dengan model *MDA* sebesar 89,0% dan dengan model *TR* sebesar 98,65%. Untuk periode dua tahun sebelum kegagalan, bila perhitungan dilakukan dengan menggunakan model *logit*, maka akurasi prediksinya adalah sebesar 90,97%; sedangkan dengan model *MDA* sebesar 91,0% dan dengan model *TR* sebesar 98,57%. Hal ini juga berarti bahwa penelitian ini konsisten dengan penelitian yang dilakukan oleh peneliti terdahulu.

Kata Kunci : *Trait Recognition (TR)*, *Logit*, *Multiple Discriminant Analysis (MDA)*, *Bank Bankruptcy*

## ABSTRACT

This thesis entitling Study Comparison of Early Warning Systems (EWS) for the Prediction of Bankruptcy Bank with Logit Model, Multiple Discriminant Analysis (MDA) and Trait Recognition (TR) at Commercial Banking in Indonesia is aim to test ability of prediction of each the forewarning system model and wich model having best ability in bank bankruptcy prediction, specially for the case of Commercial Banking in Indonesia.

Population and data which used in this research is all Foreign Exchange and Non Foreign Exchange National Commercial Banking exist in Indonesia which contained in Banking Directory Book of Indonesia period of year 1994/1995 - 1999/2000, that is counted 88 fail bank and 81 unfaill bank. From amount of the responder in the reality not all can be made responder in this research, because incomplete available data or even because is not available of data. Finally responder able to be used in this research counted 74 fail bank and 81 unfaill bank. Analysis technique which used in this research is by comparing accuration result of obtained classification and prediction by using technique of TR with classification model of MDA and logit which have been applied for commercial banks as EWS to 12 financial ratio able to be reckoned from commercial banks financial statement in Indonesia.. Hereinafter analyse measurement of efficiency which wight (WE / Weighted Efficiency) to third model.

From result of conducted calculation by using 3 (three) models, that is logit model, MDA and TR, can be found that TR model is more pre-eminent compared to both other model; with the meaning hypothesis in this research, which sound EWS with TR model have accuracy of better forecasting of MDA model and logit model, really proven. Where accuration of bank bankruptcy prediction for one year before failure period if conducted by using logit model is equal to 91,61%, with MDA model equal to 89,0% and with TR model equal to 98,65%. For two year before failure period, if conducted by using logit model, hence its accuration is equal to 90,97%; while with MDA model equal to 91,0% and with TR model equal to 98,57%. This matter also mean that this research consistence with research done by former researcher.

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

## KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa yang telah melimpahkan berkat dan rahmatNya sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan tesis ini. Penulis menyadari bahwa penyusunan tesis ini tidak akan dapat terlaksana apabila tidak didukung oleh pihak-pihak yang terkait. Untuk itu, pada kesempatan ini perkenankanlah penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada :

1. Bapak Dr. Imam Ghozali, MCom, Akt, selaku Pembimbing Utama yang telah banyak membantu dan memberikan pengarahan serta bimbingan dalam penulisan dan penyusunan tesis ini.
2. Ibu Dra. Dyah Sih Rahayu, MSi, Akt, selaku Anggota Pembimbing yang selalu memberikan dukungan dan bimbingan dalam penyusunan tesis ini. Terima kasih pula atas persahabatannya semenjak awal kuliah di bangku S1 sampai saat ini.
3. Prof. James Kolari dari Texas A&M University yang telah dengan tulus ikhlas bersedia memberikan program *TR* yang dibutuhkan penulis dalam penelitian ini dan membantu memberikan solusi terhadap masalah yang dialami oleh penulis.
4. Bapak Ignatius Anindya Dartha O., SKom, yang telah sangat berjasa membantu penulis menyelesaikan masalah yang dihadapi sehubungan dengan program *TR* yang ada, sehingga program tersebut dapat dijalankan, disesuaikan dengan kebutuhan penelitian ini dan digunakan untuk kepentingan penelitian ini.

5. Pimpinan Bank Indonesia melalui Bapak Winarto, selaku Kepala Bidang Sumber Daya Manusia Bank Indonesia Semarang dan Ibu Sukengsi yang telah memberikan Bantuan Penelitian Ekonomi dan Moneter kepada penulis.
6. Bapak Dr. Dwisetia Poerwono, MSc, selaku mantan Pembantu Dekan I UNDIP, yang telah merekomendasi, menjembatani dan membantu penulis dalam memperoleh Bantuan Penelitian Ekonomi dan Moneter dari Bank Indonesia.
7. Pimpinan Universitas Dian Nuswantoro Semarang, terutama Bapak Ir. Edi Noersasongko, MKom dan Bapak St. Dwiarso Utomo, SE, MKom, Akt yang telah memberikan tugas belajar dan dukungan kepada penulis, sehingga penulis dapat menempuh studi dari awal hingga akhir dengan lancar. Demikian pula untuk Dekan FE UDINUS, Ibu Kusni Ingsih, SE, MM dan rekan-rekan dosen FE UDINUS yang telah memberikan dukungan dalam penyusunan tesis ini.
8. Pengelola Program Magister Akuntansi dan semua dosen UNDIP, terutama pengampu mata kuliah di Program Magister Akuntansi yang telah membimbing, mengarahkan dan memberikan dukungan selama masa kuliah maupun dalam penyusunan tesis ini. Juga pegawai Admisi Program Magister Akuntansi UNDIP, terutama Mas Kartono dan Mbak Nus, yang selalu bersedia membantu.
9. Rekan-rekan kuliah Angkatan IV (Sore), terutama untuk Ibu Anna Sumaryati, SE dan Inneke Sujanto, SE yang selalu memberikan dukungan dan semangat selama kuliah dan dalam penyusunan tesis ini, serta semua pihak yang tidak bisa disebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa penelitian ini masih jauh dari sempurna dan tidak lepas dari kekurangan-kekurangan, oleh karena itu penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang bermanfaat dan bersifat membangun.

Akhir kata, penulis berharap semoga penelitian ini dapat berguna bagi semua yang membutuhkan.

Semarang, September 2003

Penulis

Liza Angelina



## DAFTAR ISI

Halaman Judul .....	i
Halaman Pengesahan .....	ii
Abstraksi .....	iii
Abstract .....	iv
Kata Pengantar.....	v
Daftar Gambar.....	x
Daftar Tabel .....	xi
Daftar Lampiran .....	xii
I. PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Masalah.....	1
1.2 Perumusan Masalah .....	7
1.3 Tujuan Penelitian .....	7
1.4 Manfaat Penelitian .....	8
II. TELAAH PUSTAKA DAN HIPOTESIS .....	9
2.1 Telaah Pustaka .....	9
2.1.1 Pengertian <i>Logit</i> .....	9
2.1.2 Pengertian <i>Multiple Discriminant Analysis (MDA)</i> .....	9
2.1.3 Pengertian <i>Trait Recognition</i> .....	9
2.1.4 Deskripsi Prosedur <i>Trait Recognition</i> .....	11
2.2 Penelitian Terdahulu .....	18
2.3 Langkah-Langkah Analisis .....	32
2.4 Perumusan Hipotesis .....	33

III. METODE PENELITIAN .....	34
3.1 Populasi dan Prosedur Penentuan Sampel .....	34
3.2 Jenis dan Sumber Data.....	34
3.3 Prosedur Pengumpulan Data .....	35
3.4 Definisi Operasional dan Identifikasi Variabel .....	35
3.5 Teknik Analisis .....	38
IV. PEMBAHASAN DAN HASIL PENELITIAN.....	40
4.1 Gambaran Umum Responden .....	40
4.2 Hasil Empiris .....	44
4.2.1 Model <i>Logit</i> .....	44
4.2.2 Model <i>MDA</i> .....	52
4.2.3 Model <i>TR</i> .....	54
4.3 Hasil dan Interpretasi Hasil Penelitian .....	56
V. KESIMPULAN DAN SARAN.....	59
5.1 Kesimpulan .....	59
5.2 Implikasi .....	60
5.3 Saran .....	61
5.4 Keterbatasan.....	61
Daftar Pustaka .....	62
Lampiran	
Daftar Riwayat Hidup Penyusun	

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 1	Posisi Rasio Finansial untuk Sampel Bank yang Gagal dan Bank yang Tidak Gagal Satu Tahun Sebelum Kebangkrutan .....	12
----------	---	----

## DAFTAR TABEL

Tabel 1	Pengkodean Ulang Bank Sampel .....	14
Tabel 2	Matriks <i>Trait</i> untuk Masing-Masing Bank .....	15
Tabel 3	Daftar Penelitian Terdahulu untuk Masalah Kebangkrutan Bank .....	31
Tabel 4	Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan Non Devisa yang Gagal Periode Tahun 1994/1995 – 1999/2000 .....	41
Tabel 5	Komposisi Asset Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan Non Devisa Periode Tahun 1994/1995 – 1999/2000 .....	42
Tabel 6	Komposisi Kepemilikan Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan Non Devisa Periode Tahun 1994/1995 – 1999/2000 .....	43
Tabel 7	<i>Weighted Efficiency Scores</i> (Pengukuran Efisiensi yang Dibobot) dengan Model <i>Logit</i> , <i>Multiple Discriminant Analysis</i> dan <i>Trait Recognition</i> .....	57

## DAFTAR LAMPIRAN

- Lampiran 1 Data Keuangan Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan Bank Umum Swasta Nasional Non Devisa
- Lampiran 2 Ratio Finansial Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan Bank Umum Swasta Nasional Non Devisa
- Lampiran 3 *Logistic Regression* Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan Non Devisa Periode Satu Tahun sebelum Kegagalan
- Lampiran 4 *Logistic Regression* Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan Non Devisa Periode Dua Tahun sebelum Kegagalan
- Lampiran 5 *Multiple Discriminant Analysis* Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan Non Devisa Periode Satu Tahun sebelum Kegagalan
- Lampiran 6 *Multiple Discriminant Analysis* Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan Non Devisa Periode Dua Tahun sebelum Kegagalan
- Lampiran 7 *Trait Recognition* Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan Non Devisa Periode Satu Tahun sebelum Kegagalan
- Lampiran 8 *Trait Recognition* Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan Non Devisa Periode Dua Tahun sebelum Kegagalan

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang Masalah**

Perkembangan perekonomian Indonesia merupakan hasil dari kegiatan pelaku lembaga-lembaga ekonomi yang sangat berpengaruh terhadap kemajuan bangsa Indonesia. Lembaga-lembaga ekonomi tersebut antara lain koperasi, perusahaan negara, perusahaan swasta, lembaga keuangan perbankan dan lembaga keuangan non perbankan.

Dalam masa pembangunan ini pemerintah selalu menitik beratkan pada sektor industri dan pertanian yang direalisasikan pada setiap Rencana Pembangunan Lima Tahun. Tahap pembangunan lima tahun membutuhkan dana yang tidak sedikit jumlahnya. Untuk memperoleh dana tersebut dapat dilakukan melalui penghimpunan dana yang berbentuk tabungan, deposito dan sebagainya, yang selanjutnya disalurkan kembali kepada masyarakat untuk melangsungkan pembangunan. Sehubungan dengan hal tersebut pemerintah mengadakan pembenahan-pembenahan atau deregulasi sektor-sektor pendukung perekonomian seperti lembaga keuangan perbankan.

Setelah pemerintah mengeluarkan Paket 27 Oktober 1988, perbankan mengalami perkembangan pesat dan diberi keleluasaan untuk berkembang (Dahlan Siamat, 2001). Hal ini mendukung adanya penyediaan dan suplai dana untuk investasi.

**UPT-PUSTAK-UNDIP**

Selanjutnya pemerintah menerbitkan lagi suatu kebijakan deregulasi 1 Juni 1993 yang memberi angin segar bagi perbankan untuk mencari dana di luar pemerintah, hal ini menyebabkan persaingan antar bank menjadi semakin ketat. Bank-bank yang ada berusaha menghimpun dana dari masyarakat sebanyak-banyaknya, setiap bank berusaha memberikan pelayanan yang sebaik-baiknya dengan berbagai macam cara yang cukup menggiurkan untuk para nasabahnya.

Perkembangan sektor perbankan yang sangat cepat dan persaingan antar bank yang sangat ketat menyebabkan permasalahan-permasalahan yang cukup serius, terutama menyangkut kelangsungan kehidupan perbankan itu sendiri. Banyak sudah bank-bank yang mengalami kehancuran karena kalah bersaing dengan bank yang lainnya. Akhirnya perbankan di Indonesia masuk pada fase yang paling sulit didalam sejarah peredarannya. Timbunan kredit bermasalah dan kredit macet menjadi biang kesulitan itu. Hal ini merupakan salah satu dampak dari krisis moneter yang melanda Indonesia di akhir abad 20, yang menyebabkan kolapsnya sejumlah bank-bank karena dianggap tidak layak lagi untuk meneruskan bisnisnya. Bank-bank dimaksud terpaksa dilikuidasi oleh pemerintah dan otoritas perbankan, karena bank-bank itu sudah tidak mampu lagi mempertahankan *going concern*-nya. Dengan keputusan Menteri Keuangan, sebanyak 16 bank umum telah dicabut ijinnya pada tanggal 1 Nopember 1997. Menyusul kemudian pada tanggal 13 Maret 1999 sebanyak 38 bank lainnya dinyatakan tidak boleh lagi meneruskan kegiatannya (dilikuidasi).

Ada dua macam kegagalan, yaitu kegagalan ekonomi dan kegagalan keuangan. Kegagalan ekonomi suatu perusahaan dikaitkan dengan ketidakseimbangan antara pendapatan dengan pengeluaran. Kegagalan ekonomi juga

bisa disebabkan oleh biaya modal perusahaan yang lebih besar dari tingkat laba atas biaya historis investasi. Sementara itu, sebuah perusahaan dikategorikan gagal keuangannya jika perusahaan tersebut tidak mampu membayar kewajibannya pada waktu jatuh tempo, meskipun aktiva total melebihi kewajibannya. Keadaan ini sering didefinisikan sebagai insolvensi teknis (*technical insolvency*). Tentu saja, sebuah perusahaan juga akan dinyatakan pailit jika total kewajiban melebihi nilai wajar dari aktiva totalnya.

Di negara lain, seperti 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. Makin banyaknya permasalahan yang ada dalam perbankan di Indonesia menyebabkan pemerintah melalui lembaganya yang terkait, yaitu Bank Indonesia (BI) sebagai bank sentral dan pengawas kegiatan



perbankan di Indonesia berusaha menanggulangi permasalahan-permasalahan yang ada di tubuh perbankan, sehingga tidak semakin merusak perekonomian dengan menetapkan peraturan-peraturan perbankan yang meliputi permodalan, kualitas manajemen, kualitas asset, solvabilitas, rentabilitas, likuiditas, serta aspek-aspek lainnya untuk menerapkan perbankan yang baik dan sehat (Paket Deregulasi 29 Mei 1993). Untuk itu Bank Indonesia memberikan ketentuan ukuran penilaian tingkat kesehatan bank (SE no. 26/5/BPPP tanggal 29 Mei 1993 dan SK BI no. 30/11/KEP/DIR tanggal 30 April 1997). Disamping itu, mengingat bank merupakan bidang usaha yang terkait dengan kepentingan masyarakat baik sebagai pemegang saham, penabung, deposan maupun peminjam dana, maka bank diwajibkan untuk mempublikasikan laporan keuangannya (SE BI no. 27/5/UPPB tanggal 25 Januari 1995 juncto no. 28/5/UPPB tanggal 7 Juli 1995) (Yudhi Herliansyah, Moch Syafrudin dan M. Didik Ardiyanto, 2002).

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). Lembaga-lembaga yang memicu sistem *EWS* menjadi subyek bagi perhatian pemerintah yang makin meningkat. Dengan cara ini *EWS* memberikan waktu tunggu untuk meningkatkan alokasi sumber penilai yang langka, memungkinkan tindakan pengawasan tepat

waktu dan utamanya mengurangi biaya kegagalan. 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 keefektivitasannya 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 recursif, 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*.

Berdasarkan hal tersebut di atas, pengetahuan tentang suatu Bank Umum sangat diperlukan, tidak hanya bagi kepentingan intern bank, tetapi juga bagi pihak-pihak lain yang berkepentingan, terutama bagi para nasabah bank tersebut. Sampai saat ini, pengetahuan masyarakat umum tentang suatu bank, dalam hal ini Bank Umum, masih sangatlah minim. Oleh karena itu banyak di antara mereka yang tidak

mengetahui bank mana yang sehat dan baik, dan bank mana yang kurang sehat dan kurang baik, sehingga masih banyak yang terjebak dalam menentukan bank mana yang akan mereka pilih sebagai tempat menyimpan dananya.

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.

Berdasarkan uraian di muka, akan diuji kembali penelitian yang telah dilakukan oleh James Kolari, Michele Caputo dan Drew Wagner (1996), yang

didasarkan pada eksplorasi atas asosiasi berbagai rasio laporan keuangan. Penelitian ini menggunakan pendekatan *heuristic*.

Penelitian ini juga menggunakan algoritma Bongard dkk. Namun, karena algoritma adalah program umum untuk penelitian geologis, maka dalam penelitian ini akan dibuat suatu program baru. Dalam hal ini, akan dikembangkan versi umum dari algoritma Bongard dkk yang dapat diterapkan untuk permasalahan identifikasi apapun secara virtual.

## 1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan uraian tersebut di atas, maka perumusan masalah dalam penelitian ini adalah :

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.

## 1.3 Tujuan Penelitian

Sesuai dengan perumusan masalah, penelitian ini mempunyai tujuan sebagai berikut :

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.

#### **1.4 Manfaat Penelitian**

Hasil penelitian ini diharapkan :

1. Dapat menjadi bahan acuan untuk penerapan model ekonofisika dalam penelitian di bidang keuangan.
2. Dapat menjadi bahan masukan dan pertimbangan untuk kemajuan dunia perbankan, khususnya Bank Umum di Indonesia.
3. Sebagai bahan acuan dan sumbangan pemikiran bagi penelitian selanjutnya dan perkembangan ilmu dalam membangun landasan teori, untuk memprediksi kegagalan bank, khususnya Bank Umum.

## **BAB II**

### **TELAAH PUSTAKA DAN HIPOTESIS**

#### **2.1 Telaah Pustaka**

##### **2.1.1 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).

##### **2.1.2 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, seperti mengapa seseorang merupakan seorang pelanggan atau mengapa seseorang bukan merupakan seorang pelanggan, atau kapan sebuah perusahaan akan berhasil atau kapan sebuah perusahaan akan gagal; dimana variabel dependennya merupakan sesuatu yang pasti (nominal atau nonmetrik) dan variabel independennya metrik (Hair dkk, 1998).

##### **2.1.3 Pengertian *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 dalam kebanyakan permasalahan adalah sebagai berikut :

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*.

Dalam kerangka umum ini, metode *TR* dapat dikategorikan sebagai (1) *heuristic*, (2) matematis (termasuk statistik), dan (3) linguistik.

Dalam penelitian ini, pendekatan yang digunakan adalah pendekatan *heuristic*, yang bergantung pada pengalaman dan intuisi peneliti. Meskipun bersifat *ad hoc*, metode *TR heuristic* sangat sesuai untuk tugas-tugas khusus, seperti masalah identifikasi kegagalan bank. Dalam hal ini, banyak penelitian tentang prediksi kegagalan bank memberikan cukup pengalaman dalam pemilihan variabel.

Keberhasilan identifikasi dari metode *TR* terutama terletak pada manfaat dari pola yang dijumpai dalam pengukuran. Misalnya, dalam Briggs, Press dan Guberman (1977), sebuah teknik *TR heuristic* yang dikembangkan dalam Bongard dkk (1966) terbukti bermanfaat dalam pengidentifikasian area-area gempa bumi. Kekuatan

utama dari teknik *TR* Bongard dkk adalah pencarian interaksi diantara sejumlah variabel independen yang bermanfaat dalam hal pengidentifikasian kelompok observasi tertentu.

#### **2.1.4 Deskripsi Prosedur *Trait Recognition***

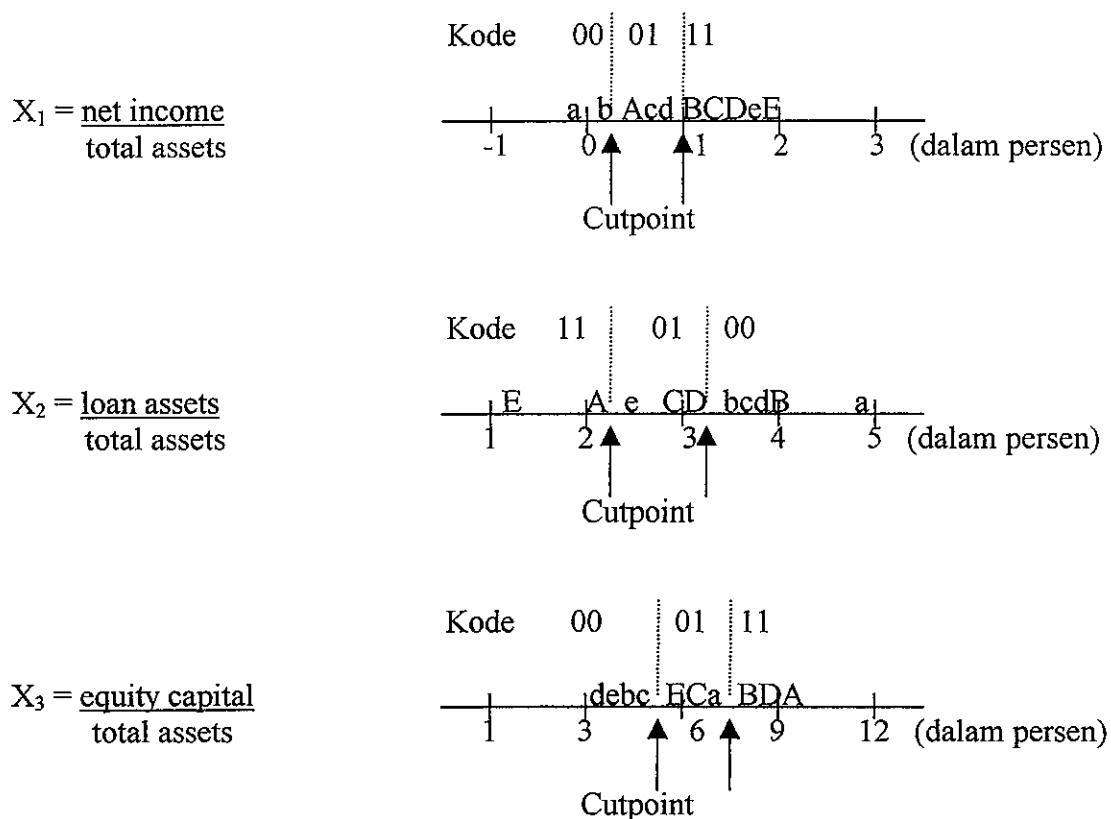
Untuk tujuan ilustrasi aspek-aspek dasar dari prosedur *Trait Recognition*, diasumsikan seorang peneliti memilih lima bank yang tidak gagal, yang ditandai dengan abjad a sampai e dan lima bank yang gagal, yang ditandai dengan abjad A sampai E. Berdasarkan pengalaman, tiga rasio keuangan yang representatif 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 capoital / 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).

Area tengah dari distribusi tersebut (dikodekan 01) merupakan area abu-abu, dimana tidak jelas apakah rasio memberikan informasi yang akan membedakan antara bank-bank yang gagal dan yang tidak gagal. 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  
MARIKS *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 (ketidakgagalan) di luar range yang telah disebutkan sebelumnya.

Selanjutnya, program ini digunakan untuk memprediksikan kegagalan bank dengan menggunakan *holdout sample*. Untuk mengetahui kemampuan prediksi dari hasil *TR*, kinerjanya akan dibandingkan dengan model *MDA* dan logit yang biasanya dijumpai dalam literatur dan praktek *EWS*, dimana hal ini terutama merupakan perbandingan efektivitas terhadap model *EWS* yang ada.

## 2.2 Penelitian Terdahulu

Karya awal Beaver (1966) dan Altman (1968) dalam Kolari dkk (2000) menunjukkan bagaimana model berbasis komputer yang bergantung pada informasi akuntansi dapat memprediksikan kegagalan perusahaan. Karya mereka mendorong arus penelitian yang berkesinambungan dalam literatur finansial korporat (seperti Beaver, 1968; Edmister, 1972; Blum, 1975; Altman, Halderman dan Narayanan, 1977; Martin, 1977; Ohlson, 1980; Scott, 1981; McFadden, 1983; Zavgren, 1985; Jones, 1987; Keasey dan McGuinness, 1990; Platt dan Platt, 1990; Altman, 1993; Coats dan Fant, 1993; Altman, Marco dan Veretto, 1994; Altman dan Narayanan, 1977; dan lainnya). Para regulator bank sangat tertarik dalam penerapan metode ini pada bank-bank guna melengkapi informasi yang mereka terima dari pengkajian yang sudah ada. Model berbasis komputer dapat digunakan sebagai sistem peringatan dini (*EWS*) guna membantu mencegah beberapa kegagalan bank atau mengurangi biaya kegagalan tersebut. Penelitian yang ekstensif tentang bank-bank yang gagal telah menegaskan bahwa model berbasis komputer berkinerja sama baiknya sebagai *EWS* (misal Meyer dan Pifer, 1970; Stuhr dan Van Wicklen, 1974; Sinkey, 1975; Santomero dan Vinso, 1977; Bovenzi, Marino dan McFadden, 1983; Korobrow dan Stuhr, 1985; West, 1985; Maddala, 1986; Lane, Looney dan Wansley, 1986; Whalen dan Thomson, 1988; Espahbodi, 1991; Thomson, 1993; Kolari, Caputo dan Wagner, 1996, dan lain-lain).

Beberapa penelitian telah berupaya untuk menentukan apakah kegagalan dari bank-bank besar dapat diprediksikan. Penelitian sebelumnya tentang prediksi kegagalan bank besar terfokus pada pemanfaatan data harga saham sebagai *EWS*

spesifik bank (misal Pettawy, 1976, 1980 serta Peavy dan Hempel, 1998). Selain itu, beberapa penelitian lain berupaya untuk menggunakan rasio finansial dari masing-masing bank untuk memprediksikan kegagalan mereka (misal Sinkey, 1985 serta Federal Deposit Insurance Corporation, 1997), namun ukuran sampel yang tidak memadai menghambat analisa untuk meneliti bank-bank besar secara umum. Alasan lainnya lagi adalah karena model kegagalan ini tidak memprediksi *insolvency* nilai buku atau nilai pasar dengan sendirinya, maka model ini tidak dirancang untuk mengukur atau memperkirakan *solvency* dari lembaga-lembaga khusus atau upaya untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang menunjukkan sebuah bank akan menjadi *insolvent* dalam waktu dekat. Dalam kaitan ini, pencarian cara untuk mengetahui kegagalan bank besar menjadi makin penting, karena konsolidasi yang sedang berlangsung dari industri perbankan menambah jumlah bank-bank ini (Berger, 1995 serta Boyd dan Graham, 1996). Pengembangan *EWS* berbasis komputer untuk bank-bank besar akan sesuai dengan kebijakan tersebut di atas.

Penelitian prediksi kebangkrutan yang dilakukan oleh Beaver (1966) menggunakan enam kelompok rasio keuangan yang dianalisis dengan menggunakan metode univariat. Tiap rasio dilihat kekuatan prediksinya. Adapun rasio yang digunakan adalah *cash flow ratios* (4 rasio), *net income ratios* (4 rasio), *liquid-assets-to-total assets* (4 rasio), *liquid-assets-to-current debt ratios* (3 rasio) dan *turnover ratios* (11 rasio). Penelitian ini mengambil sampel 79 perusahaan yang gagal dan 79 perusahaan yang tidak gagal pada periode amatan 1954 – 1964. Hasilnya menunjukkan bahwa *cash flow ratio (cash flow-to-total debt)* merupakan prediktor yang paling kuat dengan ketepatan prediksi 78% pada tahun kelima sebelum



kebangkrutan dan 87% pada setahun sebelum kebangkrutan. Meskipun Beaver dapat memberikan simpulan tentang prediksi kegagalan usaha, namun penggunaan rancangan sampel berpasangan antara perusahaan yang gagal dan yang tidak gagal yang sama jumlahnya untuk populasi yang berbeda besarnya merupakan ketidaktepatan dalam metodologi (Palepu, 1986 dalam Wilopo, 2001).

Penelitian prediksi kebangkrutan yang dilakukan oleh Altman (1968) menggunakan metode *MDA*. Altman mengambil sampel 66 perusahaan yang dibagi menjadi 2 kelompok, yaitu kelompok perusahaan yang bangkrut dan yang tidak bangkrut untuk periode amatan 1946 – 1965. Rasio keuangan yang digunakan sebanyak lima rasio, yaitu *working capital/total assets*, *retained earnings/total assets*, *earnings before interest and taxes/total assets*, *market value equity/book value of total debt* serta *sales/total assets*. Berdasarkan metode tersebut dihasilkan formula *Z score*. Tahun 1984, Altman melakukan penelitian ulang di berbagai negara. Penelitian ini memasukkan dimensi internasional, sehingga mengubah formula *Z score*.

Ambang batas perusahaan yang sehat bila *Z* berada antara 2,90 dan 1,20. Artinya perusahaan yang mempunyai *Z score* di atas 2,90 adalah perusahaan yang sehat dan yang di bawah 1,20 adalah perusahaan yang potensial bangkrut. Hasilnya menunjukkan tingkat ketepatan prediksi kebangkrutan sebesar 94% untuk model *MDA* tahun 1968 dan 95% untuk model *MDA* tahun 1984 (Foster, 1986 dalam Wilopo, 2001). Namun disamping kelemahan metodologi karena rancangan sampel berpasangan, penelitian Altman ini mempunyai kelemahan lain, yaitu (1) untuk memprediksi bangkrut atau tidak bangkrut model penerapan *MDA* hanya didasarkan

pada alat pemeringkat ordinal, yang mungkin tidak cukup memberikan penjelasan; (2) melakukan *matching* dengan kriteria besaran dan industri akan cenderung arbitrer (Ohlson, 1980 dalam Wilopo, 2001).

Penelitian prediksi kebangkrutan yang lain dilakukan oleh Ohlson (1980). Penelitian ini menggunakan sampel 105 perusahaan bangkrut serta 2.058 perusahaan yang tidak bangkrut pada periode amatan 1970 – 1976. Berbeda dengan penelitian sebelumnya, Ohlson menggunakan model analisa logit kondisional untuk menghilangkan masalah *MDA*. Variabel rasio keuangan yang digunakan adalah *size*  $\{\log (total\ assets/GNP\ price-level\ index)\}$ , *total liabilities/total assets*, *working capital/total assets*, *current liabilities/current assets*, *dummy variable (1 if total liabilities > total assets; 0 otherwise)*, *net income/total assets*, *funds from operations/total liabilities*, *dummy variable (1 if net income was negatif, 0 otherwise)*, *net income*, *-/ net income<sub>t-1</sub>/net income*, *+ net income<sub>t-1</sub>*. Ohlson membagi model logit menjadi tiga, yaitu model 1 memprediksi kebangkrutan satu tahun sebelum pengumuman bangkrut, model 2 memprediksi kebangkrutan dua tahun sebelum bangkrut dan model 3 memprediksi kebangkrutan dalam satu atau dua tahun. Hasilnya menunjukkan bahwa dari ketiga model tersebut *size* merupakan prediktor yang paling penting dalam memprediksi kebangkrutan, dengan ketepatan prediksi untuk seluruh variabel rasio keuangan sebesar 96,3%. Penelitian Ohlson ini menggambarkan model regresi logit secara tepat dan penyampelan yang sesuai dengan populasi antara perusahaan yang bangkrut dan yang tidak bangkrut.

Penelitian lain yang penting seperti Blum (1974) menggunakan lima rasio keuangan, enam ukuran kecenderungan dan penyebaran serta satu variabel return

saham; serta Altman, Halderman dan Narayanan (1977) menggunakan lima rasio keuangan, satu variabel penyebaran rasio keuangan dan satu variabel besaran perusahaan. Penelitian yang dilakukan para peneliti tersebut umumnya menggunakan data perusahaan manufaktur dan tidak menggunakan data perusahaan perbankan.

Bank yang bermasalah di mata bank sentral adalah bank yang melanggar hukum atau peraturan serta dianggap melakukan praktik-praktik perbankan yang tidak aman atau tidak sehat, sehingga kemampuan membayar kewajibannya saat ini atau di masa depan dipertanyakan (Sinkey, 1975). Bank dianggap bangkrut bila regulator bank (bank sentral) menyatakan bahwa bank tidak dapat melanjutkan serta harus menutup usahanya (Thomson, 1991).

Sinkey (1975) melakukan pengujian dan penelitian tentang karakteristik bank yang bermasalah di USA. Lebih lanjut dijelaskan bahwa bank bermasalah itu resikonya lebih besar bagi *Federal Deposit Insurance Corporation (FDIC)*. Sinkey mengungkapkan bahwa sebagian besar bank yang gagal disebabkan karena ketidakjujuran manajemen. Dalam penelitiannya, Sinkey menggunakan sampel 110 bank komersial yang bermasalah. Sampel tersebut terdiri atas 90 bank bermasalah selama tahun 1972 dan 20 bank bermasalah pada bulan Januari 1973, yang diambil dari 190 bank bermasalah per 31 Desember 1972. Setiap bank yang bermasalah ditandingkan dengan bank yang tidak bermasalah sebagai kelompok kontrol.

*MDA* digunakan untuk mengidentifikasi karakteristik keuangan yang akan membedakan bank yang bermasalah dan tidak bermasalah. Karakteristik ini berbentuk rasio keuangan yang diperoleh dari laporan keuangan 1969 – 1972, yang terdiri atas : (a)  $(cash + US Treasury Securities)/assets$  untuk kategori likuiditas, (b)

*loan/assets* untuk kategori volume kredit, (c) *provision for loan losses/operating expense* untuk kategori kualitas kredit, (d) *loans/(capital + reserves)* untuk kategori kecukupan modal, (e) *operating expense/operating income* untuk kategori efisiensi, (f) 1. *loan revenue/total revenue*, 2. *U.S. treasury securities revenue/total revenue*, 3. *state & local obligations revenue/total revenue*, ketiganya untuk kategori sumber pendapatan (sebagai % pendapatan), (g) 1. *interest paid on deposits/total revenue*, 2. *other expenses/total revenue*, keduanya untuk kategori penggunaan pendapatan (sebagai % pendapatan).

Hasilnya menunjukkan bahwa bank bermasalah terutama disebabkan karena ketidak efisienan (*operating expense/operating income*) dalam kegiatannya. Tingkat ketepatan pengukurannya adalah 83,9% pada tahun 1969 dan 94,1% pada tahun 1972. Disamping itu Sinkey menemukan bukti bahwa rasio keuangan secara signifikan berbeda antara bank yang bermasalah dengan bank yang tidak bermasalah untuk periode empat tahun sebelum bank mengalami bangkrut.

Penelitian Sinkey ini mempunyai kelemahan metodologi, yaitu digunakannya sampel berpasangan yang sama jumlahnya untuk populasi yang berbeda besarnya (Palepu, 1986). Hal ini diakui oleh Sinkey yang menyatakan adanya tumpang tindih antara kedua kelompok sampel selama periode amatan. Disamping itu kelemahan lainnya adalah digunakannya *MDA* yang hanya memperhatikan angka ordinal saja serta bersifat arbitrer (Ohlson, 1980).

Dari penelitian ini terlihat bahwa rasio yang digunakan untuk prediksi kondisi keuangan bank cenderung lebih menekankan pada rasio-rasio keuangan dari sisi likuiditas. Hal ini dapat menimbulkan kesalahan interpretasi terhadap hasil analisis

yang dilakukan. Harus diingat bahwa bank yang kondisi keuangannya bagus bukan jaminan bahwa secara keseluruhan kondisi bank tersebut juga bagus. Kemampuan mengumpulkan dana oleh bank harus diimbangi dengan kemampuan menyalurkan dana tersebut supaya dapat menghasilkan keuntungan bagi bank.

Kolari dkk (2000) melakukan penelitian untuk mengaplikasikan *EWS* pada bank komersial. Sampel yang dikumpulkan adalah sebanyak 145 bank komersial gagal yang diasuransikan di Amerika Serikat pada tahun 1986. Data finansial bank-bank yang gagal tersebut dikumpulkan untuk 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 tahun 1984 dan 1985 adalah 126 dan 123 observasi secara berurutan.

Dengan menggunakan jumlah generator acak, sampel lain dari 900 bank yang tidak gagal yang dijamin dipilih dari populasi kurang lebih 15.000 bank komersial di Amerika Serikat dari catatan *Call Report* tahun 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*.

Model *TR* menghasilkan estimasi yang terbias ke atas dari akurasi klasifikasi ketika digunakan pada observasi *original sample*. Penelitian ini menggunakan dua pendekatan *holdout sample* yang berbeda untuk menguji validasinya. Pertama, data sampel tahun 1985 dijalankan melalui model tahun 1984, dan data sampel tahun 1984 dijalankan melalui model tahun 1985. Prosedur ini memberikan informasi tentang stabilitas model dari tahun ke tahun. Prosedur tersebut juga memungkinkan aplikasi realistik dari model *EWS*. Kedua, dalam tahun 1984 dan 1985 sampel dipisah – setengah dari sampel digunakan untuk mengembangkan model, dan setengah dari sampel lain dijalankan melalui model untuk tujuan prediksi. Pendekatan ini memberikan peningkatan estimasi akurasi dari kemampuan identifikasi bermacam model. Secara bersama, uji validasi ini akan memungkinkan penarikan kesimpulan berkaitan dengan kemampuan relatif dari *TR* dan model gabungan *TR/MDA* versus *MDA* dan *logit* untuk mengidentifikasi bank-bank yang gagal.

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)*. Variabel-variabel rasio memperkirakan bermacam informasi finansial, termasuk profit, pertumbuhan, ukuran, likuiditas

resiko pinjaman, pengenaan pajak, resiko tingkat suku bunga, bauran pinjaman, bauran simpanan, dan kapitalisasi. Semua rasio diperhitungkan baik satu tahun maupun dua tahun sebelum kegagalan. Semua variabel juga digunakan di masing-masing model *EWS* yang diuji, yang sesuai dengan tujuan perbandingan akurasi identifikasi penelitian ini, bukan pengkajian kepentingan relatif dari dari bermacam variabel.

Hasil dari *TR* dibandingkan dengan model klasifikasi *MDA* dan *logit* yang telah diterapkan untuk bank-bank komersial sebagai *EWS*. Penelitian ini menggunakan bermacam kemungkinan kegagalan sebelumnya (0,10, 0,30, 0,50, 0,70, dan 0,90) untuk mengestimasi kemungkinan kegagalan (*Prob*) selanjutnya untuk masing-masing bank. Ketika kemungkinan kegagalan sebelumnya dinaikkan, bank tertentu apapun akan lebih cenderung diklasifikasikan sebagai bank yang gagal, dan sebaliknya. Bila  $Prob < 0,50$  ( $Prob \geq 0,50$ ), bank tersebut diklasifikasikan sebagai bank yang tidak gagal (gagal). Salah pengklasifikasian dikode ulang untuk kesalahan tipe I (sebuah bank yang gagal diklasifikasikan sebagai tidak gagal), kesalahan tipe II (bank yang tidak gagal diklasifikasikan sebagai gagal), dan kesalahan total.

Untuk sampel-sampel *original*, hasil salah klasifikasi *logit* dan *MDA* menunjukkan, seperti telah diduga, kesalahan tipe I (kesalahan bank yang gagal) menurun dan kesalahan tipe II (kesalahan bank yang tidak gagal) meningkat ketika kemungkinan kegagalan sebelumnya meningkat. Dalam setiap kasus model *logit*, kesalahan tipe I, tipe II dan kesalahan total menghasilkan prosentase yang lebih rendah dibandingkan model *MDA*. Hasil klasifikasi untuk *original sample* mengungkapkan kesalahan prosentase yang lebih besar berdasarkan pada data tahun

1984 dibandingkan dengan data tahun 1985 (misalkan, tingkat salah klasifikasi minimal tahun 1984 adalah 6,9%, sedangkan di tahun 1985 tingkat minimal adalah 3,4%). Tingkat kesalahan yang lebih besar dengan menggunakan data tahun 1984 dibandingkan dengan data tahun 1985 juga dijumpai dalam *holdout sample*. Misalnya, meskipun model *logit* tahun 1985 memiliki tingkat minimal kesalahan total sebesar 8,1% berdasarkan pada data tahun 1984, penjelasan data tahun 1985 melalui model *logit* yang dikembangkan dengan data tahun 1984 menghasilkan tingkat kesalahan total minimal sebesar 5,4%. Hasil-hasil ini menunjukkan bahwa kemampuan untuk memprediksi kegagalan bank dua tahun sebelum kegagalan lebih rendah dibandingkan satu tahun sebelum kegagalan. Selain itu yang lebih penting, efektivitas *logit* dari sudut pandang terapan sebagai sebuah *EWS* ditegaskan oleh hasil-hasil untuk model tahun 1984 dengan menggunakan data tahun 1985. Model dan data ini menghasilkan tingkat kesalahan minimal sebesar 5,4%, yang dibandingkan dengan tingkat kesalahan minimal sebesar 3,4% untuk model *logit* tahun 1985 dengan menggunakan data tahun 1985.

Untuk sampel-sampel terpisah, hasil salah klasifikasi *logit* dan *MDA* menunjukkan bahwa sekali lagi, model *logit* secara konsisten unggul dari *MDA* untuk data tahun 1984 dan 1985. Bila fokus diarahkan pada prosentase total kesalahan minimal, tingkat kesalahan biasanya meningkat dalam *holdout sample* untuk model *MDA* dan *logit*. Misalnya, model *logit* tahun 1984 (1985) memiliki tingkat kesalahan minimal sebesar 5,8% (4,0%) dengan menggunakan *original split sample* dibandingkan dengan 8,8% (5,8%) dengan menggunakan *holdout split sample*. Temuan-temuan ini menunjukkan bahwa model *EWS* adalah contoh spesifik



dalam beberapa hal. Namun demikian, kemampuan prediksi dengan menggunakan *holdout sample* jauh lebih berpeluang, sehingga aplikasi praktis ini dapat digunakan untuk merekomendasi regulator bank dan pihak-pihak lainnya yang berkepentingan lainnya.

Salah klasifikasi *original sample* dan *split sample* untuk bermacam tahap dari model gabungan *TR/MDA* dan model *TR*, seperti hasil *MDA* dan *logit*, menghasilkan tingkat kesalahan minimal yang lebih tinggi untuk data tahun 1984 dibandingkan data tahun 1985. Misalnya, untuk model *TR* dengan menggunakan *original sample*, terdapat tingkat kesalahan minimal 1,0% dengan data tahun 1984 dibandingkan 0,1% tingkat kesalahan minimal dengan data tahun 1985. Sama seperti hasil *MDA* dan *logit*, terdapat indikasi tingkat kesalahan yang meningkat sampai beberapa tahap dalam *holdout split sample* relatif terhadap *original split sample*.

Dari perbandingan hasil *original sample* dengan menggunakan *TR* dan hasil dengan menggunakan *logit*, dapat dilihat dengan jelas bahwa *TR* mengungguli *logit* dalam kemampuan klasifikasi. Model *TR* tahun 1984 dan 1985 memiliki tingkat kesalahan total minimal sebesar 1,0% dan 0,1%, yang menunjukkan perbandingan yang memuaskan dengan tingkat kesalahan total minimal bila menggunakan *logit*, yaitu 6,9% dan 3,4%. Bahkan hasil tahun 1985 lebih jelas memperlihatkan, dimana tingkat ketepatan klasifikasinya adalah 99,9%, dan ini melebihi hasil penelitian kegagalan bisnis dan bank yang dikutip sebelumnya oleh peneliti. Akurasi prediksi *holdout sample* untuk model *TR* menurun menjadi 1,4% dengan menggunakan data tahun 1984 dalam model tahun 1985 dan 2,7% dengan menggunakan data tahun 1985 dalam model tahun 1984. Hasil ini sebanding dengan hasil *logit* terbaik sebesar

8,1% dan 5,4%, secara berurutan, yang menunjukkan paling tidak kenaikan 50% dalam akurasi prediksi. Yang lebih penting, kinerja kesalahan dari TR adalah 2,7%, yang merupakan satu setengah kesalahan dengan *logit*, yaitu sebesar 8,1%, dimana hal ini merupakan perbandingan hasil dengan menggunakan data tahun 1985 dalam model *EWS* tahun 1984, yang merupakan aplikasi realistik dari metode *EWS*.

Ketika menggunakan data *split sample*, tingkat salah klasifikasi minimal untuk model *TR* dengan menggunakan data tahun 1984 dan 1985 meningkat dari 0,2% dalam *original split sample* menjadi 0,8% dalam *holdout split sample*. Meskipun perbedaannya empat kali lipat, perbedaan ini hanya menunjukkan beberapa observasi. Yang lebih penting, tingkat salah klasifikasi minimal sebesar 0,8% dalam *holdout split sample* dengan menggunakan data tahun 1984 dan 1985 secara substansial mengungguli model *logit*, yang memiliki tingkat kesalahan minimal dalam *holdout split sample* sebesar 8,8% dengan menggunakan data *holdout* tahun 1984 dan 5,8% dengan menggunakan data *holdout* tahun 1985. Tingkat kesalahan maksimal dengan menggunakan *TR* dalam *holdout sample* untuk tahun 1984 dan 1985 yang besarnya 4,5%, melebihi tingkat kesalahan minimal bila menggunakan model *logit* dalam uji setara. Secara umum, kemampuan prediksi dari model *TR* sebagai sebuah *EWS* lebih baik bila dibandingkan dengan hasil *logit* dan *MDA*.

*WE* (efisiensi terbobot) untuk model *MDA*, *logit*, *TR/MDA* dan *TR* adalah sebagai berikut : dalam setiap kasus, *TR* mengungguli semua model lainnya dan secara umum perbedaan nilai *WE*-nya cukup besar. Misalnya, dengan penggunaan *original sample* dan data tahun 1984, *TR* memiliki nilai 89,88, sedangkan *MDA*, *logit*

dan *TR/MDA* memiliki nilai 42,45, 51,38 dan 55,41, secara berurutan. Dengan menggunakan data tahun 1985, *TR* memiliki nilai *WE* 99,09 dalam *original sample* dan 98.19 dalam *split sample*. Nilai *WE holdout* untuk *TR* juga cukup tinggi, misalnya, 87,71 (76,47) ketika menjalankan data tahun 1984 (1985) melalui model tahun 1985 (1984), dan 81,55 (91,23) ketika menjalankan setengah dari data tahun 1984 (1985) melalui model tahun 1984 (1985) yang dikembangkan dengan setengah data lainnya. Maka, meskipun efisiensi terbobot *MDA*, *logit* dan *TR/MDA* yang ditunjukkan dalam penelitian ini serupa dengan efisiensi dalam penelitian sebelumnya, hasil *TR* melebihi itu. Hal ini menunjukkan bahwa profil fungsional dari bank-bank yang gagal berubah ketika kegagalan makin mendekat. Kinerja kuat dari *TR* dibandingkan *MDA* dan *logit* dijelaskan oleh fakta bahwa *TR* mempertimbangkan banyak kemungkinan interaksi diantara variabel-variabel independen, sedangkan metode *MDA* dan *logit* biasanya tidak terlalu memperhatikan hal tersebut.

Di Indonesia, penelitian tentang prediksi kebangkrutan bank juga telah banyak dilakukan. Dari penelitian-penelitian yang telah 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 *TR* sebagai prediktor kebangkrutan bank.

Agar lebih jelas, penelitian-penelitian terdahulu tentang kebangkrutan bank ini dibuat dalam bentuk suatu 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>

Dari tabel tersebut di atas, dapat bahwa peneliti melakukan replikasi atau melakukan pengujian ulang terhadap penelitian yang telah dilakukan oleh Kolari dkk untuk kasus bank umum yang ada di Indonesia.

### 2.3 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 efisiensi 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.

#### **2.4 Perumusan Hipotesis**

Atas dasar uraian tersebut di atas, hipotesis yang menjadi acuan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

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

## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **3.1 Populasi dan Prosedur Penentuan Sampel**

Populasi 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.

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. Jumlah bank yang disensus dalam penelitian ini adalah sebanyak 88 bank yang gagal dan 81 bank yang tidak gagal.

#### **3.2 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. Data

meliputi laporan keuangan selama tujuh tahun yang diperoleh dari Buku Direktori Perbankan Indonesia periode tahun 1994/1995 – 1999/2000.

### **3.3 Prosedur Pengumpulan Data**

Data yang berupa data sekunder diperoleh dari Buku Direktori Perbankan Indonesia periode tahun 1994/1995 – 1999/2000 yang dikeluarkan oleh Bank Indonesia.

### **3.4 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. Model *logit* memiliki popularitas yang luas sebagai pendekatan *EWS* yang efektif, namun pendekatan ini memiliki beberapa kekurangan dalam hal informasi yang dihasilkannya. Misalnya, tidak dimungkinkan untuk menentukan variabel mana yang paling bermanfaat dalam prediksi bank-bank yang gagal dan bank-bank tidak gagal dari estimasi parameter yang dihasilkan oleh model *logit*. Hasilnya hanya mengindikasikan efektivitas dari masing-masing kemampuan variabel untuk membedakan antara dua kelompok bank tersebut. Meskipun metode *logit* berupaya untuk meminimalkan kesalahan klasifikasi, metode tersebut tidak memberikan informasi apapun tentang bagaimana masing-masing variabel mempengaruhi kesalahan tipe I dan tipe II. Selain itu, model *logit* tidak begitu sesuai untuk pengkajian interaksi antara variabel-variabel.



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. Tidak seperti analisa logit, *TR* lebih berhubungan dengan model jaringan neural dalam hal model tersebut berupaya untuk mengeksploitasi informasi yang tercakup dalam interaksi kompleks set variabel independen. Namun dalam model jaringan neural, interaksi variabel dicakup dalam apa yang disebut *hidden* atau *laten layer* yang tidak dapat diamati oleh penelitian. Tidak seperti model jaringan neural, *TR* mengidentifikasi dan mendokumentasikan semua interaksi variabel. Interaksi variabel dalam *TR* adalah kombinasi dari variabel-variabel yang dibentuk agar konsisten dengan logika dari analisis finansial, yang bukan merupakan produk silang sederhana dari variabel-variabel dalam model jaringan neural.

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

$$4. \text{ Gross operating margin} = (\text{Total pendapatan operasi} - \text{Total pengeluaran operasi}) / \text{Total asset}$$

Rasio pertumbuhan :

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

Rasio ukuran :

$$6. \text{ Assets} = \text{Total asset}$$

Rasio likuiditas :

$$7. \text{ Liquid assets} = \text{Total kepemilikan surat berharga} / \text{Total asset}$$

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. Variabel-variabel rasio memperkirakan bermacam informasi finansial, termasuk profit, pertumbuhan, ukuran, likuiditas resiko pinjaman, pengenaan pajak, resiko tingkat suku bunga, bauran pinjaman, bauran simpanan dan kapitalisasi. Variabel-variabel

ini digunakan secara luas oleh regulator bank, analis dan penelitian akademis. Semua rasio diperhitungkan baik satu tahun maupun dua tahun sebelum kegagalan.

### 3.5 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 komersil sebagai *EWS*. *MDA* mengestimasi *Z score* 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), kesalahan tipe II (bank yang tidak gagal diklasifikasikan sebagai bank yang gagal), dan kesalahan total.

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

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

Bentuk fungsional ini memiliki beberapa keunggulan atas *MDA* dari sudut pandang metodologis. Misalnya, *MDA* menuntut agar variabel-variabel independen adalah normal multivarian, sedangkan model logit mengasumsikan fungsi kemungkinan logistik kumulatif. Menurut Espahbodi (1991), model logit secara perhitungan lebih

dapat dilacak dibandingkan *MDA*, dimana model logit menghasilkan ciri khas yang maksimum dalam semua kasus, dan dapat disesuaikan untuk metode estimasi non-linier alternatif. Namun ketika asumsi *MDA* dipenuhi (normalitas multivarian, matriks varian-kovarian yang sama, dan linieritas), model logit sama dengan *MDA*. Maka *MDA* adalah kasus spesial dari model logit.

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 :

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

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.

## **BAB IV**

### **PEMBAHASAN DAN HASIL PENELITIAN**

#### **4.1 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.

Jumlah Bank Umum Swasta Nasional Devisa maupun Non Devisa di Indonesia dari tahun ke tahun semakin menurun karena terdapat sejumlah bank yang dilikuidasi, hal ini dapat dilihat pada Tabel 4. Kegagalan/kebangkrutan Bank Umum Swasta Nasional Devisa terbesar terjadi pada tahun 1997, yaitu sebanyak 21 Bank Umum Swasta Nasional (27,27 %). Sedangkan kegagalan/kebangkrutan Bank Umum Swasta Nasional Non Devisa terbesar terjadi pada tahun 1995, yaitu sebanyak 19 Bank Umum Swasta Nasional Non Devisa (21,84 %). Gambaran tersebut dapat dilihat pada tabel sebagai berikut :

TABEL 4  
BANK UMUM SWASTA NASIONAL DEvisa DAN NON DEvisa  
YANG GAGAL  
PERIODE TAHUN 1994/1995 – 1999/2000

Thn	Jml	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

Dari Tabel 5 dapat diketahui bahwa 74 bank yang gagal yang menjadi responden dalam penelitian ini terdiri dari 42 Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan 32 Bank Umum Swasta Nasional Non Devisa. Sedangkan 81 bank yang tidak gagal yang menjadi responden dalam penelitian ini terdiri dari 38 Bank Umum Swasta Nasional Devisa dan 43 Bank Umum Swasta Nasional Non Devisa. Bank Umum Swasta Nasional Devisa yang tidak gagal memiliki total asset rata-rata sebesar > Rp 1.000.000.000.000,- sampai dengan Rp 10.000.000.000.000,-, yaitu sebanyak 15 bank (39,47 %). Sedangkan Bank Umum Swasta Nasional Non Devisa yang tidak gagal memiliki total asset rata-rata sebesar Rp 100.000.000.000,- sampai dengan Rp 500.000.000.000,-, yaitu sebanyak 27 bank (62,79 %). Bank Umum

Swasta Nasional Devisa yang gagal memiliki total asset rata-rata sebesar > Rp 1.000.000.000.000,- sampai dengan Rp 10.000.000.000.000,-, yaitu sebanyak 22 bank (52,38 %). Dan Bank Umum Swasta Nasional Non Devisa yang gagal memiliki total asset rata-rata sebesar Rp 100.000.000.000,- sampai dengan Rp 500.000.000.000,-, yaitu sebanyak 21 bank (65,63 %). Tabel 5 tersebut adalah sebagai berikut :

TABEL 5  
KOMPOSISI ASSET BANK UMUM SWASTA NASIONAL DEvisa  
DAN NON DEvisa  
PERIODE TAHUN 1994/1995 – 1999/2000

Total Asset	Jml	Jml Resp.	%	Jenis Bank	Ket.
< 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 1.000.000.000.000,-	8	38	21,05 %	BUSND	Tdk Gagal
	6	43	13,95 %	BUSNND	Tdk Gagal
	8	42	19,05 %	BUSND	Gagal
	4	32	12,50 %	BUSNND	Gagal
> 1.000.000.000.000,- s/d 10.000.000.000.000,-	15	38	39,47 %	BUSND	Tdk Gagal
	4	43	9,30 %	BUSNND	Tdk Gagal
	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

Dari tabel tersebut di atas, dapat diketahui bahwa Bank Umum Swasta Nasional Devisa maupun Non Devisa yang menjadi obyek dalam penelitian ini ada yang dimiliki sepenuhnya (100 %) oleh masyarakat, ada yang dimiliki oleh perorangan dan ada yang dimiliki bersama, baik oleh perorangan dan masyarakat. Bank Umum Swasta Nasional Devisa yang tidak gagal sebagian besar dimiliki bersama, baik oleh masyarakat dan perorangan, yaitu sebanyak 18 bank (47,37 %).



Demikian pula untuk Bank Umum Swasta Nasional Non Devisa yang tidak gagal sebagian besar juga dimiliki bersama, baik oleh masyarakat dan perorangan, yaitu sebanyak 20 bank (46,51 %). Sedangkan Bank Umum Swasta Nasional Devisa yang gagal sebagian besar dimiliki sepenuhnya (100 %) oleh masyarakat, yaitu sebanyak 20 bank (47,62 %). Dan Bank Umum Swasta Nasional Non Devisa yang gagal sebagian besar dimiliki bersama, baik oleh masyarakat dan perorangan (pribadi), yaitu sebanyak 15 bank (46,88 %).

## 4.2 Hasil Empiris

### 4.2.1 Model Logit

Untuk perhitungan ini, peneliti menggunakan *stepwise logistic regression*. Lampiran 3 melaporkan hasil perhitungan dengan menggunakan model *logit* untuk periode satu tahun sebelum kegagalan. Secara keseluruhan, tingkat prediksi kebangkrutan bank bila perhitungan dimulai dengan kode bank yang gagal (kode = 0) dengan *cut point* 0,50 adalah sebesar 52,26%, dengan  $\beta$  0,0904 dan tingkat signifikansi 0,5741. Sedangkan tingkat prediksi kebangkrutan bank bila perhitungan dimulai dengan kode bank yang tidak gagal (kode = 1) dapat diprediksi dari 4 (empat) macam variabel, yaitu *LA (Liquid Assets)*, *PM (Profit Margin)*, *LF (Loan Funding)* dan *ROA (Return on Assets)*.

Untuk prediksi kebangkrutan bank yang dihitung dengan menggunakan variabel *LA* dengan *cut point* 0,50, tingkat prediksinya adalah sebesar 76,77%, dengan  $\beta$  0,0917 dan tingkat signifikansi 0,0000. Dimana bank dengan kode 00 (bank yang tepat diprediksikan gagal) berjumlah 64 bank dan yang berkode 01 (kesalahan

tipe I) berjumlah 10 bank dari total bank yang gagal sebanyak 74 bank atau sama dengan 86,49%; sedangkan bank dengan kode 10 (kesalahan tipe II) berjumlah 26 bank dan yang berkode 11 (bank yang tepat diprediksikan tidak gagal) berjumlah 55 bank dari keseluruhan bank yang tidak gagal sebanyak 81 bank atau sama dengan 67,90%.

Bila prediksi kebangkrutan bank dihitung menggunakan variabel *LA* dan *PM* dengan *cut point* 0,50, maka tingkat prediksinya adalah sebesar 91,61%, dengan  $\beta$  -0,5831 dan tingkat signifikansi 0,0000 untuk variabel *PM*; dan  $\beta$  0,0652 serta tingkat signifikansi 0,0017 untuk variabel *LA*. Dimana bank dengan kode 00 berjumlah 67 bank dan yang berkode 01 berjumlah 7 bank dari total bank yang gagal sebanyak 74 bank atau sama dengan 90,54%; sedangkan bank dengan kode 10 berjumlah 6 bank dan yang berkode 11 berjumlah 75 bank dari keseluruhan bank yang tidak gagal sebanyak 81 bank atau sama dengan 92,59%.

Sedangkan bila prediksi kebangkrutan bank dihitung menggunakan variabel *LA*, *PM* dan *LF* dengan *cut point* 0,50, maka tingkat prediksinya adalah sebesar 92,26%, dengan  $\beta$  -0,6704 dan tingkat signifikansi 0,0000 untuk variabel *PM*;  $\beta$  0,0390 serta tingkat signifikansi 0,1002 untuk variabel *LA* dan  $\beta$  -0,0168 serta tingkat signifikansi 0,0036 untuk variabel *LF*. Dimana bank dengan kode 00 berjumlah 68 bank dan yang berkode 01 berjumlah 6 bank dari total bank yang gagal sebanyak 74 bank atau sama dengan 91,89%; sedangkan bank dengan kode 10 berjumlah 6 bank dan yang berkode 11 berjumlah 75 bank dari keseluruhan bank yang tidak gagal sebanyak 81 bank atau sama dengan 92,59%.

Apabila prediksi kebangkrutan bank dihitung dengan menggunakan variabel *PM*, *LF* dan *ROA* dengan *cut point* 0,50, maka tingkat prediksinya adalah sebesar 91,61%, dengan  $\beta$  -0,2461 dan tingkat signifikansi 0,0001 untuk variabel *ROA*;  $\beta$  -0,8461 serta tingkat signifikansi 0,0000 untuk variabel *PM*, dan  $\beta$  -0,0223 serta tingkat signifikansi 0,0000 untuk variabel *LF*. Dimana bank dengan kode 00 berjumlah 68 bank dan yang berkode 01 berjumlah 6 bank dari total bank yang gagal sebanyak 74 bank atau sama dengan 91,89%; sedangkan bank dengan kode 10 berjumlah 7 bank dan yang berkode 11 berjumlah 74 bank dari dari keseluruhan bank yang tidak gagal sebanyak 81 bank atau sama dengan 91,36%.

Lampiran 4 melaporkan hasil perhitungan prediksi kebangkrutan bank dengan menggunakan model *logit* untuk periode dua tahun sebelum kebangkrutan. Secara keseluruhan, tingkat prediksi kebangkrutan bank bila perhitungan dimulai dengan kode bank yang gagal (kode = 0) dengan *cut point* 0,50 adalah sebesar 52,26%, dengan  $\beta$  0,0904 dan tingkat signifikansi 0,5741. Sedangkan tingkat prediksi kebangkrutan bank bila perhitungan dimulai dengan kode bank yang tidak gagal (kode = 1) dapat diprediksi dari 3 (tiga) macam variabel, yaitu *LE (Loan Exposure)*, *DDM (Demand Deposit Mix)* dan *ROE (Return on Equity)*.

Untuk prediksi kebangkrutan bank yang dihitung dengan menggunakan variabel *LE* dengan *cut point* 0,50, tingkat prediksinya adalah sebesar 85,81%, dengan  $\beta$  -0,1069 dan tingkat signifikansi 0,0000. Dimana bank dengan kode 00 berjumlah 62 bank dan yang berkode 01 berjumlah 12 bank dari total bank yang gagal sebanyak 74 bank atau sama dengan 83,78%; sedangkan bank dengan kode 10

berjumlah 10 bank dan yang berkode 11 berjumlah 71 bank dari keseluruhan bank yang tidak gagal sebanyak 81 bank atau sama dengan 87,65%.

Bila prediksi kebangkrutan bank dihitung menggunakan variabel *LE* dan *DDM* dengan *cut point* 0,50, maka tingkat prediksinya adalah sebesar 89,68%, dengan  $\beta$  -0,1049 dan tingkat signifikansi 0,0000 untuk variabel *LE*; dan  $\beta$  0,0960 serta tingkat signifikansi 0,0020 untuk variabel *DDM*. Dimana bank dengan kode 00 berjumlah 65 bank dan yang berkode 01 berjumlah 9 bank dari total bank yang gagal sebanyak 74 bank atau sama dengan 87,84%; sedangkan bank dengan kode 10 berjumlah 7 bank dan yang berkode 11 berjumlah 74 bank dari keseluruhan bank yang tidak gagal sebanyak 81 bank atau sama dengan 91,36%.

Sedangkan bila prediksi kebangkrutan bank dihitung menggunakan variabel *LE*, *DDM* dan *ROE* dengan *cut point* 0,50, maka tingkat prediksinya adalah sebesar 90,97%, dengan  $\beta$  -0,0115 dan tingkat signifikansi 0,0417 untuk variabel *ROE*;  $\beta$  -0,1072 serta tingkat signifikansi 0,0000 untuk variabel *LE* dan  $\beta$  0,1131 serta tingkat signifikansi 0,0021 untuk variabel *DDM*. Dimana bank dengan kode 00 berjumlah 67 bank dan yang berkode 01 berjumlah 7 bank dari total bank yang gagal sebanyak 74 bank atau sama dengan 90,54%; sedangkan bank dengan kode 10 berjumlah 7 bank dan yang berkode 11 berjumlah 74 bank dari keseluruhan bank yang tidak gagal sebanyak 81 bank atau sama dengan 91,36%.

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

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

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	1	
Gagal	0	68	6	91,89%
Tidak Gagal	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	1	
Gagal	0	68	6	91,89%
Tidak Gagal	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	1	
Gagal	0	62	12	83,78%
Tidak Gagal	1	10	71	87,65%
Keseluruhan				85,81%

## 2. Langkah Kedua :

Variabel yang tepat memprediksi : LE dan DDM.

Model :  $3,7700 - 0,1049LE + 0,0960DDM$

		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.

Model :  $3,7598 - 0,1072LE + 0,1131DDM - 0,0115ROE$

		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%



Dari perhitungan-perhitungan tersebut di atas, dapat diketahui bahwa bila prediksi dilakukan semakin dekat dengan periode kebangkrutannya, maka akurasi prediksinya akan semakin meningkat.

#### 4.2.2 Model MDA

Lampiran 5 melaporkan hasil perhitungan prediksi kebangkrutan bank dengan menggunakan model *Multiple Discriminant Analysis (MDA) Stepwise Statistics* untuk periode satu tahun sebelum kegagalan. Dari hasil perhitungan dengan menggunakan model tersebut, diketahui bahwa variabel yang secara tepat dapat memprediksi kebangkrutan bank adalah sebanyak 5 (lima) variabel, yaitu *PM (Profit Margin)*, *GOM (Gross Operating Margin)*, *LA (Liquid Assets)*, *LE (Loan Exposure)* dan *DDM (Demand Deposit Mix)*. MDA mengestimasi *Z score* dengan bentuk sebagai berikut :

$$Z_i = a + b_1X_{i1} + b_2X_{i2} + \dots + b_nX_{in}$$

Berdasarkan rumus tersebut, maka model MDA untuk periode satu tahun sebelum kegagalan adalah sebagai berikut :

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

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

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

Prosentase Ketepatan : 89,0%

Lampiran 6 melaporkan hasil perhitungan prediksi kebangkrutan bank dengan menggunakan model *Multiple Discriminant Analysis (MDA)* untuk periode dua tahun sebelum kegagalan. Dari hasil perhitungan dengan menggunakan model tersebut, diketahui bahwa variabel yang secara tepat dapat memprediksi kebangkrutan bank adalah sebanyak 4 (empat) variabel, yaitu *ROE (Return on Equity)*, *GOM (Gross Operating Margin)*, *LE (Loan Exposure)* dan *DDM (Demand Deposit Mix)*. 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%

Dari hasil perhitungan-perhitungan tersebut dapat diketahui bahwa bila prediksi dilakukan semakin dekat dengan periode kebangkrutannya, maka variabel yang secara tepat dapat memprediksi kebangkrutan tersebut akan semakin banyak.

#### 4.2.3 Model TR

Lampiran 7 melaporkan hasil perhitungan prediksi kebangkrutan bank dengan menggunakan model *Trait Recognition (TR)* untuk periode satu tahun sebelum kegagalan. Dari hasil perhitungan tersebut dapat diketahui bahwa terdapat 2 bank yang berkode 10, yaitu Bank NISP Tbk. dan Bank Sri Partha; dan 11 bank yang berkode 01, yaitu Bank Dagang dan Industri, Bank Mashill Utama, Bank Papan Sejahtera, Sahid Gajah Perkasa Bank, Bank Utama, Bank Putera Multi Karsa, Bank Bumiraya Utama, Deka Bank, Orient Bank, Bank Perniagaan dan Sewu Internasional Bank. Berdasarkan perhitungan tersebut, maka diperoleh tingkat keakuratan prediksi bank yang gagal sebesar 98,65%, dimana komposisinya adalah untuk bank yang

berkode 11 sebanyak 80 bank, bank yang berkode 10 sebanyak 1 bank dari total bank yang tidak gagal sebanyak 81 bank; sedangkan bank yang berkode 10 sebanyak 1 bank dan yang berkode 00 sebanyak 73 bank dari total bank yang gagal sebanyak 74 bank. Hasil dari perhitungan dengan menggunakan model *TR* tersebut adalah sebagai berikut :

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

Ketepatan Prediksi = 98,65%

Lampiran 8 melaporkan hasil perhitungan prediksi kebangkrutan bank dengan menggunakan model *Trait Recognition (TR)* untuk periode dua tahun sebelum kegagalan. Dari hasil perhitungan tersebut dapat diketahui bahwa terdapat 8 bank yang berkode 10, yaitu Bank Maspion Indonesia, Bank NISP Tbk., Bank Pikko, Bank Asiatic, Bank Sinar Harapan Bali, Bank Victoria International, Bank Yudha Bhakti dan Bank Harmoni Internasional; dan 27 bank yang berkode 01, yaitu Bank Asia Pasific, Bank Central Dagang, Bank Dagang dan Industri, Bank Dharmala, Lautan Berlian Bank, Bank Mashill Utama, Bank Namura Internusa, Bank Papan Sejahtera, Sahid Gajah Perkasa Bank, Bank Surya, Subentra Bank, Bank Utama, Bank Arta Pratama, Bank Metropolitan Raya, Bank Bumiraya Utama, Astria Raya Bank, Deka Bank, Bank Jakarta, Bank Kosagraha Semesta, Bank Kredit Asia, Bank Mataram Dhanarta, Orient Bank, Bank Perniagaan, Bank Prasadha Utama, Sangga

Kencana Bank, Sewu Internasional Bank dan Solida Bank. Berdasarkan perhitungan tersebut, maka diperoleh tingkat keakuratan prediksi bank yang gagal sebesar 98,57%, dimana komposisinya adalah untuk bank yang berkode 11 sebanyak 80 bank, bank yang berkode 10 sebanyak 1 bank dari total bank yang tidak gagal sebanyak 81 bank; sedangkan bank yang berkode 10 sebanyak 5 bank dan yang berkode 00 sebanyak 69 bank dari total bank yang gagal sebanyak 74 bank. Hasil dari perhitungan dengan menggunakan model *TR* tersebut adalah sebagai berikut :

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

Ketepatan Prediksi = 98,57%

Dari perhitungan-perhitungan tersebut di atas, dapat diketahui bahwa bila prediksi dilakukan semakin dekat dengan periode kebangkrutannya, maka akurasi prediksinya akan semakin meningkat. Namun untuk model *TR*, perbedaan tingkat akurasi prediksi yang dihasilkan dari tahun ke tahun sangatlah kecil.

#### 4.3 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 7

*WEIGHTED EFFICIENCY SCORES* (PENGUKURAN EFISIENSI YANG DIBOBOT) DENGAN MODEL *LOGIT*, *MULTIPLE DISCRIMINANT ANALYSIS* DAN *TRAIT RECOGNITION*

	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

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*. Hal 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.

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Dari hasil perhitungan yang dilakukan dengan menggunakan 3 (tiga) model, yaitu model *logit*, *MDA* dan *TR*, dapat diketahui bahwa apabila perhitungan dilakukan dengan menggunakan model *logit*, maka akurasi prediksi kebangkrutan bank untuk periode satu tahun sebelum kegagalan adalah sebesar 91,61%, sedangkan apabila perhitungan dilakukan dengan menggunakan model *MDA*, maka akurasi prediksi kebangkrutan bank untuk periode satu tahun sebelum kegagalan adalah sebesar 89,0% dan apabila perhitungan dilakukan dengan menggunakan model *TR*, maka akurasi prediksi kebangkrutan bank untuk periode satu tahun sebelum kegagalan adalah sebesar 98,65%. Untuk periode dua tahun sebelum kegagalan, bila perhitungan dilakukan dengan menggunakan model *logit*, maka akurasi prediksinya adalah sebesar 90,97%; sedangkan apabila perhitungan dilakukan dengan menggunakan model *MDA*, maka akurasi prediksi kebangkrutan bank untuk periode satu tahun sebelum kegagalan adalah sebesar 91,0% dan apabila perhitungan dilakukan dengan menggunakan model *TR*, maka akurasi prediksinya adalah sebesar 98,57%. Dari perhitungan tersebut dapat diketahui bahwa model *TR* lebih unggul dibandingkan dengan kedua model lainnya. Dari perhitungan tersebut juga dapat diketahui bahwa semakin dekat dengan periode kegagalan, maka akurasi prediksinya juga akan semakin meningkat. Namun apabila model *TR* yang digunakan, maka



perbedaan akurasi prediksi dari periode ke periode tidaklah terlalu mencolok atau relatif stabil bila dibandingkan jika model lain yang dipergunakan dalam perhitungan untuk memprediksi kebangkrutan bank. Hal ini dapat dilihat juga dari hasil perhitungan pengukuran efisiensi yang dibobot, yang membandingkan *WE* antara model *logit*, *MDA* dan *TR*. Dari perhitungan *WE* tersebut dapat diketahui bahwa untuk periode satu tahun sebelum kegagalan, *WE* dengan model *logit* adalah sebesar 76,33; *WE* dengan model *MDA* sebesar 69,58 dan *WE* dengan model *TR* adalah sebesar 96,00. Sedangkan untuk periode dua tahun sebelum kegagalan, *WE* dengan model *logit* adalah sebesar 74,57; *WE* dengan model *MDA* sebesar 74,81 dan *WE* dengan model *TR* adalah sebesar 90,60. Hal-hal tersebut di atas membuktikan bahwa hasil analisis dalam penelitian ini dapat membuktikan hipotesis dalam penelitian ini, yang berbunyi *EWS* dengan model *TR* memiliki ketepatan peramalan yang lebih baik dari model *MDA* dan model *logit*; yang artinya, penelitian ini konsisten dengan penelitian yang dilakukan oleh peneliti terdahulu.

## 5.2 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*.

### 5.3 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.

### 5.3 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*
- Alwi, Syafaruddin, 1986, *Alat-alat Analisa dalam Pembelanjaan*, Edisi Revisi, Cetakan Pertama, Andi Offset, Yogyakarta
- Beaver, W., 1966, "Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting : Selected Studies", Supplement, Vol. 5, *Journal of Accounting Research*
- Dendawijaya, Lukman, 2000, *Manajemen Perbankan*, Ghalia Indonesia, Jakarta
- Gilbert, L.R., K. Menon, K. Schwartz, 1990, "Predicting Bankruptcy for Firms in Financial Distress, *Journal of Business, Finance and Accounting*, Spring
- Helfert, Erich A., 1993, *Analisis Laporan Keuangan*, Edisi Ketujuh, Cetakan Pertama, Penerbit Erlangga, Jakarta
- Jones, F., 1987, "Current Techniques in Bankruptcy Prediction", *Journal of Accounting Literature*, Vol. 6
- Jusup, Haryono, Al., 1991, *Dasar-Dasar Akuntansi*, Jilid 1, Edisi Ketiga, Cetakan Ketiga, Liberty, Yogyakarta
- Machfoedz, M., 1994, "Financial Ratio Analysis and The Prediction of Earnings Changes in Indonesia", *Kelola*, No. 7/III
- Marzuki, 1983, *Metodologi Riset*, Cetakan Ketiga, Bagian Penerbitan Fakultas Ekonomi-UII, Yogyakarta
- Muljono, Teguh Pudjo, 1988, *Aplikasi Akuntansi Manajemen dalam Praktek Perbankan*, Edisi Pertama, Cetakan Pertama, BPFE, Yogyakarta
- Muslich, Mohamad, 2000, *Manajemen Keuangan Modern*, Cetakan Kedua, Bumi Aksara, Jakarta

- Ohlson, J.A., 1980, "Financial Ratio and The Probabilistic Prediction of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, Spring
- Payamta, M. Machfoedz, 1999, "Evaluasi Kinerja Perusahaan Perbankan Sebelum dan Sesudah Menjadi Perusahaan Publik di BEJ", *Kelola*, No. 20/VII
- Pwee Leng, 1998, "Laporan Keuangan Bank yang Dipublikasikan sebagai Indikator Kesehatan Bank", *Dimensi Ekonomi & Sosial*, Vol. 22, Agustus
- Riyanto, Bambang, 1992, *Dasar-Dasar Pemmeliharaan Perusahaan*, Edisi Tiga, Cetakan Kelimabelas, Yayasan Badan Penerbit Gadjah Mada, Yogyakarta
- Santoso, Ruddy Tri, 1995, *Prinsip Dasar Akuntansi Perbankan*, Edisi Pertama, Cetakan Pertama, Andi Offset, Yogyakarta
- 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
- Simorangkir, O.P., 1985, *Dasar-Dasar dan Mekanisme Perbankan*, Cetakan Kelima, Aksara Persada Press, Jakarta
- Sinkey, J.F.Jr., 1975, "A Multivariate Statistical Analysis of The Characteristic of Problem Banks", *Journal of Finance*, Vol. XXX, No. 1, March
- Sunarsip, 2001, "Solusi bagi Bank yang Terancam Bangkrut", *Business News*, Tahun-XIV, No. 889, Juni
- Suyatno, Thomas, 1993, *Kelembagaan Perbankan*, Edisi Kedua, PT. Gramedia Pustaka Utama, Jakarta
- Thomson, J.B., 1991, "Predicting Bank Failures in 1980s", *Economic Review*, Vol. 27
- Umar, Husein, 2000, *Research Methods in Finance and Banking*, PT Gramedia Pustaka Utama, Jakarta
- Wasis, 1988, *Perbankan Pendekatan Manajerial*, Edisi Ketiga, Cetakan Pertama, Satya Wacana, Semarang
- Whalen, G., and J. Thomson, 1988, "Using Financial Data to Identify Changes in Bank Condition", *Economic Review*, Second Quarter

Wikaningtyas, Suci Utami, 1998, "Penyehatan Perbankan Indonesia menghadapi Persaingan Global", *Kajian Bisnis*, No. 12, Mei – September

Zainuddin dan J. Hartono, 1999, "Manfaat Rasio Keuangan dalam Memprediksi Pertumbuhan Laba : Studi Empiris pada Perusahaan Perbankan yang Terdaftar di BEJ", *Jurnal Riset Akuntansi Indonesia*, Vol. 2 No. 1, Januari