

ACCURACY OF THE TRAIT RECOGNITION (TR) MODEL AS A PREDICTION MODEL OF BANKS IN INDONESIA

Riskia Zuliannisa

Faculty of Business, Universitas Darwan Ali, Sampit, Indonesia

Email: rizkiazhu2@gmail.com

History of Article : received Agustus 2021, accepted September 2021, published November 2021

Abstract – *The banks that are often liquidated every year are the People's Credit Bank (BPR), while we rarely find commercial banks going bankrupt. In order for the company to continue operating, it is necessary for managers to always re-analyze, especially financial ratios. There are only 2 previous researchers who were correct and accurate in predicting bank bankruptcy. However, this research was conducted 17 years ago in connection with the 1998 monetary crisis and of course the conditions are different now. This study uses the Trait Recognition (TR) model to determine the accuracy in predicting bankruptcy with a sample of 20 bankrupt banks and 20 non-bankrupt banks in the 2013-2017 period and using a purposive sampling method. The results show that the TR model has an accuracy rate below the 80% standard accuracy. This study does not support previous research conducted because of the newness of the studied bank, a research phenomenon that is motivated by the economic conditions of each country, different study periods, as well as when the last study was conducted 17 years ago.*

Keywords : *Bankruptcy Analysis, Trait Recognition, Bank Pengkreditan Rakyat*

AKURASI MODEL TRAIT RECOGNITION (TR) SEBAGAI MODEL PREDIKSI KEBANGKRUTAN BANK DI INDONESIA

Riskia Zuliannisa

Program Studi Manajemen, Fakultas Bisnis, Universitas Darwan Ali, Sampit, Kalimantan Tengah, Indonesia

Email: rizkiazhu2@gmail.com

Abstrak - Bank yang sering mengalami likuidasi setiap tahunnya adalah Bank Pengkreditan Rakyat (BPR) sedangkan kita jarang menemui bank umum bisa pailit. Agar perusahaan bisa terus beroperasi, maka manajer perlu sekali untuk selalu re-analisis, khususnya rasio keuangan. Hanya ada 2 peneliti terdahulu yang benar dan akurat dalam memprediksi kebangkrutan bank. Namun penelitian ini dilakukan 17 tahun yang lalu berkaitan dengan krisis moneter tahun 1998 dan tentu saja kondisinya sudah berbeda dengan sekarang. Penelitian ini menggunakan model Trait Recognition (TR) untuk mengetahui akurasi dalam memprediksi kebangkrutan dengan sampel 20 bank bangkrut dan 20 bank tidak bangkrut periode 2013-2017 dan menggunakan metode purposive sampling. Hasilnya menunjukkan bahwa model TR memiliki tingkat akurasi dibawah dari standar akurasi 80%. Penelitian ini tidak mendukung penelitian terdahulu yang dilakukan karena adanya keterbaruan pada Bank yang diteliti, fenomena penelitian yang dilatarbelakangi oleh kondisi ekonomi masing-masing negara, periode penelitian yang berbeda, serta waktu penelitian terakhir dilakukan 17 tahun yang lalu.

Kata Kunci: Trait Recognition, Bank Pengkreditan Rakyat

PENDAHULUAN

Trait Recognition dikenal secara umum sebagai model sistem peringatan dini menggunakan tehnik kemampuan komputer yang membagi setiap variabel prediktif menjadi kelompok variabel yang berbeda dan menghitung interaksi berbeda dari kelompok variabel sehingga membentuk sebuah *string biner* (kode yang berisikan 6 digit) yang mencerminkan kondisi dari variabel prediktif tersebut Angelina (2003). Adapun bank yang sering mengalami likuidasi setiap tahunnya adalah Bank Pengkreditan Rakyat (BPR) sedangkan kita jarang menemui bank umum bisa pailit. Daftar mengenai bank-bank yang dilikuidasi bisa kita lihat pada website Lembaga Penjamin Simpanan (www.lps.go.id) yang menghimpun daftar-daftar bank yang dilikuidasi dari tahun 2017-2019.

Tabel 1. Bank yang dilikuidasi

NO	Nama Bank Bangkrut
1	BPR Arga Arthaka Mulya
2	BPR Akarumi
3	BPR Bina Dian Citra
4	BPR Bintang Ekonomi Sejahtera
5	BPR Budisetia
6	BPR Calliste Bestari
7	BPR Efita Dana Sejahtera
8	BPR Fajar Artha Makmur
9	BPR Indomitra Mega Kapital
10	BPR KS Agung Sedana
11	BPR Kudamas Sentosa
12	BPR Legian
13	BPR Mega Karsa Mandiri
14	BPR Mustika Utama Kolaka
15	BPR Nova Trijaya
16	BPR Pancadana
17	BPR Sambas Arta
18	BPR Sinarenam Permai Jatiasih
19	BPR Tri Harta Indah
20	BPR Tebas Lokarizki

Sumber : *Data diolah, 2020*

Agar perusahaan bisa terus beroperasi, maka manajer perlu sekali untuk selalu re-analisis, khususnya rasio keuangan. Karena saat menganalisis rasio keuangan maka tercermin bagaimana kinerja, kekuatan maupun kelemahan bank. Jika pihak manajemen menemukan gejala kebangkrutan yang terlihat pada rasio keuangan, maka bank bisa menghindarinya sebelum kebangkrutan itu benar terjadi.

Kebangkrutan merupakan keadaan dimana sebuah perusahaan diposisi tidak mampu lagi memenuhi kewajibannya karena kesulitan keuangan dan berdampak pada terganggunya operasional perusahaan Mujibah et al. (2019), yang dikatakan dengan kesulitan keuangan dapat dilihat dari arus kas keluar yang lebih besar dibanding arus kas masuknya maupun hutang yang terlampau besar sehingga perusahaan tidak mampu melunasinya. Kebangkrutan bisa dilihat tanda-tandanya sejak awal salah satu caranya dengan menggunakan rasio keuangan.

Pada penelitian ini tidak ada teori yang menjadi landasan karena pada dasarnya hanya menguji apakah rasio keuangan terpilih seperti *Return on Asset (ROA)*, *Loan to Deposit (LDR)*, dan *Equity to Asset Ratio (EAR)* yang selanjutnya disebut sebagai “*traits*” cocok atau tidak dijadikan traits pada model *Trait Recognition (TR)*. *Traits* pada model TR adalah sekelompok variabel prediktif yang akan membentuk kalimat “*string biner*” terdiri dari 6 digit kode *biner* dan nantinya akan mencerminkan apakah bank diprediksikan bangkrut atau tidak bangkrut.

Untuk tingkat prediksi model TR yang dikatakan akurat atau tidak jika lebih dari standar akurasi yang ditetapkan. Adapun batasan atau *treeshold* standar akurasi model TR adalah lebih dari 80% yang mana mengacu pada penelitian terdahulu. Penelitian terdahulu mengenai prediksi kebangkrutan dimulai dari penelitian Edward I Altman di tahun 1968. Beliau melakukan penelitian-penelitian menggunakan rasio keuangan hingga akhirnya beliau menghasilkan sebuah metode analisis laporan keuangan perusahaan yang dikenal dengan metode *Altman Z-Score*. Metode *Altman Z-Score* tahun 1968 memiliki hasil akurasi prediksi kebangkrutan perusahaan hingga 95% dengan periode pengamatan selama 12 bulan. Beliau juga melakukan penelitian lain di perusahaan yang memiliki iklim ekonomi tidak sama dengan hasil akurasi prediksi mencapai hingga 82% - 85% Henriko (2018).

Sejauh ini, dalam hal memprediksi kebangkrutan bank, ada banyak model yang digunakan, namun hingga saat ini masih belum ditemukan model yang memiliki akurasi tinggi dalam memprediksi kebangkrutan bank karena memprediksi kebangkrutan bank tidak sama dengan memprediksi kebangkrutan pada sektor non-bank, misalnya sektor manufaktur. Menurut Gamayuni (2009), model Altman Z-score tidak cocok digunakan bagi dunia perbankan karena terbentuk dari studi empirik terhadap industri manufaktur yang jelas tidak sama dengan bank. Bobot risiko yang berdasar pada golongan nasabah dan sifat agunan tidak diperhitungkan di model ini sehingga hasilnya bertolak belakang terutama untuk bank-bank yang dapat berdiri tanpa rekapitalisasi.

Tabel 2. Penelitian Terdahulu Prediksi Kebangkrutan Perbankan di Indonesia

No.	Jurnal	Metode
1	Sagho and Merkusiwati (2015)	Altman Z-Score modifikasi
2	Mujaya (2015)	Altman Z-Score
3	Rahmawan (2015)	Altman Z-Score
4	Laras (2016)	Altman Z-Score
5	Utami (2015)	Altman Z-Score, Springate, Zmijewski
6	Kurniawati and Kholis (2016)	Altman Z-Score, Springate, Grover
7	Sandi Pive Saputra (2017)	Altman Z-Score
8	Fauzan and Sutiono (2017)	Altman Z-Score, Springate, Zmijewski, Grover
9	Kadim et al. (2018)	Altman Z-Score
10	Purwanti (2019)	Altman Z-Score dan Springate
11	Frenty Sipayung (2019)	Altman Z-Score
12	Korry et al. (2019)	Altman Z-Score

Sumber: *Data diolah, 2020*

Tabel diatas merupakan beberapa penelitian terdahulu yang menggunakan model Altman Z-Score, Springate, Grover, Zmijewski dalam memprediksi kebangkrutan bank. Sayangnya, penelitian yang menggunakan model Altman Z-Score lebih banyak dibanding model Multiple Discriminant Analysis lainnya. Padahal sudah jelas model Altman Z-score tidak cocok untuk bank.

Menurut Angelina (2003), dalam memprediksi kebangkrutan bank di Indonesia, model Trait Recognition (TR) memiliki ketepatan peramalan yang lebih baik dari Model MDA dan Model Logit. Untuk periode 2 tahun sebelum kegagalan, maka akurasi prediksinya adalah sebesar 98,65%. Penelitian lainnya yang dilakukan oleh Lanine and Vennet (2006), juga menyatakan bahwa model TR modifikasi merupakan model yang memiliki akurasi lebih tinggi dibanding model Logit. Dalam penelitiannya dilakukan pengamatan sampel selama 3, 6, 9 dan 12 bulan sebelum kegagalan. Perkiraan terbaik dihasilkan oleh model TR yang dimodifikasi dalam sampel 3 bulan sebelum kegagalan dengan MSE sebesar 0,072.

Hanya ada 2 peneliti terdahulu yang benar dan akurat yaitu Kolari et al. (2002) Angelina (2003) dalam memprediksi kebangkrutan bank. Namun penelitian ini dilakukan 17 tahun yang lalu berkaitan dengan krisis moneter tahun 1998 dan tentu kondisinya sudah berbeda dengan sekarang misalnya perekonomian yang lebih stabil maupun perubahan kebijakan perbankan yang dikeluarkan oleh Bank Indonesia.

Sayangnya penelitian terdahulu selama rentang waktu tersebut banyak sekali yang masih menggunakan model prediksi untuk memprediksi kebangkrutan bank di Indonesia, seperti menggunakan model Z-score, Springate, Grover Score, Zmijewski Score dengan studi empiriknya adalah industri manufaktur yang sangat jelas tidak bisa diterapkan pada perbankan. Padahal sudah ada penelitian yang menyebutkan bahwa model TR memiliki akurasi lebih tinggi dibanding model MDA dan model Logit. Bayangkan jika model penelitian yang salah itu digunakan oleh analis keuangan perbankan, peluang risiko kebangkrutan bank akan semakin besar karena kesalahan pemilihan model prediksi kebangkrutan. Bukannya ingin menghindari kebangkrutan bank, tetapi malah mengundang kebangkrutan untuk benar terjadi.

Berdasarkan permasalahan diatas jelas terdapat permasalahan pada model untuk menguji akurasi kebangkrutan . Maka penelitian ini berusaha untuk membuktikan apakah model Trait Recognition (TR) akurat dalam memprediksi kebangkrutan bank di Indonesia.

Adapun Penelitian terdahulu tentang Early Warning System non-parametrik yang menggunakan tehnik komputer salah satunya yaitu Trait Recognition diawali dari penelitian yang dilakukan oleh Kolari et al. (2002), Penelitian ini didasarkan pada diperkenalkannya sebuah model baru oleh Beaver pada tahun 1966 dan Altman di tahun 1968 yang menggunakan model berbasis komputer menggunakan informasi akuntansi untuk memprediksi kegagalan perusahaan dan mengembangkan aliran penelitian berkelanjutan dalam literatur keuangan perusahaan. Hasil penelitian yang dilakukan menunjukkan jika menggunakan model logit dan trait recognition sebagai EWS model dengan menggunakan data yang dikumpulkan selama 1-2 tahun sebelum kegagalan memiliki hasil akurasi antara 95%-100%.

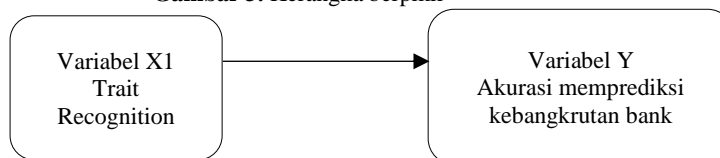
Pada tahun 2002, penelitian tentang EWS non-parametrik dilanjutkan oleh Liza Angelina dengan subyek pengamatannya yaitu bank-bank yang ada di Indonesia. penelitian ini dilatarbelakangi oleh kegagalan ekonomi di tahun 1998 yaitu krisis moneter yang mengakibatkan banyak perusahaan bank mengalami kebangkrutan dan kegagalan keuangan yang dialami oleh perusahaan bank akibat tingginya nilai kewajiban dibanding nilai aktiva perusahaan bank. Model penelitian EWS non-parametrik yang dilakukan oleh Angelina (2003) sedikit mengalami perubahan karena menggunakan tehnik heuristic yaitu bergantung kepada kepekaan dan pengalaman peneliti sehingga rasio keuangan yang dipilih berbeda dengan James Kolari. Hasil penelitian Angelina (2003) dengan menggunakan data yang dikumpulkan selama 2 tahun sebelum kegagalan memiliki hasil akurasi sebesar 98,65%.

Lanine and Vennet (2006) melakukan penelitian dengan subjek penelitian bank-bank yang ada di rusia yang terdampak krisis moneter tahun 1998. Lanine dan Vennet melakukan pengujian menggunakan metode logit dan trait recognition yang sudah dimodifikasi. Modifikasinya terletak pada tidak digunakannya voting safe dan unsafe pada preliminary classification of cells dan langsung menghitung berapa besar default probabilities. Dalam penelitian ini waktu pengamatan dibagi menjadi 4 bagian yaitu (1) 3 bulan sebelum kebangkrutan, (2) 6 bulan sebelum kebangkrutan (3) 9 bulan sebelum kebangkrutan (4) 1 tahun sebelum kebangkrutan. Hasilnya menunjukkan bahwa (1) pada waktu 3 bulan sebelum kebangkrutan, tingkat akurasi TR modifikasi sebesar 98,6%, (2) pada waktu 6 bulan sebelum kebangkrutan, tingkat akurasi TR sebesar 92,5%, (3) pada waktu 9 bulan sebelum kebangkrutan, tingkat akurasi TR sebesar 90,8%, (4) pada waktu 1 tahun sebelum kebangkrutan, tingkat akurasi sebesar 89,6%. Hal ini dapat disimpulkan bahwa semakin dekat dengan terjadinya kebangkrutan, maka tingkat akurasinya semakin tinggi.

Tujuan penelitian ini adalah untuk menguji dan menganalisis apakah model *Trait Recognition* (TR) akurat dalam memprediksi kebangkrutan bank di Indonesia. Dengan adanya penelitian ini nantinya diharapkan dapat menjadi (1) penelitian dan atau ilmu terbaru dalam memprediksi kebangkrutan bank di Indonesia, (2) bahan masukan dan pertimbangan bagi analis keuangan perbankan, (3) referensi bagi peneliti selanjutnya untuk mengembangkan penelitian yang terkait dengan prediksi kebangkrutan bank di Indonesia, dan (4) memberikan informasi bagi BI, OJK dan pemerintah tentang temuan model *early warning system* bagi bank.

KERANGKA PEMIKIRAN

Gambar 3. Kerangka berpikir



HIPOTESIS

H1 : Trait Recognition (TR) akurat dalam memprediksi kebangkrutan bank di Indonesia.

METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini objek penelitiannya adalah bank BPR dengan dua kondisi yaitu bangkrut dan tidak bangkrut. Adapun karakteristik BPR bangkrut adalah BPR bangkrut yang telah dinyatakan oleh Lembaga Penjamin Simpanan (LPS) selaku regulator dan sudah dilikuidasi oleh OJK hingga desember 2018. Sedangkan karakteristik BPR tidak bangkrut adalah BPR yang masih menyajikan laporan keuangannya dari tahun 2017-2018 atau 2 tahun sebelum dinyatakan bangkrut. Sampel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebanyak 20 BPR yang bangkrut dan 20 BPR yang tidak bangkrut sehingga jumlah sampel ada 40 BPR. Sampel dalam penelitian menggunakan metode *purposive sampling* dengan kriteria yaitu laporan keuangannya dipublikasikan Otoritas Jasa Keuangan untuk 2, 3, dan 4 tahun sebelum dilikuidasi. Sehingga metode sampel untuk penelitian ini adalah *purposive sampling*. Laporan keuangan BPR dapat diunduh di website www.ojk.go.id. Laporan keuangan perusahaan BPR bangkrut dari tahun 2013-2017. Sedangkan laporan keuangan perusahaan BPR tidak bangkrut diambil dari tahun 2017.

Tabel 3. Daftar sampel 20 BPR Bangkrut dan 20 BPR tidak bangkrut

NO	Nama Bank Bangkrut	Nama Bank Tidak Bangkrut
1	BPR Arga Arthaka Mulya	BPR Agung Sejahtera
2	BPR Akarumi	BPR Artha Margahayu
3	BPR Bina Dian Citra	BPR Berlian Global Aceh
4	BPR Bintang Ekonomi Sejahtera	BPR Cikarang Raharja
5	BPR Budisetia	BPR Dana Multi Guna
6	BPR Calliste Bestari	BPR Dana Permata Lestari
7	BPR Efitia Dana Sejahtera	BPR Dian Binartha
8	BPR Fajar Artha Makmur	BPR Guna Yatra
9	BPR Indomitra Mega Kapital	BPR Gunung Kinibalu
10	BPR KS Agung Sedana	BPR Jam Gadang
11	BPR Kudamas Sentosa	BPR Kota Samarinda
12	BPR Legian	BPR Lestari Darmo Mulyo
13	BPR Mega Karsa Mandiri	BPR Madani Sejahtera Abadi
14	BPR Mustika Utama Kolaka	BPR Mahkota Artha Sejahtera
15	BPR Nova Trijaya	BPR Martapura Banjar Sejahtera
16	BPR Pancadana	BPR Mega Zanur
17	BPR Sambas Arta	BPR Mitra Lestari
18	BPR Sinarenam Permai Jatiasih	BPR Mitra Rakyat Riau
19	BPR Tri Harta Indah	BPR Mukomuko Makmur
20	BPR Tebas Lokarizki	BPR Mustaqim Suka Makmur

Sumber: Microsoft Excel, 2020

TRAIT YANG BERHUBUNGAN DENGAN RISIKO BANK

Return On Asset (ROA)

Rasio ini mengukur tingkat probabilitas yang didapat oleh perusahaan. Rasio ini digunakan untuk mengetahui bagaimana kemampuan bank dalam menggunakan asetnya dalam meraih keuntungan atau laba bersih dengan cara menyalurkan sebagian besar asetnya sebagai kredit kepada peminjam modal. Semakin besar pengembalian kredit yang diterima maka bank semakin untung. Jika ROA bank meningkat mengindikasikan bahwa profitabilitas bank juga meningkat Harun (2016) dan Makmunah (2016)

$$ROA = \frac{\text{Laba Bersih}}{\text{Total Asset}} \times 100\%$$

Loan to Deposit Ratio (LDR)

Rasio ini digunakan untuk mengukur kemampuan bank dalam mengelola pembayaran kewajiban kepada pihak ketiga menggunakan kredit yang disalurkan (Yeni, 2017). Rasio ini mengukur bagaimana kemampuan bank dalam menjaga likuiditasnya dengan membandingkan antara Total Kredit yang diberikan menggunakan dana nasabah yang terhimpun di BPR yaitu Tabungan dan Deposito. Semakin tinggi rasio LDR maka semakin rendah likuiditasnya dikarenakan beban besar bank dalam membiayai kredit Makmunah (2016)

$$LDR = \frac{\text{Jumlah kredit yang diberikan}}{\text{Tabungan dan Deposito}} \times 100\%$$

Equity To Asset Ratio (EAR)

Rasio ini adalah untuk mengetahui berapa persen bagian untuk investasi dari total asset yang dibelanjakan menggunakan modal sendiri. Semakin tinggi rasio ini maka bank dinilai semakin bagus karena mampu mengelola kecukupan modalnya sehingga tidak memerlukan pendanaan dari luar dan bisa meningkatkan laba karena tidak adanya tingkat beban bunga Anastasia and Septiarini (2015)

$$EAR = \frac{\text{Ekuitas}}{\text{Total Asset}} \times 100\%$$

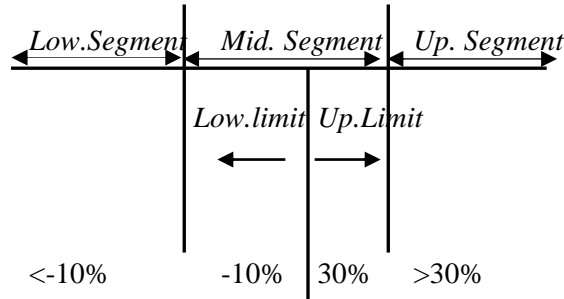
Pengertian Trait Recognition dan Tahapannya

a. Menentukan Cutpoints

Cutpoints atau titik potong merupakan titik batas terhadap 3 kelompok yang berbeda pada lonceng distribusi yang mencerminkan masing-masing dari rasio. 3 kelompok itu adalah (1) *Low Segment* yang dikodekan dengan “00”, (2) *Middle Segment* yang dikodekan dengan “01”, (3) *Upper Segment* yang dikodekan dengan “11”. Dalam menentukan bank mana yang masuk ke kelompok ini dengan cara menghitung berapakah nilai *mean* dari rasionya dan ditambahkan +1 dari nilai standar deviasi sebagai batasan untuk *upper segment*, dan -1 dari standar deviasi sebagai batasan untuk *lower segment*. Wilayah antara wilayah *middle segment*, kemudian apabila nilai dibawah -1 dari standar deviasi dianggap batas *low segment* dan diatas +1 dari standar deviasi untuk batas *upper segment*.

Diketahui : Nilai ROA_{Average} : 10%
 Nilai ROA_{Standar Deviasi} : 20%

Gambar 1. Ilustrasi pembagian wilayah



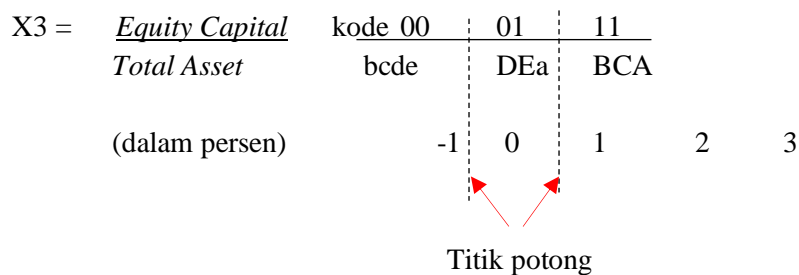
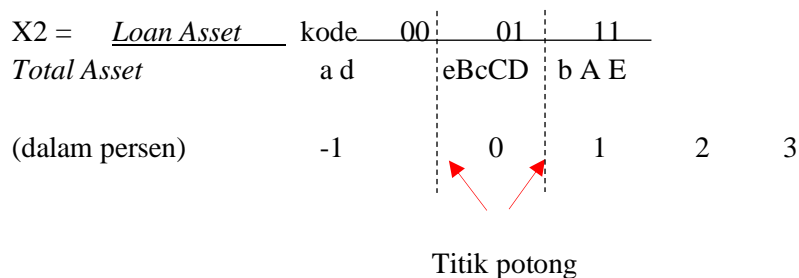
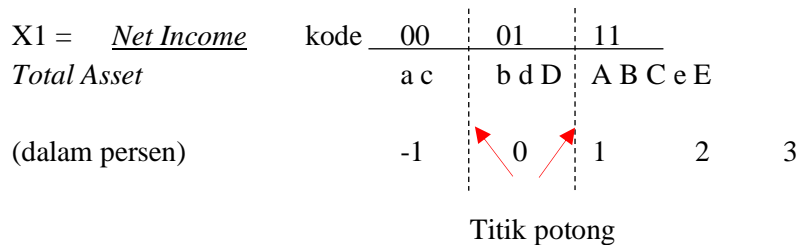
Sebagai contoh dianalogikan bahwa seorang peneliti yang menggunakan sampel 5 bank yang bangkrut (a,b,c,d,e) dan 5 bank yang tidak bangkrut (A,B,C,D,E). Diasumsikan tiga rasio keuangan terpilih yaitu ROA (X1), Loan/asset (X2) dan Capital (X3) untuk menghitung kondisi keuangan bank yang dihitung 1 tahun sebelum kebangkrutan itu terjadi.

Adapun gambar ilustrasi sebagai berikut:

Sampel : Bank bangkrut: a, b, c, d, e

Bank tidak bangkrut: A, B, C, D, E

Gambar 2. Posisi Rasio Keuangan Bank Untuk Sampel Yang Bangkrut Dan Tidak Bangkrut Untuk Setahun Sebelum Kebangkrutan



Dari gambar 2, diambil salah satu contoh C merupakan bank tidak bangkrut. Untuk variabel X1 berada di *upper segment*, variabel X2 berada di *middle segment* dan variabel X3 berada di *upper segment*. Sehingga apabila dikodekan ulang menjadi “110111”. 6 digit tersebut disebut sebagai *string biner*. *String biner* memiliki sebuah pola yang berbeda-beda yang membedakan apakah bank tersebut bangkrut atau tidak bangkrut. Bank-bank yang gagal identik dengan banyaknya digit 0 dalam *string biner* sedangkan bank yang tidak gagal identik dengan banyaknya digit 1 dalam *string biner*. Namun ada pula bank yang memiliki *string biner* dengan komposisi digit yang sama besar, contoh : 010011. Maka, bank ini masuk ke dalam kelompok area abu-abu (bank bangkrut dan tidak bangkrut).

b. Identifikasi Safe dan Unsafe Features

Setelah mengetahui kode *string biner* pada setiap bank, tahapan selanjutnya yaitu mengidentifikasi *safe* dan *unsafe feature*. *Feature* merupakan variabel. Setiap 2 digit pada *string biner* atau disebut *trait* mencerminkan X1, X2, X3 dan menentukan apakah mendapatkan *safe votes* atau *unsafe votes*. Untuk memasukkan sebuah *trait* apakah termasuk *safe votes* atau *unsafe votes* disesuaikan dengan setiap rasionya. Sebagai contoh:

Tabel 4. Identifikasi safe dan Unsafe Feature

Variabel	Rasio	Safe Votes	Unsafe Votes
X1	ROA	Trait “11”	Trait “00”
X2	LDR	Trait “00”	Trait “11”
X3	CAP	Trait “11”	Trait ”00”

Mengapa terdapat perbedaan pada X2 karena rasio LDR memiliki makna semakin tinggi nilai rasionya maka semakin rendah likuidasi bank, sehingga kode “00” yang berarti rasio rendah dikategorikan sebagai *safe votes*, sedangkan kode “11” yang berarti rasio tinggi dikategorikan sebagai *unsafe votes*. Jika terdapat *trait* “01” maka ini bisa disebut sebagai “*trait* abu-abu” maksudnya adalah peneliti bisa menentukan sendiri apakah termasuk *safe votes* atau *unsafe votes* berdasarkan sel dalam *voting matrix*.

Tabel 5. Mengidentifikasi Safe Dan Unsafe Feature Pada Bank

Bank	Features			Safe Votes	Unsafe Votes	Hasil
	X1	X2	X3			
a	00	00	01	I	II	{1,2}
b	01	11	00	-	III	{0,2}
c	00	01	00	-	III	{0,2}
d	01	00	00	I	II	{1,2}
e	11	01	00	I	II	{1,2}
A	11	11	11	III	-	{2,0}
B	11	01	11	III	-	{2,0}
C	11	01	11	III	-	{2,0}
D	01	01	01	III	-	{2,0}
E	11	11	01	III	-	{2,0}

a. Voting Matrix

Setelah diketahui berapa *safe* dan *unsafe feature* dalam suatu bank, selanjutnya kita bisa memasukkan ke dalam sebuah matriks yang berisikan 9 kotak yang menjelaskan posisi bank dan seberapa besar tingkat kemungkinan (*default probability*) atau prediksi dari kebangkrutan. Perhitungan *default probability* (p) adalah dengan membagi jumlah bank yang bangkrut dengan total sampel yang ada didalam sebuah kolom matriks. Contoh bank c merupakan bank bangkrut, berada di posisi 0,2 yang berarti 0 *safe* dan 2 *unsafe*. Nilai p nya sebesar 1.

Tabel 6. *Voting Matrix*

		N Unsafe Features		
		0	1	2
N Safe Features	0			b,c p = 1
	1			a,d,e p = 1
	2	A,B,C,D,E p = 0		

Sumber: Data diolah, 2020

HASIL DAN PEMBAHASAN STATISTIK DESKRIPTIF

Tabel 7. Tabel Statistik Deskriptif

Variabel	Average	St.Deviasi	Lower Limit	Upper Limit
ROA	- 0,14	1,20	- 1,34	1,06
LDR	1,21	0,43	0,78	1,64
EAR	1,08	1,71	- 0,63	2,79

Sumber: Data diolah, 2020

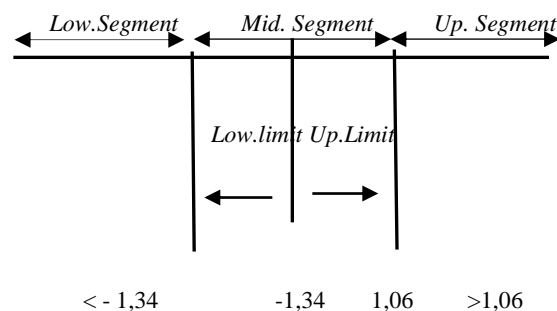
Nilai-nilai diatas nantinya akan digunakan dalam menentukan *cutpoints*. *Cutpoints* merupakan titik potong yang akan menjadi batasan terhadap 3 bagian pada lonceng distribusi yaitu *lower segment* (Kode 00), *middle segment* (Kode 01 atau 10), dan *upper segment* (Kode 11). Adapun ketentuan dalam tiap-tiap *segment* ini sebagai berikut:

1. Apabila nilai rasio \leq nilai *lower limit*, maka termasuk *lower segment*.
2. Apabila nilai rasio \geq nilai *upper limit*, maka termasuk *upper segment*.
3. Apabila nilai rasio diatas nilai *lower limit* dan dibawah nilai *upper limit*, maka termasuk *middle segment*.

Kode-kode pada setiap *segment* nantinya akan dirangkai menjadi sebuah kalimat yang disebut dengan *string biner*. *String biner* akan menjadi alat untuk mengidentifikasi bank dalam mendapatkan *safe dan unsafe feature*.

Adapun dibawah ini ilustrasi *cutpoints* untuk X1:

Diketahui : Nilai ROA_{Average} : -0,14
 Nilai ROA_{Standar Deviasi} : 1,20



Voting Matrix

Langkah selanjutnya adalah kita memasukkan himpunan safe dan unsafe votes ke dalam 9 kotak atau sel yang mencerminkan posisi bank apakah diprediksikan akan bangkrut atau tidak. Setiap sel didalam voting matrix nantinya akan ditetapkan sebagai sel yang bangkrut, tidak bangkrut, campuran, atau tidak terklasifikasi dengan ketentuan sebagai berikut:

1. Jika tidak ada bank didalam sel, maka disebut sel tidak terklasifikasi
2. Jika sel pada matriks hanya ada bank bangkrut, maka disebut sel bangkrut
3. Jika sel pada matriks hanya ada bank tidak bangkrut, maka disebut sel tidak bangkrut
4. Jika sel pada matriks terdapat bank yang bangkrut dan tidak bangkrut, maka disebut sel campuran

Untuk klasifikasi sel campuran apakah termasuk dalam *safe* atau *unsafe feature*, maka kriterianya sebagai berikut:

1. jika di dalam sel jumlah bank yang bangkrut > dibanding bank tidak bangkrut, maka disebut sel bangkrut dan begitu sebaliknya.
2. jika di dalam sel jumlah bank bangkrut dan sama besar, maka dilihat posisi matriks apabila jumlah safe votes > unsafe votes, maka disebut sel tidak bangkrut dan begitu sebaliknya.
3. Jika didalam sel jumlah bank bangkrut dan tidak bangkrut sama, jumlah *safe votes* dan *unsafe votes* juga sama, maka klasifikasi sel akan diputuskan sendiri oleh peneliti apakah termasuk sel bangkrut atau sel tidak bangkrut.

Ketentuan mengenai default probability (p) pada sel bangkrut yaitu $pZ1$ dan sel tidak bangkrut yaitu $pZ0$. Untuk mengetahui berapa persentase p pada setiap sel yatu dengan cara membagi jumlah bank yg bangkrut dengan jumlah sampel didalam sel.

Tabel 8 dibawah merupakan hasil penentuan sampel untuk dimasukkan ke setiap sel matriks yang sudah diklasifikasikan. Pada matriks 0,0 disebut sebagai sel tidak bangkrut karena jumlah bank tidak bangkrut > jumlah bank bangkrut. Pada matriks 0,1 disebut sel bangkrut karena jumlah bank bangkrut > jumlah bank tidak bangkrut. Pada matriks 0,2 hanya ada 1 bank bangkrut paka disebut sel bangkrut. Pada matriks 0,1 disebut sel bangkrut karena jumlah bank bangkrut > jumlah bank tidak bangkut. Pada matriks 1,1 karena didalam sel jumlah bank bangkrut dan tidak bangkrut sama, jumlah *safe votes* dan *unsafe votes* juga sama, maka peneliti memilih sel bangkrut.

Tabel 8. Voting matrix untuk 2 tahun sebelum kebangkrutan

		N Unsafe Feature		
		0	1	2
N Safe Feature	0	a3,b3,e3,f3,g3,h3,i3,j3,k3,l3,m3,n3,o3,r3,s3,t3,A3,B3,D3,E3,G3,H3,I3,J3,K3,L3,N3,R3,S3,U3 $p = 1$	d3,p3,u3,Q3 $p = 1$	unclassified
	1	M3,O3,P3,T3 $p = 0$	C3 $p = 0$	unclassified
	2	Unclassified	q3 $p = 0$	unclassified

Sumber : Data diolah,2020

Tabel 9 dibawah merupakan hasil penentuan sampel untuk dimasukkan ke setiap sel matriks yang sudah diklasifikasikan. Pada matriks 0,0 disebut sebagai sel tidak bangkrut karena jumlah bank tidak bangkrut > jumlah bank bangkrut. Pada matriks 0,1 disebut sel bangkrut karena jumlah bank bangkrut > jumlah bank tidak bangkrut. Pada matriks 1,0 disebut sel tidak bangkrut karena jumlah safe feature > unsafe feature . Pada matriks 1,1 karena didalam sel jumlah bank bangkrut dan tidak bangkrut sama, jumlah *safe votes* dan *unsafe votes* juga sama, maka peneliti memilih sel tidak bangkrut.

Tabel 9. Voting matrix untuk 3 tahun sebelum kebangkrutan

		N Unsafe Feature		
		0	1	2
N Safe Feature	0	a2,b2,f2,i2,j2,k2,l2,m2,n2,o2,s2,t2,A2,B2,D2,E2,J2,K2,L2,M2,N2,O2,P2,R2,S2,U2 p = 0	d2,h2,p2,Q2,H2 p = 1	unclassified
	1	e2,g2,r2,G2,I2,T2 p = 0	u2,C2 p = 0	unclassified
	2	Unclassified	q2 p = 0	unclassified

Sumber : Data diolah, 2020

Tabel 10 dibawah merupakan hasil penentuan sampel untuk dimasukkan ke setiap sel matriks yang sudah diklasifikasikan. Pada matriks 0,0 disebut sebagai sel bangkrut karena jumlah bank tidak bangkrut < jumlah bank bangkrut. Pada matriks 0,1 disebut sel bangkrut karena jumlah bank bangkrut > jumlah bank tidak bangkrut. Pada matriks 1,0 disebut sel tidak bangkrut karena didalam sel terdapat seluruhnya bank tidak bangkrut . Pada matriks 1,1 disebut sel tidak bangkrut karena hanya ada 1 sel tidak bangkrut. Matriks 2,1 disebut sel tidak bangkrut karena jumlah safe future > dari unsafe future walaupun didalam sel hanya ada sel bangkrut.

Tabel 10. Voting Matrix untuk 4 tahun sebelum kebangkrutan

		N Unsafe Feature		
		0	1	2
N Safe Feature	0	a1,b1,d1,e1,h1,i1,l1,m1,n1,o1,s1,t1,u1,A1,D1,E1,G1,I1,J1,K1,L1,M1,N1,O1,P1,Q1,R1,S1,T1,U1 p = 0	k1,p1,q1,H1 p = 1	f1 p = 1
	1	g1,j1,r1,B1 p = 1	q1,C1 p = 0	unclassified
	2	Unclassified	unclassified	unclassified

Sumber : Data diolah, 2020

Perhitungan Model Trait Recognition

Berdasarkan perhitungan model Trait Recognition (TR) untuk periode 2 tahun sebelum kebangkrutan didapatkan hasil perhitungan keakuratan prediksi bank yang bangkrut adalah sebesar 60% yang terdiri dari jumlah bank bangkrut yang memiliki kode 00 sebanyak 6 bank, dan bank yang memiliki kode 01 sebanyak 14 bank dari total sampel bank yang bangkrut sebanyak 20 bank. Sedangkan untuk bank yang memiliki kode 11 sebanyak 18 bank dan bank yang memiliki kode 01 sebanyak 2 bank dari total sampel 20 bank tidak bangkrut. Maka perhitungan prediksinya diilustrasikan sebagai berikut:

Tabel 11. Perhitungan model TR 2 tahun sebelum kebangkrutan

		ACTUAL		
		GAGAL	TIDAK GAGAL	Persentase
PREDIKSI	GAGAL	6	2	60,00%
	TIDAK GAGAL	14	18	40,00%

Sumber: Data diolah, 2020

Dari tabel 11, perhitungan persentase keakuratan prediksi kebangkrutan bank 2 tahun sebelum kebangkrutan dapat dihitung sebagai berikut:

$$\text{Tingkat Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Total Sampel}} \times 100\%$$

$$\text{Tingkat Akurasi} = \frac{24}{40} \times 100\% = 60\%$$

Sedangkan perhitungan model Trait Recognition (TR) periode 3 tahun sebelum kebangkrutan didapatkan hasil perhitungan keakuratan prediksi bank yang sama yaitu sebesar 52,50% yang terdiri dari jumlah bank bangkrut yang memiliki kode 00 sebanyak 3 bank, dan bank yang memiliki kode 01 sebanyak 17 bank dari total sampel bank yang bangkrut sebanyak 20 bank. Sedangkan untuk bank yang memiliki kode 11 sebanyak 18 bank dan bank yang memiliki kode 01 sebanyak 2 bank dari total sampel 20 bank tidak bangkrut. Maka perhitungan prediksinya diilustrasikan sebagai berikut:

Tabel 12. Hasil perhitungan model TR 3 tahun sebelum kebangkrutan

		ACTUAL		Persentase
		GAGAL	TIDAK GAGAL	
PREDIKSI	GAGAL	3	2	52,5%
	TIDAK GAGAL	17	18	47,5%

Sumber: Data diolah, 2020

Dari tabel diatas, perhitungan persentase keakuratan prediksi kebangkrutan bank 3 tahun sebelum kebangkrutan dihitung sebagai berikut:

$$\text{Tingkat Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Total Sampel}} \times 100\%$$

$$\text{Tingkat Akurasi} = \frac{21}{40} \times 100\% = 52,5\%$$

Perhitungan model TR periode 4 tahun sebelum kebangkrutan didapatkan hasil perhitungan keakuratan prediksi bank yang sama yaitu sebesar 60% yang terdiri dari jumlah bank bangkrut yang memiliki kode 00 sebanyak 19 bank, dan bank yang memiliki kode 01 sebanyak 1 bank dari total sampel bank yang bangkrut sebanyak 20 bank. Sedangkan untuk bank yang memiliki kode 11 sebanyak 5 bank dan bank yang memiliki kode 01 sebanyak 15 bank dari total sampel 20 bank tidak bangkrut. Maka perhitungan prediksinya diilustrasikan sebagai berikut:

Tabel 13. Hasil perhitungan model TR 4 tahun sebelum kebangkrutan

		ACTUAL		Persentase
		GAGAL	TIDAK GAGAL	
PREDIKSI	GAGAL	19	15	60,00%
	TIDAK GAGAL	1	5	40,00%

Sumber: Data diolah, 2020

Dari tabel diatas, perhitungan persentase keakuratan prediksi bank 4 tahun sebelum kebangkrutan dapat dihitung sebagai berikut:

$$\text{Tingkat Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Total Sampel}} \times 100\%$$

$$\text{Tingkat Akurasi} = \frac{24}{40} \times 100\% = 60\%$$

UJI HIPOTESIS

1. Model TR 2 tahun sebelum kebangkrutan memiliki akurasi lebih dari 80%

$$H_o: p \leq 80\%$$

$$H_a: p > 80\%$$

$$\alpha = 5\%$$

$$= 60\%$$

H_o : Model TR memiliki akurasi 80% atau kurang

H_a : Model TR memiliki akurasi lebih dari 80%

$$Z = \frac{\hat{p} - p_0}{\sqrt{\frac{p_0 \times (1 - p_0)}{n}}}$$

$$Z = \frac{0,6 - 0,8}{\sqrt{\frac{0,8 \times 0,2}{40}}}$$

$$Z = -1,63$$

. Berdasarkan uji hipotesis yang dilakukan didapatkan hasil nilai $Z > -1,645$, maka H_a ditolak artinya model TR yang dihitung 2 tahun sebelum kebangkrutan tidak jauh berbeda dengan akurasi 80% atau dengan kata lain model TR tidak akurat

2. Model TR 3 tahun sebelum kebangkrutan memiliki akurasi lebih dari 80%

$$H_o: p \leq 80\%$$

$$H_a: p > 80\%$$

$$\alpha = 5\%$$

$$= 52,5\%$$

H_o : Model TR memiliki akurasi 80% atau kurang

H_a : Model TR memiliki akurasi lebih dari 80%

$$Z = \frac{\hat{p} - p_0}{\sqrt{\frac{p_0 \times (1 - p_0)}{n}}}$$

$$Z = \frac{0,525 - 0,8}{\sqrt{\frac{0,8 \times 0,2}{40}}}$$

$$Z = -2,24$$

Berdasarkan uji hipotesis yang dilakukan didapatkan hasil nilai $Z < -1,645$, maka H_a ditolak artinya model TR yang dihitung 3 tahun sebelum kebangkrutan terbukti memiliki akurasi kurang dari 80%. Sehingga dapat dikatakan tidak akurat.

3. Model TR 4 tahun sebelum kebangkrutan memiliki akurasi lebih dari 80%

$$H_o: p \leq 80\%$$

$$H_a: p > 80\%$$

$$\alpha = 5\%$$

$$= 60\%$$

H_o : Model TR memiliki akurasi 80% atau kurang

H_a : Model TR memiliki akurasi lebih dari 80%

$$z = \frac{\hat{p} - p_o}{\sqrt{\frac{p_o(1 - p_o)}{n}}}$$
$$Z = \frac{0,6 - 0,8}{\sqrt{\frac{0,8 \times 0,2}{40}}}$$

$$Z = -1,63$$

Berdasarkan uji hipotesis yang dilakukan didapatkan hasil nilai $Z > -1,645$, maka H_a ditolak artinya model TR yang dihitung 4 tahun sebelum kebangkrutan tidak jauh berbeda dengan akurasi 80% atau dengan kata lain model TR tidak akurat.

PEMBAHASAN

Dari perhitungan-perhitungan tersebut diatas disimpulkan bahwa penelitian ini tidak sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Kolari et al. (2002), Angelina (2003), Lanine dan Vinnnet (2006) yang menyatakan bahwa semakin dekat melakukan prediksi dengan periode kebangkrutan maka akurasinya semakin tinggi dan selisih tingkat akurasi dari tahun ke tahun kecil sekali.

Penelitian ini juga tidak mendukung penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Kolari et al. (2002), Angelina (2003), dan Lanine and Vennet (2006) disebabkan karena bank yang diteliti pada penelitian ini merupakan bank yang ada di Indonesia. Sedangkan bank yang diteliti oleh Kolari et al. (2002) berada di Amerika Serikat, bank yang diteliti oleh Lanine and Vennet (2006) berada di Rusia. Fenomena dalam penelitian terdahulu dilatarbelakangi oleh krisis ekonomi yang melanda negara masing-masing penelitian. Sedangkan pada penelitian ini sedang dalam kondisi ekonomi yang stabil. Pada penelitian ini bank yang diteliti merupakan Bank Pengkreditan Rakyat di Indonesia, sedangkan pada penelitian yang dilakukan oleh Angelina (2003) merupakan bank devisa dan non-devisa di Indonesia. Rentang waktu yang sangat jauh sekali yaitu 17 tahun semenjak penelitian terakhir yang dilakukan oleh Angelina (2003).

KESIMPULAN

Dari hasil analisis dan uji hasil pada maka ditarik kesimpulan bahwa model Trait Recognition (TR) tidak akurat dalam memprediksi kebangkrutan Bank Pengkreditan Rakyat (BPR) periode 2, 3, dan 4 tahun sebelum kebangkrutan dengan hasil uji didapat bahwa tingkat akurasi model TR sebesar 60%, 52.50% dan 60%. Semua uji yang dilakukan memiliki hasil sama yaitu model TR memiliki tingkat akurasi dibawah dari standar akurasi 80% berdasarkan Altman (1968).

Penelitian ini tidak mendukung penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Kolari et al. (2002), Angelina (2003), dan Lanine and Vennet (2006) karena adanya keterbaruan pada Bank yang diteliti, fenomena penelitian yang dilatarbelakangi oleh kondisi ekonomi masing-masing negara, periode penelitian yang berbeda, serta waktu penelitian terakhir dilakukan 17 tahun yang lalu.

Dengan demikian penelitian ini dapat menjadi penelitian terbaru dan memberikan kontribusi baru dalam memprediksi kebangkrutan bank di Indonesia.

Bagi peneliti selanjutnya yang ingin memprediksi kebangkrutan bank, diharapkan dengan adanya penelitian ini (1) menjadi salah satu penelitian terbaru dalam memprediksi kebangkrutan bank di Indonesia. (2) Kepada analis keuangan dan lembaga keuangan seperti OJK dan LPS tidak disarankan untuk menggunakan model TR ini sebagai *early warning system* untuk memprediksi kebangkrutan. Penelitian ini menguji model TR 2, 3, dan 4 tahun sebelum kebangkrutan. (3) Diharapkan kepada peneliti selanjutnya untuk menguji kembali akurasi model TR periode 1 hingga 5 tahun sebelum kebangkrutan. (4) Penelitian ini hanya menggunakan model TR dalam memprediksi kebangkrutan bank. Peneliti selanjutnya diharapkan bisa melakukan perbandingan uji akurasi terhadap model-model lain yang khusus memprediksi kebangkrutan bank seperti model logit. (6) Tidak disarankan untuk diterapkan oleh BI sebagai model *early warning system* bagi bank dan tidak disarankan menjadi alat bagi OJK untuk menilai kesehatan bank dan transparansi kesehatan bank dan disarankan untuk menggunakan alat prediksi yang lebih akurat lainnya.

REFERENSI

- Anastasia, F. K., & Septiarini, D. F. (2015). Pengaruh Equity To Total Assets Ratio, Non Performing Ratio dan Financing To Deposit Ratio Terhadap Kinerja Keuangan Koperasi BMT Nurul Jannah Gresik Tahun 2012-2014. *Jurnal Ekonomi Syariah Teori Dan Terapan*, 2(10), 812–829.
- Angelina, L. (2003). *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*. Universitas Diponegoro.
- Fauzan, H., & Sutiono, F. (2017). Perbandingan Model Altman Z-Score, Zmijewski, Springate, Dan Grover Dalam Memprediksi Kebangkrutan Perusahaan Perbankan (Studi Kasus Pada BEI Tahun 2011-2015). *Jurnal Online Insan Akuntan*, Vol 2 No 1(1), 49–60.
- Frenty Sipayung. (2019). *Analisis Prediksi Kebangkrutan pada Perusahaan Perbankan Go Public di Bursa Efek Indonesia (dengan Menggunakan Metode Altman Z-Score)*. 44–85. <http://repositori.usu.ac.id/handle/123456789/12733>
- Gamayuni, R. R. (2009). Berbagai Model Prediksi Kebangkrutan. In *Jurnal Akuntansi Dan Keuangan* (Vol. 14).
- Harun, U. (2016). Pengaruh Ratio-Ratio Keuangan CAR, LDR, NIM, BOPO, NPL Terhadap ROA. *Jurnal Riset Bisnis Dan Manajemen*, 4(1), 67–82.
- Henriko, S. (2018). *Skripsi analisis kecocokan model altman z-score dan model springate s-score terhadap prediksi kebangkrutan perusahaan di indonesia*.
- Kadim, A., Sunardi, N., Sekuritas, J., Surya, J. L., No, K., & Selatan -Banten, P. T. (2018). Analisis Altman Z-Score Untuk Memprediksi Kebangkrutan Pada Bank Pemerintah (Bumn) Di Indonesia Tahun 2012-2016 Articles Information Abstract Prodi Manajemen Unpam. *Keuangan Dan Investasi*), 1(3), 142–156.
- Kolari, J., Glennon, D., Shin, H., & Caputo, M. (2002). Predicting large US commercial bank failures. *Journal of Economics and Business*, 54(4), 361–387. [https://doi.org/10.1016/S0148-6195\(02\)00089-9](https://doi.org/10.1016/S0148-6195(02)00089-9)
- Korry, I. K. T. S., Dewi, M. P., & Ningsih, N. L. A. P. (2019). Analisis Prediksi Kebangkrutan Berdasarkan Metode Altman Z-Score (Studi Kasus Pada Bank Bumn Yang Terdaftar Di Bei). *Buletin Studi Ekonomi*, 24(2), 191. <https://doi.org/10.24843/bse.2019.v24.i02.p03>
- Kurniawati, L., & Kholis, N. (2016). Analisis Model Predeksi Financial Distress Pada Perusahaan Perbankan Syariah di Indonesia. *Syariah Paper Accounting FEB UMS*, 145–153. <http://hdl.handle.net/11617/7341>
- Lanine, G., & Vennet, R. Vander. (2006). Failure prediction in the Russian bank sector with logit and trait recognition models. *Expert Systems with Applications*, 30(3), 463–478. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2005.10.014>
- Laras, K. (2016). Analisis Prediksi Kebangkrutan Pada Perusahaan Perbankan Go Public Di Bursa Efek Indonesia 2011-2014. *Jurnal Ilmiah*, 6(1), 16–28.
- Makmunah, L. (2016). *Pengaruh Risiko Likuiditas, Risiko Kredit, Risiko Pasar dan Risiko Operasional Terhadap ROA Bank Go Publik*.
- Mujaya, K. (2015). Analisis Prediksi Kebangkrutan Dengan Metode Altman Z-Score Pada Perusahaan Retail

- Trade Yang Terdaftar Di Bei Tahun 2014-2017. *Jurnal Ilmiah*, 9(2). <https://doi.org/10.35968/m-pu.v9i2.344>
- Mujibah, Ulfah, Y., & Nadir, M. (2019). Analisis Kebangkrutan Metode Z-Score Altman Pada Bank Asing. *Jurnal Ilmu Manajemen Mulawarman*, 3, 1–15. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Purwanti, E. (2019). Analisis Prediksi Kebangkrutan Dengan Model Altman Dan Springate Pada Bank Bumn Periode 2013 – 2015. *Among Makarti*, 12(1), 94–107. <https://doi.org/10.52353/ama.v12i1.178>
- Rahmawan, A. R. (2015). *Analisis Potensi Kebangkrutan pada PT. Bank Negara Indonesia Tbk dengan Menggunakan Metode Altman Z- Score.*
- Sagho, M. F., & Merkusiwati, N. K. L. A. (2015). Penggunaan Metode Altman Z-Score Modifikasi Untuk Memprediksi Kebangkrutan Bank Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia. *E-Jurnal Akuntansi*, 11(3), 730–742.
- Sandi Pive Saputra. (2017). *Analisis Prediksi Kebangkrutan Pada Perusahaan Perbankan Go Public di Bursa Efek Indonesia.* Mercu Buana Yogyakarta.
- Utami, E. M. (2015). *Analisis Kebangkrutan PT. Bank Central Asia (Persero) Tbk dan PT. Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk 2011-2013. July 2015.*
- Yeni, A. (2017). Profitabilitas Bank Perkreditan Rakyat Di Kota Padang Di Tinjau Dari Rasio Likuiditas. *Jurnal Benefita*, 2(1), 22. <https://doi.org/10.22216/jbe.v2i1.2104>