Analisis Data Bank Konvesional & Bank Syariah Menggunakan Naive Bayes pada Python

Rikad Fauzi Alawi

Universitas Komputer Indonesia Jln. Dipatiukur, Bandung E-mail: rikad@email.unikom.ac.id

ABSTRAK

Analisis Data adalah teknik untuk menemukan sesuatu yang menarik, berpotensi, berguna dan berarti dari sejumlah besar data. Analisis ini biasanya diaplikasikan diberbagai bidang seperti pemasaran, keuangan, perbankan, manufaktur dan telekomunikasi. Analisi Finansial bank adalah salah — satu contoh pentingnya dari sebuah analisis data sehingga kita bisa mempelajari tingkat kebangkrutan dari sebuah bank. kebangkrutan adalah untuk menentukan apakah suatu organisasi atau perusahaan keuangan akan bangkrut atau tidak. Kebangkrutan atau financial distress adalah suatu situasi yang timbul ketika sebuah bisnis atau keuangan perusahaan tidak mampu memenuhi kewajiban keuangan atau kewajiban utang. Prediksi kebangkrutan adalah masalah klasifikasi biner, dengan dua kelas: Bangkrut atau tidak bangkrut. Berbagai komponen dari kebangkrutan adalah milik likuidasi, dijamin utang, pembayaran, utang-batas, dll. Tantangan pertama dalam mempelajari kebangkrutan memulai dengan keputusan pemilihan model prediksi yang cocok, salah satu algoritma untuk prediksi yang dapat digunakan adalah algoritma naïve bayes dan untuk melakukan prediksi dapat menggunakan environtment pada python.

Kata kunci: naive bayes, bank syariah, finansial distress, bank konvensional

1. PENDAHULUAN

Analisis Data adalah teknik untuk menemukan sesuatu yang menarik, berpotensi, berguna dan berarti dari sejumlah besar data. Analisis ini biasanya diaplikasikan diberbagai bidang seperti pemasaran, keuangan, perbankan, manufaktur dan telekomunikasi. Analisi Finansial bank adalah salah – satu contoh pentingnya dari sebuah analisis data sehingga kita bisa mempelajari tingkat kebangkrutan dari sebuah bank. kebangkrutan adalah untuk menentukan apakah suatu organisasi atau perusahaan keuangan akan bangkrut atau tidak. Kebangkrutan atau financial distress adalah suatu situasi yang timbul ketika sebuah bisnis atau keuangan perusahaan tidak mampu memenuhi kewajiban keuangan atau kewajiban utang. Prediksi kebangkrutan adalah masalah klasifikasi biner, dengan dua kelas: Bangkrut atau tidak bangkrut. Berbagai komponen dari kebangkrutan adalah milik likuidasi, dijamin utang, pembayaran, utang-batas, dll.

Prediksi kebangkrutan adalah masalah klasifikasi biner, dengan dua kelas: Bangkrut atau tidak bangkrut. Berbagai komponen dari kebangkrutan adalah milik likuidasi, dijamin utang, pembayaran, utang-batas, dll. Tantangan pertama dalam mempelajari kebangkrutan memulai dengan keputusan pemilihan model prediksi. Peningkatan jumlah perusahaan yang mengalami kebangkrutan telah dimulai sejak tahun 1930 setelah ekonomis depresi. Prediksi kebangkrutan bank telah luas daerah penelitian sejak akhir Tahun 1960-an. Tujuan dari prediksi kebangkrutan model untuk memprediksi apakah seorang calon mahasiswa baru yang mencakup individu dan

perusahaan akan bangkrut atau tidak. Jika prediksi model tidak bisa melakukan dengan baik dan tepat, hal itu akan menyebabkan inti dari keputusan yang salah dan kemudian hal ini sangat mungkin untuk menyebabkan krisis keuangan dan kesusahan. Dengan demikian, akurat prediksi kebangkrutan adalah masalah yang sangat penting di bidang keuangan. Kemajuan teknologi informasi memungkinkan kita untuk mendapatkan berbagai informasi tentang beberapa risiko status perusahaan dalam banyak hal, seperti lembaga profesional, media massa, dll. Penyebab kegagalan bisnis dan kebangkrutan dapat menunjuk ke: ekonomi, keuangan, kelalaian, penipuan, bencana dan lain-lain. Faktor-faktor ekonomi yang mengarah ke kebangkrutan termasuk kelemahan dari industri dan lokasi miskin, sementara faktor-faktor keuangan termasuk moderat utang dan kekurangan modal. Memprediksi kegagalan perusahaan adalah sangat penting ilmu manajemen masalah.

Tantangan pertama dalam mempelajari kebangkrutan memulai dengan keputusan pemilihan model prediksi yang cocok, salah satu algoritma untuk prediksi yang dapat digunakan adalah algoritma naïve bayes dan untuk melakukan prediksi dapat menggunakan environtment pada python.

Algoritma Naive Bayes merupakan sebuah metoda klasifikasi menggunakan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes. Algoritma Naive Bayes memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya sehingga dikenal sebagai Teorema Bayes. Ciri utama dari Naive Bayes Classifier ini adalah asumsi yg sangat kuat (naïf) akan independensi dari masing-masing kondisi / kejadian. Keuntungan penggunan metode ini yaitu hanya membutuhkan jumlah data pelatihan (training data) yang kecil untuk menentukan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses pengklasifikasian. Karena yang diasumsikan sebagai variabel independent, maka hanya varians dari suatu variabel dalam sebuah kelas yang dibutuhkan untuk menentukan klasifikasi, bukan keseluruhan dari matriks kovarians.

Kelebihan Naïve Bayes

- Bisa dipakai untuk data kuantitatif maupun kualitatif
- Tidak memerlukan jumlah data yang banyak
- Tidak perlu melakukan data training yang banyak
- Jika ada nilai yang hilang, maka bisa diabaikan dalam perhitungan.
- Perhitungannya cepat dan efisien
- Mudah dipahami
- Mudah dibuat
- Pengklasifikasian dokumen bisa dipersonalisasi, disesuaikan dengan kebutuhan setiap orang
- Jika digunakan dalaam bahasa pemrograman, code-nya sederhana
- Bisa digunakan untuk klasifikasi masalah biner ataupun multiclass

Kekurangan Naïve Bayes

- Apabila probabilitas kondisionalnya bernilai nol, maka probabilitas prediksi juga akan bernilai nol
- Asumsi bahwa masing-masing variabel independen membuat berkurangnya akurasi, karena biasanya ada korelasi antara variabel yang satu dengan variabel yang lain
- Keakuratannya tidak bisa diukur menggunakan satu probabilitas saja. Butuh buktibukti lain untuk membuktikannya.

- Untuk membuat keputusan, diperlukan pengetahuan awal atau pengetahuan mengenai masa sebelumnya. Keberhasilannya sangat bergantung pada pengetahuan awal tersebut Banyak celah yang bisa mengurangi efektivitasnya
- Dirancang untuk mendeteksi kata-kata saja, tidak bisa berupa gambar

Python merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi yang diracik oleh Guido van Rossum. Python banyak digunakan untuk membuat berbagai macam program, seperti: program CLI, Program GUI (desktop), Aplikasi Mobile, Web, IoT, Game, Program untuk Hacking, dsb. Python juga dikenal dengan bahasa pemrograman yang mudah dipelajari, karena struktur sintaknya rapi dan mudah dipahami. Python mendukung multi paradigma pemrograman, utamanya; namun tidak dibatasi; pada pemrograman berorientasi objek, pemrograman imperatif, dan pemrograman fungsional. Salah satu fitur yang tersedia pada python adalah sebagai bahasa pemrograman dinamis yang dilengkapi dengan manajemen memori otomatis. Seperti halnya pada bahasa pemrograman dinamis lainnya, python umumnya digunakan sebagai bahasa skrip meski pada praktiknya penggunaan bahasa ini lebih luas mencakup konteks pemanfaatan yang umumnya tidak dilakukan dengan menggunakan bahasa skrip. Python dapat digunakan untuk berbagai keperluan pengembangan perangkat lunak dan dapat berjalan di berbagai platform sistem operasi.

Scikit adalah Salah satu library yg memudahkan untuk membuat machine learning pada python. Menggunakan library ini memudahkan pemrograman karena lebih sedikit baris kode dibanding library lainnya seperti tensorflow atau numpy.

Scikit-Learn bisa digunakan untuk:

- Classification
- Regression
- Clustering
- Dimensionality Reduction
- Model Selection
- Preprocessing

Anaconda adalah paket distribusi Python dari Continuum Analytics yang berisi paket Python ditambah beberapa paket tambahan untuk keperluan pemrograman data science, matematika hingga teknik dalam satu distribusi platform yang user friendly. Anaconda (Anaconda Distribution) dibuat oleh Contium ini dapat digunakan secara gratis, memiliki banyak package dan tools termasuk Python Distribution di dalamnya. Conda memiliki package management system dan environment system untuk mempermudah pengelolanya. Distribusi ini dapat beroprasi pada sistem operasi Windows, Linux, OS X dan lainnya. Tadinya anaconda dibuat untuk membuat package untuk Python, sekarang ia bisa melakukan itu untuk software lainnya.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan algoritma Naïve Bayes dengan environtment Bahasa pemograman python dan library pendukung sklearn.

2.1 Persiapan Data

Data yang akan diuji didapat dari peneleitian sebelumnya berikut:

Bank Konvensional (file: kon-08-10)

• X1 = Working capital to total assets (WCTA)

- X2 = Retained earnings to total assets (RETA)
- X3 = Earnings before interest and taxes to total assets(EBITTA)
- X4 = Market value of equity to Total Liabilities (MVETL)
- X5 = Sales to Total Assets

Bank Syariah (file: bus-10-16)

- X1 = Non Performing Financing (NFA)
- X2 = Good Corporate Governance (GCG)
- X3 = Return on assets (ROA)
- X4 = Capital Adequacy Ratio (CAR)

2.2 Perhitungan Zscore

Bank Konvensional (file: kon-08-10)

1,2X1+1,4X2+3,3X3+0,6X4+1,0X5

Bank Syariah (file: bus-10-16)

$$Z = 6.56X_1 + 3.26X_2 + 6.72X_3 + 1.05X_4$$

2.3 Kategori Class

- ZScore < 1.10 = financial distress,
- 1.10 < ZScore < 2.60 = Gray area
- Zscore > 2.60 = non-financial distress

2.3 Data Mentah

м	P	U	U	-	га	п .	- 0	- 1	L	PI N		ų.		٥	1 1
	X1 (Working Capital to Total Assets)					Xz (Retained Earnings to Total Assets)					Xs (Earning Before Interest and Tax to Total Asset	i)			
NO.	NAMA BANK	KODE	2008	2009	2010	NO. NAMA BANK	KODE	2008	2009	2010	NO. NAMA BANK	KODE	2008	2009	2010
1	Bank Artha Graha Internasional Tbk.	INPC	0.46	0.56	0.50	1 Bank Artha Graha Internasional Tbk.	INPC	0.002	0.004	0.008	1 Bank Artha Graha Internasional Tbk.	INPC	0.002	0.003	0.005
2	Bank Bukopin Tbk.	BBKP	0.18	0.15	0.13	2 Bank Bukopin Tbk.	BBKP	0.017	0.014	0.013	2 Bank Bukopin Tbk.	BBKP	0.011	0.01	0.01
3	Bank Bumi Artha Tbk.	BNBA	1,13	0.96	0.87	3 Bank Bumi Artha Tbk.	BNBA	0.02	0.014	0.014	3 Bank Burni Artha Tbk.	BNBA	0.014	0.012	0.01
4	Bank Capital Indonesia Tbk.	BACA	0.89	1.30	1.03	4 Bank Capital Indonesia Tbk.	BACA	0.011	0.008	0.007	4 Bank Capital Indonesia Tbk.	BACA	0.007	0.006	0.005
5	Bank Central Asia Tbk.	BBCA	0.10	0.09	0.08	5 Bank Central Asia Tbk.	BBCA	0.031	0.03	0.032	5 Bank Central Asia Tbk.	BBCA	0.024	0.024	0.026
6	Bank CIMB Niaga Tbk.	BNGA	0.23	0.22	0.17	6 Bank CIMB Niaga Tbk.	BNGA	0.013	0.019	0.023	6 Bank CIMB Niaga Tbk.	BNGA	0.007	0.015	0.018
7	Bank Danamon Indonesia Tbk.	BDMN	0.05	0.09	0.07	7 Bank Danamon Indonesia Tbk.	BDMN	0.025	0.028	0.039	7 Bank Danamon Indonesia Tbk.	BDMN	0.014	0.016	0.024
	Bank Ekonomi Raharia Tbk.	BAEK	0.15	0.12	0.12	8 Bank Ekonomi Raharia Tbk.	BAEK	0.021	0.021	0.018	8 Bank Ekonomi Raharja Tbk.	BAEK	0.014	0.015	0.014
	Bank Himpunan Saudara 1906 Tbk.	SDRA	0.76	0.62	0.71	9 Bank Himpunan Saudara 1906 Tbk.	SDRA	0.028	0.022	0.026	9 Bank Himpunan Saudara 1906 Tbk.	SDRA	0.019	0.015	0.018
	Bank Internasional Indonesia Tbk.	BNII	0.88	0.82	0.75	10 Bank Internasional Indonesia Tbk.	BNI	0.007	0.006	0.01	10 Bank Internasional Indonesia Tbk.	BNII	0.008	-0.001	0.006
	Bank Kesawan Tbk.	BKSV	0.23	0.27	0.24	11 Bank Kesawan Tbk.	BKSW	-0.003	0.003	0.004	11 Bank Kesawan Tbk.	BKSW	0.001	0.002	0.044
	Bank Mandiri (Persero) Tbk.	BMBI	0.06	0.05	0.05	12 Bank Mandiri (Persero) Tbk.	BMBI	0.022	0.026	0.031	12 Bank Mandiri (Persero) Tbk.	BMRI	0.015	0.018	0.02
	Bank Mega Tbk.	MEGA	0.05	0.08	0.06	13 Bank Mega Tbk.	MEGA	0.019	0.016	0.021	13 Bank Mega Tbk.	MEGA	0.014	0.014	0.018
	Bank Negara Indonesia Tbk.	BBNI	0.08	0.07	0.08	14 Bank Negara Indonesia Tbk.	BBNI	0.009	0.015	0.022	14 Bank Negara Indonesia Tbk.	BBNI	0.006	0.011	0.017
	Bank OCBC NISP Tbk.	NISP	0.17	0.16	0.13	15 Bank OCBC NISP Tbk.	NISP	0.013	0.016	0.014	15 Bank OCBC NISP Tbk.	NISP	0.009	0.012	0.007
	Bank Pan Indonesia Tbk.	PNBN	0.32	0.31	0.22	16 Bank Pan Indonesia Tbk.	PNBN	0.017	0.017	0.017	16 Bank Pan Indonesia Tbk.	PNBN	0.011	0.012	0.012
	Bank Permata Tbk.	BNLI	0.14	0.14	0.12	17 Bank Permata Tbk.	BNLI	0.011	0.013	0.015	17 Bank Permata Tbk.	BNLI	0.008	0.009	0.014
	Bank Rakvat Indonesia Tbk.	BBRI	0.05	0.04	0.03	18 Bank Rakvat Indonesia Tbk.	BBRI	0.034	0.013	0.036	18 Bank Rakvat Indonesia Tbk.	BBRI	0.024	0.023	0.028
	Bank Tabungan Pensiunan Nasional Tbk		0.03	0.04	0.03	19 Bank Tabungan Pensiunan Nasional Tbk		0.034	0.021	0.033	19 Bank Tabungan Pensiunan Nasional Tbk.	BTPN	0.024	0.019	0.024
	Bank Victoria International Tbk.	BVIC	0.62	0.52	0.03	20 Bank Victoria International Tbk.	BVIC	0.043	0.023	0.033	20 Bank Victoria International Thk	BVIC	0.028	0.006	0.024
20	Dank Victoria international ribk.	DVIC	0.02	0.32	0.30	20 Dank Victoria international TDK.	DVIC	0.000	0.003	0.013	20 Dank Victoria international TDK.	DVIC	0.003	0.000	0.01
	X. (Market Value of Equity to Book Val	lue of Total	Liabilities)			Xs (Sales to Total Assets)									
NO.	NAMA BANK	KODE	2008	2009	2010	NO. NAMA BANK	KODE	2008	2009	2010					
1	Bank Artha Graha Internasional Tbk.	INPC	0.023	0.08	0.112	1 Bank Artha Graha Internasional Tbk.	INPC	0.098	0.108	0.092					
	Bank Bukopin Tbk.	BBKP	0.115	2,601	9.877	2 Bank Bukopin Tbk.	BBKP	0.113	0.111	0.092					
	Bank Bumi Artha Tbk.	BNBA	0.065	1.752	6.093	3 Bank Bumi Artha Tbk.	BNBA	0.108	0.096	0.094					
	Bank Capital Indonesia Tbk.	BACA	0.455	22.187	4.97	4 Bank Capital Indonesia Tbk.	BACA	0.1	0.07	0.08					
	Bank Central Asia Tbk.	BBCA	1.804	10.756	9.444	5 Bank Central Asia Tbk.	BBCA	0.094	0.097	0.086					
	Bank CIMB Niaga Tbk.	BNGA	0.258	0.433	7.736	6 Bank CIMB Niaga Tbk.	BNGA	0.111	0.12	0.096					
	Bank Danamon Indonesia Tbk.	BDMN	1.112		1.03	7 Bank Danamon Indonesia Tbk.	BDMN	0.163	0.188	0.152					
	Bank Ekonomi Raharia Tbk.	BAEK	0.215	36.88	0.65	8 Bank Ekonomi Raharia Tbk.	BAEK	0.09	0.084	0.076					
	Bank Himpunan Saudara 1906 Tbk.	SDRA	0.16	73.165		9 Bank Himpunan Saudara 1906 Tbk.	SDRA	0.157	0.148	0.143					
	Bank Internasional Indonesia Tbk.	BNII	0.021	0.398	1.516	10 Bank Internasional Indonesia Tbk.	BNI	0.127	0.129	0.113					
	Bank Kesawan Tbk.	BKSW	0.021	0.330	4.829	11 Bank Kesawan Thk	BKSW	0.102	0.098	0.094					
	Bank Mandiri (Persero) Tbk.	BMRI	1.77		11.273	12 Bank Mandiri (Persero) Tbk.	BMRI	0.089	0.030	0.034					
	Bank Mega Tbk.	MEGA	1.488	0.006	0.007	13 Bank Mega Tbk.	MEGA	0.003	0.037						
		BBNI	1.167	7.982	18.016		BBNI	0.114	0.104	0.104					
	Bank Negara Indonesia Tbk. Bank OCBC NISP Tbk.	NISP	0.005	0.465	0.353	14 Bank Negara Indonesia Tbk. 15 Bank OCBC NISP Tbk.	NISP	0.095	0.104	0.104					
					1.706					0.086					
	Bank Pan Indonesia Tbk.	PNBN	0.872	1.956		16 Bank Pan Indonesia Tbk.	PNBN	0.102	0.1811						
	Bank Permata Tbk.	BNLI	0.004	0.225	1.283	17 Bank Permata Tbk.	BNLI	0.101	0.122	0.092					
	Bank Rakyat Indonesia Tbk.	BBRI	3.832	13.589	14.053	18 Bank Rakyat Indonesia Tbk.	BBRI	0.124	0.122						
	Bank Tabungan Pensiunan Nasional Tbk		0.05	0.901	4.922	19 Bank Tabungan Pensiunan Nasional Tbk		0.193	0.179	0.166					
20	Bank Victoria International Tbk.	BVIC	0.162	2.442	0.81	20 Bank Victoria International Tbk.	BVIC	0.096	0.106	0.101					

					X1 (Nii	ai NPF					X2 (Nili	ai GCG)					X3 (Nilai R	DA)			- >	4 (Nilai i	AR)						Zscore	e		
NAMA BANK		KODE	2010 _	011 20	12 20	13 20	14 2015	2016	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2010 20	11 2012	2 2013 2	2014 201	2016	2010 2	011 20	12 2013	2014	2015	2016	2010	2011	2012	2013	2014	2015	201
1 Bank Muamalat Indonesia		BMI	4.32	.60 2.	09 1.	35 6.	55 7.11	3.83	1.40	1.30	1.70	1.15	2.50	3.00	2.00	1.36 1.	52 1.54	1.37	0.17 0.	0.22	13.26	12 1	1.6 17.3	14.2	12.4	12.7	0.776	1.331	0.8147	0.650	1.23	0.97	2 0.8
2 Bank Victoria Syariah		BVS	0.95	.43 3.	19 3.	71 7.	10 9.80	7.31	1.75	1.69	2.07	1.66	1.93	3.00	1.97	1.09 6.	93 1.43	0.5	-1.9 -2	-2.2	195.1	45.2 2	8.1 18.4	15.3	16.1	16	5.908	6.3921	5.5885	1.851	1.23	72 0.90	1 0.4
3 Bank BRI Syariah		BBRIS	3.19	.77 3.	00 4.0	36 4.	50 4.86	4.57	1.61	1.55	1.38	1.35	1.74	2.00	2.00	0.35	0.2 1.19	1.15	0.08 0.7	0.88	20.62	14.7 1	1.4 14.5	12.9	13.9	11.9	0.085	-0.19	-0.221	-0.34	3 -0.2	55 0.40	1 0.5
4 Bank Jabar Banten Syariah		BJBS	1.80	.36 3.	97 1.8	36 5	84 6.93	17.91	1.50	1.60	2.53	1.78	2.00	2.50	2.54	0.72 1.	23 0.67	0.91	0.72 0.2	-8.1	31.43	30.3 2	1.7 18	15.8	22.5	18.3	5.743	1.3784	1.2155	1.335	9 0.88	23 1.27	1 0.7
5 Bank BNI Syariah		BBNIS	3.59	.62 2.	02 1.0	36 1	36 2.53	2.94	1.63	1.30	1.32	1.30	2.12	2.00	2.00	0.61 1.	29 1.48	1.37	1.27 1.4	1.44	27.68	20.7 1	4.2 16.5	16.3	15.5	14.9	2.113	1.4408	0.5172	-0.05	0.58	23 0.75	2 0.
6 Bank Syariah Mandiri		BSM	3.52	.42 2.	32 4.3	32 6.	84 6.06	4.92	1.35	2.35	1.68	1.85	2.12	2.00	1.00	2.21 1.	95 2.25	1.53	0.17 0.5	0.59	10.6	14.6 1	3.8 14.1	14.8	12.9	14	0.992	0.9457	0.4033	0.573	2 1.13	34 1.08	9 1.
7 Bank Mega Syariah		BMS	3.52	.03 2.	57 2.5	98 3.	89 4.26	3.30	1.88	1.83	1.60	1.87	2.00	1.54	1.64	1.9 1.	58 3.81	2.33	0.29 0.	3 2.63	13.14	12 1	3.5 13	19.3	18.7	23.5	0.38	-0.215	0.3166	0.399	5 0.50	31 0.75	9 1.
8 Bank Panin Dubai Svariah		BPDS	0	0.88 0.	20 1.0	0.	53 2.63	2.26	2.20	1.95	1.35	1.35	1.45	2.00	2.00	-2.5 1	75 3.29	1.03	1.99 1.1	0.37	54.81	62 3	2.2 20.8	25.7	20,3	18.2	3.71	2.6061	1.4823	1.791	5 0.71	9 0.71	8 1.
9 Bank Syariah Bukopin		BSB	3.80	.74 4.	57 4.3	27 4.	07 2.99	3.17	1.60	1.60	1.50	1.50	2.00	1.50	1.50	0.74 0.	52 0.55	0.69	0.27 0.7	0.76	11.51	15.3 1	2.8 11.1	15.9	16.3	17	0.148	0.423	0.5402	0.409	0.65	64 0.74	1 0.
IO Bank BCA Svariah		BBCAS	1.20	20 0	10 0	10 0	10 0.70	0.50	2.10	1.90	1.80	1.55	1.00	1.00	1.00	104	19 08	3 1	0.8	1.11	76 39	15 9 3	15 224	29.6	34.3	36.7	2 501	1 8915	1.4293	1 219	2 1 26	37 1 60	8 1
Tabel 4.	9 Nilai NF	F Bank U	mum Sv	riah pe	riode	2010-2	016																										١.
Tabel 4.	9 Nilai NF	F Bank U		riah pe Fahun (2010-2	016				Na	Tabel	4.11 N	ilai GC	G Banl	k Umun		h Perio	de 2010-	2016						Tab			l dari pen				
	9 Nilai NF 2010	F Bank U			%)	2010-2	2015	2010	5		Na		4.11 N	-	П			Tahun									el 4.21					tasi Banl	k Un
				Γahun (%)							ma Bank	-	2010	201	1 2	012	Tahun 2013	2014	2015	20	16										tasi Banl	k Un
Nama Bank	2010	2011	2012	Tahun (20	014	2015	3,	83		Bank Muar	ma Bank malat Indon	-	2010	201	1,3	012	Tahun 2013 1,15	2014	2015	3	2					el 4.21		ltman Z-	-Score !	Modifil	casi Bani	k Un Tah
Nama Bank Bank Muamalat Indonesia	2010 4,32	2011	2012	Γahun (2013 1,3	20 5	6,55	2015	3,	83 31		Bank Muar Bank Victo	ma Bank malat Indon oria Syariah	-	2010 1,4 1,75	201	1,3 1,69	012 1,7 2,07	Tahun 2013 1,15 1,66	2014 2,5 1,93	2015	3	16 2 1,97					el 4.21			-Score !	Modifil	tasi Banl	k Un Tahi
Nama Bank Bank Muamalat Indonesia Bank Victoria Syariah	2010 4,32 0,95	2011 2,6 2,43	2012	2013 1,3 3,7	20 5 1	014 6,55 7,1	2015 7,11 9,8	3, 7, 4,	83 31 57		Bank Muar Bank Victor Bank BRI	ma Bank malat Indon oria Syariah Syariah	esia	2010 1,4 1,75 1,61	201	11 2 1,3 1,69	012 1,7 2,07 1,38	Tahun 2013 1,15 1,66 1,35	2014	2015	3 :	2 1,97 2			Bank !	Nama	el 4.21	Nilai A	ltman Z-	-Score 1	Modifil	zasi Banl 2012	Tahi 201
Nama Bank Bank Muamalat Indonesia Bank Victoria Syariah Bank BRI Syariah	2010 4,32 0,95 3,19	2011 2,6 2,43 2,77	2012 2,09 3,19 3	Σahun (*2013 1,3 3,7 4,0	20 5 1 6	014 6,55 7,1 4,6	2015 7,11 9,8 4,86	3, 7, 4,	83 31 57 91		Bank Muar Bank Victo Bank BRI Bank Jabar	malat Indon oria Syariah Syariah r Banten Sy	esia	2010 1,4 1,75	201	11 2 1,3 1,69 1,55	012 1,7 2,07 1,38 2,53	Tahun 2013 1,15 1,66 1,35 1,78	2014 2,5 1,93	2015	3 :	2			Bank !	Nama	el 4.21 Bank	Nilai A	2010	20:	Modifil	2012 ,8147	Tahi 201
Nama Bank Bank Muamalat Indonesia Bank Victoria Syariah Bank BRI Syariah Bank Jabar Banten Syariah	2010 4,32 0,95 3,19 1,8	2011 2,6 2,43 2,77 1,36	2012 2,09 3,19 3	Σahun (2013 1,3 3,7 4,0 1,8	20 5 1 6 6	014 6,55 7,1 4,6 5,84	2015 7,11 9,8 4,86 6,93	3, 7, 4, 17,	83 31 57 91		Bank Muar Bank Victo Bank BRI Bank Jabar Bank BNI	malat Indon oria Syariah Syariah r Banten Sy	esia	2010 1,4 1,75 1,61 1,5	201	1,3 1,69 1,55 1,6	012 1,7 2,07 1,38	Tahun 2013 1,15 1,66 1,35	2014 2,5 1,93 1,74	2015	3 :	2 1,97 2			Bank I	Nama Muama Victoria BRI Sys	el 4.21 Bank lat Inde	Nilai A	2010 0,7762 5,9081 0,0852	20: 2 1,33 6,39 2 -0,11	Modifil 310 0 921 5	2012 ,8147 ,5885	Tahi 201 0,650
Nama Bank Bank Muamalat Indonesia Bank Vietoria Syariah Bank BRI Syariah Bank Jabar Banten Syariah Bank BNI Syariah	2010 4,32 0,95 3,19 1,8 3,59	2011 2,6 2,43 2,77 1,36 3,62	2012 2,09 3,19 3 3,97 2,02	2013 1,3 3,7 4,0 1,8	20 5 1 6 6 6 6	014 6,55 7,1 4,6 5,84 1,86	2015 7,11 9,8 4,86 6,93 2,53	3, 7, 4, 17, 2, 4,	83 31 57 91 94 92		Bank Muai Bank Victo Bank BRI Bank Jabai Bank BNI Bank Syari Bank Megi	malat Indon oria Syariah Syariah F Banten Sy Syariah iah Mandiri a Syariah	esia uriah	2010 1,4 1,75 1,61 1,5 1,625 1,35 1,875	201	11 2 1,3 1,69 1,55 1,6 1,3 2,35	012 1,7 2,07 1,38 2,53 1,315 1,675	Tahun 2013 1,15 1,66 1,35 1,78 1,3	2014 2,5 1,93 1,74 2,12 2,12	2015	3 3 2 5 2 2	2 1,97 2			Bank I Bank I	Muama Victorii BRI Sys	el 4.21 Bank lat Inde a Syaria ariah anten S	Nilai A	2010 0,7762 5,9081 0,0852 5,7425	200 201 33 4 6,39 9 -0,11 5 1,37	Modifil 310 0 921 5 899 4 784 1	2012 ,8147 ,5885 ,2212 ,2155	Tahr 201 0,656 1,85 -0,34 1,33
Nama Bank Bank Muamalat Indonesia Bank Victoria Syariah Bank BRI Syariah Bank BRI Syariah Bank BNI Syariah Bank BNI Syariah Bank BNI Syariah	2010 4,32 0,95 3,19 1,8 3,59 3,52	2011 2,6 2,43 2,77 1,36 3,62 2,42	2012 2,09 3,19 3 3,97 2,02 2,82	2013 1,3 3,7 4,0 1,8 4,3	20 5 1 6 6 6 6 2 8	014 6,55 7,1 4,6 5,84 1,86 6,84	2015 7,11 9,8 4,86 6,93 2,53 6,06 4,26 2,63	3, 7, 4, 17, 2, 4,	83 31 57 91 94 992 8,3 26		Bank Mua Bank Victo Bank BRI Bank Jaba Bank BNI Bank Syari Bank Meg. Bank Panii	malat Indon oria Syariah Syariah F Banten Sy Syariah iah Mandiri a Syariah n Dubai Sya	esia uriah	2010 1,4 1,75 1,61 1,5 1,625 1,35 1,875 2,2	201 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	1 2 1,3 1,69 1,55 1,6 1,3 1,35 825 1,95	012 1,7 2,07 1,38 2,53 1,315 1,675 1,6 1,35	Tahun 2013 1,15 1,66 1,35 1,78 1,3 1,85 1,869 1,35	2014 2,5 1,93 1,74 2	2015	3 3 2 2 5 2 2 2 4 1 2 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1	2 1,97 2 2,54 2 1 1,64			Bank I Bank I Bank I	Nama Muama Victoria BRI Sya Jabar B	el 4.21 Bank lat Indo Syaria ariah anten S ariah	Nilai A	2010 0,7762 5,9081 0,0852 5,7425 2,1127	20: 2 1,33 6,39 9 -0,18 5 1,37 1,44	Modifil 310 0 921 5 899 4 784 1 408 0	2012 ,8147 ,5885 ,2212 ,2155	7ah 201 0,65 1,85 -0,34 1,33 -0,05
Nama Bank Bank Wietoria Syariah Bank BRI Syariah Bank Jabar Banten Syariah Bank Jabar Banten Syariah Bank Syariah Mandrir Bank Maga Syariah Bank Maga Syariah	2010 4,32 0,95 3,19 1,8 3,59 3,52 3,52	2011 2,6 2,43 2,77 1,36 3,62 2,42 3,03	2012 2,09 3,19 3 3,97 2,02 2,82 2,67	Tahun (2013 1,3 3,7 4,0 1,8 1,8 4,3	20 5 1 6 6 6 6 2 8	014 6,55 7,1 4,6 5,84 1,86 6,84 3,89	2015 7,11 9,8 4,86 6,93 2,53 6,06 4,26 2,63 2,99	3, 7, 4, 17, 2, 4,	83 31 57 91 94 92 3,3 26		Bank Mua Bank Victo Bank BRI Bank Jaba Bank BNI Bank Syari Bank Meg. Bank Panii Bank Syari	malat Indon oria Syariah Syariah r Banten Sy Syariah iah Mandiri a Syariah n Dubai Sya iah Bukopir	esia uriah	2010 1,4 1,75 1,61 1,52 1,35 1,875 2,2	201 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	11 2 1,3 1,69 1,55 1,6 1,3 2,35 825 1,95	012 1,7 2,07 1,38 2,53 1,315 1,675 1,6 1,35	Tahun 2013 1,15 1,66 1,35 1,78 1,3 1,85 1,869 1,35 1,5	2014 2,5 1,93 1,74 2,12 2,12	2015	3 3 2 2 5 2 2 2 4 1 2 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1	2 1,97 2 2,54 2			Bank I Bank I Bank I Bank I	Muama Victorii BRI Syl Jabar B BNI Sy Syariah	Bank lat Indo a Syaria ariah anten S ariah Mandi	Nilai A	2010 0,7762 5,9081 0,0852 5,7425 2,1127 0,9917	20: 2 1,33 6,39 9 -0,11 6 1,37 1,44 7 0,94	Modifil 310 0 921 5 8899 4 784 1 408 0 457 0	2012 ,8147 ,5885 ,0,2212 ,2155 ,5172 ,4033	Tahi 201 0,65i 1,85i -0,34 1,33i -0,05 0,57.
Nama Bank Bank Muamalat Indonesia Bank Victoria Syariah Bank BRI Syariah Bank BRI Syariah Bank BNI Syariah Bank BNI Syariah Bank Syariah Mandiri Bank Mega Syariah Bank Panin Dubat Syariah Bank Syariah Bukopin Bank Syariah Bukopin Bank Syariah	2010 4,32 0,95 3,19 1,8 3,59 3,52 3,52 0 3,8 1,2	2011 2,6 2,43 2,77 1,36 3,62 2,42 3,03 0,88	2012 2,09 3,19 3 3,97 2,02 2,82 2,67 0,2	2013 1,3 3,7 4,0 1,8 1,8 4,3 2,9	20 5 1 6 6 6 6 8 2 7	014 6,55 7,1 4,6 5,84 1,86 6,84 3,89 0,53	2015 7,11 9,8 4,86 6,93 2,53 6,06 4,26 2,63	3, 7, 4, 17, 2, 4,	83 31 57 91 94 992 8,3 26		Bank Muai Bank Viete Bank BRI Bank Jabai Bank BNI Bank Syari Bank Megi Bank Panii Bank Syari Bank BCA	malat Indon oria Syariah Syariah r Banten Sy Syariah iah Mandiri a Syariah iah Bukopir a Syariah	esia uriah	2010 1,4 1,75 1,61 1,52 1,35 1,875 2,2 1,6	201 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	1 2 1,3 1,69 1,55 1,6 1,3 1,35 825 1,95	012 1,7 2,07 1,38 2,53 1,315 1,675 1,6 1,35	Tahun 2013 1,15 1,66 1,35 1,78 1,3 1,85 1,869 1,35	2014 2,5 1,93 1,74 2,12 2,12	2015	3 3 2 2 5 2 2 2 4 1 2 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1	2 1,97 2 2,54 2 1 1,64			Bank I Bank I Bank I Bank I Bank I	Nama Muama Victoria BRI Sy Jabar B BNI Sy Syariah Mega S	el 4.21 Bank lat Inde a Syaria ariah anten S ariah Mandi yariah	Nilai A	2010 0,7762 5,9081 0,0852 5,7425 2,1127 0,9917 0,3796	200 2 1,33 4 6,39 2 -0,13 5 1,37 7 1,44 6 -0,2	Modifil 310 0 921 5 8899 4 784 1 408 0 457 0	2012 ,8147 ,5885 ,2212 ,2155 ,5172 ,4033 ,3166	7ah 201 0,65 1,85 -0,34 1,33 -0,05 0,57 0,39
Nama Bank Bank Muamalat Indonesia Bank Victoria Syariah Bank BRI Syariah Bank BRI Syariah Bank BNI Syariah Bank Syariah Mandiri Bank Syariah Mandiri Bank Mapa Syariah Bank Panin Dubai Syariah Bank Panin Dubai Syariah	2010 4,32 0,95 3,19 1,8 3,59 3,52 3,52 0 3,8 1,2	2011 2,6 2,43 2,77 1,36 3,62 2,42 3,03 0,88 1,74	2012 2,09 3,19 3 3,97 2,02 2,82 2,67 0,2 4,57	Tahun (2013 1,3 3,7 4,0 1,8 1,8 4,3 2,9 1,0 4,2	20 5 1 6 6 6 6 8 2 7	014 6,55 7,1 4,6 5,84 1,86 6,84 3,89 0,53 4,07	2015 7,11 9,8 4,86 6,93 2,53 6,06 4,26 2,63 2,99	3, 7, 4, 17, 2, 4,	83 31 57 91 94 92 3,3 26		Bank Muai Bank Viete Bank BRI Bank Jabai Bank BNI Bank Syari Bank Megi Bank Panii Bank Syari Bank BCA	malat Indon oria Syariah Syariah r Banten Sy Syariah iah Mandiri a Syariah n Dubai Sya iah Bukopir	esia uriah	2010 1,4 1,75 1,61 1,52 1,35 1,875 2,2 1,6	201 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	11 2 1,3 1,69 1,55 1,6 1,3 2,35 825 1,95	012 1,7 2,07 1,38 2,53 1,315 1,675 1,6 1,35	Tahun 2013 1,15 1,66 1,35 1,78 1,3 1,85 1,869 1,35 1,5	2014 2,5 1,93 1,74 2,12 2,12	2015	3 3 2 2 5 2 2 2 4 1 2 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1	2 1,97 2 2,54 2 1 1,64			Bank I Bank I Bank I Bank I Bank I Bank I	Nama Muama Victoria BRI Sys Jabar B BNI Sy Syariah Mega S Panin D	el 4.21 Bank lat Indo a Syaria ariah anten S ariah Mandi yariah Pubai Sy	Nilai A	2010 0,7762 5,9081 0,0852 5,7425 2,1127 0,9917 0,3796 3,7102	201 2 1,33 4 6,39 2 -0,13 5 1,37 7 1,44 6 -0,2 2 2,60	Modifil 310 C 921 S 899 4 784 1 408 C 457 C 148 C 061 1	2012 ,8147 ,5885 ,02212 ,2155 ,5172 ,4033 ,3166 ,4823	201 0,654 1,85 -0,34 1,33 -0,05 0,57 0,39 1,79
Nama Bank Bank Muamalat Indonesia Bank Victoria Syariah Bank BRI Syariah Bank BRI Syariah Bank BNI Syariah Bank BNI Syariah Bank Syariah Mandiri Bank Mega Syariah Bank Panin Dubat Syariah Bank Syariah Bukopin Bank Syariah Bukopin Bank Syariah	2010 4,32 0,95 3,19 1,8 3,59 3,52 3,52 0 3,8 1,2	2011 2,6 2,43 2,77 1,36 3,62 2,42 3,03 0,88 1,74	2012 2,09 3,19 3 3,97 2,02 2,82 2,67 0,2 4,57	Tahun (2013 1,3 3,7 4,0 1,8 1,8 4,3 2,9 1,0 4,2	20 5 1 6 6 6 6 8 2 7	014 6,55 7,1 4,6 5,84 1,86 6,84 3,89 0,53 4,07	2015 7,11 9,8 4,86 6,93 2,53 6,06 4,26 2,63 2,99	3, 7, 4, 17, 2, 4,	83 31 57 91 94 92 3,3 26		Bank Muai Bank Viete Bank BRI Bank Jabai Bank BNI Bank Syari Bank Megi Bank Panii Bank Syari Bank BCA	malat Indon oria Syariah Syariah r Banten Sy Syariah iah Mandiri a Syariah iah Bukopir a Syariah	esia uriah	2010 1,4 1,75 1,61 1,52 1,35 1,875 2,2 1,6	201 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	11 2 1,3 1,69 1,55 1,6 1,3 2,35 825 1,95	012 1,7 2,07 1,38 2,53 1,315 1,675 1,6 1,35	Tahun 2013 1,15 1,66 1,35 1,78 1,3 1,85 1,869 1,35 1,5	2014 2,5 1,93 1,74 2,12 2,12	2015	3 3 2 2 5 2 2 2 4 1 2 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1	2 1,97 2 2,54 2 1 1,64			Bank I Bank I Bank I Bank I Bank I	Muama Victoria BRI Sys Jabar B BNI Sy Syariah Mega S Panin E Syariah	el 4.21 Bank lat Indo a Syaria ariah anten S ariah Mandi yariah Pubai Sy Bukop	Nilai A	2010 0,7762 5,9081 0,0852 5,7425 2,1127 0,9917 0,3796	20. 2 1,33 4 6,33 5 -0,13 6 1,33 7 1,44 7 0,94 6 -0,22 2 2,60 0 0,42	Modifil 310 0 921 5 8899 4 784 1 408 0 4457 0 148 0 061 1 230 0	2012 ,8147 ,5885 ,2212 ,2155 ,5172 ,4033 ,3166 ,4823 ,5402	

2.3 Data Hasil Olah

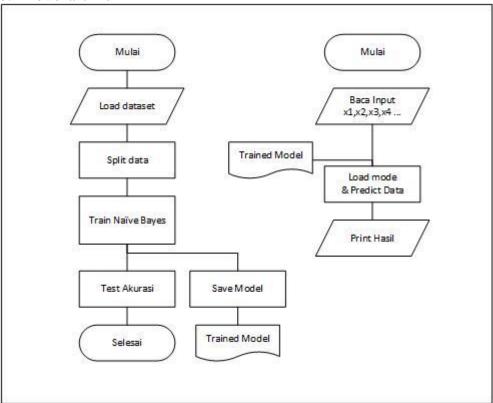
```
bus10-16.csv - Notepad
File Edit Format View Help
X1,X2,X3,X4,Class
4.32,1.4,1.36,13.26,Financial Distress
0.95,1.75,1.09,195.14,Non - Financial Distress
3.19,1.61,0.35,20.62,Financial Distress
1.8,1.5,0.72,31.43,Non - Financial Distress
3.59,1.625,0.61,27.68,Grey Area
3.52,1.35,2.21,10.6,Financial Distress
3.52,1.875,1.9,13.14,Financial Distress
0,2.2,-2.53,54.81,Non - Financial Distress
3.8,1.6,0.74,11.51,Financial Distress
1.2,2.1,1.04,76.39,Grey Area
2.6,1.3,1.52,12.01,Financial Distress
2.43,1.69,6.93,45.2,Non - Financial Distress
2.77,1.55,0.2,14.74,Financial Distress
1.36,1.6,1.23,30.29,Non - Financial Distress 3.62,1.3,1.29,20.67,Grey Area
2.42,2.35,1.95,14.57,Financial Distress
3.03,1.825,1.58,12.03,Financial Distress
0.88,1.95,1.75,61.98,Non - Financial Distress
1.74,1.6,0.52,15.29,Financial Distress
0.2,1.9,0.9,45.9,Grey Area
2.09,1.7,1.54,11.57,Financial Distress
3.19,2.07,1.43,28.08,Non - Financial Distress
3,1.38,1.19,11.35,Financial Distress
3.97,2.53,0.67,21.73,Non - Financial Distress
2.02,1.315,1.48,14.22,Grey Area
2.82,1.675,2.25,13.82,Financial Distress
2.67,1.6,3.81,13.51,Financial Distress
0.2,1.35,3.29,32.2,Non - Financial Distress
4.57,1.5,0.55,12.78,Financial Distress
0.1,1.8,0.8,31.5,Grey Area
1.35,1.15,1.37,17.27,Financial Distress
3.71,1.66,0.5,18.4,Non - Financial Distress
4.06,1.35,1.15,14.49,Financial Distress
1.86,1.78,0.91,17.99,Non - Financial Distress
1.86,1.3,1.37,16.54,Grey Area
4.32,1.85,1.53,14.1,Financial Distress
2.98,1.869,2.33,12.99,Financial Distress
1.02,1.35,1.03,20.83,Non - Financial Distress
4.27,1.5,0.69,11.1,Financial Distress
0.1,1.55,1,22.4,Grey Area
6.55,2.5,0.17,14.15,Financial Distress
7.1,1.93,-1.87,15.27,Non - Financial Distress
4.6.1.74.0.08.12.89.Financial Distress
```

File Edit Format View Help

X1,X2,X3,X4,X5,Class 0.458,0.002,0.002,0.023,0.098,Bankcrupt 0.458,0.002,0.002,0.023,0.098,Bankcrupt 0.175,0.017,0.011,0.115,0.113,Bankcrupt 1.13,0.02,0.014,0.065,0.108,Gray Zone 0.887,0.011,0.007,0.455,0.1,Gray Zone 0.1,0.031,0.024,1.804,0.094,Gray Zone 0.232,0.013,0.007,0.258,0.111,Bankcrupt 0.047,0.025,0.014,1.112,0.163,Bankcrupt 0.147,0.021,0.014,0.215,0.09,Bankcrupt 0.759,0.028,0.019,0.16,0.157,Gray Zone 0.88,0.007,0.008,0.021,0.127,Gray Zone 0.232,-0.003,0.001,0.033,0.102,Bankcrupt 0.058,0.022,0.015,1.77,0.089,Gray Zone 0.047,0.019,0.014,1.488,0.114,Gray Zone 0.076,0.009,0.006,1.167,0.1,Bankcrupt 0.17,0.013,0.009,0.005,0.095,Bankcrupt 0.315,0.017,0.011,0.872,0.102,Bankcrupt 0.143,0.011,0.008,0.004,0.101,Bankcrupt 0.05,0.034,0.024,3.832,0.124,Non Bankrupt 0.069,0.043,0.028,0.05,0.193,Bankcrupt 0.069,0.043,0.028,0.05,0.193,Bankcrupt 0.623,0.008,0.003,0.162,0.096,Bankcrupt 0.556,0.004,0.003,0.08,0.108,Bankcrupt 0.154,0.014,0.01,2.601,0.111,Gray Zone 0.961,0.014,0.012,1.752,0.096,Gray Zone 1.304,0.008,0.006,22.187,0.07,Non Bankrupt 0.087,0.03,0.024,10.756,0.097,Non Bankrupt 0.223,0.019,0.015,0.433,0.12,Bankcrupt 0.085,0.028,0.016,19.934,0.188,Non Bankrupt 0.124,0.021,0.015,36.88,0.084,Non Bankrupt 0.624,0.022,0.015,73.165,0.148,Non Bankrupt 0.821,0.006,-0.001,0.398,0.129,Gray Zone 0.267,0.003,0.002,0.171,0.098,Bankcrupt 0.053,0.026,0.018,12.756,0.097,Non Bankrupt 0.08,0.016,0.014,0.006,0.111,Bankcrupt 0.067,0.015,0.011,7.982,0.104,Non Bankrupt 0.157,0.016,0.012,0.465,0.104,Bankcrupt 0.309,0.017,0.012,1.956,0.18107,Gray Zone 0.138,0.013,0.009,0.225,0.122,Bankcrupt 0.039,0.027,0.023,13.589,0.122,Non Bankrupt 0.042,0.029,0.019,0.901,0.179,Bankcrupt 0.523,0.009,0.006,2.442,0.106,Gray Zone 0 0 000 0 005 0 112 0 002 Rankenun+

IMPLEMENTASI DAN PEMBAHASAN

3.1 Flowchart Alur



3.2 Implementasi Pada Python

• Import library yang diperlukan untuk pengolahan data seperti berikut

```
import pickle
from sklearn.datasets import load_digits
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report, confusion_matrix
from pandas import read_csv
```

• Script di atas digunakan untuk mengaktifkan package pandas dan sklearn yang akan digunakan pada tahapan analisis. Package pandas sendiri digunakan untuk pengolahan data yang berkaitan dengan data frame. Dan sklearn merupakan library untuk pengaplikasian artificial intelegen pada python

```
# 1 Import dataset
dataset = read_csv("kon08-10.csv")
```

 Baca data dan masukan pada variable dataset dengan perintah read_csv diikuti nama file

```
# 2. Memisahkan feature matrix (X) dengan target label (Y)
X = dataset.drop('Class', axis=1)
Y = dataset['Class']
```

• Pisahkan data baris pertama menjadi label dengan variable X dan sisanya menjadi Y atau data yang akan menjadi data training model

```
# 3. Splitting
Xtrain, Xtest, ytrain, ytest = train_test_split(X, Y, random_state=0)
```

• Split data menjadi data train dan data test akurasi nanti

```
# 4. Training model
model = GaussianNB()
model.fit(Xtrain, ytrain)  # training model dengan method fit()
```

• Mulai training dengan memanggil algroritma naïve bayes dan masukan kedalam variable lalu jalan perintah fit kepada data training.

```
# 5. Melihat skor akurasi dengan data ytest
y_model = model.predict(Xtest)
print(accuracy_score(ytest, y_model))
print(confusion_matrix(ytest, y_model))
print(classification_report(ytest, y_model))
```

• accuracy_score digunakan untuk menampilkan akurasi mode, classification untuk menampilkan kelas kategori dari model yang telah di uji, dan classification untuk menampilkan informasi akurasi juga rata - rata

```
# 6 save trained model
filename = "trained-model-kon8-10-naivebayes.pkl"
with open(filename, 'wb') as file:
    pickle.dump(model, file)
```

• terakhir save model ke dalam sebuah file dengan pickle, supaya model dapat digunakan lagi nanti di program lain.

3. PENGUJIAN

3.1 Hasil Training Model

```
(base) PS C:\Users\whoami\Desktop\UAS-AI-10116908\Program\Program bus10-16> python.exe .\training.py
[[9 1 0]
[1 2 0]
[1 1 3]]
                           precision
                                        recall f1-score
                                                            support
      Financial Distress
                                0.82
                                          0.90
                                                     0.86
                                                                  10
               Grey Area
                                0.50
                                          0.67
                                                     0.57
Non - Financial Distress
                                          0.60
                                1.00
                                                     0.75
                                                     0.78
                accuracy
                                                                  18
                                0.77
                                          0.72
               macro avg
                                                     0.73
                                                                  18
            weighted avg
                                0.82
                                          0.78
                                                     0.78
                                                                  18
(base) PS C:\Users\whoami\Desktop\UAS-AI-10116908\Program\Program bus10-16>
```

Figure 1 : Akurasi Model Data Bank Syariah

```
(base) PS C:\Users\whoami\Desktop\UAS-AI-10116908\Program\Program kon08-10> <mark>python.exe .</mark>\training.py
0.93333333333333333
[[5 1 0]
[0 3 0]
[0 0 6]]
               precision
                             recall f1-score
                                                   support
   Bankcrupt
                    1.00
                               0.83
                                           0.91
  Gray Zone
                    0.75
                               1.00
                                           0.86
                               1.00
Non Bankrupt
                    1.00
                                           1.00
   accuracy
                                           0.93
  macro avg
                    0.92
                                0.94
                                           0.92
eighted avg
                    0.95
                                                        15
                                0.93
                                           0.94
```

Figure 2: Akurasi Model Data Bank Konvensional

3.2 Program Prediksi Berdasarkan Model

 Pengujian aplikasi dapat dilakukan dengan load model yang telah disimpan sebelumnya ke dalam variabel model

```
import pickle

# Load mode dari file
filename = "trained-model-bus10-16-naivebayes.pkl"
with open(filename, 'rb') as file:
    model = pickle.load(file)
```

Baca inputan user dan simpan kedalam array

```
#baca input
x1 = input("Enter x1: ")
x2 = input("Enter x2: ")
x3 = input("Enter x3: ")
x4 = input("Enter x4: ")

Xuji = [[ float(x1), float(x2), float(x3), float(x4) ]]
```

• Lalu prediksi data tersebut kedalam model dan tampilkan kelayar

```
#prediksi dari model
print(model.predict(Xuji))
```

3.3 Pengetesan Program Model Bank Syariah

Pengetesan Data Bank Muamalat Indonesia

```
Input = 4.32, 1.40, 1.36, 13.26
Hasil = Financial Distress
```

```
(base) PS C:\Users\whoami\Desktop\UAS-AI-10116908\Program\Program bus10-16> python.exe .\prediksi.py
contoh data default
[[0.087, 0.03, 0.024, 10.756]]
Enter x1: 4.32
Enter x2: 1.4
Enter x3: 1.36
Enter x4: 13.26
['Financial Distress']
(base) PS C:\Users\whoami\Desktop\UAS-AI-10116908\Program\Program bus10-16>
```

Hasil prediksi sesuai dengan dataset

NO.	NAMA BANK	KODE	X1	X2	Х3	X4	Z-Score	Class
1	1 Bank Muamalat Indonesia	BMI	4.32	1.40	1.36	13.26	0.78	Financial Distress
2	2 Bank Victoria Syariah	BVS	0.95	1.75	1.09	195.14	5.91	Non - Financial Distress
3	Bank BRI Syariah	BBRIS	3.19	1.61	0.35	20.62	0.09	Financial Distress
4	4 Bank Jabar Banten Syariah	BJBS	1.80	1.50	0.72	31.43	5.74	Non - Financial Distress
5	5 Bank BNI Syariah	BBNIS	3.59	1.63	0.61	27.68	2.11	Grey Area
6	5 Dank Suariah Mandiri	DCM	2 52	1 25	2 21	10.60	0 00	Einancial Distross

3.3 Pengetesan Program Model Bank Konvensional

Pengetesan Data Bank Arta Graha Internasional

```
Input = 0.46, 0.002, 0.002, 0.023, 0.098
```

Hasil = Bankcrupt

```
(base) PS C:\Users\whoami\Desktop\UAS-AI-10116908\Program\Program kon08-10> python.exe .\prediksi.py
contoh data default
[[0.087, 0.03, 0.024, 10.756, 0.097]]
Enter x1: 0.46
Enter x2: 0.002
Enter x3: 0.002
Enter x3: 0.002
Enter x4: 0.023
Enter x5: 0.098
['Bankcrupt']
(base) PS C:\Users\whoami\Desktop\UAS-AI-10116908\Program\Program kon08-10>
```

Hasil prediksi sesuai dengan dataset

NO.	NAMA BANK	KODE	X1	X2	Х3	X4	X5	Z-Score	Class
1 Bank	Artha Graha Internasional Tbk.	BAGI	0.46	0.002	0.002	0.023	0.098	0.6708	Bankcrupt
2 Bank	Bukopin Tbk.	BBKP	0.46	0.002	0.002	0.023	0.098	0.6708	Bankcrupt
3 Bank	Bumi Artha Tbk.	BNBA	0.18	0.017	0.011	0.115	0.113	0.4521	Bankcrupt
4 Bank	Capital Indonesia Tbk.	BACA	1.13	0.02	0.014	0.065	0.108	1.5772	Gray Zone
5 Bank	Central Asia Tbk.	BBCA	0.89	0.011	0.007	0.455	0.1	1.4759	Gray Zone
6 Bank	CIMB Niaga Tbk.	BNGA	0.10	0.031	0.024	1.804	0.094	1.419	Gray Zone
7 Bank	Danamon Indonesia Tbk.	BDMN	0.23	0.013	0.007	0.258	0.111	0.5855	Bankcrupt
8 Bank	Ekonomi Raharja Tbk.	BAEK	0.05	0.025	0.014	1.112	0.163	0.9678	Bankcrupt
9 Bank	Himpunan Saudara 1906 Tbk.	SDRA	0.15	0.021	0.014	0.215	0.09	0.471	Bankcrupt

4. KESIMPULAN

Pembuatan model learning menggunakan naïve bayes untuk dataset bank syariah maupun konvensional cukup memuaskan dengan akurasi mencapai 90% pada bank konvensional, dan 80% pada bank syariah. Dimana dengan akurasi tersebut model bisa mendekati hasil asli dataset maupun memprediksi data kedepan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Adnan Aziz and H. A. Dar, "Predicting corporate bankruptcy: where we stand?" Corporate Governance: The international journal of business in society, vol. 6, no. 1, pp. 18–33, 2006.
- [2] Polish companies bankruptcy data Data Set Avaible: http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Polish+companies+bankruptcy+data [Accessed 01-2-2020]
- [3] scikit Learn save model https://stackabuse.com/scikit-learn-save-and-restore-models/ [Accessed 01-2-2020]
- [4] Machine Learning Algoritma Naïve Bayes, https://medium.com/@theinternetbae/membuat-model-machine-learning-dengan-algoritma-naive-bayes-5217cc85df57 [Accessed 01-2-2020]
- [5] Introduction to Naïve Bayes Algorithm, Tutorial Points https://www.tutorialspoint.com/machine_learning_with_python/machine_learning_with_pyth on_classification_algorithms_naive_bayes.htm [Accessed 01-2-2020]