



**PREDIKSI *FINANCIAL DISTRESS* PERUSAHAAN PERTAMBANGAN
BATUBARA DI BURSA EFEK INDONESIA MENGGUNAKAN *SUPPORT
VECTOR MACHINE, K-NEAREST NEIGHBOR
DAN NAIVE BAYES CLASSIFIER***

**Nurmayanti Alifia ¹⁾, Brady Rikumahu ²⁾
Universitas Telkom**

INFORMASI ARTIKEL

ABSTRAK

*Dikirim : 11 Juni 2020
Revisi pertama : 12 Juni 2020
Diterima : 14 Juni 2020
Tersedia online : 01 Juli 2020*

*Kata Kunci: Financial Distress, Support
Vector Machine, k-Nearest Neighbor,
Naive Bayes Classifier*

*Email : nurmayantialifia@yahoo.com¹⁾,
bradyrikumahu@telkomuniversity.ac.id²⁾*

Dalam lima tahun terakhir, industri batubara mengalami penurunan volume ekspor yang berdampak pada menurunnya kinerja keuangan perusahaan yang bergerak pada industri batubara. Pada penelitian ini prediksi financial distress dilakukan menggunakan metode data mining yaitu menggunakan model Support Vector Machine, k-Nearest Neighbor, dan Naive Bayes Classifier dengan menggunakan 5 rasio keuangan sebagai parameter inputnya, yaitu Current Ratio, Debt to Assets Ratio, Quick Ratio, Return on Asset, dan Working Capital to Total Assets Ratio. Hasil Penelitian menunjukkan bahwa tingkat akurasi prediksi dengan model K-Nearest Neighbor adalah sebesar 89,5% pada data uji dan 88,6% pada data latih, model Naive Bayes Classifier adalah sebesar 84,5% pada data uji dan 82,3% pada data latih, sedangkan model Support Vector Machine dengan menggunakan fungsi kernel RBF C=10 dan nilai Gamma=2 adalah sebesar 94,7% pada data uji dan 86,5% pada data latih. Dengan ini maka disimpulkan model SVM memiliki kinerja paling baik diantara model KNN dan NBC.

PENDAHULUAN

Latar Belakang

Beberapa tahun terakhir, permintaan batubara dikawasan domestik cenderung lebih sedikit dibandingkan permintaan batubara di negara-negara lain. Hal ini dikarenakan meningkatnya persaingan batubara dengan gas alam yang dinilai lebih ramah lingkungan. Namun semenjak 5 tahun terakhir, Penurunan volume ekspor batubara kerap mengalami penurunan. Hal ini disebabkan oleh masalah-masalah ekonomi global yang berkepanjangan. Menurun nya ekspor batubara Indonesia ke berbagai negara tujuan menyebabkan menurun nya pendapatan yang diterima oleh perusahaan. Apabila hal ini terjadi secara terus menerus, dapat menyebabkan perusahaan mengalami kerugian. Kerugian secara berkepanjangan dapat menempatkan perusahaan ke dalam kondisi keuangan yang sulit atau *financial distress*.

Perusahaan harus segera menyadari keadaan *financial distress* ini sebelum berlanjut ke tahap yang lebih buruk yaitu kebangkrutan maka dari itu prediksi *financial distress* sangatlah penting bagi setiap *stakeholder* perusahaan. Salehi *et al* (2016) dalam Nurdini (2018:108) mengatakan Prediksi kebangkrutan *financial distress* telah menjadi area penelitian yang kritis sejak tahun 1960an dan terbagi kedalam 2 periode. Periode pertama dengan menggunakan teknik statistika dan periode kedua menggunakan teknik non-linear.

Kemudian teknik data mining mulai dilakukan dan dikembangkan untuk membangun model prediksi *financial distress*. Para peneliti mulai menggunakan teknik non linear seperti *Artificial Neural Network* (ANN), *Support Vector Machine* (SVM), *k-Nearest Neighbor* (k-NN) dan *Naive Bayes Classifier* (NBC) untuk memprediksi *financial distress* pada perusahaan. Tidak adanya asumsi-asumsi linearitas dan normalitas pada teknik statistika trdisional menjadi kelebihan dari teknik data mining. Salah satu peran dari data mining adalah teknik klasifikasi yang mampu untuk menghasilkan model sehingga dapat mengklasifikasikan data testing kedalam kelas se akurat mungkin (Gong dan Huang, 2012 dalam Cahya, 2016).

Karena dalam mengembangkan sebuah model diperlukan prediktor yang baik, maka pada penelitian ini penulis menggunakan rasio keuangan sebagai parameter input sehingga dapat membantu mengelompokan perusahaan yang mengalami *financial distress* dan yang tidak mengalami *financial distress*. Rasio keuangan yang dipakai pada penelitian adalah berdasarkan penelitian yang telah dilakukan Salehi *et al*. Pada tahun 2016 ini yaitu: rasio profitabilitas yang diukur menggunakan *Return On Asset* (ROA), rasio likuiditas yang diukur menggunakan *Current Ratio* (CR), *Quick Ratio* (QR), dan *Working Capital to Total Assets* (WCTA) dan rasio solvabilitas yang diukur menggunakan *Debt to Total Assets Ratio*.

Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka rumusan masalah pada penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1. Bagaimana metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) dalam memprediksi *financial distress* pada perusahaan subsektor pertambangan batubara yang terdaftar di BEI periode 2014-2018?

2. Bagaimana metode *Naive Bayes Classifier* (NBC) dalam memprediksi *financial distress* pada perusahaan subsektor pertambangan batubara yang terdaftar di BEI periode 2014-2018?
3. Bagaimana metode *Support Vector Machine* (SVM) dalam memprediksi *financial distress* pada perusahaan subsektor pertambangan batubara yang terdaftar di BEI periode 2014-2018?
4. Bagaimana hasil dari metode *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Naive Bayes Classifier* (NBC) dan *Support Vector Machine* (SVM) dalam memprediksikan perusahaan *distress* dan *non distress*?

Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah diatas, maka tujuan pada penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1. Untuk mengetahui hasil prediksi *financial distress* menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) pada perusahaan subsektor pertambangan batubara yang terdaftar di BEI periode 2014-2018.
2. Untuk mengetahui hasil prediksi *financial distress* menggunakan metode *k-Nearest Neighbor* (k-NN) pada perusahaan subsektor pertambangan batubara yang terdaftar di BEI periode 2014-2018.
3. Untuk mengetahui hasil prediksi *financial distress* menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* (NBC) pada perusahaan subsektor pertambangan batubara yang terdaftar di BEI periode 2014-2018.
4. Untuk mengetahui perbedaan hasil prediksi *financial distress* menggunakan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM), *k-Nearest Neighbor* (k-NN) dan *Naive Bayes Classifier* (NBC) dalam mengelompokan perusahaan *distress* dan *non distress*.

KAJIAN PUSTAKA

Kinerja Perusahaan

Kinerja perusahaan adalah hasil yang diperoleh oleh sebuah organisasi baik organisasi yang bersifat *profit oriented* maupun *non profit oriented* (Fahmi, 2014:79). Salah satu cara perusahaan untuk mengukur kinerja nya adalah melalui kinerja keuangan.

Kinerja keuangan adalah analisis yang di lakukan perusahaan untuk melihat sejauh mana perusahaan telah melakukan aturan-aturan keuangan perusahaan secara bijak dan benar (Fahmi, 2014:79). Salah satu cara untuk melakukan analisis kinerja keuangan perusahaan adalah dilihat dari laporan keuanannya. laporan keuangan merupakan hasil yang dapat menggambarkan kinerja perusahaan selama periode tertentu dan berisikan informasi yang akan berguna bagi para pengguna nya, baik pihak eksternal maupun pihak internal perusahaan. Dari definisi diatas dapat disimpulkan bahwa laporan keuangan merupakan hasil yang dapat menggambarkan kinerja perusahaan selama periode tertentu dan berisikan informasi yang akan berguna bagi para pengguna nya, baik pihak eksternal maupun pihak internal perusahaan.

Rasio Keuangan

Rasio Keuangan adalah angka yang menunjukkan perbandingan antara angka-angka keuangan yang satu dengan angka keuangan lainnya (Kasmir, 2012:104). Perhitungan rasio keuangan akan menjadi jelas jika dihubungkan antara lain dengan menggunakan pola historis suatu perusahaan, yang dilihat perhitungan pada sejumlah tahun guna menentukan apakah perusahaan membaik atau memburuk, atau melakukan perbandingan dengan perusahaan lain dalam industri yang sama (Fahmi, 2014:108).

Analisis rasio dijadikan alat ukur untuk manajemen dalam mengevaluasi kinerja perusahaan. Semakin awal tanda-tanda kebangkrutan perusahaan ditemukan semakin baik bagi pihak manajemen karena dapat melakukan perbaikan dengan melakukan pencegahan dini maka perusahaan akan terhindar dari kondisi *financial distress* (Yuliantari dan Wirakusuma, 2014:381).

Financial Distress

Financial distress merupakan tahap menurunnya kondisi keuangan perusahaan yang dialami perusahaan sebelum terjadinya kebangkrutan atau likuidasi (Platt & Platt dalam Nurfajrina *et al.*, 2017:449). *Financial Distress* bisa digambarkan diantara dua titik ekstrim yaitu kesulitan likuiditas jangka pendek (yang paling ringan) sampai *insolvency* (yang paling parah). Kesulitan keuangan jangka pendek biasanya bersifat sementara tetapi bisa berkembang menjadi parah. Pengelolaan kesulitan keuangan jangka pendek yang tidak tepat menimbulkan permasalahan akan menjadi lebih besar yaitu bisa menjadi tidak solvabel (jumlah utang lebih besar dari jumlah aset) dan akhirnya mengalami kebangkrutan.

Faktor-faktor yang menyebabkan perusahaan mengalami *financial distress* yaitu antara lain, kenaikan biaya operasi, ekspansi yang berlebihan, tidak memanfaatkan teknologi yang ada, kondisi persaingan, kondisi ekonomi, kelemahan manajemen perusahaan dalam menjalankan tugasnya, penurunan aktivitas perdagangan industri (Nariman, 2014:142).

Perusahaan dikategorikan gagal keuangannya apabila perusahaan tersebut tidak mampu membayar kewajibannya saat sudah jatuh tempo meskipun total aktiva yang dimilikinya melebihi total kewajibannya (Weston dan Bringham, 2005 dalam Saleh dan Sudiyatno, 2013:82).

K-Nearest Neighbor

Algoritma k-NN bekerja dengan mencari sejumlah k objek data atau pola (dari semua pola atau data latih yang ada) yang paling dekat dengan pola atau data masukan, kemudian memilih kelas dengan jumlah pola atau data terbanyak diantara k pola atau data tersebut. Sederhananya, k-NN mengklasifikasikan pola atau data dengan cara voting (Suyanto, 2018:232).

Langkah pertama dalam melakukan klasifikasi k-NN adalah pelatihan, hanya menyimpan setiap pola latih. Langkah kedua adalah proses klasifikasi. Jadi pada proses pelatihan, pada dasarnya adalah melakukan pengamatan atau observasi terhadap sejumlah nilai k yang paling tepat. Nilai k yang terbaik untuk algoritma ini tergantung pada data, namun pada umumnya digunakan nilai ganjil sehingga tidak ada tetangga

terdekat (*nearest neighbors*) berjumlah sama dalam kelas yang sama saat menentukan hasil akhir klasifikasi (Lukito dan Chrismanto, 2015:124).

Naive Bayes Classifier

Naive Bayes Classifier adalah metode klasifikasi dengan melakukan pendekatan probabilitas yang berakar pada teorema *Bayes*. Algoritma *Naive Bayes* memprediksi peluang-peluang di masa mendatang berdasarkan pengalaman dimasa sebelumnya dengan ciri utama adalah asumsi yang sangat kuat akan independensi dari masing-masing kondisi (Prasetyo, 2012:59).

Proses klasifikasi data memiliki 2 tahapan yaitu, pertama pelatihan terhadap himpunan contoh (*data training*). lalu tahap kedua adalah proses klasifikasi data. Dalam teorema *Bayes*, probabilitas atau peluang bersyarat dinyatakan sebagai berikut (Muslehatin *et al.*,2017:253):

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) \times P(H)}{P(X)}$$

Keterangan:

H : Hipotesis data X merupakan suatu class spesifik

X : Data dengan kelas yang belum diketahui

P(H) : Probabilitas hipotesis H (*prior probability*)

P(X) : Probabilitas awal (priori) bukti X terjadi tanpa memandang hipotesis/bukti lain

P(X|H): Probabilitas X berdasarkan kondisi tersebut

P(H|X): Probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi X (*posterior probability*).

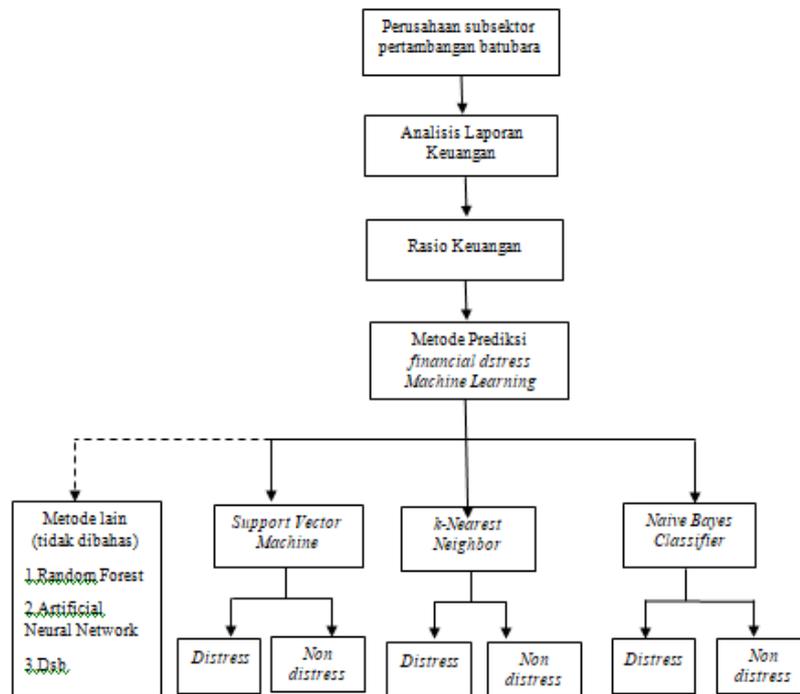
Support Vector Machine

Support Vector Machine pertama kali dikembangkan oleh Boser, Guyong, dan Vapnik pada tahun 1992 di *Annual Workshop on Computational Learning Theory*. Ide dasar SVM adalah memaksimalkan batas garis pemisah atau *hyperplane* sehingga diperoleh ukuran margin yang maksimal (*maximal margin hyperplane*). *Hyperplane* pemisah terbaik antara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur margin *hyperplane* tersebut dengan mencari titik maksimalnya. Margin adalah jarak anatara *hyperplane* dengan *pattern* atau data terdekat dari masing-masing *class*. *Pattern* yang paling dekat disebut *support vector*. Usaha dalam mencari *hyperplane* ini merupakan inti dari pembelajaran SVM.

Hyperplane terbaik diperoleh dari margin terbesar atau optimal yang memisahkan kedua kelas. Margin optimal dihitung dengan memaksimalkan jarak antara *hyperplane* dan data terdekat. Kondisi memaksimalkan margin ini ekuivalen dengan meminimalkan fungsi obyektif, yaitu:

$$\min_w \tau(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2$$

Gambar 1. Kerangka Pemikiran



METODE PENELITIAN

Jenis Penelitian

Berdasarkan metode penelitian, penelitian ini menggunakan metode kuantitatif sebagaimana dijelaskan oleh Sugiyono (2018:16), metode kuantitatif adalah metode penelitian yang berlandaskan pada filsafat positivisme, digunakan untuk meneliti pada populasi atau sampel tertentu, pengumpulan data menggunakan instrumen penelitian, analisis data bersifat kuantitatif atau statistik.

Tempat, Waktu, dan Subjek Penelitian

Tempat penelitian ini yaitu perusahaan sektor Pertambangan Batubara yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Penelitian ini menggunakan laporan keuangan tahunan dengan periode waktu penelitian dari 2014 hingga 2018. Penelitian dilakukan mulai dari bulan Oktober 2019 hingga bulan April 2020. Subjek yang digunakan pada penelitian ini yaitu perusahaan sektor Pertambangan Batubara yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) periode 2014-2018.

Populasi dan Sampel

Populasi dalam penelitian ini adalah perusahaan subsektor pertambangan batubara yang terdaftar di BEI periode 2014-2018. Teknik pengambilan sampel pada penelitian ini yaitu *non-probability sampling* atau *purposive sampling*. Dalam penelitian ini kriteria pemilihan sampel adalah Perusahaan pertambangan subsektor batubara yang konsisten terdaftar di BEI selama periode 2014-2018 dan mempublikasikan Laporan Keuangan yang telah diaudit selama periode 2014-2018.

Berdasarkan kriteria diatas, diperoleh sebanyak 18 (delapan belas) sampel yang memenuhi kriteria dari sebanyak 24 Perusahaan pertambangan batubara yang terdaftar di BEI selama periode 2014-2018. Sebelum melakukan prediksi *financial distress*, model prediksi *Support Vector Machine*, *k-Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier* perlu dilatih (*training*) terlebih dahulu menggunakan data latih (*training data*) yaitu dengan menggunakan sampel perusahaan yang *distress* dan perusahaan yang sehat (*non distress*). Data perusahaan tersebut merupakan sampel data latih. Pada penelitian ini, peneliti memilih secara acak asing-masing 10 perusahaan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia dengan kriteria 10 perusahaan yang *listing* di BEI dan memiliki total asset kurang dari total aktiva atau yang memiliki rasio EPS negative untuk kelompok perusahaan *distress* dan 10 perusahaan yang *listing* di BEI dan memiliki total asset lebih banyak dari total aktiva atau yang memiliki rasio EPS positif untuk kelompok perusahaan *non financial distress*.

Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data dalam penelitian ini adalah teknik dokumentasi. Dimana pengumpulan data penelitian ini menggunakan data sekunder berupa laporan keuangan yang sudah di audit. Data-data yang digunakan pada penelitian diperoleh dari website resmi BEI (www.idx.co.id) dan website resmi yang dimiliki masing-masing perusahaan. Setelah data terkumpul, data-data tersebut dijadikan sebuah *dataset* dalam format CSV.

Teknik Analisis Data

1. Data Collection: Pada tahap ini data rasio keuangan yang telah dihitung pada tahap sebelumnya disimpan dalam format (.csv)
2. Data Preprocessing: Pada tahap ini dataset berformat (.csv) yang telah disiapkan sebelumnya untuk kebutuhan pengolahan data, di *preprocess* secara manual. Tahap *preprocessing* terdiri dari menentukan *feature* (X) dan label (y), dan melakukan label encoder terhadap data yang bersifat *string*.
3. Implementasi prediksi *Financial Distress* pada *Machine Learning*
 - a. Import *library pandas* dan *library machine learning*
 - b. Import *dataset*
 - c. Memisahkan *features* dan *label*
 - d. Membagi data *training* dan data *testing*
 - e. *Training* data
 - f. *Testing* data
4. Tingkat Kesesuaian model Prediksi *Financial Distress*
Untuk menghitung tingkat kesesuaian dari prediksi *financial distress* dari masing-masing model dan *type error* dengan rumus perhitungan sebagai berikut:

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

$$\text{Type Error} = \frac{\text{Jumlah Prediksi Salah}}{\text{Jumlah Sampel}} \times 100\%$$

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Hasil Penelitian

K-Nearst Neighbor

Tabel 1. Perbandingan Tingkat Akurasi Nilai *k*

Sampel	Training				Testing			
	3	5	7	9	3	5	7	9
Tingkat Akurasi	87,0%	86,0%	88,6%	88,0%	84,2%	84,0%	89,5%	89,5%
Tingkat Error	13%	14%	11,4%	12%	15,8%	16%	10,5%	10,5%

Sumber: Hasil Penelitian, diolah (2020)

Berdasarkan Tabel 1 dapat disimpulkan bahwa nilai $k=7$ dan $k=9$ memiliki tingkat akurasi terhadap data *testing* paling baik diantara $k = 3$, $k = 5$ yaitu sebesar 89,5% dengan tingkat akurasi pada data latih yaitu sebesar 88,6% dan 88,0%. Karena $k=7$ memiliki nilai akurasi pada data *training* lebih baik dari nilai $k=9$ maka ditetapkan nilai $k=7$ sebagai model terbaik untuk dataset pada penelitian ini dengan nilai *error* yang diperoleh dari hasil pengujian model pada data uji sebesar 10,5%. Hasil prediksi KNN dengan nilai $k=7$ menghasilkan matriks sebagai berikut:

Tabel 2. Matriks Hasil Prediksi KNN $k=7$

Aktual \ Prediksi	Prediksi	
	Non Distress	Distress
Non Distress	14	1
Distress	1	3
Jumlah sampel	19	

Sumber: Hasil Penelitian, diolah (2020)

Pada Tabel 2 dapat disimpulkan bahwa prediksi *financial distress* perusahaan subsektor pertambangan batubara dengan nilai $k=7$ menghasilkan jumlah data perusahaan yang diprediksi benar tidak mengalami *financial distress* adalah sebanyak 14 data dan jumlah prediksi yang salah atau miklasifikasi adalah sebanyak 1 data. Sedangkan hasil prediksi benar perusahaan yang dinilai akan mengalami *financial distress* adalah sebanyak 3 data dan jumlah prediksi yang salah atau misklasifikasi adalah sebanyak 1 data.

Naïve Bayes Classifier

Tabel 3. Perbandingan Tingkat Akurasi Data Latih dan Data Uji NBC

Sampel	Training	Testing
Tingkat Akurasi	82,3%	84,2%
Tingkat Error	17,7%	15,8%

Sumber: Hasil Penelitian, diolah (2020)

Tabel 3 menunjukkan bahwa model *Naive Bayes Classifier* dalam memprediksi *financial distress* perusahaan pertambangan batubara yang terdaftar di BEI periode 2014-2018 menghasilkan nilai *error* pada data latih sebesar 17,7% dan pada data uji sebesar 15,8%. Sedangkan ketika model diterapkan pada data uji menghasilkan tingkat

akurasi sebesar 84,2% dan pada data latih sebesar 82,3%. Berdasarkan Tabel 4.8 hasil prediksi menghasilkan matriks sebagai berikut:

Tabel 4. Matriks Hasil Prediksi model *Naive Bayes Classifier*

Aktual \ Prediksi	Prediksi	
	Non Distress	Distress
Non Distress	13	1
Distress	2	3
Jumlah sampel	19	

Sumber: Hasil Penelitian, diolah (2020)

Berdasarkan tabel 4 dapat disimpulkan bahwa prediksi *financial distress* perusahaan subsektor pertambangan batubara menghasilkan jumlah data perusahaan yang diprediksi benar tidak mengalami *financial distress* adalah sebanyak 13 data dan jumlah prediksi yang salah adalah sebanyak 1 data. Sedangkan hasil prediksi benar perusahaan yang dinilai akan mengalami *financial distress* adalah sebanyak 3 data dan jumlah prediksi yang salah adalah sebanyak 2 data.

Support Vector Machine

Tabel 5. Perbandingan Hasil prediksi *financial distress* model SVM

Fungsi Kernel	Tingkat Error	Tingkat Akurasi testing	Tingkat Akurasi Training	Fungsi Kernel	Tingkat Error	Tingkat Akurasi	Tingkat Akurasi Training
Linear, C = 1	15,8%	84,2%	88,1%	Linear, C = 10	10,5%	89,5%	91,7%
Polynomial derajat = 2, C=1	15,8%	84,2%	88,2%	Polynomial derajat = 2, C=10	15,8%	84,2%	87,9%
Polynomial derajat = 3, C=1	21,1%	78,9%	84,1%	Polynomial derajat = 3, C=10	15,8%	84,2%	85,1%
RBF $\sigma = 0.5$, C=1	5,3%	94,7%	86,3%	RBF $\sigma = 0.5$, C=10	15,8%	84,2%	88,2%
RBF $\sigma = 1$, C=1	10,5%	89,5%	86,2%	RBF $\sigma = 1$, C=10	10,5%	89,5%	87,5%
RBF $\sigma = 2$, C=1	15,8%	84,2%	85,2%	RBF $\sigma = 2$, C=10	5,3%	94,7%	86,5%

Sumber: Hasil Penelitian, diolah (2020)

Tabel 5 merupakan hasil prediksi *financial distress* menggunakan model SVM, dengan nilai akurasi terbesar yaitu ketika menggunakan kernel RBF dengan parameter C=10 dan nilai gamma= 2 yaitu sebesar 94,7% dengan tingkat *error* sebesar 5,3% pada data *testing* dan nilai akurasi pada data *training* sebesar 86,6%. Sebagaimana matriks hasil prediksi adalah sebagai berikut:

Tabel 6. Matriks Hasil Prediksi model SVM kernel RBF C = 10, gamma = 2

Aktual \ Prediksi	Non Distress	Distress
Non Distress	13	0
Distress	1	5
Jumlah sampel	19	

Sumber: Hasil Penelitian, diolah (2020)

Tabel 6 merupakan hasil prediksi menggunakan model SVM kernel RBF dengan $C = 10$ dan $\gamma = 2$. Pada model ini untuk status perusahaan yang tidak mengalami *financial distress* mendapatkan tepat klasifikasi yaitu sebanyak 13 data dan prediksi yang salah berjumlah 0 data. Sedangkan untuk status perusahaan yang di prediksi mengalami *financial distress* mendapatkan tepat klasifikasi sebanyak 5 data dan terdapat misklasifikasi sebanyak 1 data.

Perbandingan Hasil Prediksi

Tabel 7. Perbandingan Akurasi model KNN, NBC, dan SVM

	K-Nearest Neighbor $k = 7$	Naïve Bayes Classifier	SVM Kernel Linear C=1	SVM Kernel RBF C=10 $\gamma=2$	SVM Kernel Polynomial C=1 degree=3
Tingkat Akurasi	89,5%	84,2%	89,5%	94,7%	84,2%

Sumber: Hasil Penelitian, diolah (2020)

Pada Tabel 7 dapat diketahui bahwa hasil perbandingan nilai akurasi antara ketiga model yang paling tinggi adalah 94,7% yaitu model SVM dengan menggunakan fungsi kernel RBF ($C = 10$, $\Gamma = 2$). Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa model SVM dengan fungsi kernel RBF ($C = 10$, $\Gamma = 2$) adalah yang paling baik digunakan untuk dataset pada penelitian ini. Sementara itu, model KNN dengan nilai $k = 7$ dan model SVM Kernel Linear $C=1$ mendapat akurasi paling tinggi kedua yaitu sebesar 89,5% dan model *Naïve Bayes Classifier* dan model SVM Kernel *Polynomial* $C=1$ degree=3 memiliki tingkat akurasi ketiga yaitu sebesar 84,2%.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian ini mengenai Prediksi *Financial Distress* Perusahaan menggunakan *K-Nearest Neighbor*, *Naive Bayes Classifier*, dan *Support Vector Machine* dengan jumlah dataset penelitian sebanyak 190 records data yang dipartisi menjadi 90% data untuk *training* dan 10% data untuk *testing* adalah sebagai berikut:

1. Berdasarkan percobaan nilai k yang telah dilakukan, Model *K-Nearest Neighbor* menghasilkan kinerja terbaik ketika nilai $k=7$. Model ini dapat melakukan tepat klasifikasi sebanyak 17 data dari 19 data yang diujikan atau menghasilkan nilai akurasi sebesar 89,5%.
2. Model *Naïve Bayes Classifier* terhadap 19 data yang diujikan berhasil melakukan tepat klasifikasi sebanyak 16 data sementara 3 data lainnya terjadi misklasifikasi hal

ini menyimpulkan model *Naïve Bayes Classifier* menghasilkan nilai akurasi sebesar 84,2%.

3. Berdasarkan *trial* dan *error* yang telah dilakukan, model *Support Vector Machine* memperoleh hasil akurasi terbaik ketika menggunakan fungsi kernel RBF dengan parameter $C=10$ dan nilai $\text{Gamma}=2$ model ini melakukan tepat klasifikasi sebanyak 18 data dari 19 data yang diujikan. Dengan kata lain, model ini menghasilkan nilai akurasi sebesar 94,7%.
4. Berdasarkan nilai akurasi terbaik, maka hasil perbandingan prediksi *financial distress* perusahaan subsektor pertambangan batubara yang terdaftar di BEI periode 2014-2018 yang memiliki nilai akurasi tertinggi adalah model *Support Vector Machine* dengan fungsi kernel RBF dengan parameter $C=10$ dan nilai $\text{Gamma}=2$ 94,7%. Sementara itu, model KNN dengan nilai $k =7$ mendapat akurasi paling tinggi kedua yaitu sebesar 89,5% dan model *Naïve Bayes Classifier* memiliki tingkat akurasi tertinggi ketiga yaitu sebesar 84,2%.

Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, penulis mencoba memberikan saran sebagai berikut :

1. Untuk peneliti yang akan melakukan penelitian sejenis selanjutnya dapat melakukan modifikasi atau penambahan variabel input lain, seperti menggunakan rasio keuangan pada model prediksi *Multiple Discriminant Analysis* seperti model prediksi Altman atau model prediksi *Logit* seperti model prediksi Ohlson.
2. Untuk peneliti yang akan melakukan penelitian sejenis selanjutnya dapat menggunakan model klasifikasi yang lain atau menggabungkan beberapa metode klasifikasi lain seperti model *Random Forest* dan *Artificial Neural Network* sehingga diharapkan dapat meningkatkan nilai akurasi model.
3. Untuk peneliti yang akan melakukan penelitian sejenis selanjutnya dapat melakukan penelitian pada objek atau sektor yang berbeda yang terlihat telah mengalami penurunan kinerja seperti pada sektor Ritel yang dinilai mengalami penurunan kinerja karena maraknya *marketplace* atau *platform* belanja online di Indonesia pada masa ini atau sektor Industri Pengolahan yang dinilai sedang dalam fase kontraksi karena menurunnya komponen volume produksi yang disebabkan penurunan permintaan dan gangguan pasokan selama 2 tahun terakhir disamping itu industri pengolahan saat ini juga tercatat masih didominasi oleh perusahaan-perusahaan multinasional (www.cnnindonesia.com).
4. Sehubungan dengan kondisi keuangan perusahaan, manajemen perusahaan perlu tetap berhati-hati dalam mengelola atau mengoperasikan perusahaan. Disarankan agar perusahaan terus menjaga likuiditasnya dalam memenuhi segala kewajibannya pada saat jatuh tempo sehingga dapat mempertahankan kredibilitas perusahaan kemudian dapat menarik minat investor dan kreditor.
5. Dapat lebih meningkatkan atau memperhatikan rasio-rasio keuangan yang dijadikan sebagai *input* variabel pada penelitian ini, diantaranya *Current Ratio*, *Quick Ratio*, *Working Capital to Total Assets Ratio*, *Debt to Asset Ratio*, dan *Return on Asset* karena rasio-rasio ini dinilai baik dan telah banyak digunakan untuk melakukan prediksi *financial distress*.

DAFTAR PUSTAKA

- Bursa Efek Indonesia. Laporan Keuangan Tahunan. 2019. [online]. Didapat dari: <https://www.idx.co.id/perusahaan-tercatat/laporan-keuangan-dan-tahunan/> [10 Oktober 2019].
- Cahya, L. M., Daru, A. dan Andrian, D. 2016. *Aplikasi Data Mining dengan Metode Support Vector Machine (SVM) untuk Prediksi Financial Distress pada Industri Jasa Go Public yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia*. Seminar Nasioal Inovasi dan Aplikasi Teknologi di Industri, 81-86.
- Fahmi, I. 2011. *Analisis Laporan Keuangan (Edisi 1)*. Bandung: ALFABETA cv.
- Kasmir. 2012. *Analisis Laporan Keuangan*. Jakarta : Raja Grafindo Persada.
- Lukito, Y. dan Chrismanto, A. R. 2015. *Perbandingan Metode-Metode Klasifikasi Untuk Indoor Positioning System*– Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi, 1(2), 123-131.
- Muslehatin, W., Ibnu, M., dan Mustakim. 2017. *Penerapan Naïve Bayes Classification untuk Klasifikasi Tingkat Kemungkinan Obesitas Mahasiswa Sistem Informasi UIN Suska Riau*. Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi dan Industri, 250-256.
- Nariman, A. 2013. *Evaluasi Pengaruh Financial Distress dan Rasio Keuangan Terhadap Opini dan Pengungkapan (Disclosure) yang Memadai dalam Laporan Audit pada Perusahaan-Perusahaan Manufaktur yang Terdaftar di BEI Periode 2005-2007* – Jurnal Akuntansi, 17(1), 62-74.
- Nurfajrina, A., Siregar, H., dan Saptono, I. T. 2016. *Analisis Financial Distress pada Perusahaan Agribisnis Di Bursa Efek Indonesia*. Jurnal Keuangan dan Perbankan, 20(3), 448-457.
- Nurdini, R. A. 2018. *Analisis Prediksi Kebangkrutan Menggunakan Artificial Neural Network Pada Sektor Pertambangan Batubara melalui Data Bursa Efek Indonesia*. Skripsi S1 pada Universitas Telkom Bandung: Tidak Diterbitkan.
- Prasetyo, E. 2012. *Data Mining: Konsep dan Aplikasi Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: ANDI.
- Saleh, A., dan Sudiyatno, B. 2013. *Pengaruh Rasio Keuangan untuk Memprediksi Probabilitas Kebangkrutan pada Perusahaan Manufaktur yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia*. Jurnal Dinamika Akuntansi, Keuangan dan Perbankan, 2(1), 82-91.
- Suyanto. 2019. *Data Mining untuk Klasifikasi dan Klusterisasi Data*. Bandung: Informatika.
- Weygandt, J. J., Kimmel, P. D., dan Kieso, D. E. 2016. *Accounting Principles (1/2E Edition International Student)*. New York: Wiley.
- Yuliastary, E. C., dan Wirakusuma, M. G. 2014. *Analisis Financial Distress Dengan Metode Zscore Altman, Springate, Zmijewski*. Jurnal Akuntansi Universitas Udayana, 6(3), 379-389.