

**ANALISIS PREDIKSI HARGA SAHAM PT TELEKOMUNIKASI
INDONESIA MENGGUNAKAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM)**

SKRIPSI



**UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A**

DISUSUN OLEH :

DWI RAHMADINI

NIM : H96219044

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA
2023**

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : Dwi Rahmadini
NIM : H96219044
Program Studi : Sistem Informasi
Angkatan : 2019

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul: "ANALISIS PREDIKSI HARGA SAHAM PT TELEKOMUNIKASI INDONESIA MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)".

Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 26 Juni 2023

Yang menyatakan,


Dwi Rahmadini
Dwi Rahmadini
NIM H96219044

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Proposal Skripsi oleh:

Nama : Dwi Rahmadini

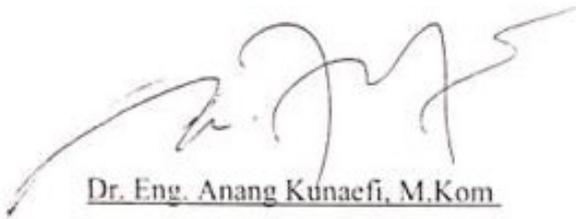
NIM : H96219044

JUDUL : ANALISIS PREDIKSI HARGA SAHAM PT. TELEKOMUNIKASI
INDONESIA MENGGUNAKAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM)

Ini telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Surabaya, 15 Mei 2023

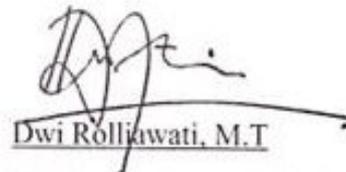
Dosen Pembimbing I



Dr. Eng. Anang Kunaefi, M.Kom

NIP. 197911132014031001

Dosen Pembimbing II



Dwi Rolliawati, M.T

NIP. 197909272014032001

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi Dwi Rahmadini ini telah dipertahankan
di depan tim penguji skripsi di Surabaya, 7 Juli 2023

Mengesahkan,
Dewan Penguji

Penguji 1

Khalid, M.Kom.
NIP. 197906092014031002

Penguji 2

Subhan Nooriansyah, M.Kom.
NIP. 199012282020121010

Penguji 3

Dr. Eng. Anang Kunefi, M.Kom
NIP. 197911132014031001

Penguji 4

Dwi Rollawati, M.T.
NIP. 197909272014032001

Mengetahui,
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Ampel Surabaya



Depul Hamdani, M.Pd
NIP. 196507312000031002



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpustakaan@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : Dwi Rahmadini
NIM : H96219044
Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi / Sistem Informasi
E-mail address : h96219044@student.uinsby.ac.id

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

Skripsi Tesis Desertasi Lain-lain (.....)

yang berjudul : ANALISIS PREDIKSI HARGA SAHAM PT. TELEKOMUNIKASI INDONESIA

MENGGUNAKAN *SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)*

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara **fulltext** untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 12 Juli 2023
Penulis

(DWI RAHMADINI)
nama terang dan tanda tangan

ABSTRAK
ANALISIS PREDIKSI HARGA SAHAM PT TELEKOMUNIKASI
INDONESIA MENGGUNAKAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM)

Oleh:

Dwi Rahmadini

Harga pasar saham menjadi salah satu masalah yang signifikan di pasar finansial karena naik turunnya harga setiap hari. Beberapa faktor seperti lokal dan iklim ekonomi global, kondisi politik, dan aktivitas pasar menjadi dampak yang dapat mempengaruhi harga pasar saham. Menyebabkan pergerakan saham menjadi tidak menentu dan sulit untuk ditebak. Sehingga para investor harus lebih hati-hati dalam membeli saham atau mempertahankan saham yang dimiliki. Oleh karena itu, untuk membantu para investor membuat keputusan yang optimal, dibutuhkan suatu langkah yang tepat seperti memprediksi perilaku harga pasar saham. Penelitian ini memprediksi harga penutupan saham pada PT. Telekomunikasi Indonesia sehingga penelitian ini melakukan prediksi secara univariat. Tujuan pada penelitian ini adalah mengimplementasikan model serta melakukan prediksi harga saham di PT. Telekomunikasi Indonesia. Menggunakan metode SVM yang diuji melalui skenario dalam penginputan *window_size* dan fungsi kernel. Parameter yang digunakan untuk pemodelan adalah parameter C sebesar 100 untuk semua kernel, parameter *degree* sebesar 1 untuk kernel *polynomial*, dan gamma sebesar 0.0001 untuk kernel RBF. Sehingga didapatkan pemodelan fungsi kernel yang paling optimal yaitu kernel *polynomial* pada ukuran *window_size* sebesar 3, dengan RMSE sebesar 67.546 dan MAPE sebesar 0.01. Sehingga disimpulkan bahwa performa kernel *polynomial* memiliki kekuatan akurasi yang tinggi.

Kata kunci: Prediksi, Harga Penutupan Saham, *Support Vector Machine* (SVM)

ABSTRACT
ANALYSIS OF PT TELEKOMUNIKASI INDONESIA STOCK PRICE
PREDICTION USING SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

By:

Dwi Rahmadini

The stock market price is one of the significant problems in the financial market because of the ups and downs of prices every day. Several factors such as the local and global economic climate, political conditions, and market activity are impacts that can affect stock market prices. Causing stock movements to be erratic and difficult to predict. So that investors must be more careful in buying shares or maintaining the shares they own. Therefore, to help investors make optimal decisions, an appropriate step is needed, such as predicting the behavior of stock market prices. This study predicts the closing price of shares at PT. Telekomunikasi Indonesia so that this research makes predictions univariately. The purpose of this study is to implement the model and predict stock prices at PT. Indonesian Telecommunications. Using the SVM method tested through scenarios in the input window_size and kernel functions. The parameters used for modeling are C parameter of 100 for all kernels, degree parameter of 1 for polynomial kernels, and gamma of 0.0001 for RBF kernels. So that the most optimal kernel function modeling is obtained, namely the polynomial kernel at a window_size of 3, with an RMSE of 67,546 and a MAPE of 0.01. So it is concluded that the performance of the polynomial kernel has a high accuracy power.

Keywords: Prediction, Stock Price, SVM

DAFTAR ISI

Lembar Persetujuan Pembimbing	ii
Lembar Pengesahan	iii
Pernyataan Keaslian	iv
Persembahan	v
Ucapan Terima Kasih.....	vi
Kata Pengantar	vii
Abstrak	viii
Abstract	ix
Daftar Isi.....	x
Daftar Tabel	xii
Daftar Gambar.....	xiii
Bab I Pendahuluan	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	2
1.4 Tujuan Penelitian.....	3
1.5 Manfaat Penelitian.....	3
Bab II Tinjauan Pustaka	4
2.1 Tinjauan Pustaka Terdahulu.....	4
2.2 Dasar Teori.....	6
2.2.1 Data Mining	6
2.2.2 Artificial Intelligence (AI).....	8
2.2.3 Machine Learning.....	10
2.2.4 Support Vector Machine (SVM)	11
2.2.5 <i>Time Series</i>	14
2.2.6 <i>Windowing</i>	16
2.2.7 Evaluasi.....	16
2.2.8 Saham	18
2.2.9 Analisis Harga Saham.....	19
2.2.10 PT.Telekomunikasi Indonesia	21
2.3 Integrasi Keilmuan	21
Bab III Metodologi Penelitian.....	23

DAFTAR TABEL

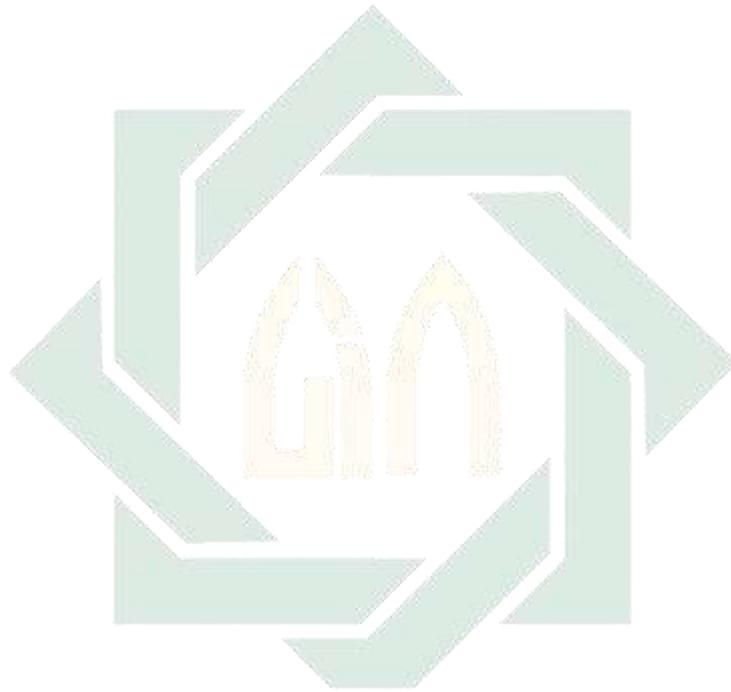
Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu.....	5
Tabel 2.2 Range Nilai MAPE.....	16
Tabel 3.1 Variabel Data Saham PT.Telekomunikasi Indonesia.....	21
Tabel 3.2 Parameter Fungsi Kernel.....	22
Tabel 4.1 Kutipan Data Harga Saham PT. Telekomunikasi	27
Tabel 4.2 Analisis Deskriptif	28
Tabel 4.3 Pembagian Data Training dan Data Testing	30
Tabel 4.4 Hasil Windowing Data.....	32
Tabel 4.5 Data Prediksi dan Aktual Harga Saham PT. Telkom.....	35
Tabel 4.6 Data Prediksi dan Aktual Dengan window_size: 5.....	41
Tabel 4.7 Data Prediksi dan Aktual Dengan window_size: 9.....	52
Tabel 4.8 Tingkat Error Pada Uji Prediksi Saham dengan SVM.....	59
Tabel 4.9 Tingkat Error Pada Uji Prediksi window_size: 5	59
Tabel 4.10 Tingkat Error pada Prediksi Skenario 3	60
Tabel 4.11 Tingkat Error Pada Prediksi Skenario 4.....	61
Tabel 4.12 Prediksi 5 Hari ke depan	63

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Ilustrasi SVM.....	11
Gambar 2.2 Transformasi dari input space ke feature space	13
Gambar 2.3 Proses Windowing	16
Gambar 3.1 Desain Penelitian.....	23
Gambar 3.2 Langkah-Langkah SVM.....	26
Gambar 4.1 Plot Harga Penutupan PT Telkom.....	29
Gambar 4.2 Perbandingan Aktual dan Prediksi Semua Pemodelan Kernel.....	33
Gambar 4.3 Perbandingan Aktual dan Prediksi Interval 0-100	33
Gambar 4.4 Plot Aktual dan Prediksi Kernel Linear	36
Gambar 4.5 Grafik perbulan	37
Gambar 4.6 Plot Data Aktual dan Prediksi Model Polynomial	37
Gambar 4.7 Plot Aktual dan Prediksi Perbulan	38
Gambar 4.8 Plot Data Aktual dan Prediksi Model RBF	39
Gambar 4.9 Plot Aktual dan Prediksi Perbulan	40
Gambar 4.10 Plot Data Aktual dan Prediksi Model Linear Skenario 2	42
Gambar 4.11 Plot Aktual dan Prediksi Dalam Periode Perbulan.....	43
Gambar 4. 12 Plot Aktual dan Prediksi Model Polynomial Skenario 2	43
Gambar 4.13 Plot Aktual dan Prediksi dalam Perbulan Skenario 2	44
Gambar 4.14 Plot Data Aktual dan Prediksi Model RBF Skenario 2.....	45
Gambar 4.15 Plot Aktual dan Prediksi Dalam Periode Perbulan Skenario 2	46
Gambar 4.16 Plot Aktual dan Prediksi Model Linear Skenario 3.....	48
Gambar 4.17 Plot Bulanan dan Mingguan Linear Skenario 3	49
Gambar 4.18 Plot Aktual dan Prediksi Model Polynomial Skenario 3	49
Gambar 4.19 Plot Aktual dan Prediksi Dalam Periode Perbulan Skenario 3	50
Gambar 4.20 Plot Aktual dan Prediksi Model RBF Skenario 3	51
Gambar 4.21 Plot Aktual dan Prediksi Dalam Periode Perbulan Skenario 3	52
Gambar 4.22 Plot Data Aktual dan Prediksi Model Linear Skenario 4	54
Gambar 4.23 Plot Aktual dan Prediksi Dalam Periode Perbulan Model Linear...	55
Gambar 4.24 Plot Aktual dan Prediksi Model Polynomial Skenario 4	55
Gambar 4.25 Plot Aktual dan Prediksi Dalam Periode Perbulan Model Polynomial Skenario 4	56

Gambar 4.26 Plot Aktual dan Prediksi Model RBF Skenario 4 57
Gambar 4.27 Plot Aktual dan Prediksi Periode Perbulan Model RBF Skenario 4
..... .58
Gambar 4.28 Perbandingan RMSE..... 62



UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Harga pasar saham menjadi salah satu masalah yang signifikan di pasar finansial karena naik turunnya harga setiap hari. Beberapa faktor seperti lokal dan iklim ekonomi global, kondisi politik, dan aktivitas pasar menjadi dampak yang dapat mempengaruhi harga pasar saham (Wei et al., 2019). Menyebabkan pergerakan saham menjadi tidak menentu dan sulit untuk ditebak. Sehingga para investor harus lebih hati-hati dalam membeli saham atau mempertahankan saham yang dimiliki. Oleh karena itu, untuk membantu para investor membuat keputusan yang optimal, dibutuhkan suatu langkah yang tepat seperti memprediksi perilaku harga pasar saham. Bertahun-tahun area ini menjadi perhatian oleh para peneliti dan ahli finansial, sebab memprediksi harga pasar saham secara akurat merupakan tugas yang kompleks karena sifatnya yang non-linear, dinamis, dan sulit ditebak (Petropoulos et al., 2022). Namun, hasil prediksi tersebut dapat mempengaruhi ekonomi. Karena hasil prediksi yang sukses dapat membantu investor untuk membuat keputusan untuk meningkatkan profit dan sebaliknya, investor akan kehilangan profit perusahaan.

Data saham merupakan data *time series* atau deret waktu yang dapat digunakan untuk mempelajari sampel riwayat dari waktu ke waktu. Sehingga prediksi harga saham dapat dilakukan dengan mempelajari data deret waktu atau historis harga saham pada hari-hari sebelumnya (Idrees et al., 2019). Pada penelitian terdahulu salah satu model yang paling umum digunakan adalah ARIMA. Model ARIMA yang digunakan untuk prediksi telah dianggap sangat efektif (Rao et al., 2020). Tetapi keterbatasan pada model ini, ARIMA memiliki beberapa penyimpangan ketika menghadapi masalah non-linear yang kompleks (Ma, 2020). Saat ini dengan memanfaatkan evolusi teknologi komputer, metode untuk memprediksi harga pasar saham sudah banyak berkembang dan salah satunya adalah *machine learning*. Teknik *machine learning* dapat memprediksi harga pasar saham dengan akurasi yang lebih tinggi pada permasalahan linear dan non-linear.

Selain itu, performa prediksi lebih efisien dibandingkan dengan ARIMA (Kobiela et al., 2022; Makala & Li, 2021; Pandey & Bajpai, n.d.; Wijaya et al., 2010).

Terdapat berbagai algoritma *machine learning* yang dapat digunakan untuk prediksi harga saham, seperti *Support Vector Machine* (SVM), kNN, *Decision Trees*, ANN, dan lain-lain. Algoritma SVM dianggap metode terbaik dalam memprediksi harga saham dari segi akurasi (Rao et al., 2020; Rouf et al., 2021; Teixeira Zavadzki de Pauli et al., 2020). Hal ini dikarenakan algoritma SVM dapat menghasilkan solusi terbaik (*global solution*) melalui proses pembelajaran yang memisahkan data ke dalam dua kelompok menggunakan garis disebut *hyperplane*. Tidak hanya itu, algoritma ini tidak membutuhkan asumsi-asumsi seperti metode peramalan yang konvensional. Oleh karenanya metode ini sering digunakan dalam melakukan peramalan data deret waktu (generator, 2021; Li & Sun, 2020; Mustakim et al., 2015). Akan tetapi, metode SVM memiliki kekurangan seperti sulit dipakai dalam jumlah sampel yang besar. Karena waktu pelatihan yang dibutuhkan lebih tinggi (Budianto et al., 2019).

Berdasarkan uraian diatas, penelitian ini mengajukan prediksi harga pasar saham di salah satu perusahaan teknologi di Indonesia, yaitu perusahaan Telekomunikasi menggunakan metode *Support Vector Machine*. Karena di Indonesia sendiri, prediksi harga saham juga masih menjadi tantangan peneliti, terbukti dengan masih banyaknya penelitian dalam prediksi harga saham (Fitriani et al., 2019; Jange, 2021; Karno, 2020; Wijaya et al., 2010). Sehingga diharapkan prediksi harga saham dapat bermanfaat bagi para investor untuk dapat melihat bagaimana prospek investasi saham sebuah perusahaan di masa datang.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang yang tertera di atas, maka rumusan masalah penelitian adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana mengimplementasikan prediksi saham menggunakan algoritma SVM?
2. Bagaimana hasil analisis prediksi saham dengan metode SVM?

1.3 Batasan masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah Dataset yang digunakan adalah data saham PT Telekomunikasi Indonesia yang diambil pada tanggal 3 Februari 2023 di situs yahoo finance dalam rentang 2012-2022

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini terdiri dari:

1. Mengimplementasikan model serta melakukan prediksi harga saham di PT. Telekomunikasi Indonesia menggunakan SVM
2. Menganalisis hasil prediksi harga saham PT. Telekomunikasi Indonesia yang menggunakan SVM

1.5 Manfaat Penelitian

Berikut manfaat yang dapat diambil dari penelitian ini:

1. Diharapkan peramalan harga saham pada PT. Telekomunikasi Indonesia dapat memberikan manfaat dalam mengambil keputusan berinvestasi
2. Diharapkan dapat membantu perusahaan dalam merencanakan pertumbuhan finansial yang lebih baik dan dapat membantu berkomunikasi mengenai rencana dan harapan kepada pemegang saham.
3. Dapat menjadi referensi bagi peneliti lain untuk menjadikan penelitian selanjutnya

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Data Mining

Data mining adalah nama yang digunakan untuk mendeskripsikan penemuan pengetahuan dalam kumpulan data atau dataset (Priyadi et al., 2019). Dataset tersebut akan dibentuk sesuai dengan eksperimen penelitian yang sedang dilakukan, sehingga menjadi suatu informasi penting yang berguna untuk menentukan suatu keputusan. *Data mining* juga dapat dilakukan untuk menemukan korelasi, pola, dan trend yang diambil dari suatu bingkah data dengan cara mengelola, menganalisis dan memproses dari bingkah data tersebut (Nabila et al., 2021). Adapun peran utama yang dimiliki oleh *data mining* yaitu estimasi, klasifikasi, kluster, asosiasi, dan prediksi.

1. Klasifikasi

Merupakan proses pengelompokan data berdasarkan kesamaan karakteristik terhadap kumpulan data atau sampel (Wahono & Riana, 2020).

2. Kluster

Kluster adalah sekelompok data yang tidak didasarkan pada kelas yang sama. Kluster digunakan untuk membagi populasi dengan cara yang membuat populasi dalam kelompok yang sama lebih mirip satu sama lain daripada populasi dalam kelompok lain (Wahono & Riana, 2020).

3. Asosiasi

Asosiasi bertanggung jawab untuk mengidentifikasi atribut yang muncul pada waktu tertentu untuk menyatakan aturan yang mengukur hubungan antara dua atau lebih atribut (Wahono & Riana, 2020).

4. Estimasi

Merupakan metode yang digunakan untuk memperkirakan nilai suatu populasi dengan menggunakan sampel. Model ini dibangun menggunakan dataset yang memberikan nilai dari variabel target (Wahono & Riana, 2020).

5. Prediksi

Prediksi atau peramalan merupakan teknik identifikasi suatu masa lampau untuk melakukan perkiraan mengenai yang akan terjadi di masa depan (Petropoulos et al., 2022). Teknik ini bertujuan untuk membantu keputusan dalam informasi

kegiatan perusahaan seperti jadwal produksi, transportasi, keuntungan penjualan, dan harga suatu produk. Prediksi memiliki jenis-jenis yang disesuaikan berdasarkan aspek. Pertama adalah berdasarkan waktu yang dibagi menjadi tiga jenis, yaitu:

- A. Jangka pendek, dimana memprediksi suatu peristiwa dalam kurun waktu kurang dari tiga bulan.
- B. Jangka menengah, dimana memprediksi suatu peristiwa dalam kurun waktu tiga hingga sampai tiga tahun.
- C. Jangka panjang, dimana memprediksi suatu peristiwa dalam kurun waktu lebih dari tiga tahun.

Jenis yang lain merupakan jenis berdasarkan dari jenis data, yang terdiri dari dua jenis, yaitu:

- a. Peramalan kualitatif

Merupakan teknik peramalan yang bersifat subjektif karena didasarkan pada penilaian manusia sesuai dengan intuisi, pengalaman, dan keahlian (Wang & Chaovalitwongse, 2011). Teknik ini digunakan ketika data yang didapatkan bukan data yang bersifat numerik. Teknik peramalan kualitatif memiliki tiga metode yang sering digunakan pada teknik peramalan ini, yaitu:

- i Metode delphi

Metode delphi merupakan metode kelompok yang didasarkan pada kumpulan survei mengenai perspektif para ahli tentang peristiwa masa depan (Rowe & Wright, 1999). Para ahli akan menjawab serangkaian pertanyaan secara anonim. Pertama, para ahli diminta untuk menuliskan prakiraan intuitif mereka di kertas survei. Kemudian, semua tanggapan dirangkum dan diminta saran beserta kritik pada masing-masing ahli. Selanjutnya, para ahli dapat mengubah prakiraan awal mereka berdasarkan saran dari ahli lain. Pada metode ini biasanya menghasilkan keterbatasan opini dan dapat dihentikan dengan kriteria yang ditentukan, seperti jumlah maksimum putaran menjawab survei atau stabilitas hasil.

- ii Survei pelanggan

Metode ini dilakukan dengan bertanya kepada pelanggan atau pengguna potensial. Setiap pengguna seharusnya memberikan prakiraan tanpa adanya rasa optimism yang tidak semestinya. Metode ini memiliki popularitas dan

tingkat kepentingan tinggi dalam meramalkan keberhasilan produk baru (Shubbar & Smith, 2019). Kekurangan dari metode ini adalah pendapat pengguna mungkin bias terhadap tren yang sedang terjadi.

iii Pendapat eksekutif

Pendapat eksekutif merupakan metode pengembangan prakiraan dimana para eksekutif pada suatu perusahaan disurvei untuk prakiraan terbaik mereka tentang tren masa depan, seperti kemungkinan pada penjualan dan permintaan (Wang & Chaovaitwongse, 2011). Metode ini dilakukan dengan cara masing-masing eksekutif membiasakan diri dengan informasi latar belakang. Lalu, di pertemuan semua eksekutif menulis prakiraan pada kertas survei. Yang kemudian, menggabungkan semua opsi untuk menghasilkan hasil rata-rata yang dapat diterima pada semua eksekutif.

b. Peramalan kuantitatif

Merupakan metode peramalan yang membuat ramalan dengan model matematika. Model peramalan kuantitatif telah digunakan secara luas pada bidang bisnis dan industri. Metode kuantitatif dapat diklasifikasikan sebagai model non-kausal dan model kausal (Sun et al., 2018). Model non-kausal dikenal sebagai model deret waktu. Model ini membuat prakiraan dengan mengekstraksi pola sistematis dari data deret waktu historis. Misalnya metode *smoothing*, Box-jenkins, proyeksi trend dengan regresi. Sedangkan model kausal dikenal sebagai model sebab-akibat, yang menyelidiki bagaimana variabel yang diramalkan ditentukan oleh faktor-faktor yang berpengaruh berasal dari data kuantitatif masa lalu. Contoh dari model kausal adalah metode regresi dan korelasi, metode ekonometri.

2.2.2 Artificial Intelligence (AI)

Merupakan cabang ilmu komputer yang berhubungan dengan perkembangan mesin cerdas yang dapat bekerja dan seperti manusia (Rong et al., 2020). AI memerlukan data untuk dijadikan pengetahuan dengan menganalisis dan hubungan antar data (Zhang & Lu, 2021). Pendekatan kecerdasan buatan adalah dapat berpikir dan bertindak seperti manusia dan membuat keputusan yang (Gupta et al., 2021). Dari pendekatan tersebut dapat diketahui bahwa tujuan AI adalah untuk meniru aktivitas kognitif seperti cara belajar, penalaran, mengambil

keputusan, dan mengoreksi diri. Seiring berkembangnya teknologi, AI berhasil mengembangkan bidang di sejumlah area yang dapat membantu mengidentifikasi suatu peristiwa atau membantu dalam menentukan keputusan disebut dengan *machine learning*. Namun, selain *machine learning* terdapat sejumlah area yang juga berkembang seiring kemajuan teknologi, yaitu:

1. Sistem pakar (*Expert System*)

Merupakan sistem pengetahuan berdasarkan yang ada pengetahuan ahli manusia. Sistem ini merupakan area bidang AI paling awal (Zhang & Lu, 2021). Sistem pakar banyak digunakan dalam diagnosis medis, survei geologi, dan industri petrokimia. Dalam sistem pakar, komputer dapat digunakan untuk menyimpan pengetahuan pakar. Sehingga dapat digunakan untuk mencari solusi berdasarkan keahlian pengguna (Gupta et al., 2021).

2. *Natural Language Processing* (NLP)

Proses ini mengacu pada kemampuan komputer untuk mengenali dan memahami Bahasa teks manusia yang merupakan pelajaran antara ilmu komputer dan linguistik manusia (Zhang & Lu, 2021). NLP didasarkan pada prinsip bahwa proses berpikir manusia didasarkan pada bahasa. Artinya, komputer dalam NLP dirancang untuk dapat memproses bahasa alami manusia, sehingga pengguna dapat berkomunikasi dengannya menggunakan bahasa sehari-hari.

3. *Robotics & Sensory Systems*

Merupakan mesin yang dapat mensimulasikan perilaku manusia. Komputer pada robotik diharapkan mampu melakukan layaknya manusia, dibantu dengan sensor sebagai indera mereka (Zhang & Lu, 2021).

4. *Computing Vision*

Tujuan dari *computing vision* adalah untuk memungkinkan komputer mengenali dan untuk memahami dunia melalui penglihatan, seperti manusia. Dengan memanfaatkan algoritma untuk mengidentifikasi dan menganalisis gambar (Zhang & Lu, 2021). *Computing vision* paling banyak digunakan dalam pengenalan wajah dan gambar.

5. *The Intelligent Decision Support System*

Sistem ini termasuk dalam kategori manajemen sains dan memiliki hubungan dekat dengan *knowledge intelligence* (Zhang & Lu, 2021). Penerapan

teknologi dalam sistem ini diberikan kecerdasan untuk meningkatkan kemampuan sistem dalam memecahkan masalah dan menjadi sistem pendukung yang cerdas Support Vector Machine (SVM)

2.2.3 Machine Learning

Merupakan komponen penting yang termasuk dari salah satu *artificial intelligence* yang memberi komputer kemampuan belajar dan meningkatkan pemodelan berdasarkan pengalaman secara otomatis tanpa di program khusus (Sarker, 2021). *Machine learning* memperoleh informasi dari volume data yang besar dengan memanfaatkan algoritma untuk mengidentifikasi pola dan mempelajari secara berulang-ulang(Sarker, 2021). *Machine learning* juga dapat memprediksi suatu kejadian yang akan datang menggunakan kumpulan data masa lalu dan mengukur akurasi terhadap nilai yang diinginkan. *Machine learning* memiliki tipe pembelajaran yang dapat dibagi menjadi tiga kategori, yaitu:

1. *Supervised learning*

Atau bisa disebut *predictive learning*. Tipe pembelajaran ini bertujuan untuk mempelajari perkiraan yang baik menggunakan informasi yang terkandung dalam dataset (Bertolini et al., 2021). Adapun metode yang merupakan bagian dari supervised learning, yaitu naïve bayes, linear regression, logistic regression, dan SVM.

2. *Unsupervised learning*

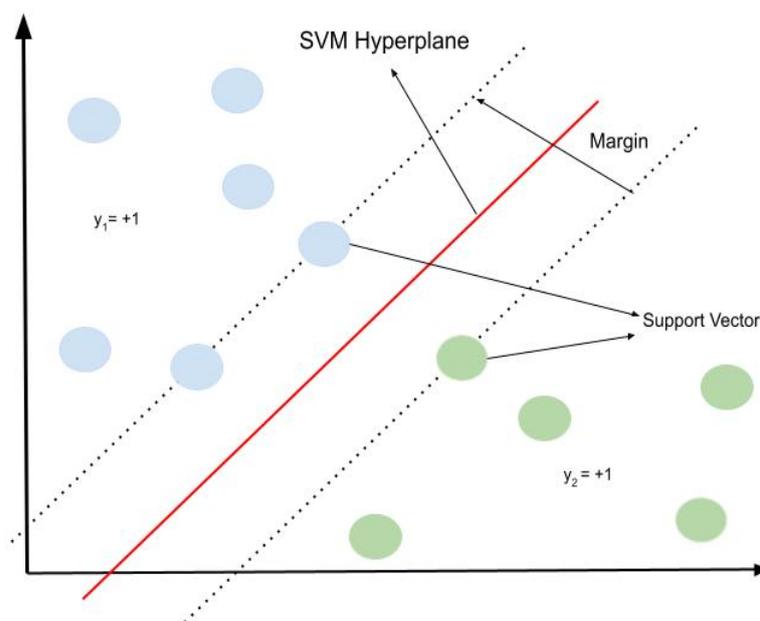
Tipe pembelajaran ini berkaitan dengan dataset yang tidak berlabel. Karena itu, tujuannya bukan untuk membuat prediksi, melainkan untuk mendeteksi dan mengekstrak pola dalam data (Bertolini et al., 2021). Metode yang termasuk *unsupervised learning* adalah K-means, K-medoids, dan Self-Organizing Map.

3. *Semi-supervised learning*

Berdasarkan dari literasi, *semi-supervised learning* dapat dipahami sebagai campuran dari *supervised* dan *unsupervised learning*. Hal ini karena, data yang berlabel dan tidak berlabel tercampur dalam proses pembelajaran. Ide *semi-supervised learning* merupakan pembelajaran yang ideal, tetapi tidak banyak digunakan dalam aplikasi maupun penelitian (Zhang & Lu, 2021). Algoritma yang umum digunakan pada pembelajaran ini adalah *self-training* dan *graph-based semi-supervised learning*.

2.2.4 Support Vector Machine (SVM)

Merupakan salah satu mesin pembelajaran yang menggunakan prinsip *Structural Risk Minimization (SRM)* untuk mengurangi batas atas kesalahan generalisasi, bukan mengurangi kesalahan pelatihan. Prinsip ini mengacu pada fakta bahwa kesalahan generalisasi terjadi karena beberapa *training error* dan interval yang bergantung pada dimensi (vapnik-Chervonenkis)(Amin & Hoque, 2019). SVM didasarkan pada konsep pengklasifikasi linear, yang memisahkan kasus-kasus yang dapat dipisahkan secara linear. Akan tetapi, SVM telah didesain untuk dapat menangani masalah non-linear dengan menggunakan konsep kernel pada ruang berdimensi tinggi (Sutrisno, 2018). Di ruang berdimensi tinggi, *hyperplane* sering digunakan untuk memaksimalkan jarak antar kelas data. *Linear Support Vector Machine (SVMs)* bekerja dengan menempatkan *hyperplane* optimal sebagai pemisah untuk dua kelas di ruang input. Konsep ini terdiri dari *pattern* atau pola, *margin*, dan *support vector*. Pola adalah anggota dari dua kelas yang dipisahkan oleh *hyperplane* dengan nilai 1 dan kelas lain dengan nilai -1. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* dengan *pattern* terdekat dari masing masing *class*. Pola terdekat tersebut disebut *support vector* (Sutrisno, 2018). Konsep ini diilustrasikan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Ilustrasi SVM

Sumber : (Yang & Prayogo, 2022)

Berdasarkan pada uraian sebelumnya, konsep SVM yaitu untuk mencari *hyperplane* yang terbaik. Gambar 2.1 menggambarkan sejumlah pola yang merupakan bagian anggota dari dua buah kelas. Pola yang termasuk kelas -1 diwakili oleh lingkaran hijau, dan yang termasuk kelas +1 diwakili oleh lingkaran biru. Garis tebal berwarna merah pada Gambar 2.1 menggambarkan *hyperplane* terbaik yang memisahkan kedua kelas, dan dalam ilustrasi tersebut terdapat tiga pola yang berada di posisi terdekat dengan garis *hyperplane*. Karena SVM memisahkan variabel menjadi dua kelas, maka persamaan yang didapatkan yaitu:

$$x_i \cdot w + b \geq 1 \text{ untuk } Y_i = 1 \quad (1)$$

$$x_i \cdot w + b \leq -1 \text{ untuk } Y_i = -1 \quad (2)$$

Dimana titik data ke-i disimbolkan dengan x_i , disini w adalah vektor bobot dari vektor pendukung yang tegak lurus terhadap *hyperplane*, b adalah nilai bias, dan Y_i adalah kelas data ke-I (Sutrisno, 2018). Bias adalah koordinat garis relatif terhadap titik koordinat. Sehingga persamaan untuk mencari bobot dan bias diperoleh sebagai berikut.

$$b = -\frac{1}{2}(w \cdot x^+ + w \cdot x^-) \quad (3)$$

$$w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \quad (4)$$

Dimana nilai bias ditandakan sebagai b , $w \cdot x^+$ adalah nilai bobot untuk kelas data positif dan sebaliknya, w adalah bobot vektor, dan α_i untuk nilai bobot data ke-i (Sutrisno, 2018).

Selain permasalahan yang linear, SVM juga dapat bekerja pada permasalahan yang nonlinear dengan memanfaatkan fungsi kernel. Prinsip dasar dari penggunaan kernel ini adalah untuk mengubah vektor *input* ke dalam ruang fitur yang memiliki dimensi yang lebih tinggi. Dalam Gambar 2.2 menunjukkan bahwa data *input* yang tidak dapat dipisahkan secara linear kemudian ditransformasikan ke dalam ruang fitur yang memiliki dimensi yang lebih tinggi. Dalam data yang memiliki sifat linear, *hyperplane* berbentuk garis digunakan untuk memisahkan kelas-kelas yang ada, namun pada data yang tidak linear, *hyperplane* akan berbentuk bidang yang memisahkan kelas-kelas tersebut.

di SVM. Parameter ini, perlu disesuaikan untuk memberikan hasil yang lebih akurat. Nilai *default* sigma adalah 1 (Schölkopf et al., 2004).

3. *Polynomial* kernel

$$K(x, y) = (x \cdot y + c)^d \quad (7)$$

Dimana x dan y adalah vektor dalam ruang input, yaitu vektor fitur yang dihitung dari sampel pelatihan atau uji, c adalah parameter bebas, dan d adalah derajat *polynomial* (Shashua, 2009).

2.2.5 *Time Series*

Time series atau deret waktu merujuk pada kumpulan pengamatan yang terjadi secara berurutan dari waktu ke waktu. Contohnya termasuk pengukuran suhu udara setiap jam, harga saham harian, dan kadar karbon monoksida tahunan (Chatfield, 2005). Terdapat tiga jenis deret waktu diskrit yang dapat dikumpulkan, yaitu:

1. Sampel dari data kontinu: Merupakan pengumpulan data pada interval waktu tertentu dari suatu fenomena kontinu. Sebagai contoh, pengukuran suhu setiap jam dalam sehari.
2. Agregasi selama periode waktu tertentu: Melibatkan pengumpulan data yang dijumlahkan atau dihitung selama periode waktu tertentu. Sebagai contoh, total penjualan dalam sebulan.
3. Seri inheren diskrit: Merujuk pada deret waktu yang secara alami memiliki titik-titik diskrit dalam waktu. Contohnya adalah dividen yang harus dibayarkan oleh perusahaan pada tanggal-tanggal tertentu. Dengan demikian, deret waktu diskrit mencakup berbagai bentuk pengumpulan data dari fenomena waktu yang berbeda, baik dalam bentuk sampel, agregasi, maupun sifat diskritnya sendiri.

Analisis *time series* atau *time series analysis* adalah proses memahami data *time series* dan melakukan prediksi terhadap pola data tersebut (Cao & Wang, 2019). Teknik analisis *time series* digunakan untuk meningkatkan pemahaman terhadap data dan pola yang ada. Tujuan utama analisis *time series* meliputi ringkasan data, pengambilan keputusan, deskripsi data, dan prediksi (Cao & Wang,

2019) atau *time series forecasting*. Tujuan-tujuan tersebut melibatkan pemahaman terhadap isi data, hubungan antar variabel, serta pengendalian dan prediksi kualitas data. *Time series analysis* memiliki beberapa tujuan diantaranya seperti berikut (Cao & Wang, 2019):

1. Melihat deskripsi utama data, biasanya dilakukan setelah melakukan bentuk *plotting* pada data.
2. Menjelaskan isi data, dengan melihat hubungan variabel dengan variabel lainnya.
3. Memprediksi
4. Kontrol kualitas data, biasanya dilakukan dengan memonitor data.

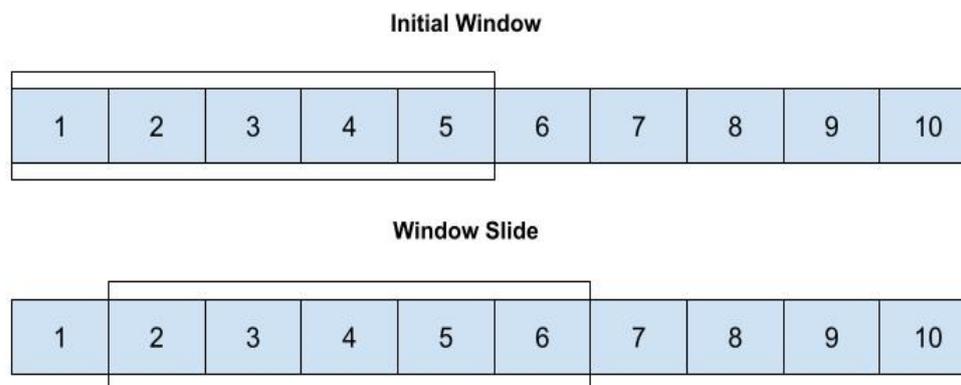
Time series forecasting adalah proses untuk memberikan informasi prediktif dengan menggunakan data historis yang terdiri dari rangkaian pengamatan waktu. Terdapat tiga jenis metode peramalan yang umum digunakan (Chatfield, 2000), yaitu:

1. Prakiraan penilaian: Metode ini menggunakan data yang didasarkan pada penilaian subjektif, intuisi, pengetahuan umum, dan informasi relevan lainnya.
2. Metode univariat: Metode ini menggunakan data deret waktu tunggal yang mencakup periode waktu dari masa lalu hingga saat ini. pada metode ini, juga dimungkinkan untuk memperhitungkan fungsi waktu seperti tren linear.
3. Metode multivariat: Metode ini menggunakan data deret waktu yang melibatkan lebih dari satu variabel yang disebut sebagai variabel prediktor atau penjelas.

Time series forecasting, berbagai metode diterapkan, termasuk metode statistik ARIMA yang digunakan oleh Almasarweh dan Wadi (2018) dan Irawan (t.t). kemudian, metode *machine learning* muncul untuk mengatasi keterbatasan metode tradisional yang sulit dalam membuat peramalan nonlinear, seperti metode *support vector machine* (sedighi et al., 2019; Zhang et al., 2020), *random forest*, *decision tree*, *adaboost*, dan *xgboost* (Nabipour et al., 2020).

2.2.6 *Windowing*

Windowing adalah perkiraan sementara atas nilai sebenarnya dari data *time series*. Teknik ini digunakan untuk mempermudah model dalam mempelajari data, data harus ditransformasi menjadi *multiple sample*. *Windowing* memiliki ukuran dan segmen, dimana mereka terus meningkat hingga mencapai error yang lebih sedikit (BenYahmed et al., 2015). Setelah memilih segmen pertama, segmen berikutnya dipilih. Proses ini diulang sampai semua data deret waktu tersegmentasi. Proses ini ditunjukkan pada Gambar 2.2 dengan ukuran *window* adalah 5. *Sliding window* mengakumulasikan data deret waktu historis untuk memprediksi di hari berikutnya (Mozaffari et al., 2014). Setiap angka (1,2,3....10) merepresentasikan observasi harian dari data deret waktu. Awalnya *window* telah mencakup dari 1 hingga 5 menunjukkan bahwa data historis 5 hari digunakan untuk memprediksi, kemudian *window* bergeser ke kanan satu hari untuk mencakup 5 hari berikutnya (dari 2 hingga 6). Proses ini akan dilanjutkan sampai waktu data dari periode waktu tertentu yang telah dipertimbangkan untuk tujuan percobaan telah habis (Vafaeipour et al., 2014).



Gambar 2.3 Proses *Windowing*

Sumber : (Hota et al., n.d.)

2.2.7 *Evaluasi*

Evaluasi merupakan tahap dimana tahap pengujian selesai dilakukan. Terdapat macam-macam metode yang dapat digunakan untuk mengevaluasi presisi dan akurasi dari metode yang digunakan, namun pada penelitian ini metode yang

Dimana x_t merupakan data aktual pada periode t , F_t merupakan nilai peramalan pada periode t dan n adalah jumlah data.

2.2.8 Saham

Merupakan kepemilikan perseorangan atau badan dalam suatu perusahaan Perseroan Terbatas (PT). Struktur kepemilikan ini mencerminkan dari keputusan investasi, pembiayaan, dan manajemen aset (Midesia, 2020). Persyaratan PT menurut UU No. 1 Tahun 1995 menyatakan bahwa perseorangan harus memiliki sejumlah saham menurut klasifikasinya. Dan berdasarkan dari klasifikasi ini, saham dibagi menjadi 2 jenis, yaitu:

1. Saham biasa

Saham biasa mengacu pada saham yang memberi pemegangnya hak untuk berbagi keuntungan atau kerugian perusahaan. Keuntungan memiliki saham biasa adalah dapat dipindahtangankan secara bebas sehingga mudah diperdagangkan dalam forum atau wadah yang disebut bursa efek (Sukananda, 2022).

2. Saham istimewa

Merupakan saham yang memberikan hak khusus kepada pemilik dalam hal-hal tertentu dalam lingkup perseroan (Sukananda, 2022).

Pada dasarnya saham memiliki dua keuntungan yang diperoleh investor diantaranya, yaitu

1. Dividen

Dividen merupakan pembagian sebagian keuntungan yang dihasilkan oleh suatu perusahaan kepada para pemegang sahamnya. Pembagian dividen ini dilakukan setelah mendapatkan persetujuan dalam Rapat Umum Pemegang Saham (RUPS). Para investor akan menerima dividen jika mereka mempertahankan kepemilikan saham dalam jangka waktu yang cukup lama hingga mencapai status sebagai pemegang saham yang berhak menerima dividen.

2. *Capital Gain*

Capital gain merupakan selisih antara harga pembelian dan harga penjualan suatu aset. Keuntungan modal ini terjadi dalam konteks perdagangan saham di pasar sekunder. Para investor akan memperoleh keuntungan modal jika harga jual saham melebihi harga belinya.

Kemudian selain keuntungan saham terdapat risiko dari kepemilikan saham, yaitu

1. *Capital Loss*

Capital loss merupakan kondisi di mana investor menjual saham dengan harga yang lebih rendah daripada harga pembelian saham tersebut. Akibatnya, investor akan mengalami kerugian dari selisih perdagangan saham tersebut.

2. Risiko Likuidasi

Risiko likuidasi merupakan ketika perusahaan yang sahamnya dimiliki mengalami kebangkrutan, pemegang saham akan menjadi prioritas terakhir dalam mendapatkan pembagian hasil penjualan aset perusahaan setelah semua kewajiban perusahaan diselesaikan. Jika masih tersisa dana setelah melunasi semua kewajiban, maka dana tersebut akan dibagikan secara proporsional kepada seluruh pemegang saham. Namun, jika tidak ada dana tersisa, pemegang saham tidak akan menerima pembagian hasil likuidasi. Kondisi ini merupakan risiko terbesar yang dihadapi oleh investor saham.

2.2.9 Analisis Harga Saham

Berdasarkan literatur, ada 2 pendekatan analisis harga saham yang paling umum, yaitu analisis fundamental dan analisis teknikal.

1. Analisis fundamental

Analisis ini menggunakan kedudukan ekonomi dewan direksi, karyawan, status finansial, *balance sheets*, laporan pendapatan, keadaan terestrial dan iklim seperti bencana dan data politik untuk memprediksi harga saham di masa depan (Nti et al., 2020). Analisis fundamental dikatakan setiap saham memiliki nilai intrinsik. Jika harga suatu saham lebih rendah dari nilai intrinsiknya, maka saham tersebut dikategorikan *undervalued*. Oleh karena itu, pembelian saham tersebut harus dilakukan dengan harga yang lebih rendah (Shah et al., 2019).

2. Analisis teknikal

Melakukan analisis terhadap harga saham melalui data historis dan menggunakan grafik sebagai alat pokok dalam memprediksi pergerakan di masa depan (Nti et al., 2020). Analisis ini digunakan untuk menentukan pembelian maupun penjualan saham. Namun kelemahan dari analisis teknikal adalah kurang

rasional karena hanya berpedoman pada pola pergerakan harga saham (Saputra et al., 2019). Teknik yang biasa digunakan pada analisis teknikal adalah *Moving Average* (MA), *Relative-Strength Index* (RSI), dan *Moving Average Convergence Divergence* (MACD).

a. *Moving Average*

Moving average merupakan indikator paling sederhana dibandingkan dengan teknik lain. Indikator ini mengukur pergerakan harga rata-rata selama periode waktu tertentu, seperti MA50 dalam 50 hari. Menggunakan indikator ini melibatkan perbandingan posisi harga dengan MA50. Jika grafik harga melintasi MA50 dari bawah ke atas, ini dianggap sebagai sinyal untuk membeli. Sebaliknya, jika harga melewati MA50 dari atas ke bawah, ini dianggap sebagai sinyal jual.

b. RSI

Relative Strength Index (RSI) digunakan untuk mengukur rasio antara kekuatan kenaikan dan penurunan harga, dengan nilai berkisar antara 0 hingga 100. Dengan menggunakan RSI, investor dapat menentukan apakah harga suatu aset *overbought* (terlalu banyak dibeli), banyak dibeli atau *oversold*. Misalnya, jika nilai RSI sangat tinggi (diatas 70), ini menandakan pasar sedang *overbought*, artinya ada potensi harga turun dan inilah saat yang tepat untuk menjual. Di sisi lain, jika nilai RSI sangat rendah (di bawah 30) menandakan pasar sedang *oversold* yang berarti ada potensi kenaikan harga dan inilah saat yang tepat untuk membeli (Saputra et al., 2019).

c. *Moving Average Convergence Divergence* (MACD)

MACD adalah indikator yang sangat berharga bagi seorang investor. Indikator ini berperan penting dalam mengidentifikasi tren pasar dan memberikan sinyal untuk melakukan transaksi jual atau beli. Pada MACD terdapat dua garis yang terbentuk yaitu garis sinyal dan garis MACD. Jika nilai MACD positif (di atas nol), ini menunjukkan keadaan pasar *bullish*, yang artinya disarankan membeli. Di sisi lain, jika nilai MACD negatif (di bawah nol), ini menunjukkan keadaan pasar yang *bearish*, yang menyarankan penjualan (Prabhata, 2012).

2.2.10 PT.Telekomunikasi Indonesia

PT.Telekomunikasi Indonesia merupakan perusahaan yang menjadi aset negara dalam bentuk Badan Usaha Milik Negara (BUMN), yang berfokus pada penyediaan layanan teknologi informasi, komunikasi, dan jaringan telekomunikasi di Indonesia. PT.Telekomunikasi Indonesia memiliki sekitar 15 juta pelanggan telepon tetap dan sekitar 104 juta pelanggan telepon seluler. Sebagai bagian dari Telkom Group, perusahaan melayani jutaan pelanggan di seluruh Indonesia melalui berbagai layanan telekomunikasi, termasuk telepon rumah, telepon nirkabel, seluler, layanan jaringan dan interkoneksi, serta layanan internet dan komunikasi data.

2.3 Integrasi Keilmuan

Berdasarkan dari *interview* dengan Ustad Syaiful menjelaskan bahwa dari perspektif Islam, investasi merupakan kegiatan yang dianjurkan. Ini karena didasarkan pada keyakinan bahwa sumber daya (aset) harus digunakan untuk memberikan manfaat bagi umat. Hal ini berdasarkan firman Allah swt:

قُلْ لَّا يَكُونُ دُولَةً بَيْنَ الْأَغْنِيَاءِ مِنْكُمْ

“Supaya harta itu tidak beredar di antara orang-orang kaya saja di antara kalian.” (potongan QS.al-Hasyr[59]:7).

Oleh karena itu, landasan kegiatan ekonomi meliputi investasi, yang merupakan bagian dari hukum Islam yang dikenal dengan ‘muamalah’ atau ‘transaksi bisnis’. Selain itu, karena investasi adalah bagian dari kegiatan ekonomi, berlaku pula aturan hukum Islam, termasuk larangan transaksi haram.

مَثَلُ الَّذِينَ يُنْفِقُونَ أَمْوَالَهُمْ فِي سَبِيلِ اللَّهِ كَمَثَلِ حَبَّةٍ أَنْبَتَتْ سَبْعَ سَنَابِلَ فِي كُلِّ سُنْبُلَةٍ مِائَةُ حَبَّةٍ ۗ وَاللَّهُ يُضَاعِفُ لِمَنْ يَشَاءُ ۗ وَاللَّهُ وَاسِعٌ عَلِيمٌ

“Perumpamaan orang yang menafkahkan hartanya di jalan Allah adalah seperti sebutir benih yang menumbuhkan tujuh tangkai, pada setiap tangkai terdapat seratus biji. Allah melipatgandakan bagi siapa yang Dia kehendaki, dan Allah Maha Mengetahui lagi Maha Mengetahui (QS.Al-Baqarah[2]:261).”

Ayat di atas memberikan informasi tentang pentingnya berinvestasi di jalan Allah. Orang kaya finansial yang menyumbangkan kekayaannya untuk pemberdayaan masyarakat melalui usaha produktif justru membantu ratusan ribu orang miskin untuk menjadi lebih produktif.

Terdapat firman Allah yang lain dalam surat ar-Ra'd ayat 11 yang berbunyi

لَهُ مُعَقِّبَاتٌ مِّنْ بَيْنِ يَدَيْهِ وَمِنْ خَلْفِهِ يَحْفَظُونَهُ مِنْ أَمْرِ اللَّهِ إِنَّ اللَّهَ لَا يُغَيِّرُ مَا بِقَوْمٍ حَتَّىٰ يُغَيِّرُوا مَا بِأَنفُسِهِمْ وَإِذَا أَرَادَ اللَّهُ بِقَوْمٍ سُوءًا فَلَا مَرَدَّ لَهُ ۗ وَمَا لَهُمْ مِّنْ دُونِهِ مِنْ وَالٍ

“Baginya (manusia) ada (malaikat-malaikat) yang menyertainya secara bergiliran dari depan dan belakangnya yang menjaganya atas perintah Allah. Sesungguhnya Allah tidak mengubah keadaan suatu kaum hingga mereka mengubah apa yang ada pada diri mereka. Apabila Allah menghendaki keburukan terhadap suatu kaum, tidak ada yang dapat menolaknya, dan sekali-kali tidak ada pelindung bagi mereka selain Dia. (QS.Ar-Ra’ad[13]:11)”

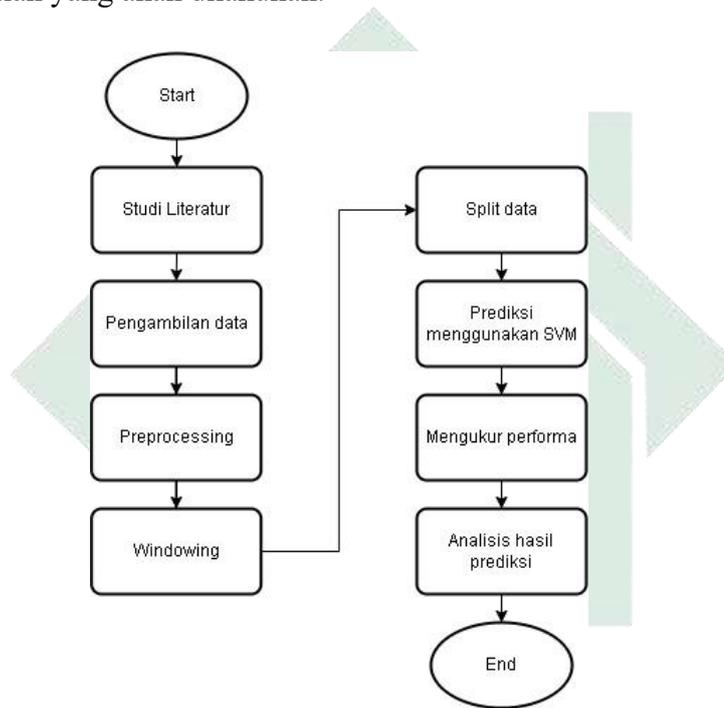
Diperlukan usaha agar dapat menjadi lebih baik, begitu juga dengan ilmu. Sebuah kegiatan akan menjadi lebih baik jika dilakukan oleh orang yang memiliki ilmu tentang hal atau kegiatan tersebut. Sebelum terjun di dunia saham juga diperlukan ilmu atau pengetahuan tentang bisnis tersebut untuk meminimalisir adanya kerugian.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Desain Penelitian

Bab berikut akan memberikan penjelasan rinci tentang langkah-langkah yang diperlukan untuk melakukan penelitian. Ini akan mencakup deskripsi berbagai tahapan penelitian yang akan dilakukan.



Gambar 3.1 Desain Penelitian

3.2 Uraian Desain Penelitian

Uraian ini dipaparkan untuk menguraikan rancangan penelitian yang telah dipersiapkan dengan cermat. Dalam uraian ini, akan dijelaskan setiap langkah dari desain penelitian yang telah dibuat, seperti pengambilan data, *preprocessing* data, dan lain-lain. Penelitian ini juga fokus pada analisis statistik yang tepat dalam memprediksi dari data yang diperoleh. Di samping itu, uraian ini dibentuk dalam upaya memperdalam pemahaman dan kontribusi dalam bidang pengetahuan yang relevan.

3.2.1 Studi Literatur

Penelitian ini dimulai dengan melakukan studi literatur, dimana tahapan ini mencari penelitian-penelitian sebelumnya yang relevan. Untuk memahami teori

4.2 Analisis Data

Analisis data dalam penelitian ini digunakan untuk mendapatkan gambaran tentang data harga penutupan PT Telekomunikasi Indonesia untuk periode 1 Januari 2012 hingga 30 Desember 2022. Tabel analisis ditampilkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Analisis Deskriptif

Variabel	Close
Count	2733
Mean	3289.047
Std	878.661
Min	1350
25%	2700
50%	3400
75%	4020
Max	4800

Tabel 4.2 ini memberikan informasi statistik tentang data harga penutupan PT Telekomunikasi Indonesia. *Count* mencerminkan jumlah data yang ada. *Mean* menunjukkan nilai tengah dari distribusi harga penutupan, sedangkan standar deviasi mengukur sejauh mana data tersebar dari rata-ratanya. Nilai minimum dan maksimum mengindikasikan rentang harga penutupan yang diamati, sementara kuartil pertama (25%) menunjukkan nilai di bawah 25% data, median (50%) merupakan nilai tengah, dan kuartil ketiga (75%) menunjukkan nilai di bawah 75% data. Dengan tabel ini, dapat memiliki gambaran tentang karakteristik data harga penutupan PT Telekomunikasi Indonesia.

Demi melihat pergerakan harga penutupan PT Telekomunikasi Indonesia, data pada rentang waktu 1 Januari 2012 hingga 30 Desember 2022 akan disajikan dalam bentuk grafik yang terdapa pada Gambar 4.1.

Berdasarkan Tabel 4.3 data yang digunakan dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *training* sebesar 80% dari total data, dan data *testing* sebesar 20% dari total data. Proporsi data *training* yang lebih besar dipilih untuk memberikan pelatihan yang lebih baik pada algoritma *machine learning*. Tujuan dari pembagian tersebut adalah agar model yang dibentuk dapat belajar dengan baik menggunakan data *training* dan memberikan hasil peramalan yang optimal saat diuji dengan data *testing*. Proses pembagian data *training* dan data *testing* dilakukan menggunakan pemrograman Python. Setelah model SVM selesai dilatih dengan menggunakan data *training*, langkah selanjutnya adalah menguji hasil dari model tersebut menggunakan data *testing*.

4.5 *Windowing*

Data pada Tabel 4.3 akan dilakukan proses pembentukan beberapa sampel melalui *windowing*. Proses *windowing* ini dapat mempermudah model dalam mempelajari data dan membantu memprediksi nilai berikutnya. Pada penelitian ini diterapkan beberapa proses *windowing* dengan jumlah *window_size*. Jumlah *window_size* yang dipilih yaitu bilangan yang berpola berupa pola ganjil dan genap dengan batas maksimum yaitu sepuluh. Kedua pola ini akan melalui proses *trial* dan *error* untuk mencari nilai akurasi tertinggi dan tingkat error yang rendah. Proses *windowing* dijelaskan berbentuk *pseudocode*.

```
Initialize X_train as an empty array
Initialize y_train as an empty array

For each j in the range from 0 to length(train_prices) - window_size:
    Append train_prices[i:i+window_size] to X_train
    Append train_prices[i+window_size] to y_train

Convert X_train to a numpy array
Convert y_train to a numpy array
```

Penentuan *window_size* yang terdapat pada *pseudocode* melalui proses *trial* dan *error* terlebih dahulu. Kemudian pola yang menghasilkan akurasi yang bagus dan tingkat error yang kecil yaitu bilangan berbentuk ganjil. Bilangan ganjil yang digunakan yaitu dimulai dari tiga sampai dengan sembilan. Data *input* diambil dari

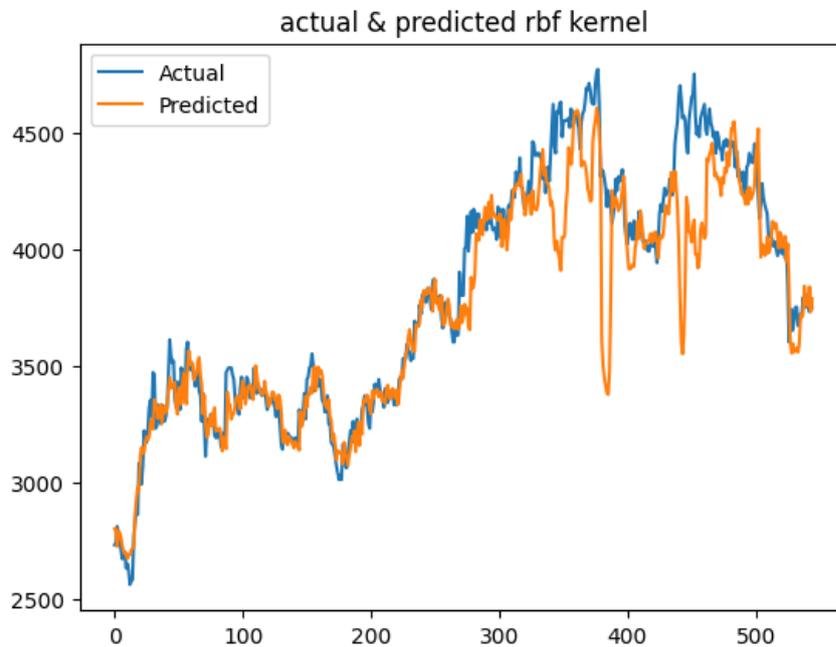
Berdasarkan Gambar 4.3 garis yang merepresentasikan aktual adalah garis yang berwarna biru. Sehingga sesuai pada Gambar 4.3 pemodelan yang mendekati atau yang memiliki jarak terkecil dengan garis aktual merupakan pemodelan *polynomial* yang direpresentasikan dengan garis berwarna kuning. Dalam beberapa titik garis *polynomial* memiliki jarak terkecil dibandingkan dengan pemodelan lainnya, sehingga jarak tersebut diartikan sebagai pemodelan *polynomial* memiliki nilai yang mendekati dengan nilai aktual.

Berdasarkan lingkaran yang bersimbolkan dengan huruf B pada Gambar 4.2, pemodelan RBF merupakan pemodelan yang memiliki jarak yang terbesar dari pemodelan lainnya. Sehingga pada *timestep* antara 300 hingga 400 pemodelan RBF memiliki perbedaan yang signifikan dengan harga aktual. Mengartikan dalam interval *timestep* tersebut pemodelan RBF memiliki tingkat kesalahan yang lebih besar dibandingkan pemodelan lainnya. Kemudian garis linear dan garis *polynomial* memiliki jarak yang saling berhimpitan. Jarak tersebut memberikan petunjuk bahwa prediksi antara linear dan *polynomial* memiliki jarak nilai yang tidak jauh. Dan kedua garis pemodelan tersebut memiliki jarak yang berdekatan dengan garis aktual. Membuat kedua pemodelan tersebut memiliki nilai yang mendekati pada nilai aktual.

Lalu, berdasarkan lingkaran yang bersimbolkan dengan huruf C pada Gambar 4.2. Garis pemodelan RBF memiliki perbedaan yang tipis dengan nilai aktual. Sehingga dari ketiga garis fluktuatif dapat disimpulkan bahwa pemodelan RBF memiliki kekuatan akurasi yang lebih rendah dari pemodelan linear dan *polynomial*. Kemudian, untuk mengetahui lebih detail untuk mencari pemodelan yang paling optimal antara linear dengan *polynomial* maka akan dilakukan analisis di setiap masing-masing hasil dari pemodelan kernel dalam setiap skenario.

Hasil prediksi masing-masing kernel pada data harga tutup saham PT.Telkom dan data aktual saham PT.Telkom pada skenario 1 dimana proses *windowing* menggunakan *window_size* yaitu 3 dapat dilihat pada Tabel 4.5.

performa tingkat kesalahan untuk periode bulanan sangat rendah. Dalam periode perbulan yang sesuai pada Gambar 4.25 menandakan bahwa harga prediksi dengan menggunakan kernel *polynomial* mendekati dengan nilai aktualnya.



Gambar 4.26 Plot Aktual dan Prediksi Model RBF Skenario 4

Plot aktual dan prediksi pada model RBF, seiring bertambahnya jumlah *window_size* selalu menunjukkan plot garis yang berbeda-beda dan menunjukkan terjadinya penurunan keakuratan dalam setiap skenario. Untuk skenario ini plot yang disajikan pada Gambar 4.12 menunjukkan bahwa terdapat selisih yang signifikan antara garis aktual dengan garis prediksi. Hal ini dapat diartikan sebagai seiring bertambahnya jumlah *window_size* yang diinput, performa pada model RBF akan menurun.

Selain itu, terdapat grafik dalam periode perbulan yang dapat memberikan pemahaman yang lebih detail tentang tren dan pola harga penutupan. Dengan membagi data menjadi periode perbulan, dapat melihat fluktuasi harga dalam skala waktu yang lebih kecil. Grafik plot aktual dan prediksi ini digunakan agar dapat membantu dalam mengevaluasi sejauh mana model mampu memprediksi tren dan fluktuasi harga penutupan. Grafik tersebut ditampilkan pada Gambar 4.27.

Berdasarkan Tabel 4.12 bahwa nilai prediksi harga yang telah didapatkan cenderung stabil dalam rentang sekitar 3750 dan 3752. Dalam beberapa kolom, terdapat prediksi harga saham yang cenderung stabil pada beberapa tanggal dengan error yang relative kecil, seperti tanggal 1/2/2023 dan 1/5/2023. Namun, terdapat juga perbedaan yang signifikan antara nilai prediksi dan nilai aktual saham seperti tanggal 1/6/2023. Kolom error yang terdapat pada Tabel 4.12 menunjukkan besarnya error pada setiap tanggal. Error positif menunjukkan bahwa prediksi harga saham lebih rendah dari nilai aktual, sedangkan error negatif menunjukkan bahwa prediksi lebih tinggi dari nilai aktual. Selain memprediksi menggunakan *machine learning*, terdapat juga faktor-faktor yang dapat mempengaruhi pergerakan harga saham, salah satunya adalah faktor ekonomi.

Dilansir dari (cnbcIndonesia, n.d.) bahwa Januari 2023, mengalami fenomena *January Effect*. *January effect* merupakan istilah yang merujuk pada kecenderungan pasar saham yang akan naik selama Januari. Dituliskan alasan saham naik selama Januari dikarenakan kembalinya para investor memborong saham setelah ‘membersihkan’ portfolio pada akhir tahun sebelumnya. Berdasarkan historis, menurut data 10 tahun terakhir, Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) cenderung menghijau selama Januari dengan kenaikan rerata 1.07%. Hal ini menunjukkan adanya tren kenaikan secara umum pada periode Januari. Selain kenaikan rerata, IHSG mengalami kenaikan sebesar 64%. Berdasarkan pada statistik tersebut, para investor dapat mempertimbangkan untuk menjual saham. Apalagi harga saham PT.Telkom juga cenderung mengalami kenaikan untuk periode Januari. Dan apabila saham tersebut memiliki potensi pertumbuhan lebih lanjut, perusahaan dapat Menyusun strategi jangka panjang yang melibatkan penjualan saham secara bertahap seiring dengan kenaikan harga. Misalnya, saham dijual sebagian ketika mencapai target tertentu dan menyisakan sebagian untuk tetap berinvestasi. Dengan memanfaatkan kenaikannya saham dalam periode tersebut, perusahaan bisa mendapatkan profit dari selisih harga beli dan harga jual.

BAB V KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Setelah dilakukan 4 skenario pengujian didapatkan hasil performa SVM model tiga kernel terbaik dengan parameter C sebesar 100, gamma 0.0001, dan degree sebesar 1. Tingkat *error* RMSE dan MAPE yang dihasilkan adalah 67.546 dan 0.01. Hasil ini didapatkan oleh model kernel *polynomial* pada skenario dimana jumlah *window_size* yang digunakan sebesar tiga.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, model kernel *polynomial* merupakan model yang paling optimal pada penelitian ini. Disamping itu, penggunaan *windowing* juga mempengaruhi tingkat akurasi dalam suatu model untuk memprediksi saham. Semakin tinggi jumlah *window_size* yang digunakan untuk proses *windowing* maka performa model yang diciptakan semakin rendah. Jumlah *window_size* yang paling optimal dalam penelitian ini adalah *window_size* sebesar 3.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil analisa prediksi dengan menggunakan *support vector machine*, terdapat berbagai saran untuk penelitian selanjutnya

1. Dapat menggunakan variabel lainnya seperti variabel *open*, *high*, dan *low* atau mengembangkan model prediksi dengan variabel multivariat.
2. Dapat mencoba untuk menggunakan *machine learning hybrid* untuk memprediksi harga saham.
3. Dapat mencoba untuk menggunakan metode *deep learning* untuk memprediksi saham.

DAFTAR PUSTAKA

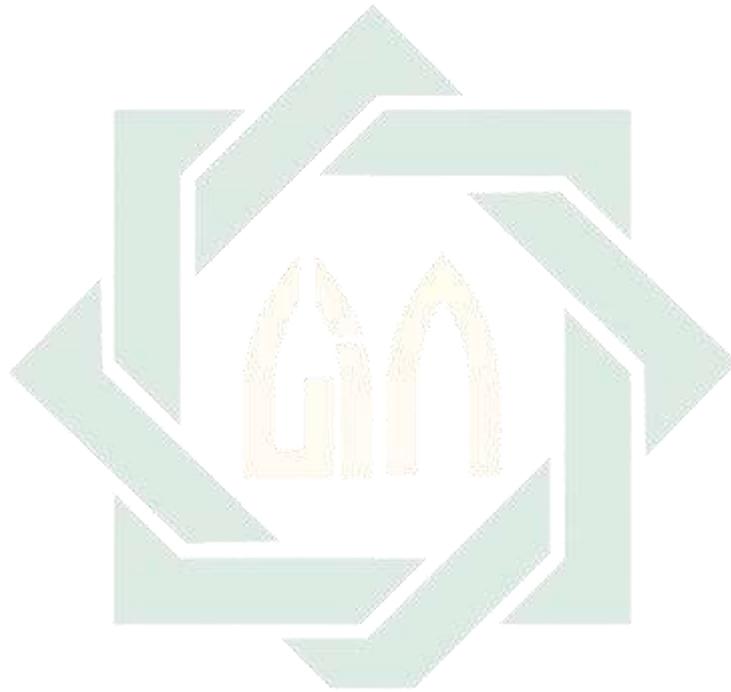
- Altan, A., & Karasu, S. (2019). THE EFFECT OF KERNEL VALUES IN SUPPORT VECTOR MACHINE TO FORECASTING PERFORMANCE OF FINANCIAL TIME SERIES. *The Journal of Cognitive Systems*, 4(1), Article 1.
- Amin, M. A. A., & Hoque, Md. A. (2019). Comparison of ARIMA and SVM for Short-term Load Forecasting. *2019 9th Annual Information Technology, Electromechanical Engineering and Microelectronics Conference (IEMECON)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/IEMECONX.2019.8877077>
- BenYahmed, Y., Abu Bakar, A., RazakHamdan, A., Alshareef, A., & Abdullah, S. M. S. (2015). *Adaptive sliding window algorithm for weather data segmentation*. 80, 322–333.
- Bertolini, M., Mezzogori, D., Neroni, M., & Zammori, F. (2021). Machine Learning for industrial applications: A comprehensive literature review. *Expert Systems with Applications*, 175, 114820. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114820>
- Bonaccorso, G. (2017). *Machine learning algorithms*. Packt Publishing Ltd.
- Budianto, A., Ariyuana, R., & Maryono, D. (2019). PERBANDINGAN K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) DAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DALAM PENGENALAN KARAKTER PLAT KENDARAAN BERMOTOR. *JIPTEK : Jurnal Ilmiah Pendidikan Teknik dan Kejuruan*, 11(1), Article 1. <https://doi.org/10.20961/jiptek.v11i1.18018>
- Fitriani, R. R., Ernastuti, E., & Swedia, E. R. (2019). ALGORITMA LEARNING VECTOR QUANTIZATION DAN FUZZY K-NN UNTUK PREDIKSI SAHAM BERDASARKAN PESAING. *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, 24(1), Article 1. <https://doi.org/10.35760/tr.2019.v24i1.1929>
- generator, metatags. (2021). *Penerapan Algoritma Support Vector Machine Untuk Model Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu | Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*. <http://jurnal.iaii.or.id/index.php/RESTI/article/view/3007>
- Gupta, R., Srivastava, D., Sahu, M., Tiwari, S., Ambasta, R. K., & Kumar, P. (2021). Artificial intelligence to deep learning: Machine intelligence approach for drug discovery. *Molecular Diversity*, 25(3), 1315–1360. <https://doi.org/10.1007/s11030-021-10217-3>
- Güven, İ., & Şimşir, F. (2020). Demand forecasting with color parameter in retail apparel industry using artificial neural networks (ANN) and support vector machines (SVM) methods. *Computers & Industrial Engineering*, 147, 106678. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106678>
- Hodson, T. O. (2022). Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): When to use them or not. *Geoscientific Model Development*, 15(14), 5481–5487. <https://doi.org/10.5194/gmd-15-5481-2022>
- Hota, H. S., Handa, R., & Shrivastava, A. K. (n.d.). *Time Series Data Prediction Using Sliding Window Based RBF Neural Network*.
- Idrees, S. M., Alam, M. A., & Agarwal, P. (2019). A Prediction Approach for Stock Market Volatility Based on Time Series Data. *IEEE Access*, 7, 17287–17298. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2895252>

- Ismail, M. S., Md Noorani, M. S., Ismail, M., Abdul Razak, F., & Alias, M. A. (2020). Predicting next day direction of stock price movement using machine learning methods with persistent homology: Evidence from Kuala Lumpur Stock Exchange. *Applied Soft Computing*, 93, 106422. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106422>
- Jange, B. (2021). Prediksi Harga Saham Bank BCA Menggunakan Prophet. *Journal of Trends Economics and Accounting Research*, 2(1), Article 1.
- Joseph, E., Mishra, A., & Rabiou, I. (2019). Forecast on close stock market prediction using support vector machine (SVM). *Int J Eng Res Technol (IJERT)*, 8(02).
- Karno, A. S. B. (2020). Prediksi Data Time Series Saham Bank BRI Dengan Mesin Belajar LSTM (Long ShortTerm Memory). *Journal of Informatic and Information Security*, 1(1), Article 1. <https://doi.org/10.31599/jiforty.v1i1.133>
- Kobiela, D., Krefta, D., Król, W., & Weichbroth, P. (2022). ARIMA vs LSTM on NASDAQ stock exchange data. *Procedia Computer Science*, 207, 3836–3845. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.09.445>
- Lewis, C. D. (1982). *Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting*. Butterworth-Heinemann.
- Li, X., & Sun, Y. (2020). Stock intelligent investment strategy based on support vector machine parameter optimization algorithm. *Neural Computing and Applications*, 32(6), 1765–1775. <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04566-2>
- Liagkouras, K., & Metaxiotis, K. (2020). Stock Market Forecasting by Using Support Vector Machines. In G. A. Tsihrintzis & L. C. Jain (Eds.), *Machine Learning Paradigms: Advances in Deep Learning-based Technological Applications* (pp. 259–271). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-49724-8_11
- Ma, Q. (2020). Comparison of ARIMA, ANN and LSTM for Stock Price Prediction. *E3S Web of Conferences*, 218, 01026. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202021801026>
- Makala, D., & Li, Z. (2021). Prediction of gold price with ARIMA and SVM. *Journal of Physics: Conference Series*, 1767(1), 012022. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1767/1/012022>
- Midesia, S. (2020). DAMPAK COVID-19 PADA PASAR SAHAM SYARIAH DI INDONESIA. *Jurnal Penelitian Ekonomi Akuntansi (JENSI)*, 4(1), Article 1. <https://doi.org/10.33059/jensi.v4i1.2663>
- Mozaffari, L., Mozaffari, A., & Azad, N. (2014). Vehicle speed prediction via a sliding-window time series analysis and an evolutionary least learning machine: A case study on San Francisco urban roads. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 6. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2014.11.002>
- Mustakim, M., Buono, A., & Hermadi, I. (2015). Support Vector Regression untuk Prediksi Produktivitas Kelapa Sawit di Provinsi Riau. *SITEKIN: Jurnal Sains, Teknologi dan Industri*, 12(2), Article 2. <https://doi.org/10.24014/sitekin.v12i2.990>
- Nabila, Z., Isnain, A. R., Permata, P., & Abidin, Z. (2021). ANALISIS DATA MINING UNTUK CLUSTERING KASUS COVID-19 DI PROVINSI LAMPUNG DENGAN ALGORITMA K-MEANS. *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, 2(2), Article 2. <https://doi.org/10.33365/jtsi.v2i2.868>
- Nti, I., Adekoya, A., & Weyori, B. (2020). A systematic review of fundamental and technical analysis of stock market predictions. *Artificial Intelligence Review*, 53. <https://doi.org/10.1007/s10462-019-09754-z>

- Pandey, V. S., & Bajpai, A. (n.d.). *Predictive efficiency of ARIMA and ANN models: A case analysis of nifty fifty in Indian stock market.*
- Patriya, E. (2020). IMPLEMENTASI SUPPORT VECTOR MACHINE PADA PREDIKSI HARGA SAHAM GABUNGAN (IHSG). *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, 25(1), Article 1. <https://doi.org/10.35760/tr.2020.v25i1.2571>
- Perusahaan Perseroan (Persero) PT Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM.JK) Stock Historical Prices & Data—Yahoo Finance.* (n.d.). Retrieved March 15, 2023, from <https://finance.yahoo.com/quote/TLKM.JK/history/>
- Petropoulos, F., Apiletti, D., Assimakopoulos, V., Babai, M. Z., Barrow, D. K., Taieb, S. B., Bergmeir, C., Bessa, R. J., Bijak, J., Boylan, J. E., Browell, J., Carnevale, C., Castle, J. L., Cirillo, P., Clements, M. P., Cordeiro, C., Oliveira, F. L. C., Baets, S. D., Dokumentov, A., ... Ziel, F. (2022). Forecasting: Theory and practice. *International Journal of Forecasting*, 38(3), 705–871. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.001>
- Prabhata, A. (2012). Efektifitas penggunaan analisis teknikal stochastic oscillator dan moving average convergence-divergence (MACD) pada perdagangan saham-saham Jakarta Islamic Index (JII) di Bursa Efek Indonesia. *Sinergi: Kajian Bisnis Dan Manajemen*, 13(1).
- Priyadi, I., Santony, J., & Na'am, J. (2019). Data Mining Predictive Modeling for Prediction of Gold Prices Based on Dollar Exchange Rates, Bi Rates and World Crude Oil Prices. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, 2(2), Article 2. <https://doi.org/10.24014/ijaidm.v2i2.6864>
- Rao, P. S., Srinivas, K., & Mohan, A. K. (2020). A Survey on Stock Market Prediction Using Machine Learning Techniques. In A. Kumar, M. Paprzycki, & V. K. Gunjan (Eds.), *ICDSMLA 2019* (Vol. 601, pp. 923–931). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-1420-3_101
- Rong, G., Mendez, A., Bou Assi, E., Zhao, B., & Sawan, M. (2020). Artificial Intelligence in Healthcare: Review and Prediction Case Studies. *Engineering*, 6(3), 291–301. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2019.08.015>
- Rouf, N., Malik, M. B., Arif, T., Sharma, S., Singh, S., Aich, S., & Kim, H.-C. (2021). Stock Market Prediction Using Machine Learning Techniques: A Decade Survey on Methodologies, Recent Developments, and Future Directions. *Electronics*, 10(21), Article 21. <https://doi.org/10.3390/electronics10212717>
- Rowe, G., & Wright, G. (1999). The Delphi technique as a forecasting tool: Issues and analysis. *International Journal of Forecasting*, 15(4), 353–375.
- Sapitri, N. K. E., Kencana, I. P. E. N., & Harini, L. P. I. (2020). Penerapan Artificial Neural Network (ANN) untuk Memprediksi Perubahan Derajat Miopia pada Manusia. *Jurnal Matematika*, 10(1), 53–66. <https://doi.org/10.24843/JMAT.2020.v10.i01.p123>
- Saputra, Y. D., Di Asih, I. M., & others. (2019). Analisis Teknikal Saham Dengan Indikator Gabungan Weighted Moving Average Dan Stochastic Oscillator. *Jurnal Gaussian*, 8(1), 1–11.
- Sarker, I. H. (2021). Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions. *SN Computer Science*, 2(3), 160. <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00592-x>

- Schölkopf, B., Tsuda, K., Vert, J.-P., & others. (2004). *Kernel methods in computational biology*. MIT press.
- Shah, D., Isah, H., & Zulkernine, F. (2019). Stock Market Analysis: A Review and Taxonomy of Prediction Techniques. *International Journal of Financial Studies*, 7(2). <https://doi.org/10.3390/ijfs7020026>
- Shashua, A. (2009). Introduction to Machine Learning: Class Notes 67577. *CoRR*, abs/0904.3664. <http://arxiv.org/abs/0904.3664>
- Shubbar, M., & Smith, J. (2019). Demand Forecasting: An Open-Source Approach. *SMU Data Science Review*, 2(1), 18.
- Sukananda, S. (2022). LEGAL STANDING PEMEGANG SAHAM YANG TIDAK MEMPEROLEH DIVIDEN UNTUK MENGAJUKAN PERMOHONAN PERNYATAAN PAILIT DI INDONESIA. *Mimbar Hukum*, 34(2), Article 2. <https://doi.org/10.22146/mh.v34i2.2275>
- Sun, Y., Wang, S., & Zhang, X. (2018). How efficient are China's macroeconomic forecasts? Evidences from a new forecasting evaluation approach. *Economic Modelling*, 68, 506–513.
- Sutrisno, I. P. dan M. F. dan S. (2018). Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Pada Klasifikasi Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(10), 3163–3169.
- Teixeira Zavadzki de Pauli, S., Kleina, M., & Bonat, W. H. (2020). Comparing Artificial Neural Network Architectures for Brazilian Stock Market Prediction. *Annals of Data Science*, 7(4), 613–628. <https://doi.org/10.1007/s40745-020-00305-w>
- Vafaeipour, M., Rahbari, O., Rosen, M., Fazelpour, F., & Ansarirad, P. (2014). Application of sliding window technique for prediction of wind velocity time series. *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, 5. <https://doi.org/10.1007/s40095-014-0105-5>
- Vilela, L. F. S., Leme, R. C., Pinheiro, C. A. M., & Carpinteiro, O. A. S. (2019). Forecasting financial series using clustering methods and support vector regression. *Artificial Intelligence Review*, 52(2), 743–773. <https://doi.org/10.1007/s10462-018-9663-x>
- Wahono, H., & Riana, D. (2020). Prediksi Calon Pendorong Darah Potensial Dengan Algoritma Naïve Bayes, K-Nearest Neighbors dan Decision Tree C4.5. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 7(1), Article 1. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v7i1.1953>
- Wang, S., & Chaovalitwongse, W. A. (2011). Evaluating and comparing forecasting models. *Wiley Encyclopedia of Operations Research and Management Science*.
- Wei, Y., Qin, S., Li, X., Zhu, S., & Wei, G. (2019). Oil price fluctuation, stock market and macroeconomic fundamentals: Evidence from China before and after the financial crisis. *Finance Research Letters*, 30, 23–29. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.03.028>
- Wijaya, Y. B., Kom, S., & Napitupulu, T. A. (2010). Stock Price Prediction: Comparison of Arima and Artificial Neural Network Methods - An Indonesia Stock's Case. *2010 Second International Conference on Advances in Computing, Control, and Telecommunication Technologies*, 176–179. <https://doi.org/10.1109/ACT.2010.45>
- Yang, I.-T., & Prayogo, H. (2022). Efficient Reliability Analysis of Structures Using Symbiotic Organisms Search-Based Active Learning Support Vector Machine. *Buildings*, 12, 455. <https://doi.org/10.3390/buildings12040455>

- Yudhawan, D. H., & Purwaningsih, T. (2020). Developing support vector regression model to forecast stock prices of mining companies in Indonesia. *Jurnal Informatika*, 14(2), 43–48.
- Zhang, C., & Lu, Y. (2021). Study on artificial intelligence: The state of the art and future prospects. *Journal of Industrial Information Integration*, 23, 100224. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2021.100224>



UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A