

**IMPLEMENTASI *SUPPORT VECTOR REGRESSION* UNTUK
PERAMALAN HARGA SAHAM PERUSAHAAN
PERTAMBANGAN DI INDONESIA**

(Studi Kasus: PT Adaro Energy Tbk, PT Bukit Asam Tbk, dan PT Indo
Tambangraya Megah Tbk)

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Program

Studi Statistika



Disusun Oleh:

Dhanukhresna Hangga Yudhawan

16611045

**PROGRAM STUDI STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
YOGYAKARTA
2020**

**HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING
TUGAS AKHIR**

Judul : Implementasi *Support Vector Regression* Untuk Peramalan Harga Saham Perusahaan Pertambangan Di Indonesia
(Studi Kasus: PT Adaro Energy Tbk, PT Bukit Asam Tbk, dan PT Indo Tambangraya Megah Tbk)

Nama : Dhanukhresna Hangga Yudhawan

Nim : 16611045

**TUGAS AKHIR INI TELAH DIPERIKSA DAN DISETUJUI UNTUK
DIUJIKAN**

Yogyakarta, 15 Juni 2020

Pembimbing

Tuti Purwaningsih, S.Stat., M.Si

HALAMAN PENGESAHAN

TUGAS AKHIR

IMPLEMENTASI *SUPPORT VECTOR REGRESSION* UNTUK PERAMALAN HARGA SAHAM PERUSAHAAN PERTAMBANGAN DI INDONESIA

(Studi Kasus: PT Adaro Energy Tbk, PT Bukit Asam Tbk, dan PT Indo
Tambangraya Megah Tbk)

Nama : Dhanukhresna Hangga Yudhawan
NIM : 16611045

**TUGAS AKHIR INI TELAH DIUJIKAN
PADA TANGGAL 15 JUNI 2020**

Nama Penguji:

Tanda Tangan

1. Mujiati Dwi Kartikasari, S.Si., M.Sc

2. Rahmadi Yotenka, S.Si., M.Sc

3. Tuti Purwaningsih, S.Stat., M.Si

Mengetahui,

Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Prof. Riyanto, S.Pd., M.Si., Ph.D

KATA PENGANTAR

Assalamu' Alaikum Wr. Wb

Alhamdulillah, Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT, Tuhan semesta alam, Dzat yang selalu melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian tugas akhir yang berjudul **“Implementasi Support Vector Regression Untuk Peramalan Harga Saham Perusahaan Pertambangan di Indonesia”** dengan studi kasus PT Adaro energy Tbk, PT Bukit Asam Tbk, dan PT Indo Tambangraya Megah Tbk yang berhasil penulis selesaikan dengan tepat waktu. Tak lupa shalawat dan salam senantiasa tercurah atas junjungan kita Nabi Muhammad SAW, keluarga, sahabat, dan umatnya hingga akhir zaman. Amin.

Tugas akhir ini disusun sebagai salah satu persyaratan yang harus dipenuhi dalam memperoleh gelar sarjana statistika pada program studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia. Tentunya dalam penyusunan tugas akhir ini tak lepas dari bantuan dan dukungan dari berbagai pihak baik secara langsung maupun tidak langsung. Maka pada kesempatan kali ini, penulis bermaksud untuk mengucapkan terima kasih dan penghargaan kepada:

1. Orang tua tercinta, Bapak Sunarto dan Ibu Purwati. Nenek Sri Solehah serta keluarga besar yang tiada henti memberikan semangat, doa, kasih sayang, dan pengorbanan yang tidak terhingga kepada penulis.
2. Bapak Prof. Riyanto, S.Pd., M.Si., Ph.D. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia beserta seluruh jajarannya.
3. Bapak Edy Widodo, Dr., S.Si., M.Si. selaku ketua Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia beserta jajarannya.

4. Ibu Tuti Purwaningsih, S.Stat., M.Si. selaku dosen pembimbing tugas akhir yang telah meluangkan waktu untuk membimbing penulis selama tahap penyusunan tugas akhir.
5. Yosi Ghea Prasetyowati selaku teman penulis yang tiada henti memberikan semangat dan motivasi dalam menyusun tugas akhir.
6. Teman-teman bimbingan ibu tuti yang selalu memberi semangat dalam menyusun tugas akhir.
7. Teman kontrakan yang telah memberikan support kepada penulis dalam menyusun tugas akhir.
8. Teman-teman KKN unit 190 yang telah memberikan support kepada penulis dalam menyusun tugas akhir.
9. Teman-teman ARTCOS yang telah mensupport dan membantu dalam menyelesaikan tugas akhir.
10. Serta semua pihak baik secara langsung maupun tidak langsung telah membantu penulis dalam menyelesaikan tugas beserta laporannya.

Semoga Allah SWT senantiasa melimpahkan rahmat dan ridho-Nya kepada semua pihak yang telah membantu penulis. Demikian tugas akhir ini, semoga tugas akhir ini dapat bermanfaat bagi semua pihak. Akhir kata penulis ucapkan semoga Allah *subhanahu wa ta'ala* selalu melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya Amin.
Wassalamu'alaikum Wr. Wb.

Yogyakarta, 2 April 2020

Dhanukhresna Hangga Y

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	iv
DAFTAR ISI.....	vi
DAFTAR TABEL.....	viii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR LAMPIRAN.....	x
DAFTAR ISTILAH.....	xi
PERNYATAAN.....	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	4
1.4 Tujuan Penelitian.....	4
1.5 Manfaat Penelitian.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
BAB III LANDASAN TEORI.....	11
3.1 Saham	11
3.1.1 Pengertian Saham.....	11
3.1.2 Jenis-Jenis Saham.....	11
3.2 Harga Saham	13
3.2.1 Pengertian Harga Saham.....	13
3.2.2 Jenis Harga Saham	13
3.3 Perusahaan Pertambangan.....	15
3.4 Data Time Series	18
3.5 Peramalan	21
3.5.1 Tujuan Peramalan.....	21
3.6 Analisis Deskriptif.....	22
3.7 Machine Learning.....	22
3.8 Support Vector Regression.....	23
3.8.1 Fungsi Kernel	30

3.9	Algoritma Grid Search	31
3.10	Normalisasi Data	32
3.11	Denormalisasi Data	32
3.12	Koefisien Determinasi (R^2)	33
3.13	Mean Absolute Percentage Error (MAPE).....	33
BAB IV METODOLOGI PENELITIAN		34
4.1	Populasi dan Sampel.....	34
4.2	Jenis dan Sumber data	34
4.3	Variabel Penelitian	34
4.4	Metode Analisis Data	35
4.5	Tahapan Analisis Data.....	35
BAB V PEMBAHASAN		37
5.1	Analisis Deskriptif.....	37
5.2	Preprocessing Data	41
5.2.1	Penentuan Variabel	42
5.2.2	Normalisasi Data.....	43
5.2.3	Penentuan Data Training dan Data Testing	43
5.3	Analisis Support Vector Regression.....	44
5.3.1	Evaluasi Model Saham ADRO	45
5.3.2	Evaluasi Model Saham PTBA	47
5.3.3	Evaluasi Model Saham ITMG	49
5.4	Peramalan Harga Saham.....	51
BAB VI PENUTUP		56
6.1	Kesimpulan.....	56
6.2	Saran	57
DAFTAR PUSTAKA		58
LAMPIRAN.....		61

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Kajian Pustaka.....	5
Tabel 4. 1 Definisi Operasional Variabel	34
Tabel 5. 1 Tabel Analisis Deskriptif.....	37
Tabel 5. 2 Tabel Pola Input dan Output Pada Saham ITMG.....	42
Tabel 5. 3 Contoh Hasil Normalisasi Data Pada Saham ITMG	43
Tabel 5. 4 Tabel Pembagian Data Training dan Data Testing.....	43
Tabel 5. 5 Nilai Akurasi Pada Data Training dan Testing Pada Saham ADRO... 45	
Tabel 5. 6 Nilai Akurasi Setelah Dilakukan Tuning Parameter Pada Saham ADRO	46
Tabel 5. 7 Nilai Akurasi Pada Data Training dan Testing Pada Saham PTBA.... 47	
Tabel 5. 8 Nilai Akurasi Pada Data Training dan Testing Setelah Tuning parameter Pada Saham PTBA	48
Tabel 5. 9 Nilai Akurasi Pada Data Testing Setiap Kernel Pada Saham ITMG... 49	
Tabel 5. 10 Nilai Akurasi Pada Data Testing Setiap Kernel Setelah Tuning Parameter Pada saham ITMG	50
Tabel 5. 11 Perbandingan Data Aktual dan Prediksi Pada Data Testing Saham ADRO	52
Tabel 5. 12 Tabel Peramalan harga saham ADRO.....	52
Tabel 5. 13 Perbandingan Data Aktual dan Prediksi Pada Data Testing Saham PTBA	53
Tabel 5. 14 Tabel Peramalan Harga Saham PTBA	54
Tabel 5. 15 Perbandingan Data Aktual dan Prediksi Pada Data Testing Saham ITMG	54
Tabel 5. 16 Tabel Peramalan Harga Saham ITMG	55

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Logo PT Adaro Energy Tbk	16
Gambar 3. 2 Logo PT Bukit Asam Tbk.....	17
Gambar 3. 3 PT Indo Tambangraya Megah Tbk.....	18
Gambar 3. 4 Pola Data Horizontal.....	19
Gambar 3. 5 Pola Data Siklis.....	19
Gambar 3. 6 Pola Data Trend	20
Gambar 3. 7 Pola Data Musiman.....	20
Gambar 3. 8 Hyperplane.....	24
Gambar 3. 9 Ilustrasi Support Vector Regression	25
Gambar 3. 10 Insensitive zone (a)Original Input Space, dan feature space (b) ..	26
Gambar 3. 11 Ilustrasi SVR Output (a) dan ϵ -insensitive loss function (b).....	28
Gambar 3. 12 Penggunaan Kernel.....	30
Gambar 4. 1 Flowchart Analisis Support Vector Regression.....	35
Gambar 5. 1 Grafik Harga Saham Penutupan ADRO	38
Gambar 5. 2 Grafik Harga Saham Penutupan PTBA	39
Gambar 5. 3 Harga Saham Penutupan ITMG.....	40
Gambar 5. 4 Plot Data Aktual dan Peramalan Pada Saham ADRO.....	47
Gambar 5. 5 Plot Data Aktual dan Prediksi Pada Saham PTBA.....	49
Gambar 5. 6 Plot Data Aktual dan Prediksi Pada Saham ITMG.....	51

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Harga Saham Harian ADRO.....	61
Lampiran 2. Data Harga Saham Harian PTBA.....	62
Lampiran 3. Data Harga Saham Harian ITMG.....	63
Lampiran 4. Script SVR Pada Jupyter Notebook.....	64



DAFTAR ISTILAH

<i>Akurasi</i>	:	Tingkat ketepatan hasil pengukuran terhadap nilai sebenarnya.
<i>Algoritma</i>	:	Tahapan yang sistematis di dalam suatu program.
<i>Nilai Aktual</i>	:	Nilai sebenarnya.
<i>Data Training</i>	:	Data yang digunakan untuk melatih model.
<i>Data Testing</i>	:	Data yang digunakan untuk menguji model.
<i>Denormalisasi Data</i>	:	Suatu tahapan untuk mengembalikan data yang telah dinormalisasi menjadi nilai aslinya.
<i>Machine Learning</i>	:	Suatu sistem yang dibangun untuk bisa belajar dari data-data.
<i>Hyperplane</i>	:	Suatu bidang pemisah atau garis tengah.
<i>Margin</i>	:	Jarak antara bidang pemisah dengan data terdekatnya.
<i>Normalisasi Data</i>	:	Tahapan untuk membuat jarak nilai menjadi sederhana.
<i>Overfitting</i>	:	Keadaan dimana data yang digunakan untuk pelatihan adalah data terbaik, sehingga apabila dilakukan tes maka dapat mengurangi akurasi
<i>Parameter</i>	:	Tempat untuk menyimpan nilai variabel yang akan dimasukkan ke dalam <i>function</i>
<i>Preprocessing</i>	:	Suatu tahapan dimana dilakukan seleksi data sebelum diproses.
<i>Support Vector</i>	:	Data terluar yang memiliki jarak paling dekat dengan bidang pemisah (<i>hyperplane</i>).
<i>Supervised Learning</i>	:	Pembelajaran pada machine learning yang mempunyai variabel input dan output.
<i>Tuning</i>	:	Suatu proses penentuan parameter agar mendapatkan model terbaik.
<i>Trend</i>	:	kecenderungan

Underfitting : Suatu keadaan dimana model pelatihan data yang dibuat tidak mewakili keseluruhan data sehingga menghasilkan akurasi yang buruk.



PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak terdapat karya yang sebelumnya pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi dan sepanjang pengetahuan saya tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Yogyakarta, 2 April 2020



Dhanukhresna Hangga Yudhawan

IMPLEMENTASI *SUPPORT VECTOR REGRESSION* UNTUK PERAMALAN HARGA SAHAM PERUSAHAAN PERTAMBANGAN DI INDONESIA

(Studi Kasus: PT Adaro Energy Tbk, PT Bukit Asam Tbk, dan PT Indo
Tambangraya Megah Tbk)

Dhanukhresna Hangga Yudhawan
Program Studi Statistika, Fakultas MIPA
Universitas Islam Indonesia

INTISARI

Era modern, dunia investasi saham sangat diminati oleh para investor, baik itu investasi saham jangka panjang maupun jangka pendek. Investasi saham memberikan banyak keuntungan bagi para investor. Untuk mendapatkan keuntungan yang besar, investor perlu melakukan analisis dalam investasi saham untuk memprediksi harga saham yang akan dibeli. Pergerakan harga saham yang sangat fluktuatif membuat para investor sulit untuk memprediksi harga saham. Harapan utama dari investor adalah mendapatkan keuntungan dari setiap harga yang berubah-ubah dari waktu ke waktu atau bisa disebut sebagai data runtun waktu (*time series*). *Data mining* adalah suatu proses penggalian informasi yang besar dari suatu data dengan cara pengumpulan, penggunaan data, sejarah pola hubungan data, dan hubungan dalam set data yang berukuran besar. *Support vector regression* memiliki kelebihan dalam melakukan prediksi harga saham yang akurat serta dapat mengatasi masalah *overfitting* dengan sendirinya. ADRO, PTBA, dan ITMG merupakan perusahaan pertambangan batubara terkemuka di Indonesia, sehingga banyak orang yang ingin berinvestasi di perusahaan tersebut. Analisis prediksi harga saham ADRO, PTBA, dan ITMG menggunakan *algoritma support vector regression* memiliki nilai akurasi prediksi yang baik, diantaranya untuk saham ADRO memiliki nilai *R-square* sebesar 74,1% dan MAPE sebesar 3,733 pada kernel RBF, dan nilai *R-square* sebesar 76,1% dan MAPE sebesar 3,561 untuk kernel *linear*. Untuk saham PTBA memiliki nilai *R-square* sebesar 97,9% pada kernel RBF dan *linear* dengan MAPE masing-masing sebesar 2,465 dan 2,480. Dan untuk saham ITMG memiliki akurasi *R-square* sebesar 94,3% pada kernel RBF dan *linear* dengan MAPE masing-masing sebesar 5,874 dan 5,875. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode SVR baik digunakan untuk peramalan harga saham. **Kata Kunci:** Prediksi, Saham, *Support Vector Regression*, *Time Series*

IMPLEMENTATION OF *SUPPORT VECTOR REGRESSION* FOR FORECASTING STOCK PRICE OF MINING COMPANIES IN INDONESIA

(Case Study: PT Adaro Energy Tbk, PT Bukit Asam Tbk, dan PT Indo
Tambangraya Megah Tbk)

Dhanukhresna Hangga Yudhawan

Department of Statistics, Faculty of Mathematics and Science

Islamic University of Indonesia

ABSTRACT

The modern era, the world of stock investment is in great demand by investors, both long-term and short-term stock investments. Stock investment provides many benefits for investors. To get large profits, investors need to do an analysis in stock investments to predict the price of the shares to be purchased. Very volatile stock price movements make it difficult for investors to predict stock prices. The main hope of investors is to benefit from each price that changes from time to time or can be referred to as time series data. Data mining is a process of extracting large information from a data by collecting, using data, historical patterns of data relationships, and relationships in large data sets. Support vector regression has advantages in making accurate stock price predictions and can overcome the problem of overfitting by itself. ADRO, PTBA, and ITMG are the leading coal mining companies in Indonesia, so many people want to invest in the company. ADRO, PTBA, and ITMG stock price prediction analysis using support vector regression algorithm has good predictive accuracy values, including ADRO shares having an R-square value of 74,1% and MAPE of 3,733 in the RBF kernel, and an R-square value of 76,1% and MAPE of 3,561 for linear kernels. PTBA shares have an R-square value of 97,9% in the RBF kernel and linear with MAPE respectively of 2,465 and 2,480. And for ITMG shares it has an R-square accuracy of 94,3% in the RBF kernel and linear with MAPE respectively of 5,874 and 5,875. These results indicate that the SVR method is best used for forecasting stock prices.

Key Word: Prediction, Stock, *Support Vector Regression*, *Time Series*

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pasar modal (*capital market*) merupakan sistem keuangan yang terorganisasi yang didalamnya terdapat bank-bank komersial dan lembaga keuangan sebagai perantara untuk surat-surat berharga baik itu saham, obligasi, surat utang yang beredar. Pada hakikatnya pasar modal merupakan sarana yang menghubungkan pihak yang mempunyai kelebihan dana dengan pihak yang membutuhkan dana. Aktivitas pasar modal sebagai salah satu potensi perekonomian nasional semakin menempatkan perannya dalam menumbuhkembangkan perekonomian nasional (Sidqi & Prabawani, 2017). Salah satu manfaat dari pasar modal yaitu guna menciptakan kesempatan bagi masyarakat untuk berpartisipasi dalam kegiatan perekonomian yang dituangkan dalam bentuk investasi pada surat-surat berharga.

Saham (*stock*) merupakan instrumen pasar investasi yang paling populer. Menerbitkan saham merupakan salah satu strategi suatu perusahaan atau badan usaha untuk menghimpun pendanaan bagi perusahaan (BEI, 2018). Di lain sisi, saham juga sebagai investasi yang banyak dipilih oleh para investor karena dapat memberikan keuntungan yang menggiurkan. Dengan menyertakan modal atau investasi saham maka investor memiliki klaim baik atas aset dan pendapatan suatu perusahaan. Dalam pergerakannya yang dinamis dan cenderung fluktuatif, investasi saham juga dapat menimbulkan suatu kerugian bagi para investor. Maka dari itu para investor harus berhati-hati dalam melakukan investasi saham.

Bursa Efek Indonesia (BEI) adalah lembaga pasar modal yang terbentuk melalui penggabungan Bursa Efek Jakarta (BEJ) dan Bursa Efek Surabaya (BES). tugas utama BEI adalah pengelolaan perdagangan sekuritas terutama pada bidang saham di pasar modal Indonesia. BEI membagi saham-saham menjadi 9 sektor usaha, salah satunya adalah sektor pertambangan. Sektor pertambangan merupakan

sektor utama yaitu penghasil bahan baku. Sektor pertambangan sendiri menyokong perekonomian nasional dan ketahanan energi nasional, baik itu dalam penyerapan tenaga kerja maupun penerimaan devisa melalui ekspor. Di dalam sektor pertambangan dibagi lagi menjadi lima sub sektor salah satunya sub sektor pertambangan batubara. Pada sub sektor pertambangan batubara saat ini menyumbang 75 hingga 80 persen dari total Penerimaan Negara Bukan Pajak (PNBP) sektor minerba.

Prediksi harga saham merupakan suatu teknik analisis untuk mengetahui harga saham di masa yang akan datang dengan menggunakan histori harga saham di masa lampau. Prediksi harga saham sangat berguna bagi para investor yang bergerak di bidang jual-beli saham. Teknik tersebut untuk menghindari kerugian akibat dari sifat harga saham yang bergerak secara fluktuatif dan cenderung dinamis setiap waktu, sehingga diperlukan prediksi harga saham untuk memaksimalkan keuntungan bagi para investor. Pada dasarnya prediksi dapat dilakukan dengan menggunakan beberapa metode, namun dengan menggunakan model *time series* diharapkan menghasilkan prediksi yang baik dan optimal karena karakteristik dari data saham merupakan data *time series* yang bergerak kontinu terhadap waktu (Rahmadayanti, Rabbani, & Rohmawati, 2018).

Machine Learning merupakan kemampuan komputer untuk melakukan pembelajaran tanpa harus menjelaskan atau terprogram secara eksplisit (Arthur, 1959). Secara umum *machine learning* terdapat dua tipe yaitu *supervised learning* dan *unsupervised learning*. Ciri khas dari machine learning adalah adanya proses pelatihan dan pembelajaran, sehingga membutuhkan data untuk dipelajari dan data untuk diuji (Ahmad, 2017).

Algoritma SVM merupakan salah satu algoritma dari salah satu metode klasifikasi yang dapat menghasilkan proses pembelajaran atau learning yang kemudian dipisahkan oleh garis yang disebut *hyperplane* menjadi dua kelompok. Salah satu modifikasi SVM yang digunakan untuk pendekatan regresi adalah *Support Vector Regression*. Konsep dari SVR adalah memaksimalkan *hyperplane* untuk mendapatkan data-data *support vector* (Yasin, Prahutama, & Utami, 2014).

SVM telah digunakan secara luas untuk peramalan harga saham serta menunjukkan performa yang lebih baik daripada algoritma lainnya termasuk ANN, dimana ANN sudah terlebih dahulu banyak digunakan untuk proses peramalan termasuk sebagai alternatif yang menjanjikan untuk memprediksi harga saham, dimana ANN menemukan solusi berupa local optimal sedangkan SVM menemukan solusi yang global optimal (Santosa, 2007). Dalam penelitian ini metode yang akan digunakan adalah *Support Vector Regression (SVR)*.

Penelitian ini menggunakan harga penutupan saham perusahaan pertambangan yang diambil dari yahoo finance periode januari 2015 sampai desember 2019 yang terdiri dari PT Adaro Energy Tbk, PT Bukit Asam Tbk, dan PT Indo Tambangraya Megah Tbk. Ketiga perusahaan tersebut diantaranya bergerak pada bidang pertambangan batubara. Berdasarkan uraian latar belakang yang telah dipaparkan tersebut, penulis ingin melakukan penelitian mengenai prediksi harga saham ADRO, PTBA, dan ITMG menggunakan metode *Support Vector Regression*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka rumusan masalah yang dapat diidentifikasi dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana gambaran secara umum saham ADRO, PTBA, dan ITMG pada tahun 2015 sampai dengan tahun 2019?
2. Bagaimana akurasi yang didapatkan pada hasil pengujian menggunakan metode SVR?
3. Bagaimana hasil peramalan harga saham ADRO, PTBA, dan ITMG untuk 10 hari selanjutnya?

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Penelitian ini dilakukan menggunakan data historis saham harian periode januari 2015 sampai desember 2019 yang diambil dari www.yahoofinance.com.
2. Metode yang digunakan adalah memprediksi harga saham menggunakan metode SVR dengan bantuan *software python dan Microsoft Excel*.
3. Metode SVR menggunakan nilai parameter $C = 10, 100, 1000$, $\gamma = 0.1, 0.01, 0.001, 0.0001$.
4. Pada penelitian ini hanya menggunakan kernel *Radial Basis Function (RBF)*, dan kernel *linear*.

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun Penelitian ini bertujuan untuk:

1. Mengetahui gambaran umum harga saham PT Adaro Energy Tbk, PT Bukit Asam Tbk, dan PT Indo Tambang Raya Megah Tbk.
2. Mengetahui seberapa tepat metode SVR untuk melakukan prediksi harga saham.
3. Mengetahui hasil peramalan harga saham menggunakan metode *Support Vector Regression*.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Sebagai pedoman dalam berinvestasi guna memprediksi naik turunnya harga saham.
2. Mengetahui sejauh mana ketepatan metode SVR untuk memprediksi harga saham.
3. Sebagai bahan pertimbangan dalam melakukan investasi saham.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Dalam mencapai tujuan penelitian yang telah dipaparkan sebelumnya maka perlu adanya kajian pustaka atau studi literatur terhadap jurnal-jurnal terdahulu. Hasil dari bab kajian pustaka akan dijadikan pedoman dalam penelitian dan menyelesaikan tugas akhir sebagai hasil dari suatu penelitian.

Tabel 2. 1 Kajian Pustaka

Penulis; Tahun	Judul	Deskripsi Umum Penelitian
Ade Mubarak, Yudi Ramadhani; 2019	Analisis Time Series Prediksi Penutupan Harga Saham Antm.JK dengan Algoritma SVM Model Regresi	Penelitian ini membahas mengenai prediksi harga saham Antm.JK menggunakan algoritma SVM. Didapatkan hasil nilai RMSE dari algoritma SVM sebesar 22,662 sehingga tidak optimal, maka di optimalkan menggunakan optimasi parameter sehingga didapatkan nilai RMSE terendah didapatkan sebesar 10,495. Hasil tersebut dapat disimpulkan baik untuk prediksi harga saham menggunakan algoritma SVM dengan optimasi parameter menggunakan algoritma genetika.

Penulis; Tahun	Judul	Deskripsi Umum Penelitian
Alfredo, Jondri, Rita Rismala;2015	Prediksi Harga Saham Menggunakan <i>Support Vector Regression</i> dan <i>Firefly Algorithm</i>	Penelitian ini membahas mengenai prediksi harga saham menggunakan metode <i>Support Vector Regression</i> dan <i>Firefly Algorithm</i> . Penelitian ini juga menggunakan pergerakan harga empat saham <i>blue chip</i> yang mengacu pada <i>finance.yahoo.com</i> periode 2010-2014. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa prediksi menggunakan metode <i>Support Vector Regression</i> dan <i>Firefly Algorithm</i> menghasilkan performa model yang baik dengan nilai <i>error</i> kurang dari 5%.
Lisa Yuli Kurniawati, Handayani Tjandrasa, Isye Arieshanti;2014	Prediksi Pergerakan Harga Saham Menggunakan <i>Support Vector Regression</i> .	Penelitian ini membahas mengenai kemampuan metode <i>Support Vector Regression</i> untuk memprediksi harga saham di masa akan datang. Penelitian ini menggunakan beberapa data saham diantaranya ASII, BBCA, BBNI, BMRI, GGRM, JSRM, PGAS, KLBF dan menghasilkan performa model SVR yang baik yaitu didapatkan nilai RMSE sebesar 0.14.
Alan Prahutama, Hasbi Yasin, Risky Amanda; 2014	Analisis <i>Support Vector Regression(SVR)</i> Dalam Memprediksi Kurs Rupiah	Penelitian ini membahas mengenai prediksi kurs jual Rupiah terhadap Dollar Amerika menggunakan <i>Support Vector Machine</i> . Hasil yang didapatkan pada data training yaitu nilai akurasi sebesar 100% dan MAPE 0,3757%

Penulis; Tahun	Judul	Deskripsi Umum Penelitian
	Terhadap Dollar Amerika Serikat	pada model linier, sedangkan pada model polynomial nilai akurasi sebesar 100% dan MAPE sebesar 0,4477%. Untuk data testing didapatkan nilai akurasi sebesar 99,99% dan MAPE 0,6131% pada model linier, sedangkan untuk model Polynomial didapatkan nilai akurasi sebesar 99,99% dan MAPE 0,6135%. Sehingga didapatkan kesimpulan bahwa fungsi kernel linier dan polynomial menghasilkan prediksi yang tidak jauh berbeda.
Alan Prahutam, Hasbi Yasin, Tiani Wahyu Utami; 2014	Prediksi Harga Saham Menggunakan <i>Support Vector Regression</i> Dengan Algoritma <i>Grid Search</i>	Penelitian ini membahas mengenai prediksi harga saham PT. XL Axiata Tbk menggunakan <i>Support Vector Regression</i> dengan penentuan model terbaik menggunakan <i>Algoritma Grid Search</i> . Didapatkan hasil kernel terbaik yaitu pada fungsi kernel linier dengan parameter $C=0,1$ dan $\epsilon=0,1$. Model yang didapatkan mempunyai tingkat akurasi sebesar 92,47% untuk data training dan tingkat akurasi sebesar 83,39% untuk data testing.
Acep Purqon, Nur Adhi Nugroho; 2015	Analisis 9 Saham Sektor Industri di Indonesia Menggunakan Metode SVR	Penelitian ini membahas mengenai prediksi harga saham pada 9 sektor industri di Indonesia menggunakan metode <i>Support Vector Machine</i> . Hasil yang didapatkan bahwa nilai MAPE

Penulis; Tahun	Judul	Deskripsi Umum Penelitian
		masih berkisar pada angka 5%, hal tersebut menunjukkan model prediksi belum akurat sehingga perlu dilakukan <i>cross check</i> pada fungsi kernelnya.
Rani Kemala Trapsilasiwi, Muhammad Abdillah ; 2010	Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Pada PT.PLN Area Jawa Timur – Bali Menggunakan <i>Support Vector Machine</i>	Pada penelitian ini membahas mengenai peramalan beban listrik jangka pendek menggunakan metode <i>Support Vector Machine</i> . Hasil dari penelitian ini didapatkan bahwa koefisien C dan parameter kernel harus berada pada range yang tepat untuk menghasilkan nilai error yang minimum, hasil peramalan menggunakan metode <i>Support Vector Machine</i> memberikan performa yang baik diantaranya nilai MAPE= 3,01, MAE= 100,65, MSE= 13187, MPE= 2,83, R ² = 91,53.
Ratih Puspita Furi, Jondri, Deni Saepudin; 2015	Prediksi <i>Financial Time Series</i> Menggunakan <i>Independent Component Analysis</i> dan <i>Support Vector Regression</i> Studi Kasus IHSG dan JII	Penelitian ini membahas mengenai prediksi harga saham menggunakan metode <i>Independent Component Analysis</i> dan <i>Support Vector Regression</i> dengan data yang digunakan yaitu harga saham penutupan IHSG dan JII. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa metode <i>Independent Component Analysis</i> dan <i>Support Vector Regression</i> menghasilkan model prediksi yang baik

Penulis; Tahun	Judul	Deskripsi Umum Penelitian
		dengan ukuran menggunakan nilai MAPE yang rata-rata kurang dari 5%.
Lekhani Ray; 2017	Stock Prediction Using <i>Support Vector Regression</i> and <i>Neural Networks</i>	Penelitian ini membahas mengenai prediksi harga saham menggunakan metode <i>Support Vector Regression</i> dan <i>Neural Networks</i> dengan kesimpulan yang didapatkan dari penelitian ini bahwa metode <i>Artificial Neural Network</i> sangat baik digunakan untuk prediksi harga saham.
Abdul Haris; 2018	Sistem Pendukung Keputusan Pemberian Bonus Dosen Tetap Memanfaatkan <i>Support Vector Regression</i>	Pada penelitian ini membahas mengenai penerapan metode SVR pada sistem pendukung keputusan pemberian bonus kepada dosen tetap. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVR yang didapatkan dengan kernel <i>radial basis function</i> menghasilkan nilai akurasi sebesar 93% dan kernel <i>polynomial</i> sebesar 79%.

Berdasarkan dari penelitian terdahulu, penelitian tugas akhir ini mengacu pada jurnal Yudi Ramadhani, dan Ade Mubarok (2019). Terdapat perbedaan yang dilakukan oleh peneliti dalam melakukan penelitian yang sekarang dengan penelitian terdahulu. Peneliti akan mengembangkan penelitian terdahulu dimana pada penelitian ini membedakan objek, dan metode penelitian. Objek penelitian terdahulu adalah harga saham perusahaan sub sektor pertambangan logam dan mineral sedangkan untuk penelitian sekarang objek penelitian adalah harga saham perusahaan sub sektor pertambangan batubara. Metode analisis yang digunakan pada penelitian terdahulu yaitu menggunakan metode *Support Vector Regression*

dan penelitian sekarang menggunakan metode analisis *Support Vector Regression* dan Algoritma *Grid Search*. Metode analisis *Support Vector Regression* dan Algoritma *Grid Search* dipilih karena peneliti menggunakan data runtun waktu penutupan harga saham yang memuat permasalahan non-linier sehingga algoritma *Support Vector Regression* cocok untuk permasalahan tersebut dan algoritma *Grid Search* dipilih untuk meningkatkan performa model melalui optimasi hyperparameter. Selain itu Algoritma *Support Vector Regression* dapat menghasilkan performa model yang lebih baik.



BAB III

LANDASAN TEORI

3.1 Saham

3.1.1 Pengertian Saham

Saham adalah suatu surat berharga yang menunjukkan kepemilikan atau penyertaan modal investasi yang dilakukan oleh investor dalam suatu perusahaan. Dengan memiliki saham suatu perusahaan, investor dapat memperoleh keuntungan seperti mendapatkan dividen, capital gain serta keuntungan non finansial lainnya (Anoraga & Pakarti, 2008). Sementara itu menurut Tjiptono Darmaji dan Hendy M. Fakhrudin (2012) mengartikan saham merupakan bukti kepemilikan seseorang atau instansi terhadap suatu perusahaan atau perseroan terbatas.

3.1.2 Jenis-Jenis Saham

Dalam perdagangan, saham memiliki jenis-jenis yang berbeda. Menurut para ahli yaitu salah satunya Pandji Anoraga & Piji Pakarti (2008) saham memiliki dua jenis, yaitu:

a. Saham Biasa (*common stock*)

Saham biasa adalah saham yang tidak memperoleh hak istimewa. Pemegang saham biasa mempunyai hak untuk memperoleh dividen sepanjang perseroan memperoleh keuntungan. Pemilik saham mempunyai hak suara RUPS (Rapat Umum Pemegang Saham) sesuai dengan jumlah saham yang dimilikinya. Pada likuidasi perseroan, pemilik saham memiliki hak memperoleh sebagian dari kekayaan setelah semua kewajiban dilunasi.

b. Saham Preferen (*preferen stock*)

Saham preferen merupakan saham yang diterbitkan atas hak untuk mendapatkan dividen dan/atau bagian kekayaan pada saat perusahaan dilikuidasi lebih dahulu dari saham biasa, disamping itu mempunyai preferensi untuk mengajukan usul pencalonan direksi atau komisaris. Saham

preferen mempunyai ciri-ciri yang merupakan gabungan dari utang dan modal sendiri (*debt to equity*). Ciri-ciri yang penting dari saham preferen diantaranya adalah hak utama atas dividen dan aktiva perusahaan, penghasilan tetap, jangka waktu yang tidak terbatas, mempunyai hak suara dan sahamnya kumulatif.”

Selain jenis saham yang dapat dibedakan dari segi kemampuan dalam hak tagih. Menurut Darmadji & Fakhruddin (2012) terdapat jenis saham yang dibedakan dari segi pemeliharaannya dan segi kinerja perdagangannya diantaranya:

1. Jenis saham dari segi cara pemeliharaannya yaitu:
 - a. Saham atas unjuk (*bearer stock*)
Saham atas unjuk yaitu saham yang tidak tertulis nama pemiliknya, agar mudah dipindah tangankan dari satu investor ke investor lain.
 - b. Saham atas nama (*registered stock*)
Saham atas nama yaitu saham yang tertulis dengan jelas siapa pemiliknya, dan dimana cara peralihannya harus melalui prosedur tertentu.
2. Jenis saham dari segi kinerja perdagangannya yaitu:
 - a. Saham unggulan (*bluechip stock*)
Saham unggulan yaitu saham biasa dari suatu perusahaan yang memiliki reputasi tinggi, sebagai leader di industri sejenis, memiliki pendapatan yang stabil dan konsisten membayar dividen.
 - b. Saham pendapatan (*income stock*)
Saham pendapatan yaitu saham biasa dari suatu emiten yang memiliki kemampuan membayar dividen lebih tinggi dari rata-rata dividen yang dibayarkan pada tahun sebelumnya.
 - c. Saham pertumbuhan (*growth stock-well known*)
Saham pertumbuhan yaitu saham-saham dari emiten yang memiliki pertumbuhan pendapatan yang tinggi, sebagai leader di industri sejenis yang mempunyai reputasi tinggi. Selain itu terdapat juga growth stock lesser known, yaitu saham dari emiten yang tidak sebagai leader dalam industri namun memiliki ciri growth stock.

d. Saham spekulatif (*speculative stock*)

Saham spekulatif yaitu saham suatu perusahaan yang tidak bisa secara konsisten memperoleh penghasilan yang tinggi di masa mendatang meskipun belum pasti.

e. Saham siklikal (*counter cyclical stock*)

Saham siklikal yaitu saham yang tidak terpengaruh oleh kondisi ekonomi makro maupun situasi bisnis secara umum.

3.2 Harga Saham

3.2.1 Pengertian Harga Saham

Dalam dunia investasi saham, perubahan harga saham sangat menjadi perhatian bagi para investor, karena harga saham digunakan sebagai tolak ukur dalam melakukan transaksi perdagangan saham di pasar modal. Harga saham adalah harga suatu saham yang terjadi di pasar bursa pada saat tertentu yang ditentukan oleh pelaku pasar dan ditentukan oleh permintaan dan penawaran saham yang bersangkutan di pasar modal sebagaimana yang dikemukakan oleh Jogiyanto (2008). Sementara itu harga saham menurut Agus Sartono (2008) harga saham terbentuk melalui mekanisme permintaan dan penawaran di pasar modal. Apabila suatu saham mengalami kelebihan permintaan, maka harga saham cenderung naik dan sebaliknya.

3.2.2 Jenis Harga Saham

Adapun jenis-jenis harga saham menurut Widodoatmojo (2005) yaitu sebagai berikut:

1. Harga Nominal

Harga nominal adalah harga yang tercantum dalam sertifikat saham yang ditetapkan oleh emiten untuk menilai setiap lembar saham yang dikeluarkan, besarnya harga nominal memberikan arti penting saham karena dividen minimal biasanya ditetapkan berdasarkan nilai nominal.

2. Harga Perdana

Harga perdana merupakan pada waktu harga saham tersebut dicatat di bursa efek. Harga saham pada pasar perdana biasanya ditetapkan oleh penjamin emisi (*underwriter*) dan emiten. Dengan demikian akan diketahui berapa harga saham emiten itu akan dijual kepada masyarakat biasanya untuk menentukan harga perdana.

3. Harga Pasar

Harga pasar adalah harga jual dari investor yang satu dengan investor yang lain. Harga ini terjadi setelah saham tersebut dicatat di bursa. Transaksi di sini tidak lagi melibatkan emiten dari penjamin emisi. Harga ini disebut sebagai harga di pasar sekunder dan harga inilah yang benar-benar mewakili harga perusahaan penerbitnya. Karena pada transaksi di pasar sekunder, kecil sekali terjadi negosiasi harga investor dengan perusahaan penerbit. Harga yang setiap hari diumumkan di surat kabar atau media lain adalah harga pasar.

4. Harga Pembukaan

Harga pembukaan adalah harga yang diminta oleh penjual atau pembeli pada saat jam bursa dibuka. Bisa saja terjadi pada saat dimulainya hari bursa itu sudah terjadi transaksi atas suatu saham, dan harga sesuai dengan yang diminta oleh penjual dan pembeli. Dalam keadaan demikian, harga pembukaan bisa menjadi harga pasar, begitu juga sebaliknya, harga pasar mungkin juga akan menjadi harga pembukaan. Namun tidak selalu terjadi.

5. Harga Penutupan

Harga penutupan adalah harga yang diminta oleh penjual atau pembeli pada saat akhir hari bursa. Pada keadaan demikian, bisa saja terjadi pada saat akhir hari bursa tiba-tiba terjadi transaksi atas suatu saham, karena ada kesempatan antara penjual dan pembeli. Kalau ini yang terjadi, maka harga penutupan itu telah menjadi harga pasar. Namun demikian, harga ini tetap menjadi harga penutupan pada hari bursa tersebut.

6. Harga Tertinggi

Harga tertinggi adalah harga paling tinggi yang terjadi pada hari bursa. Harga ini dapat terjadi transaksi atas suatu saham lebih dari satu kali tidak pada harga yang sama.

7. Harga Terendah

Harga terendah suatu saham adalah harga yang paling rendah yang terjadi pada hari bursa. Harga ini dapat terjadi, apabila terjadi transaksi atas suatu saham lebih dari satu kali tidak pada harga yang sama. Dengan kata lain, harga terendah merupakan lawan dari harga tertinggi.

8. Harga Rata-Rata

Harga rata-rata merupakan perataan dari harga tertinggi dan terendah.

3.3 Perusahaan Pertambangan

Menurut UU Nomor 4 Tahun 2009 menerangkan bahwa, pertambangan adalah sebagian atau seluruh tahapan kegiatan dalam rangka penelitian, pengelolaan dan pengusahaan mineral atau batubara yang meliputi penyelidikan umum, eksplorasi, studi kelayakan, konstruksi, penambangan, pengolahan dan pemurnian, pengangkutan dan penjualan, serta kegiatan pasca tambang. Kegiatan usaha pertambangan mineral dan batubara mengambil peran penting dalam meningkatkan pertumbuhan ekonomi nasional dan pembangunan daerah secara berkelanjutan.

Sementara itu perusahaan pertambangan yang tercantum dalam Pasal 1 UU Nomor 4 Tahun 2009 menerangkan bahwa usaha pertambangan adalah kegiatan dalam rangka pengusahaan mineral atau batubara yang meliputi tahapan kegiatan penyelidikan umum, eksplorasi, studi kelayakan, konstruksi, penambangan, pengolahan dan pemurnian, pengangkutan dan penjualan, serta pasca tambang (EITI, 2017).

Beberapa contoh perusahaan yang bergerak di bidang pertambangan yaitu sebagai berikut:

1. PT Adaro Energy Tbk



Gambar 3. 1 Logo PT Adaro Energy Tbk

Sejarah Adaro dimulai pada tahun 1970 an yang pada saat itu terjadi guncangan minyak dunia yang mengakibatkan pemerintah merevisi kebijakan energi, yang semula berfokus kepada minyak dan gas, kemudian mengikutkan batubara sebagai bahan bakar untuk penggunaan dalam negeri. Pada tahun 1976 fokus terhadap pertambangan batubara mulai meningkat sehingga Departemen Pertambangan membagi Kalimantan Timur dan Selatan menjadi 8 blok batubara. Perusahaan pemerintah spanyol, Enadimsa, memasang tawaran untuk blok 8 yang terlebih dahulu telah dipetakan oleh ahli geologi Belanda pada tahun 1930.

Nama 'Adaro' dipilih oleh perusahaan Enadimsa dalam rangka menghormati keluarga adaro yang sangat terkenal dalam sejarah spanyol, yang berperan besar dalam kegiatan penambangan di spanyol. Pada November 1982 perjanjian kerjasama batubara atau disebut CCA ditandatangani oleh Adaro Indonesia. Selanjutnya kegiatan eksplorasi di area perjanjian pada tahun 1983 sampai 1989 ketika konsorsium perusahaan Australia dan Indonesia membeli 80% saham kepemilikan Adaro Indonesia dari Enadimsa.

Pada tahun 1990 penambangan pertama dilakukan kemudian sampel batubara dikirim ke Australia untuk di uji, dan hasil dari pengujian menunjukkan bahwa batubara berkualitas baik. Pada saat itu perusahaan asal Jerman tertarik untuk membeli batubara dari adaro, sehingga pada waktu itu merupakan ekspor

perdana yang dilakukan PT Adaro Indonesia. Setelah uji coba lebih lanjut, pengiriman dilakukan pada tahun 1992 kepada pelanggan potensial dan penyelesaian pembangunan infrastruktur batubara dan pembentukan basis pelanggan. Adaro dinyatakan beroperasi secara komersial pada tanggal 22 oktober 1992. Sejak hari-hari awal tersebut tambang Adaro telah tumbuh menjadi lokasi tambang terbesar di belahan bumi bagian selatan. Hingga pada saat ini produksi dan penjualan batubara Adaro Indonesia telah memiliki tren pertumbuhan yang stabil mencapai 54 juta ton.

2. PT Bukit Asam Tbk



Gambar 3. 2 Logo PT Bukit Asam Tbk

Pada tahun 1923 hingga 1940, Tambang Air laya mulai menggunakan metode penambangan bawah tanah, pada periode tersebut mulai dilakukan produksi untuk kepentingan komersial. Seiring dengan berakhirnya kekuasaan kolonial belanda, maka pada tahun 1950 tambang diubah menjadi pertambangan nasional dan pemerintah Republik Indonesia mengesahkan pembentukan Perusahaan Negara Tambang Arang Bukit asam (PN TABA). Kemudian pada tanggal 1 maret 1981 PN TABA berubah status menjadi perseroan dengan nama PT Bukit Asam (Persero) yang selanjutnya disebut PTBA. Pada tahun 1993 pemerintah menerapkan program pengembangan ketahanan energi sehingga perseroan ditugaskan untuk mengembangkan usaha briket batubara. Kemudian pada tahun 2002 yaitu tepatnya tanggal 23 desember, perseroan mencatatkan diri pada Bursa Efek Indonesia dengan kode perdagangan “PTBA”.

3. PT Indo Tambang Raya Megah Tbk



Gambar 3. 3 PT Indo Tambangraya Megah Tbk

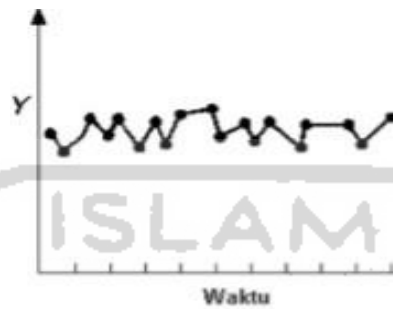
PT Indo Tambangraya Megah Tbk berdiri pada tahun 1987, fokus dari perusahaan tersebut adalah pertambangan batubara. Pada tahun 1995 merupakan awal dari proses pra-produksi penambangan batubara. Tahun 2001 Banpu Minerals (Singapore) mengakuisisi ITM dan anak perusahaanya. Kemudian pada tahun 2003 ITM mengambil alih saham-saham minoritas PT indominco Mandiri dari pihak lain. Selanjutnya pada tahun 2004, ITM mengakuisisi konsesi PT Bharinto Ekatama. PT Indo Tambangraya Megah sendiri melakukan pencatatan pada bursa efek Indonesia pada tahun 2007 dengan total saham yang ditawarkan sebanyak 20% dari total saham yang diterbitkan dengan harga per sahamnya sebesar Rp 14.000.

3.4 Data Time Series

Data *time series* adakah jenis data yang terdiri dari variabel-variabel yang diurutkan berdasarkan waktu dalam rentang tertentu. Periode data *time series* dapat berupa harian, mingguan, bulanan, bahkan tahunan. Contoh data *time series*, pada bidang pertanian, produksi tanaman pertanian per tahun, harga hasil pertanian per tahun. Di bidang ekonomi dan bisnis, harga saham per bulan, suku bunga per bulan, indeks harga per bulan, jumlah penjualan per tahun dan pendapatan per tahun. Manfaat data *time series* yaitu sebagai acuan untuk mengambil keputusan untuk melakukan perencanaan di masa yang akan datang dengan cara melihat pola data masa lalu dan pola data hasil prediksi.

Pada umumnya data *time series* dibedakan menjadi empat jenis pola (Makridakis & Wheelwright, 1999) yaitu sebagai berikut:

1. Pola Horizontal

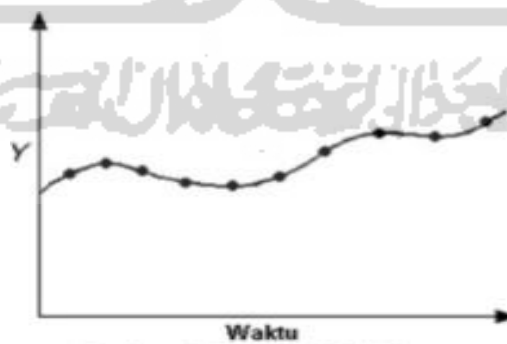


Gambar 3. 4 Pola Data Horizontal

(sumber: <http://repository.usu.ac.id>)

Pola horizontal merupakan pola data runtun waktu yang berfluktuasi di daerah rata-rata. Pada gambar 3.4 dapat dilihat bahwa data hanya bergerak fluktuasi di daerah rata-rata konstan, pada gambar tersebut sumbu x menunjukkan waktu dan sumbu y menunjukkan nilai, artinya nilai tidak mengalami peningkatan maupun penurunan dalam waktu tertentu.

2. Pola Siklis



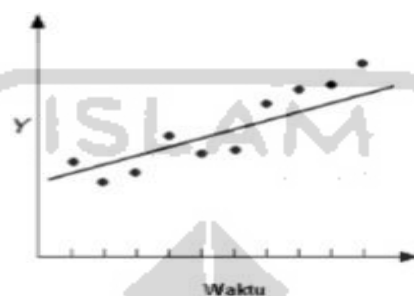
Gambar 3. 5 Pola Data Siklis

(sumber: <http://repository.usu.ac.id>)

Pola siklis merupakan pola data runtun waktu yang bergerak secara fluktuasi dalam jangka waktu panjang. Pada gambar 3.5 merupakan pola data runtun

waktu berjenis siklis, dapat dicermati bahwa data bergerak secara fluktuasi dengan jangka waktu panjang, pada gambar tersebut sumbu x menunjukkan waktu dan sumbu y menunjukkan nilai, hal ini biasanya berhubungan dengan siklus bisnis. Contohnya penjualan produk otomotif.

3. Pola *Trend*

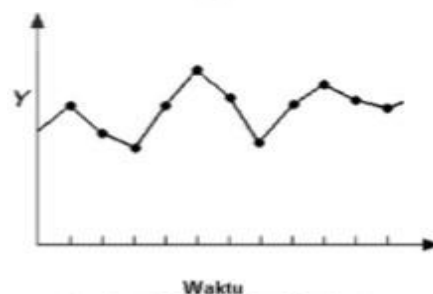


Gambar 3. 6 Pola Data Trend

(sumber: <http://repository.usu.ac.id>)

Pola data *trend* adalah pola data yang mengalami peningkatan atau penurunan dari waktu ke waktu dalam jangka panjang. Pada gambar 3.6 merupakan pola data runtun waktu berjenis trend, dapat dicermati bahwa pada gambar tersebut data mengalami peningkatan dari waktu ke waktu dalam jangka waktu yang panjang, pada gambar tersebut sumbu x menunjukkan waktu dan sumbu y menunjukkan nilai. Contoh permasalahan pada pola tren yaitu Misal pada penjualan produk suatu barang.

4. Pola Musiman



Gambar 3. 7 Pola Data Musiman

(sumber: <http://repository.usu.ac.id>)

Pola musiman merupakan pola data *time series* yang terjadi apabila suatu deret dari data dipengaruhi oleh faktor musiman yang ditunjukkan oleh adanya pola teratur yang bersifat musiman. Pada gambar 3.7 menunjukkan bahwa pola data berfluktuasi naik atau turun setiap 3 periode waktu, pada gambar tersebut sumbu x menunjukkan waktu dan sumbu y menunjukkan nilai. Contoh permasalahan pada pola musiman misal data penjualan produk motor yang dicatat secara kuartal tahun tertentu, bulanan, atau hari-hari pada minggu tertentu.

3.5 Peramalan

Forecasting atau yang biasa disebut sebagai peramalan adalah prediksi peristiwa di masa depan dengan menganalisa data histori yang telah ada. Sementara itu menurut ahli, peramalan adalah seni dan ilmu untuk memperkirakan kejadian di masa depan. Hal ini dapat dilakukan dengan melibatkan pengambilan data historis dan memproyeksikan ke masa mendatang dengan suatu model matematis (Heizer & Barry, 2009).

Menurut (Herjanto, 2008) peramalan dapat digolongkan menjadi beberapa jenis berdasarkan waktunya yaitu:

1. Peramalan Jangka Panjang

Peramalan jangka Panjang yaitu peramalan yang mencakup waktu lebih besar dari 18 bulan.

2. Peramalan Jangka Menengah

Peramalan jangka menengah yaitu peramalan yang mencakup waktu antara 3 hingga 18 bulan.

3. Peramalan Jangka Pendek

Peramalan jangka pendek yaitu peramalan yang mencakup waktu kurang dari 3 bulan.

3.5.1 Tujuan Peramalan

Menurut (Heizer & Barry, 2009) dalam peramalan memiliki tujuan utamanya yaitu :

- a. Untuk mengkaji kebijakan perusahaan yang berlaku pada saat ini dan di masa lalu serta melihat sejauh mana pengaruhnya di masa depan.
- b. Peramalan diperlukan karena adanya *time lag* atau *delay* antara saat kebijakan perusahaan.
- c. Ditetapkan dengan saat implementasi.
- d. Peramalan merupakan dasar penyusunan bisnis pada suatu perusahaan sehingga dapat meningkatkan efektivitas suatu rencana bisnis.

3.6 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif menurut (Sugiyono, 2017) adalah statistik yang digunakan untuk menganalisis data dengan cara mendeskripsikan atau menggambarkan data yang telah terkumpul sebagaimana adanya tanpa bermaksud membuat kesimpulan yang berlaku untuk umum atau generalisasi. Penyajian analisis deskriptif lebih ditekankan dalam bentuk tabel, grafik batang, grafik garis serta ukuran statistik seperti persentase, rata-rata, variansi dan angka indeks (Purwoto, 2007).

3.7 Machine Learning

Machine learning merupakan kecerdasan buatan atau yang biasa disebut *artificial intelligence* (AI), sistem kerja pada *artificial intelligence* dibuat menyerupai sistem kerja pada otak manusia dengan menggunakan algoritma-algoritma komputer. Sementara itu menurut Arthur (1959) *machine learning* adalah kemampuan komputer untuk melakukan pembelajaran tanpa harus menjelaskan atau terprogram secara eksplisit. Tipe dari kecerdasan buatan yang menyediakan komputer dengan kemampuan untuk belajar dari data, tanpa secara eksplisit harus mengikuti instruksi terprogram (Budiharto, 2017). Ciri khas dari *machine learning* adalah adanya proses pelatihan dan pembelajaran, sehingga membutuhkan data untuk dipelajari atau bisa disebut data *training* dan data untuk diuji atau data *testing* (Ahmad, 2017).

Secara umum terdapat dua tipe *machine learning* diantaranya adalah:

1. *Supervised Learning*

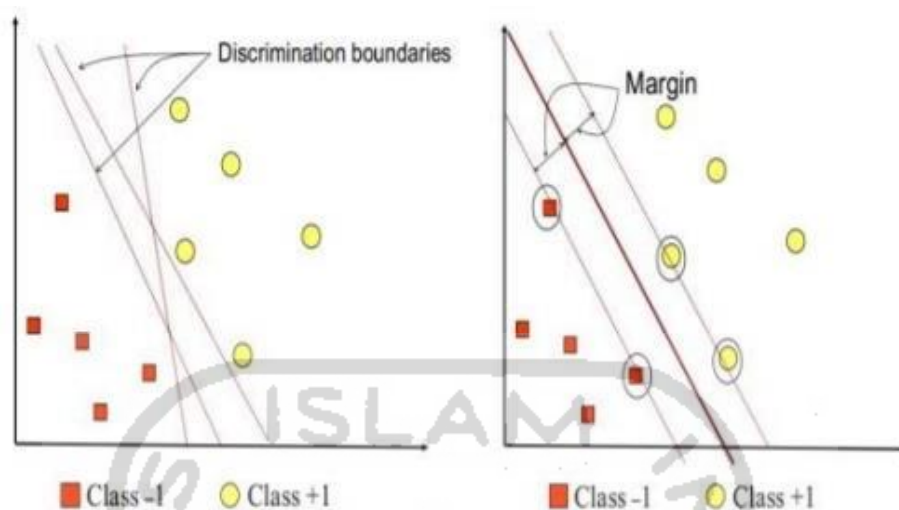
Supervised learning adalah tipe *learning* yang mempunyai variabel *input* dan variabel *output* dan menggunakan satu algoritma atau lebih guna mempelajari fungsi pemetaan variabel *input* ke variabel *output*. Hasil dari *Supervised learning* yaitu untuk memperkirakan fungsi pemetaannya, sehingga apabila terdapat *input* baru, maka dapat memprediksi *output* untuk *input* tersebut.

2. *Unsupervised Learning*

Unsupervised Learning adalah tipe *learning* yang hanya mempunyai data masukan atau *input* tetapi tidak ada *output* variabel yang berhubungan. Hasil dari *Unsupervised Learning* yaitu untuk memodelkan struktur dasar dalam data dengan tujuan untuk mempelajari data lebih jauh lagi.

3.8 *Support Vector Regression*

Support Vector Regression adalah teori yang diadaptasi dari teori *machine learning* yang sudah digunakan untuk memecahkan masalah klasifikasi yaitu *Support Vector Machine*. SVR ini sendiri merupakan penerapan algoritma SVM dalam kasus regresi (Maulana, Setiawan, & Dewi, 2019). Pada metode SVM adalah penerapan dari teori *machine learning* kasus klasifikasi yang menghasilkan nilai bulat atau diskrit, sedangkan pada metode SVR menghasilkan bilangan riil atau kontinu (Furi, Jondri, & Saepudin, 2015). Konsep dari algoritma SVR dapat menghasilkan nilai peramalan yang bagus, karena SVR mempunyai kemampuan untuk menyelesaikan masalah *overfitting* (Furi, Jondri, & Saepudin, 2015). *Overfitting* adalah perilaku dari data pada saat fase pelatihan atau training menghasilkan akurasi yang hampir sempurna (Yasin, Prahutama, & Utami, 2014).

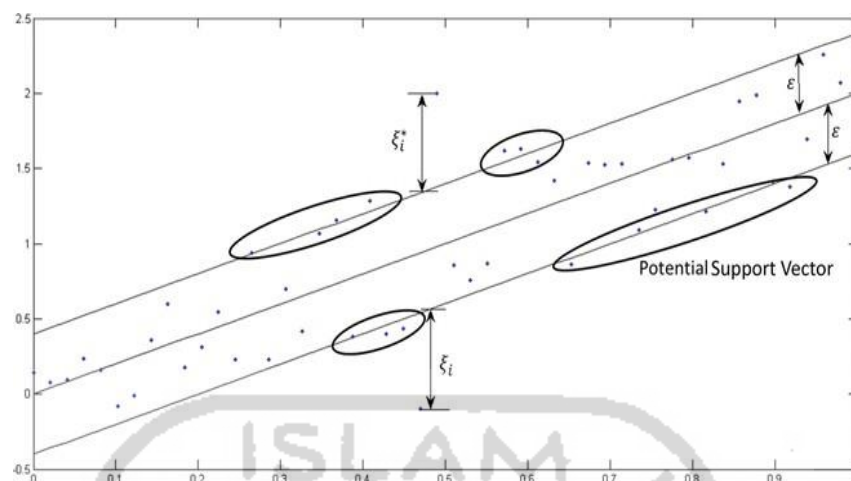


Gambar 3. 8 Hyperplane

(Sumber: Furi, Jondri, & Saepudin, 2015)

Konsep dari metode SVM dapat dijelaskan dengan sederhana sebagai cara untuk mencari *hyperplane* terbaik. *Hyperplane* sendiri berfungsi sebagai pemisah dalam dua kelas data pada ruang input. Pada gambar 3.8 menunjukkan bahwa terdapat beberapa data yang merupakan anggota dari dua buah kelas, untuk kelas-1 disimbolkan dengan persegi berwarna merah, sedangkan kelas+1 disimbolkan dengan lingkaran berwarna kuning, pada gambar 3.9 juga menampilkan beberapa alternatif dari garis pemisah atau disebut *hyperplane*. *Hyperplane* terbaik dapat ditemukan dengan mengukur *margin* dari *hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimal dari *margin*, *margin* merupakan jarak antara *hyperplane* dengan data terdekat dari masing-masing data, data yang terdekat dari *margin* disebut dengan *support vector* (Furi, Jondri, & Saepudin, 2015).

Pada SVM dengan konsepnya yaitu membagi data menjadi dua kelas, sementara itu untuk konsep dari SVR yaitu bagaimana caranya supaya semua data masuk ke dalam satu zona, dengan tetap meminimalisasi nilai epsilon (ϵ).



Gambar 3. 9 Ilustrasi Support Vector Regression

(Sumber: Herlambang, 2018)

Pada gambar 3.9 merupakan ilustrasi dari support vector regression, gambar diatas menunjukkan sebuah *hyperplane* atau garis tengah yang diapit oleh dua garis batas (+) dan garis batas (-). Terlihat ada beberapa data poin yang dilingkari yang menjadi potensial support vector atau data poin yang dapat menjadi calon pembatas, sehingga semua data poin masuk ke dalam satu zona dengan tetap meminimalisasi nilai epsilon (ϵ).

Pada SVR yang mempunyai dimensi rendah, maka akan ditransformasikan ke dalam sebuah regresi linier dengan fitur berdimensi tinggi. Tujuan SVR adalah menemukan fungsi $f(x)$ dengan memetakan data ke dimensi yang lebih tinggi menggunakan fungsi kernel. Bentuk umum dari support vector regression adalah sebagai berikut:

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi(x) + b \quad (1)$$

Keterangan:

$f(x)$ = fungsi regresi dari SVR

w^T = vector pembobot

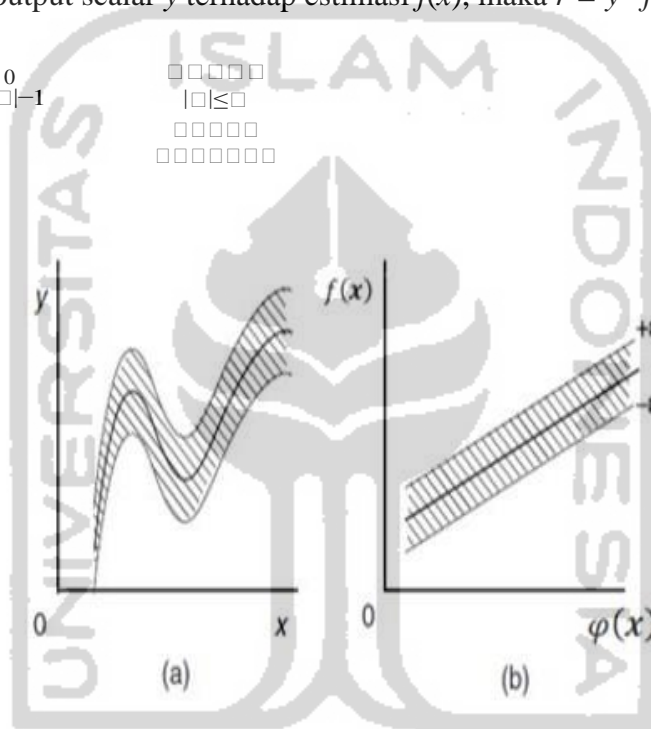
$\phi(x)$ = fungsi yang memetakan x dalam suatu dimensi

b = bias

Dimana $\phi(x)$ merupakan fungsi yang memetakan x dalam suatu dimensi yang lebih tinggi dan b merupakan bias yang berupa konstanta. w^T merupakan vektor pembobot, untuk mencari vektor pembobot yaitu dengan cara mengurangi koefisien ϕ dengan ϕ^* . Koefisien w dan b diestimasi dengan cara meminimalkan fungsi risiko (*risk function*) yang didefinisikan pada persamaan 7.

Pada regresi terdapat residual, misalkan residual (r) didefinisikan dengan mengurangi output scalar y terhadap estimasi $f(x)$, maka $r = y - f(x)$ dengan:

$$\phi(\phi) = \begin{cases} 0 & |\phi| \leq 1 \\ |\phi| - 1 & |\phi| > 1 \end{cases} \quad (2)$$



Gambar 3. 10 Insensitive zone (a)Original Input Space, dan feature space (b)

Pada gambar 3.10 merupakan ilustrasi *insensitive zone* dan *feature space* pada *support vector regression* dimana $D(x,y) = \pm\epsilon$ adalah jarak terjauh support vector dari hyperplane atau disebut dengan margin. Memaksimalkan hyperplane akan meningkatkan kemungkinan data masuk ke dalam radius $\pm\epsilon$. Jarak dari hyperplane $D(x,y) = 0$ ke data (x,y) adalah $D(x,y)$ dibagi dengan $\|\phi^*\|$, dimana:

$$\phi^* = (1 - \phi^2)^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

Keterangan:

ϕ^* = vector pembobot baru

w = vector pembobot

Diasumsikan untuk jarak maksimum dari data terhadap hyperplane atau garis tengah yaitu δ , maka estimasi yang ideal akan terpenuhi dengan cara:

$$\frac{|\alpha(\mathbf{x}, \mathbf{y})|}{\|\alpha^*\|} \leq \delta \quad (4)$$

$$|\alpha(\mathbf{x}, \mathbf{y})| \leq \delta \|\alpha^*\| \quad (5)$$

$$\|\alpha^*\| = \delta \quad (6)$$

Keterangan:

$|\alpha(\mathbf{x}, \mathbf{y})|$ = margin

δ = jarak maksimum terhadap *hyperplane*

α^* = vector pembobot baru

Oleh sebab itu, untuk membuat margin (δ) menjadi maksimal, diperlukan $\|\alpha^*\|$ yang minimum. Optimasi penyelesaian masalah dengan bentuk *Quadratic Programming*:

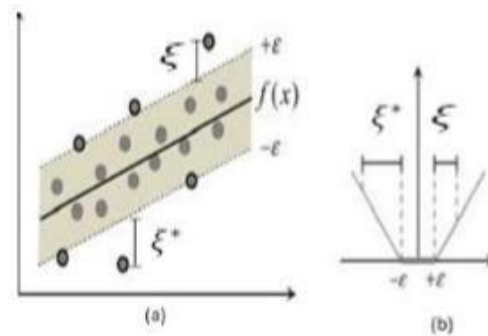
$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \|\alpha\|^2 \quad (7)$$

Dengan syarat:

$$\alpha_i - \alpha^q \alpha(\mathbf{x}_i) - \delta \leq 0, \quad \alpha_i \alpha(\mathbf{x}_i) = 1, \dots, q \quad (8)$$

$$\alpha^q \alpha(\mathbf{x}_i) - \alpha_i + \delta \leq 0, \quad \alpha_i \alpha(\mathbf{x}_i) = 1, \dots, q \quad (9)$$

Diasumsikan bahwa semua titik ada dalam rentang $f(x) \pm \varepsilon$ (*feseabel*), dalam ketidaklayakan (*infesibility*), dimana ada beberapa titik yang mungkin keluar dari rentang $f(x) \pm \varepsilon$, maka akan ditambahkan variabel *slack* ξ dan ξ^* untuk mengatasi masalah pembatasan yang tidak layak dalam problem optimasi (Santosa, 2007).



Gambar 3. 11 Ilustrasi SVR Output (a) dan ϵ -insensitive loss function (b)

(Sumber: Amanda, Yasin, & Prahutama, 2014)

Pada gambar 3.11 merupakan ilustrasi dari *Support Vector Regression* dan ϵ -insensitive loss function, dimana semua titik yang berada di luar margin akan dikenai penalti. Maka selanjutnya problem optimasi akan diformulasikan sebagai berikut:

$$\min_{\alpha, \xi} \frac{1}{2} \|\alpha\|^2 + \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \tag{10}$$

Dengan syarat:

$$\alpha_i - \alpha_i^* - \alpha_i(\xi_i) - \alpha_i - \alpha_i^* \leq \epsilon, \quad i = 1, \dots, n \tag{11}$$

$$\alpha_i^* - \alpha_i(\xi_i) - \alpha_i + \alpha_i^* \leq \epsilon, \quad i = 1, \dots, n \tag{12}$$

$$\alpha_i + \alpha_i^* \geq 0 \tag{13}$$

Loss function adalah fungsi yang menunjukkan hubungan antara *error* dengan bagaimana *error* ini dikenai penalti, perbedaan *loss function* akan menghasilkan formula SVR yang berbeda (Santosa, 2007).

loss function yang sederhana adalah dan ϵ -insensitive loss function sebagai sebuah pendekatan *Huber's loss function* yang memungkinkan support vector akan diperoleh (Gunn, 1998). Formula ϵ -insensitive loss function sebagai berikut:

$$\alpha_i(\xi_i) = \begin{cases} 0, & \text{jika } |\alpha_i(\xi_i) - \alpha_i| < \epsilon \\ |\alpha_i(\xi_i) - \alpha_i| - \epsilon, & \text{jika } |\alpha_i(\xi_i) - \alpha_i| \geq \epsilon \end{cases} \tag{14}$$

Dengan konstanta $C > 0$ menentukan tawar menawar (*trade off*) antara ketipisan fungsi $f(x)$ dan batas atas deviasi lebih besar dari ϵ masih ditoleransi. Semua deviasi lebih besar dari ϵ akan dikenai penalti sebesar C (Amanda, Yasin, & Prahutama, 2014). Solusi optimal dapat diselesaikan dengan fungsi *Lagrange* berikut:

$$\begin{aligned}
 L(x, \alpha, \beta, \alpha^*, \beta^*, \lambda, \lambda^*) = & \\
 = & \frac{1}{2} \|x\|^2 + \sum_{i=1}^n \alpha_i (x_i + \alpha^*) - \sum_{i=1}^n \beta_i (x_i - \beta^*) \\
 & + \sum_{i=1}^n \lambda_i (x_i - b_i) + \sum_{i=1}^n \lambda_i^* (x_i - b_i^*) - \sum_{i=1}^n (w_i x_i + w_i^* x_i^*) \quad (15)
 \end{aligned}$$

Keterangan:

- L = Lagrangian
- $\alpha, \alpha^*, \beta, \beta^*$ = Lagrange Multiplier
- w, w^* = pembobot
- b, b^* = bias
- λ, λ^* = slack

Untuk mendapatkan solusi yang optimal, maka dapat melakukan turunan parsial dari Q terhadap w, b, α, α^* . Dari persamaan di atas, w dapat ditulis sebagai berikut:

$$\alpha_i = \sum_{j=1}^n (\alpha_j - \alpha_j^*) \alpha_j \quad (16)$$

Maka fungsi *optimal hyperplane* ditulis sebagai berikut:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) \alpha_i^2(x_i) \alpha_i(x_i) + \dots \quad (17)$$

Misalkan $\beta_i = \alpha_i - \alpha_i^*$

$$\text{Maka } f(x) = \sum_{i=1}^n \beta_i \alpha_i^2(x_i) \alpha_i(x_i) + \dots \quad (18)$$

Optimasi permasalahan dual adalah:

$$\begin{aligned}
 \mathcal{L}(\alpha, \alpha^*) = & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\alpha - \sum_{j=1}^m \alpha_j^*) (\alpha - \alpha^*)^2 - \sum_{i=1}^n (\alpha - \alpha^*) + \\
 & \sum_{i=1}^n \alpha_i (\alpha_i - \alpha^*) \quad (19)
 \end{aligned}$$

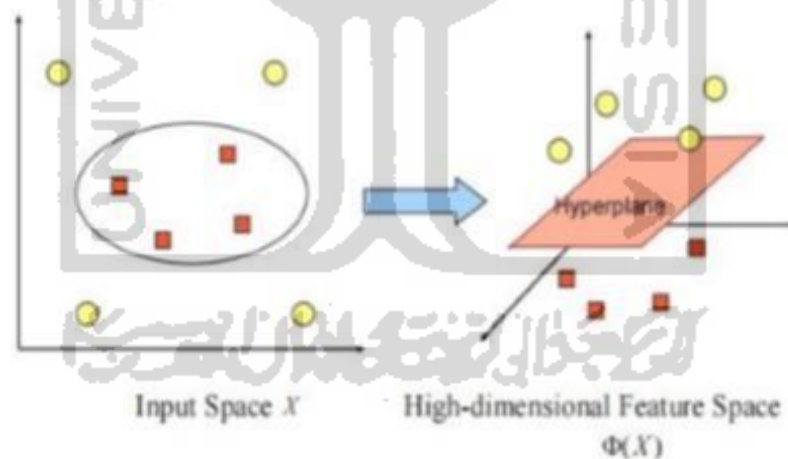
Solusi optimal untuk b dengan menggunakan KKT (*karush Kuhn Tucker*):

$$\alpha = \alpha_i - \alpha_j^* (\alpha_i) - \alpha_i \alpha_j^* \quad 0 < \alpha_i < \alpha_j^* \quad (20)$$

$$\alpha = \alpha_i - \alpha_j^* (\alpha_i) + \alpha_i \alpha_j^* \quad 0 < \alpha_j^* < \alpha_i \quad (21)$$

3.8.1 Fungsi Kernel

Menurut Furi, Jondri, & Saepudin (2015) dalam dunia nyata permasalahan jarang yang bersifat linear dan kebanyakan bersifat non linear. Untuk menyelesaikan permasalahan non linear ini digunakan fungsi kernel. Untuk memecahkan masalah linear dalam ruang berdimensi tinggi, yang harus dilakukan adalah mengganti *inner product* (x_i dan x_j) dengan fungsi kernel yang sesuai.



Gambar 3.12 Penggunaan Kernel

Ilustrasi dari konsep kernel pada gambar diatas yaitu, gambar pada sisi kiri menunjukkan data dari dua kelas berbeda pada ruang input berdimensi dua yang tidak dapat dipisahkan secara linear. Sedangkan pada gambar sebelah kanan terlihat fungsi *feature space* mampu memetakan setiap data pada ruang input ke ruang fitur berdimensi lebih tinggi, sehingga kedua kelas data tersebut bisa dipisahkan secara linear oleh *hyperplane*.

Fungsi kernel yang digunakan pada metode *Support Vector Regression* adalah sebagai berikut:

1. Linear:

$$X^T X \quad (22)$$

2. Polynomial:

$$(X^T X + 1)^n \quad (23)$$

3. Radial Basis Function (RBF):

$$\exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2\right) \quad (24)$$

Pemilihan fungsi kernel yang tepat merupakan hal yang penting untuk menentukan *feature space*.

3.9 Algoritma Grid Search

Salah satu algoritma untuk menentukan parameter optimal pada model *Support Vector Regression* adalah menggunakan algoritma *grid search*. Algoritma ini membagi jangkauan parameter yang akan dioptimalkan ke dalam grid dan melintasi semua titik untuk mendapatkan parameter yang optimal (Yasin, Prahutama, & Utami, 2014). Dalam aplikasinya, algoritma *grid search* dipadukan dengan matriks kinerja dan diukur menggunakan *cross validation* pada data *training*. Pasangan parameter terbaik yang didapatkan akurasi terbaik dari uji *cross validation Grid Search* merupakan parameter yang optimal.

Menurut Leidiyana (2013), *cross validation* adalah pengujian standar yang dilakukan untuk memprediksi *error rate*. Data *training* dibagi secara random ke dalam beberapa bagian dengan perbandingan yang sama kemudian *error rate* dihitung bagian demi bagian, selanjutnya dihitung rata-rata seluruh *error rate* untuk mendapatkan *error rate* keseluruhan. Dalam *cross validation*, dikenal validasi *leave-one-out* (LOO). Dalam LOO, data dibagi kedalam 2 subset, subset 1 berisi N-1 data *training* dan satu data sisanya untuk *testing* (Santosa, 2007).

$$\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (25)$$

Dengan : \hat{y}_i : Nilai Penaksir y_i (*fitting value*) dimana pengamatan ke-I dihilangkan dari proses penaksiran

y_i : Nilai aktual y pada pengamatan ke-i

3.10 Normalisasi Data

Dalam dataset yang masih mentah, nilai dari beberapa variabel memiliki nilai yang sangat bervariasi dan random jadi sangat penting dilakukan *scale feature* (Chandra, 2020). Data input akan diproses untuk memperoleh nilai output yang kecil sehingga data yang digunakan harus sesuai agar dapat diproses dan mendapatkan nilai normalisasi yang kecil. Pada penelitian ini tahap *preprocessing* data yaitu normalisasi data menggunakan metode *Min-Max Normalization*.

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (26)$$

Dimana:

x' = Data setelah dinormalisasi

x = Data actual

x_{\min} = Data minimum dari keseluruhan data

x_{\max} = Data maksimum dari keseluruhan data

3.11 Denormalisasi Data

Denormalisasi data digunakan untuk mengembalikan data yang telah dinormalisasi menjadi nilai aslinya. Berikut ini merupakan persamaan untuk melakukan denormalisasi data.

$$x = x'(x_{\max} - x_{\min}) + x_{\min} \quad (27)$$

Dimana:

x' = Data yang dinormalisasi

x = Data actual setelah denormalisasi

x_{\min} = Nilai minimum dari keseluruhan data

x_{\max} = Nilai maksimum dari keseluruhan data

3.12 Koefisien Determinasi (R^2)

Koefisien determinasi (R^2) mengukur proporsi keragaman variabel dependen yang mampu dijelaskan oleh variabel independen dalam model. R^2 menunjukkan kebaikan model, semakin besar R^2 semakin baik modelnya. Nilai koefisien determinasi (R^2) antara 0 sampai dengan 1 atau 0% sampai dengan 100%. Secara verbal R^2 mengukur proporsi (bagian) atau persentase total variasi dalam Y yang dijelaskan oleh model regresi (Gujarati, 1999).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (28)$$

Dimana:

Y_i = Observasi respon ke- i

\bar{Y} = Rata-rata

\hat{Y}_i = Ramalan respon ke- i

3.13 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE adalah ukuran ketepatan relatif yang digunakan untuk mengetahui persentase penyimpangan hasil ramalan (Sungkawa & Megasari, 2011). *Mean Absolute Percentage Error* dihitung dengan cara mencari *error/kesalahan absolute* di setiap periode yang dimana dibagi dengan nilai observasi yang aktual pada periode itu, dan dibuat rata-rata dari *absolute percentage error* (Didik, 2018). Rumus yang dipakai untuk menghitung *MAPE* adalah:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} \quad (29)$$

Dimana:

Y_t = nilai aktual pada periode t

\hat{Y}_t = nilai ramalan pada periode t

BAB IV

METODOLOGI PENELITIAN

4.1 Populasi dan Sampel

Populasi dalam penelitian ini adalah data harga saham harian perusahaan sektor pertambangan yang ada di Indonesia dan terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Sampel yang diambil adalah tiga perusahaan sub sektor pertambangan batubara yaitu PT Adaro Energy Tbk (ADRO), PT Bukit asam Tbk (PTBA), dan PT Indo Tambangraya Megah Tbk (ITMG). Adapun periode harga saham yang digunakan pada penelitian ini yaitu harga saham harian periode 1 januari 2015 sampai dengan 29 desember 2019.

4.2 Jenis dan Sumber data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diambil dari database <https://finance.yahoo.com/>. Data tersebut merupakan data histori saham harian ADRO, PTBA, dan ITMG pada januari 2015 sampai dengan desember 2019.

4.3 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu harga saham penutupan. Berikut ini adalah tabel berisi variabel penelitian dan penjelasan definisi operasional dari variabelnya:

Tabel 4. 1 Definisi Operasional Variabel

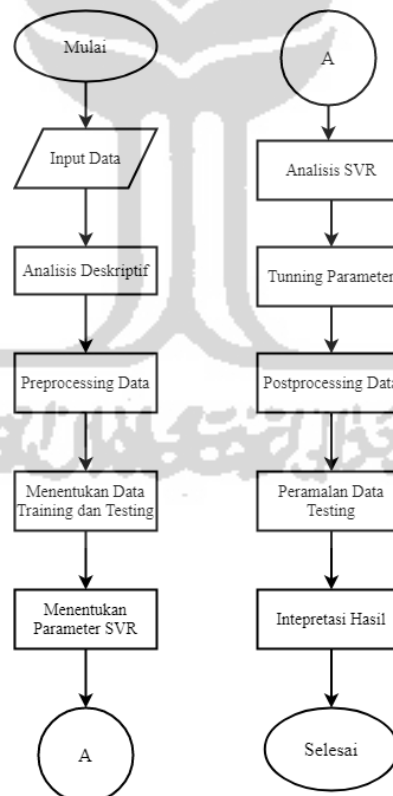
Variabel	Definisi Variabel	Satuan
Close	Harga close merupakan harga penutupan atau harga penentu pada satu hari perdagangan saham.	Rupiah/Lembar

4.4 Metode Analisis Data

Penelitian ini menggunakan analisis deskriptif untuk mengetahui gambaran umum mengenai data harga penutupan saham ADRO, PTBA, dan ITMG. Dalam memprediksi harga penutupan saham PT Adaro Energi Tbk, PT Bukit asam Tbk, dan PT Indo Tambangraya Megah Tbk menggunakan analisis *Support Vector Regression* (SVR). Peneliti menggunakan *kernel RBF* dengan parameter *cost C* = 10, 100, 1000 dan *gamma* = 0.1, 0.01, 0.001, 0.0001, *kernel linear* dengan parameter *C* = 10, 100, 1000. Pada penelitian ini juga menggunakan bantuan *software Python 3.6* dan *Microsoft Excel*.

4.5 Tahapan Analisis Data

Tahapan analisis data yang akan dilakukan peneliti akan digambarkan melalui *flowchart* sebagai berikut:



Gambar 4. 1 Flowchart Analisis Support Vector Regression

Langkah – langkah analisis:

1. Mempersiapkan data saham harian ADRO, PTBA, dan ITMG pada periode 1 Januari 2015 sampai desember 2019 yang di unduh dari *yahoo finance*.
2. Melakukan analisis deskriptif pada data saham harian ADRO, PTBA, dan ITMG.
3. Melakukan *preprocessing* data yang meliputi pendefinisian variabel dependen (Y) dan variabel independen (X). kemudian melakukan transformasi pada variabel independent dan dependent.
4. Membagi data menjadi dua yaitu data *training* dan data *testing*.
5. Menentukan kernel yang akan digunakan serta menentukan parameter cost (C), dan gamma untuk melakukan analisis *Support Vector Regression*.
6. Melakukan analisis *support vector regression* dengan menentukan parameter dan *kernel* yang telah ditentukan dengan studi literatur terlebih dahulu.
7. Melakukan *tuning* Parameter untuk mendapatkan akurasi yang optimal dan error seminimal mungkin.
8. Melakukan *post-processing* yaitu dengan denormalisasi data untuk melakukan peramalan pada data *testing*.
9. Melakukan peramalan pada data *testing*.
10. Melakukan interpretasi hasil analisis *support vector regression* yang telah didapatkan parameter dan kernel terbaik.

BAB V

PEMBAHASAN

5.1 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif pada penelitian ini digunakan untuk mengetahui gambaran umum dari data harga penutupan saham ADRO, PTBA, dan ITMG periode 1 januari 2015 sampai dengan 23 desember 2019. Perhatikan tabel sebagai berikut:

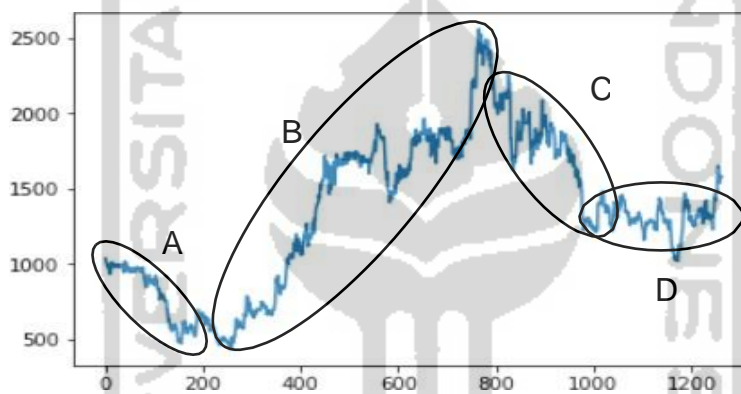
Tabel 5. 1 Tabel Analisis Deskriptif

Ukuran/Variabel	ADRO	PTBA	ITMG
Jumlah	1263	1263	1263
Mean	1351,4	2555,1	16839,1
Std	493,6	1002,4	6422,5
Min	437	833	4730
Max	2560	4890	31700

Dapat dilihat pada tabel diatas bahwa dengan jumlah data sebanyak 1263 data historis harga saham penutupan, diketahui dari ketiga perusahaan pertambangan yang memiliki rata-rata harga penutupan saham tertinggi adalah ITMG yaitu sebesar Rp16.839,1/lembar dengan nilai standar deviasi yang menunjukkan penyimpangan harga penutupan saham dari rata-rata sebesar Rp6.422,5/lembar. Untuk harga terendah yang pernah dialami oleh ITMG yaitu sebesar Rp4.730/lembar, sedangkan harga saham penutupan tertinggi pernah mencapai Rp31.700/lembar. Selanjutnya harga saham penutupan pada PTBA, rata-rata harga saham sebesar Rp 2.555,1/lembar dengan nilai standar deviasi atau penyimpangan harga saham dari rata-rata sebesar Rp1.002,4/lembar. Harga saham terendah yang pernah dialami oleh PTBA yaitu sebesar Rp833,00/lembar, sedangkan harga penutupan tertinggi yang pernah dicapai yaitu sebesar Rp4.890,00/lembar. Kemudian rata-rata harga penutupan saham ADRO yaitu sebesar Rp1.351,4/lembar dengan nilai standar deviasi atau penyimpangan dari harga rata-rata sebesar

Rp493,6/lembar. Harga terendah yang pernah dialami oleh ADRO yaitu sebesar Rp437,00/lembar dan harga tertinggi yang pernah dicapai yaitu sebesar Rp2.560,00/lembar. Dari hasil pemaparan diatas bahwa harga saham penutupan yang cukup bagus yaitu saham ITMG, nilai standar deviasi terendah yaitu terdapat pada saham ADRO, sedangkan nilai standar deviasi tertinggi yaitu terdapat pada saham PTBA.

Untuk melihat pergerakan harga penutupan saham PT. Adaro Energy Tbk periode 1 januari 2015 sampai dengan 29 desember 2019 maka akan ditampilkan grafik sebagai berikut:

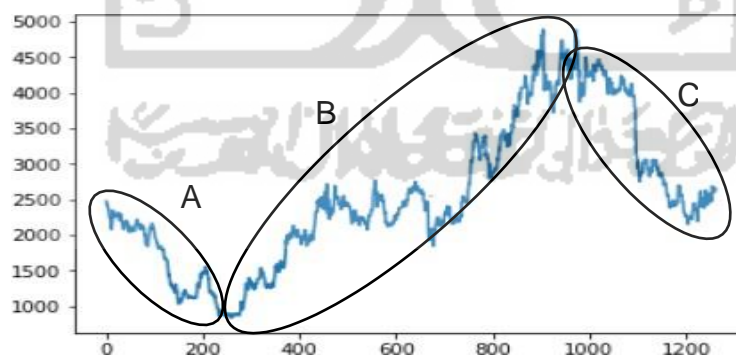


Gambar 5. 1 Grafik Harga Saham Penutupan ADRO

Berdasarkan informasi dari analisis deskriptif yang telah dibahas sebelumnya dapat diketahui bahwa harga saham penutupan ADRO berada pada rentang Rp437,00/lembar – Rp2.560,00/lembar. Pada grafik pada harga saham penutupan ADRO dapat dilihat bahwa pergerakan harga saham sangat fluktuatif pada rentang 1 januari 2015 sampai dengan 29 desember 2019. Kejadian pada bagian A merupakan keadaan dimana harga saham penutupan ADRO mengalami *tren* penurunan dari awal tahun 2015 hingga puncaknya pada 20 januari 2016. Menurut www.cnnindonesia.com, Penurunan harga saham tersebut dipengaruhi oleh harga komoditi batubara yang sedang mengalami penurunan, disamping itu harga jual rata-rata Adaro terus mengalami penurunan seiring dengan berlanjutnya kelebihan pasokan batubara di pasar. Hal tersebut mempengaruhi harga saham Adaro yang

mengalami *tren* penurunan selama tahun 2015 dan puncaknya pada bulan januari 2016. Pada periode selanjutnya yaitu bulan februari 2016 harga saham Adaro mulai merangkak naik atau terjadi *trend* kenaikan (kejadian B), menurut www.bareksa.com, peningkatan harga saham dipengaruhi oleh memulihnya harga komoditas tambang global, harga komoditas tersebut naik juga dipengaruhi oleh harga minyak dunia, hal tersebut mempengaruhi kenaikan harga saham Adaro hingga 106,8% selama tahun 2016 hingga 2017. Pada tahun 2018 harga saham penutupan Adaro kembali terjadi *tren* penurunan (kejadian C). Menurut www.cnnindonesia.com, pemicu penurunan harga saham tersebut adalah melemahnya harga batubara ICE Newcastle kontrak acuan yang dipengaruhi permintaan dari china yang mulai menurun akibat terlewatnya puncak musim panas dan melemahnya mata uang yuan, hal tersebut membuat harga saham Adaro terkoreksi. Selanjutnya pada tahun 2019 (kejadian D) pergerakan harga saham Adaro cukup stabil yaitu pada rentang Rp1.000,00/lembar saham hingga Rp2.000,00/lembar saham.

Selanjutnya untuk melihat pergerakan harga saham penutupan PT Bukit Asam Tbk periode 1 januari 2015 sampai dengan 29 desember 2019, maka akan ditampilkan grafik sebagai berikut:

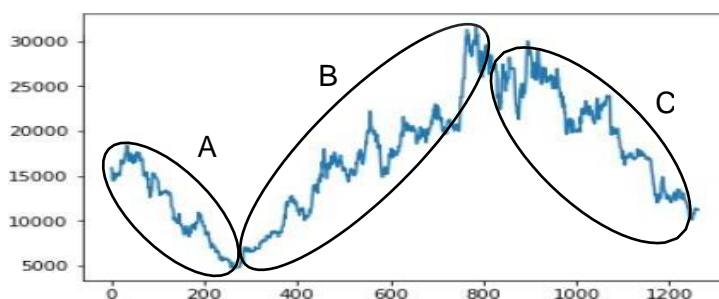


Gambar 5. 2 Grafik Harga Saham Penutupan PTBA

Berdasarkan informasi dari analisis deskriptif yang dibahas sebelumnya, diketahui bahwa pergerakan saham dalam kurun waktu 5 tahun yaitu pada rentang Rp833,00-/lembar – Rp4.890,00-/lembar saham. Pada gambar 5.2 yaitu grafik

harga saham penutupan pada PTBA dapat dicermati pergerakan saham pada periode 5 tahun bergerak cukup fluktuatif. Pada bagian A grafik harga saham mengalami *tren* penurunan dari awal tahun 2015 hingga puncaknya pada 21 januari 2016, rata-rata saham perusahaan batubara pada tahun tersebut mengalami koreksi hingga 54% yang disebabkan oleh harga komoditi batubara yang lesu, pada waktu itu harga saham menyentuh titik terendah sebesar Rp833,00/lembar saham. Meliput dari market.bisnis.com, analis JP Morgan Lydia J Toisuta mengatakan, kondisi ini disebabkan terjadinya pemangkasan produksi dan lebih tingginya komponen biaya dolar AS. Selanjutnya pada bagian B, yaitu periode februari 2016 hingga puncaknya 10 agustus 2018 grafik harga saham penutupan PTBA mengalami *tren* kenaikan yang diakibatkan membaiknya harga minyak dunia dan penguatan harga komoditi batubara yang mencapai 26,7% pada periode januari-juli 2016 berdasarkan kutipan dari www.bareksa.com. selama periode januari-agustus 2016 harga saham PTBA naik sebesar 106,63%. Selanjutnya pada periode 2017 hingga agustus 2018 tren kenaikan harga saham PTBA dipengaruhi dari kinerja perusahaan dan kinerja produksi dan penjualan batubara PTBA yang semakin meningkat. Pada periode 2019 yaitu bagian C, harga saham PTBA mengalami penurunan yang drastis yang disebabkan oleh kinerja perusahaan yang kurang baik dan harga komoditi batubara yang turun.

kemudian untuk melihat pergerakan harga saham penutupan PT Indo Tambnagraya Megah Tbk periode 1 januari 2015 sampai dengan 29 desember 2019 akan ditampilkan grafik sebagai berikut:



Gambar 5. 3 Harga Saham Penutupan ITMG

Berdasarkan informasi dari analisis deskriptif yang telah dibahas sebelumnya dapat diketahui bahwa harga saham penutupan ITMG berada pada rentang Rp4.730,00/lembar – Rp31.700,00/lembar. Pada grafik pada harga saham penutupan ITMG dapat dilihat bahwa pergerakan harga saham sangat fluktuatif pada rentang 1 januari 2015 sampai dengan 29 desember 2019. Kejadian pada bagian A merupakan keadaan dimana harga saham penutupan ITMG mengalami *tren* penurunan dari awal tahun 2015 hingga puncaknya pada 1 februari 2016. Menurut www.tribunnews.com, Penurunan harga saham tersebut dipengaruhi oleh harga komoditi batubara yang sedang mengalami penurunan seiring menurunnya permintaan batubara oleh negara tujuan ekspor seperti tiongkok yang sedang mengalami perlambatan ekonomi. Hal tersebut mempengaruhi harga saham PT Indo Tambangraya Megah Tbk yang mengalami *tren* penurunan selama tahun 2015 dan puncaknya pada bulan februari 2016. Pada periode selanjutnya yaitu bulan februari 2016 harga saham PT indo Tambangraya Megah Tbk mulai merangkak naik atau terjadi *trend* kenaikan (kejadian B), menurut www.kontan.co.id, peningkatan harga saham dipengaruhi oleh memulihnya harga komoditas tambang global, harga komoditas tersebut naik juga dipengaruhi oleh harga minyak dunia, selain itu aksi membeli saham (*buyback*) oleh PT Indo Tambangraya Megah Tbk juga ikut andil dalam peningkatan harga saham pada tahun 2016. Menurut www.bareksa.com, kenaikan harga saham PT Indo Tambangraya Megah hingga 85,15% selama tahun 2016 hingga 2017. Pada tahun 2018 hingga 2019 harga saham penutupan PT Indo Tambangraya Megah Tbk kembali terjadi *tren* penurunan (kejadian C). Menurut www.kontan.co.id, pemicu penurunan harga saham tersebut adalah melemahnya harga batubara ICE Newcastle kontrak acuan hingga 25,14% sepanjang semester I-2019, akibatnya Harga saham ITMG pada penutupan 9 agustus 2019 berada pada level Rp15.050,00/lembar saham dan dalam lima tahun terakhir harga saham ITMG terkoreksi hingga 37,03%.

5.2 Preprocessing Data

Preprocessing data dilakukan dengan tujuan untuk membersihkan data sehingga data mentah lebih mudah diterima oleh *neural network*. Pada penelitian

ini tahap *preprocessing* data yang dilakukan yaitu menentukan input dan output variabel dependent dan independent, normalisasi data, dan pembagian data *training* dan data *testing*.

5.2.1 Penentuan Variabel

Data yang digunakan untuk penelitian ini yaitu data saham penutupan harian PT Adaro Energy Tbk, PT Bukit Asam Tbk, dan PT Indo Tambangraya Megah Tbk pada periode 1 januari 2015 sampai dengan 29 desember 2019 yang terdiri dari 1263 data saham harian. Pada penelitian ini menerapkan tipe *learning* yaitu *supervised learning*. Pada proses *supervised learning* membutuhkan variabel *input* dan variabel *output* untuk dipelajari menggunakan *algoritma*. Data *input* yang digunakan pada penelitian ini yaitu harga saham penutupan harian satu periode sebelumnya yang digunakan untuk memprediksi harga saham satu hari selanjutnya. Permasalahan ini diasumsikan bahwa harga saham hari ini dipengaruhi oleh harga saham satu periode sebelumnya.

Tabel 5. 2 *Tabel Pola Input dan Output Pada Saham ITMG*

No	X	Y
1	15550	14575
2	14575	14450
3	14450	14475
4	14475	15350
⋮	⋮	⋮
1257	11325	11225
1258	11225	11350
1259	11350	11175

5.2.2 Normalisasi Data

Pada tahap ini data *input* dan data *output* akan dinormalisasi menjadi range 0 – 1 menggunakan bantuan modul *min-max normalization* pada persamaan 13.

Tabel 5. 3 Contoh Hasil Normalisasi Data Pada Saham ITMG

No	X	Y
1	0,39933259	0,36503522
2	0,36503522	0,36040044
3	0,36040044	0,3613274
⋮	⋮	⋮
1257	0,24453096	0,24082314
1258	0,24082314	0,24545792
1259	0,24545792	0,23896923

5.2.3 Penentuan Data Training dan Data Testing

Untuk melakukan analisis *support vector regression* maka data akan dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Pembuatan data *training* dilakukan untuk meningkatkan kinerja dari *support vector regression* terhadap data *testing* dalam menentukan parameter terbaik untuk pembentukan model. Pembagian data dapat dilihat pada tabel berikut ini:

Tabel 5. 4 Tabel Pembagian Data Training dan Data Testing

Keterangan	Data		Total
	Training	Testing	
ADRO	1007	252	1259
PTBA	1007	252	1259
Persentase	80%	20%	100%

Keterangan	Data		Total
	Training	Testing	
ITMG	1007	252	1259
Persentase	80%	20%	100%

Berdasarkan tabel 5.4 dapat cermati bahwa pembagian data yang digunakan pada penelitian ini yaitu sebesar 80% dari total data yang digunakan sebagai data *training*/latih dan sisanya sebesar 20% dari total data sebagai data *testing*/uji coba. Jumlah data *training* memiliki persentase lebih besar dikarenakan supaya mesin pembelajaran lebih terlatih untuk mempelajari model. Hal tersebut dilakukan supaya mesin pembelajaran dalam membentuk model dan model yang terbentuk dilatih menggunakan data *testing* untuk memberikan peramalan pada data *testing* yang lebih optimal. Pembagian data *training*/latih maupun data *testing*/uji coba dilakukan secara *random*/acak menggunakan bantuan *software python*. Selanjutnya data *training* akan dilatih dengan metode *support vector regression* sehingga terbentuk suatu model dengan kombinasi parameter yang digunakan, kemudian data *testing* untuk menguji hasil dari model yang terbentuk dari pelatihan data *training*.

5.3 Analisis Support Vector Regression

Secara teori, metode *support vector regression* atau SVR merupakan adaptasi dari teori *machine learning* yang sebelumnya digunakan untuk masalah klasifikasi yakni *support vector machine* atau SVM. SVR merupakan penerapan metode SVM untuk kasus regresi. Untuk pemodelan SVR sama seperti SVM yaitu menentukan *hyperplane* optimal melalui parameter untuk membentuk model. Konsep SVM yang mengklasifikasikan support vector menjadi dua kelas, beda halnya dengan SVR yang penentuan parameter untuk membentuk model supaya support vector masuk dalam area *hyperplane* untuk membentuk model regresi yang optimal.

Parameter – parameter yang digunakan untuk membentuk model pada penelitian ini yaitu penggunaan parameter kernel *linear* dan *radial basis function*. Selanjutnya fokus dari penelitian ini yaitu pada parameter kernel *linear*, *radial basis function* dengan parameter C yaitu sebesar 10,100,1000 sebagai angka toleransi *support vector* terhadap *hyperplane*, kemudian parameter γ untuk kernel *radial basis function* sebesar 0,1, 0,01, 0,001, 0,0001. Performa model yang terbentuk diukur menggunakan nilai akurasi *R-square* dan *MAPE*, semakin nilai *R-square* mendekati angka 1 (satu) maka model semakin baik, tetapi model tidak boleh sampai *overfitting* atau *underfitting*, *overfitting* yaitu dimana data yang digunakan untuk pelatihan adalah data terbaik, sehingga jika dilakukan tes dengan data yang berbeda dapat mengurangi akurasi yang dihasilkan, semesntara untuk *underfitting* yaitu keadaan dimana model pelatihan adalah data yang tidak mewakili data keseluruhan data yang akan digunakan sehingga menyebabkan performa yang buruk pada model.

5.3.1 Evaluasi Model Saham ADRO

Pada evaluasi model pada saham ADRO ini akan ditampilkan nilai akurasi *R-square* dan *MAPE* dari masing – masing *kernel* yang digunakan sebagai berikut:

Tabel 5. 5 Nilai Akurasi Pada Data Training dan Testing Pada Saham ADRO

Kernel	Akurasi Training	Akurasi Testing	MAPE Testing
Linear	0,966	0,616	13,232
RBF	0,980	0,868	14,227

Berdasarkan Tabel 5.5 yaitu tabel komparasi nilai akurasi dari setiap kernel. Didapatkan nilai akurasi yang optimal pada data uji atau *testing* yaitu *kernel linear* sebesar 61,6% dengan nilai *MAPE* sebesar 13,232, dan *kernel RBF* sebesar 86,8% dengan nilai *MAPE* sebesar 14,227. Diantara kedua kernel tersebut yang memiliki nilai akurasi cukup tinggi yaitu *kernel RBF* tetapi

memiliki nilai *MAPE* yang tinggi dibanding kernel *linear*. Dikarenakan pembentukan model kurang optimum dan memiliki nilai *MAPE* yang cukup tinggi, maka dilakukan *tuning* parameter menggunakan algoritma *Grid Search* untuk memperoleh model yang optimum dari *tuning* parameter. *Tuning* merupakan proses untuk menentukan parameter untuk mendapatkan model terbaik.

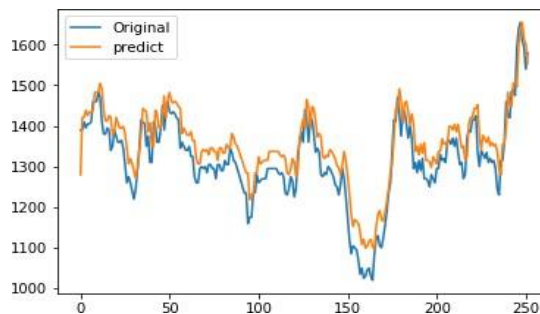
Selanjutnya akan dilakukan *tuning* parameter dari kedua kernel yang digunakan sebagai berikut:

Tabel 5. 6 Nilai Akurasi Setelah Dilakukan *Tuning* Parameter Pada Saham

ADRO

Kernel	Akurasi Training	Akurasi Testing	MAPE Testing
Linear	0,978	0,761	3,561
RBF	0,975	0,741	3,733

Berdasarkan Tabel 5.6 didapatkan bahwa setelah dilakukan *tuning* parameter maka nilai akurasi dari setiap kernel yang digunakan terdapat kenaikan dan penurunan nilai akurasi serta nilai *MAPE* yang turun menjadi lebih kecil pada data testing. Untuk kernel *linear* akurasi meningkat setelah dilakukan *tuning* parameter dan *cross validation* menjadi 76,1% dengan nilai *MAPE* yang didapat menjadi lebih baik sebesar 3,561, untuk kernel *RBF* terjadi penurunan akurasi setelah dilakukan *tuning* parameter dan *cross validation* menjadi 74,1% dengan nilai *MAPE* sebesar 3,733. Parameter optimal yang terbentuk untuk meramalkan saham ADRO dari hasil *tuning* parameter yaitu untuk kernel *linear* dengan parameter $C= 1000$, dan untuk kernel *RBF* dengan parameter optimal $C= 1000$ dan $\gamma= 0,01$. Berikut akan ditampilkan salah satu plot grafik yang memiliki akurasi dan *MAPE* terbaik dari perbandingan data saham harian ADRO aktual dengan hasil peramalan harga saham ADRO menggunakan model SVR terbaik.



Gambar 5. 4 *Plot Data Aktual dan Peramalan Pada Saham ADRO*

Pada Gambar 5.4 yaitu plot data aktual dan prediksi. Sumbu X merupakan urutan periode dalam data *testing* dan sumbu Y merupakan harga saham pada data *testing*. Data aktual pada plot adalah garis berwarna biru sedangkan data prediksi yaitu garis berwarna orange. Dari plot yang dihasilkan bahwa dengan metode SVR kernel *linear*, plot data prediksi yang dihasilkan berhimpit mengikuti plot data aktual yang menunjukkan hasil prediksi harga saham tidak jauh berbeda dengan harga saham aktualnya.

5.3.2 Evaluasi Model Saham PTBA

Pada evaluasi model pada saham PTBA ini akan ditampilkan nilai *akurasi* *R-square* dan *MAPE* dari masing – masing *kernel* yang digunakan sebagai berikut:

Tabel 5. 7 *Nilai Akurasi Pada Data Training dan Testing Pada Saham PTBA*

Kernel	Akurasi Training	Akurasi Testing	MAPE Testing
Linear	0,957	0,971	35,890
RBF	0,980	0,990	37,537

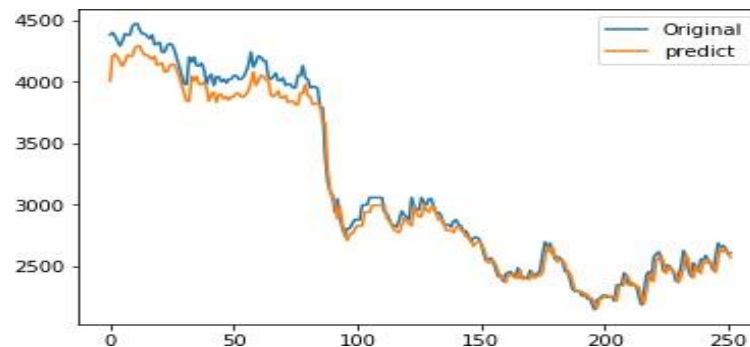
Berdasarkan Tabel 5.7 diketahui bahwa tabel komparasi nilai akurasi dari setiap kernel. Didapatkan nilai akurasi yang optimal pada data uji atau *testing*

yaitu *kernel linear* sebesar 97,1% dengan nilai *MAPE* sebesar 35,890, dan *kernel RBF* sebesar 99% dengan nilai *MAPE* yang didapatkan sebesar 37,537. Diantara kedua kernel tersebut yang memiliki nilai akurasi cukup tinggi yaitu *kernel RBF* tetapi kedua kernel memiliki nilai *MAPE* yang cukup tinggi sehingga membuat model SVR yang terbentuk menjadi tidak baik. Selanjutnya peneliti melakukan *tuning* parameter menggunakan metode algoritma *Grid Search* untuk meningkatkan performa model menjadi lebih baik. Berikut akan ditampilkan nilai akurasi setelah dilakukan *tuning* parameter. *Tuning* merupakan proses untuk menentukan parameter untuk mendapatkan model terbaik.

Tabel 5. 8 Nilai Akurasi Pada Data Training dan Testing Setelah Tuning parameter Pada Saham PTBA

Kernel	Akurasi Training	Akurasi Testing	MAPE Testing
Linear	0,988	0,979	2,480
RBF	0,989	0,979	2,465

Pada Tabel 5.8 diketahui bahwa tabel komparasi nilai akurasi dan *MAPE* dari setiap kernel setelah dilakukan *tuning* parameter. Didapatkan hasil bahwa nilai akurasi dan *MAPE* dari setiap kernel untuk data testing setelah dilakukan *tuning* parameter dan *cross validation* terjadi peningkatan performa model dengan nilai *R-square* sebesar 97,9% untuk kernel *linear* dan *RBF* dan nilai *MAPE* untuk masing-masing kernel sebesar 2,480 dan 2,465 sehingga model terbaik yang didapatkan yaitu dengan kernel *RBF*, dapat disimpulkan bahwa melalui *tuning* parameter, model yang terbentuk memiliki nilai akurasi dan *MAPE* terbaik. Parameter optimal yang terbentuk untuk meramalkan saham PTBA dari hasil *tuning* parameter yaitu untuk kernel *linear* dengan parameter $C= 1000$, dan untuk kernel *RBF* dengan parameter optimal $C= 1000$ dan $\gamma= 0,01$. Berikut akan ditampilkan plot grafik dari salah satu kernel dengan performa terbaik untuk perbandingan data saham harian PTBA aktual.



Gambar 5.5 Plot Data Aktual dan Prediksi Pada Saham PTBA

Pada Gambar 5.5 yaitu plot data *aktual* dan prediksi. Sumbu X merupakan urutan periode dalam data *testing* dan sumbu Y merupakan harga saham pada data *testing*. Data aktual pada plot adalah garis berwarna biru sedangkan data prediksi yaitu garis berwarna orange. Dari plot yang dihasilkan bahwa dengan metode SVR *kernel radial basis function*, plot data prediksi yang dihasilkan berhimpit mengikuti plot data aktual yang menunjukkan hasil prediksi harga saham tidak jauh berbeda dengan harga saham aktualnya.

5.3.3 Evaluasi Model Saham ITMG

Pada evaluasi model pada saham ITMG ini akan ditampilkan nilai *akurasi* *R-square* dan *MAPE* dari masing – masing *kernel* yang digunakan sebagai berikut:

Tabel 5.9 Nilai Akurasi Pada Data Testing Setiap Kernel Pada Saham ITMG

Kernel	Akurasi Training	Akurasi Testing	MAPE Testing
Linear	0,964	0,940	43,551
RBF	0,982	0,985	44,377

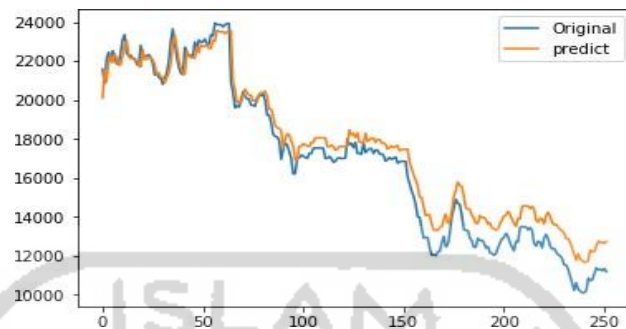
Berdasarkan Tabel 5.13 diketahui bahwa tabel komparasi nilai akurasi dari setiap kernel. Didapatkan nilai akurasi yang diperoleh pada data uji atau *testing* yaitu *kernel linear* sebesar 94% dengan nilai *MAPE* sebesar 43,551, dan *kernel RBF* sebesar 98.5% dengan nilai *MAPE* sebesar 44,377. Diantara kedua kernel tersebut yang memiliki performa model yang kurang baik dikarenakan memiliki nilai *MAPE* yang cukup tinggi. Selanjutnya peneliti melakukan *tuning* parameter untuk meningkatkan performa pada model peramalan yang terbentuk. Berikut akan ditampilkan nilai akurasi setelah dilakukan *tuning* parameter. *Tuning* merupakan proses untuk menentukan parameter untuk mendapatkan model terbaik.

Tabel 5. 10 Nilai Akurasi Pada Data Testing Setiap Kernel Setelah Tuning Parameter Pada saham ITMG

Kernel	Akurasi Training	Akurasi Testing	MAPE Testing
Linear	0,965	0,943	5,875
RBF	0,965	0,943	5,874

Pada Tabel 5.10 diketahui bahwa tabel komparasi nilai akurasi dan *MAPE* dari setiap kernel setelah dilakukan *tuning* parameter. Didapatkan hasil bahwa nilai akurasi dari setiap kernel pada data testing setelah dilakukan *tuning* parameter dan *cross validation* memiliki nilai akurasi yang sama yaitu sebesar 94,3% pada kernel *linear* dan *RBF* dengan nilai *MAPE* untuk masing-masing kernel sebesar 5,875 dan 5,874. dapat disimpulkan bahwa melalui *tuning* parameter dan *cross validation*, model yang terbentuk memiliki performa jauh lebih baik dibanding sebelum dilakukan *tuning* parameter. Parameter optimal yang terbentuk untuk meramalkan saham ITMG dari hasil *tuning* parameter yaitu untuk kernel *linear* dengan parameter $C= 10$, dan untuk kernel *RBF* dengan parameter optimal $C= 1000$ dan $\gamma= 0,001$. Berikut akan ditampilkan salah satu plot grafik yang memiliki akurasi model tertinggi dari perbandingan data

saham harian ADRO actual dengan hasil peramalan harga saham ITMG menggunakan model SVR terbaik.



Gambar 5.6 Plot Data Aktual dan Prediksi Pada Saham ITMG

Pada Gambar 5.6 yaitu plot data aktual dan prediksi. Sumbu X merupakan urutan periode dalam data *testing* dan sumbu Y merupakan harga saham pada data *testing*. Data aktual pada plot adalah garis berwarna biru sedangkan data prediksi yaitu garis berwarna orange. Dari plot yang dihasilkan bahwa dengan metode SVR *kernel radial basis function* dengan parameter $C=1000$ dan $\gamma=0,001$, plot data prediksi yang dihasilkan berhimpit mengikuti plot data *aktual* yang menunjukkan hasil prediksi harga saham tidak jauh berbeda dengan harga saham aktualnya.

5.4 Peramalan Harga Saham

Dari hasil percobaan parameter – parameter untuk membentuk model *support vector regression* yang telah dilakukan, maka tahap selanjutnya yaitu melakukan peramalan harga saham dari masing – masing perusahaan menggunakan model terbaik yang telah terbentuk sebelumnya. Model yang dihasilkan dari masing – masing data saham perusahaan menunjukkan performa bagus, jika dilihat dari grafik garis data aktual saham dan prediksi saham menunjukkan plot data peramalan mengikuti plot data aktual yang artinya data peramalan tidak jauh beda dengan data aktualnya.

Berikut akan ditampilkan tabel data prediksi dan data aktual saham ADRO pada data *testing* menggunakan salah satu model terbaik yang telah ditentukan.

Tabel 5. 11 *Perbandingan Data Aktual dan Prediksi Pada Data Testing Saham ADRO*

Tanggal	Aktual	Prediksi
4 Januari 2019	1390	1279
7 Januari 2019	1390	1421
8 Januari 2019	1410	1421
9 Januari 2019	1395	1438
10 Januari 2019	1405	1425
⋮	⋮	⋮
17 Desember 2019	1655	1641
18 Desember 2019	1610	1654
19 Desember 2019	1595	1615
20 Desember 2019	1540	1602
23 Desember 2019	1580	1553

Hasil prediksi yang dilakukan untuk 10 periode berikutnya pada saham harian ADRO dengan model yang telah ditentukan sebelumnya yaitu sebagai berikut:

Tabel 5. 12 *Tabel Peramalan harga saham ADRO*

Tanggal	Peramalan
26 Desember 2019	1565
27 Desember 2019	1575
28 Desember 2019	1585
29 Desember 2020	1593
30 Desember 2020	1600
31 Desember 2020	1606
1 Januari 2020	1612
2 Januari 2020	1617

Tanggal	Peramalan
3 Januari 2020	1621
4 Januari 2020	1625

Tabel 5.12 merupakan tabel peramalan harga saham ADRO yang menunjukkan bahwa hasil peramalan harga saham menggunakan model SVR dengan kernel *linear* dengan parameter $C=1000$ untuk 10 periode berikutnya. Dari hasil peramalan tersebut harga saham ADRO mengalami kenaikan.

Selanjutnya akan ditampilkan perbandingan data aktual dan data prediksi saham PTBA pada data *testing* menggunakan salah satu model terbaik yang telah ditentukan.

Tabel 5. 13 *Perbandingan Data Aktual dan Prediksi Pada Data Testing Saham PTBA*

Tanggal	Aktual	Prediksi
4 Januari 2019	4380	4006
7 Januari 2019	4400	4207
8 Januari 2019	4370	4225
9 Januari 2019	4330	4198
10 Januari 2019	4290	4161
⋮	⋮	⋮
17 Desember 2019	2650	2655
18 Desember 2019	2670	2618
19 Desember 2019	2650	2637
20 Desember 2019	2600	2618
23 Desember 2019	2610	2572

Kemudian akan dilakukan peramalan harga saham untuk 10 periode pada harga saham harian PTBA menggunakan model terbaik yang telah terbentuk.

Tabel 5. 14 *Tabel Peramalan Harga Saham PTBA*

Tanggal	Peramalan
26 Desember 2019	2547
27 Desember 2019	2524
28 Desember 2019	2503
29 Desember 2020	2483
30 Desember 2020	2465
31 Desember 2020	2449
1 Januari 2020	2433
2 Januari 2020	2419
3 Januari 2020	2406
4 Januari 2020	2394

Tabel 5.14 merupakan tabel peramalan harga saham PTBA yang menunjukkan bahwa hasil peramalan harga saham menggunakan model SVR dengan kernel *radial basis function* dengan parameter $C=1000$ dan $\gamma=0,01$ untuk 10 periode berikutnya. Dari hasil peramalan tersebut harga saham PTBA mengalami penurunan.

Selanjutnya akan ditampilkan perbandingan data aktual dan data prediksi saham ITMG pada data *testing* sebagai berikut:

Tabel 5. 15 *Perbandingan Data Aktual dan Prediksi Pada Data Testing Saham**ITMG*

Tanggal	Aktual	Prediksi
4 Januari 2019	21575	20101
7 Januari 2019	20850	21532
8 Januari 2019	22075	20912
9 Januari 2019	22450	21959
10 Januari 2019	22000	22279

Tanggal	Aktual	Prediksi
⋮	⋮	⋮
17 Desember 2019	11275	12817
18 Desember 2019	11325	12732
19 Desember 2019	11225	12774
20 Desember 2019	11350	12689
23 Desember 2019	11175	12796

Berikutnya adalah meramalkan harga saham harian ITMG untuk 10 periode ke depan menggunakan model SVR terbaik yang telah ditentukan. Hasil peramalan adalah sebagai berikut:

Tabel 5. 16 Tabel Peramalan Harga Saham ITMG

Tanggal	Peramalan
26 Desember 2019	14031
27 Desember 2019	15087
28 Desember 2019	15989
29 Desember 2020	16760
30 Desember 2020	17418
31 Desember 2020	17981
1 Januari 2020	18462
2 Januari 2020	18872
3 Januari 2020	19223
4 Januari 2020	19523

Tabel 5.16 merupakan tabel peramalan harga saham ITMG yang menunjukkan bahwa hasil peramalan harga saham menggunakan model SVR dengan kernel *radial basis function* dengan parameter $C=1000$ dan $\gamma=0,01$ untuk 10 periode berikutnya. Dari hasil peramalan tersebut harga saham ITMG mengalami kenaikan.

BAB VI

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dipaparkan pada bab sebelumnya maka dapat ditarik kesimpulan bahwa :

1. Hasil dari analisis deskriptif yang telah dilakukan dapat diketahui bahwa dalam kurun waktu 1 januari 2015 hingga desember 2019 pergerakan saham ADRO, PTBA, dan ITMG bergerak fluktuatif. Untuk saham ADRO pada periode tersebut bergerak pada rentang Rp437,00/lembar – Rp2.560,00/lembar dengan rata-rata harga saham sebesar Rp1.351,00/lembar. kemudian untuk harga saham PTBA pada periode 1 januari 2015 hingga desember 2019 bergerak pada rentang Rp833,00/lembar – Rp4.890,00/lembar dengan rata-rata harga saham sebesar Rp2.555,00/lembar. Selanjutnya untuk saham ITMG pada periode tersebut bergerak pada rentang Rp4.730,00/lembar – Rp31.700,00/lembar dengan rata-rata harga saham sebesar Rp16.839,00/lembar. Dari ketiga saham tersebut juga memiliki *tren* kenaikan maupun penurunan yang dipengaruhi oleh faktor-faktor diantaranya naik turunnya harga komoditi batubara dan minyak mentah dunia, efisiensi operasional perusahaan, dan kemampuan manajemen perusahaan dalam menjalankan bisnis.
2. Metode SVR bisa diterapkan untuk peramalan harga saham ADRO, PTBA, dan ITMG. Model SVR yang diperoleh untuk data saham ADRO yaitu SVR dengan kernel *radial basis function* dengan parameter $C=1000$ dan $\gamma=0,01$ dengan akurasi model sebesar 74,1% dan *MAPE* sebesar 3,733, untuk kernel *linear* dengan parameter $C=1000$ dengan akurasi sebesar 76,1% dengan nilai *MAPE* sebesar 3,561. Untuk data saham PTBA model SVR yang diperoleh yaitu SVR dengan kernel *radial basis function* dengan parameter $C=1000$ dan $\gamma=0,01$ dengan nilai akurasi sebesar 97,9% dan nilai *MAPE* sebesar 2,465, kernel *linear* dengan parameter $C= 1000$ dengan nilai

akurasi sebesar 97,9% dan nilai *MAPE* sebesar 2,480 pada data *testing*. Kemudian untuk data saham ITMG diperoleh model SVR kernel radial basis function dengan parameter $C=1000$ dan $\gamma=0,001$, kernel *linear* dengan parameter $C=10$ dengan akurasi masing-masing model sebesar 94.3% pada data *testing* dan nilai *MAPE* sebesar 5,875 untuk kernel *linear* dan 5,874 untuk kernel *RBF*.

3. Hasil peramalan harga saham ADRO, PTBA, dan ITMG untuk 10 periode selanjutnya pada saham ADRO dan ITMG cenderung mengalami kenaikan sedangkan pada saham PTBA mengalami penurunan.

6.2 Saran

Berdasarkan hasil kesimpulan bahwa pada penelitian ini masih terdapat banyak kekurangan yaitu:

1. Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk menambah variasi parameter yang digunakan dan dilakukan *tuning* parameter untuk mendapatkan parameter optimal dan model terbaik untuk peramalan saham ADRO, PTBA, dan ITMG atau saham perusahaan pertambangan lainnya.
2. Metode *support vector regression* (SVR) disarankan untuk digunakan dalam peramalan harga saham. Untuk penelitian selanjutnya disarankan juga untuk dipadukan dengan metode lainnya yang relevan.
3. Dari hasil peramalan ketiga saham yang telah dilakukan, saham ADRO dan ITMG dapat dijadikan pilihan untuk investasi saham sektor perusahaan tambang batubara.
4. Dari hasil peramalan yang telah dilakukan menggunakan metode *Support Vector Regression*, peramalan yg dihasilkan masih kurang mendekati nilai aktualnya, sehingga peneliti menyarankan untuk menggunakan metode lain untuk meramalkan data saham ADRO, PTBA, dan ITMG.

DAFTAR PUSTAKA

- Rahmadayanti, C., Rabbani, H., & Rohmawati, A. (2018). Model GARCH dengan Pendekatan Conditional Maximum Likelihood untuk Prediksi Harga Saham. *Ind. Journal on Computing*, 21-28.
- Ahmad, A. (2017). Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, Neural Network, dan Deep Learning. *Yayasan Cahaya Islam Jurnal Teknologi Indonesia*.
- Amanda, R., Yasin, H., & Prahutama, A. (2014). Analisis Support Vector Regression (SVR) Dalam Memprediksi Kurs Rupiah Terhadap Dollar Amerika Serikat. *JURNAL GAUSSIAN*.
- Anoraga, P., & Pakarti, P. (2008). *Pengantar Pasar Modal*. Jakarta: Rineka Cipta.
- Arthur, S. (1959). Some Studies in Machine Learning Using The Game of Checkers. *IBM Journal of Research and Development*.
- BEI. (2018). *Saham*. Retrieved from IDX: <https://www.idx.co.id/produk/saham/>
- Budiharto, W. (2017). *Machine Learning dan Komputasional*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Chandra, A. (2020, 5 8). *Warung Pintar*. Retrieved from Medium.com: <https://medium.com/warung-pintar/beberapa-cara-untuk-preprocessing-data-dalam-machine-learning-13cef4294614>
- Darmaji, T., & Fakhrudin, H. (2012). *Pasar Modal di Indonesia*. Jakarta: Salemba Empat.
- Didik, E. (2018, 12 18). *Mengukur Error Dalam Forecasting*. Retrieved from Binus University School of Information System: <https://sis.binus.ac.id/2018/12/18/mengukur-error-dalam-forecasting/>
- EITI. (2017). *EITI INDONESIA*. Retrieved from eiti.ekon.go.id: <https://eiti.ekon.go.id/v2/wp-content/uploads/2017/07/UU-4-TAHUN-2009.pdf>
- Furi, R. P., Jondri, & Saepudin, D. (2015). Peramalan Financial Time Series Menggunakan Independent Component Analysis dan Support Vector Regression. *e-Proceeding of Engineering vol.2*.

- Gujarati, D. (1999). *Ekonometrika Dasar*. Jakarta: Erlangga.
- Gunn, S. (1998). *Support Vector Machine for Classification and Regression*.
- Haris, A. (2018). Sistem Pendukung Keputusan Pemberian Bonus Dosen Tetap Memanfaatkan Support Vector Regression. *TEKNOMATIKA*, Vol.08.
- Heizer, J., & Barry, R. (2009). *Manajemen Operasi Buku 1 Edisi 9*. Jakarta: Salemba Empat.
- Herjanto, E. (2008). *Manajemen Operasi Edisi Ketiga*. Jakarta: Grasindo.
- Herlambang, M. (2018, 10 19). *epam INTERNASIONAL*. Retrieved from megabagus: <https://www.megabagus.id/machine-learning-support-vector-regression/>
- Jogiyanto, H. (2008). *Teori Portofolio dan Analisis Investasi*. Yogyakarta: BPFPE.
- Leidiyana, H. (2013). Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Penentuan Risiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bermotor. *Jurnal Penelitian Ilmu Komputer*.
- Makridakis, S., & Wheelwright, S. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Binarupa: Jakarta.
- Maulana, N. D., Setiawan, B. D., & Dewi, C. (2019). Implementasi Metode Support Vector Regression (SVR) Dalam Peramalan Penjualan Roti. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*.
- Nurachim, R. I. (2019). Pemilihan Model Prediksi Indeks Harga Saham Yang Dikembangkan Berdasarkan Algoritma Support Vector Machine (SVM) atau Multilayer Perceptron (MLP). *Jurnal Teknologi Informasi & Komputer*.
- Purwoto, A. (2007). *Panduan Laboratorium Statistik Inferensial*. Jakarta: Gramedia Widiasarana Indonesia.
- Ray, L. (2017). Stock Prediction Using Support Vector Regression and Neural Networks. *INTERNATIONAL JOURNAL OF ADVANCE RESEARCH, IDEAS AND INNOVATION IN TECHNOLOGY*.
- Santosa, B. (2007). *Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*. Yogyakarta: Graha Ilmu.

- Santosa, B. (2007). *Data Mining Teknik Pemanfaatan Data Untuk Keperluan Bisnis*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Santosa, B. (2007). *Data Mining Teknik Pemanfaatan Data Untuk Keperluan Bisnis*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Sartono, A. (2008). *Manajemen Keuangan Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: BPFE.
- Sartono, A. (2008). *Manajemen Keuangan Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: BPFE.
- Satria, D. (2018, 6 24). *ML#2: Jenis-jenis Learning dalam ML*. Retrieved from Medium: <https://medium.com/tulisan-ibe/ml-2-jenis-jenis-learning-dalam-ml-88ba82973067>
- Sidqi, F. I., & Prabawani, B. (2017). Analisis Harga Saham dan Volume Perdagangan Saham Sebelum dan Sesudah Melakukan Stock Split (studi kasus pada perusahaan Go Public Periode 2010-2015).
- Sugiyono. (2017). *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D*. Bandung: CV Alfabeta.
- Suhartono, D. (2012, 7 26). *Dasar Pemahaman Neural Network*. Retrieved from BINUS UNIVERSITY School of Computer Science: <https://socs.binus.ac.id/2012/07/26/konsep-neural-network/>
- Sungkawa, I., & Megasari, R. T. (2011). Penerapan Ukuran Ketepatan Nilai Ramalan Data Deret Waktu Dalam Seleksi Model Peramalan Volume Penjualan PT Satriamandiri Citramulia. *Comtech Vol.2 No.2*.
- Yasin, H., Prahutama, A., & Utami, T. W. (2014). Prediksi Harga Saham Menggunakan Support Vektor Regression Dengan Algoritma Grid Search. *Media Statistik*.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Harga Saham Harian ADRO

Tanggal	Open	High	Low	Close
2/1/2015	1045	1050	1035	1040
5/1/2015	1050	1050	1015	1025
6/1/2015	1005	1025	1005	1010
7/1/2015	1015	1030	1000	1010
8/1/2015	1010	1015	980	985
9/1/2015	995	1020	990	1005
12/1/2015	1010	1015	995	995
13/1/2015	990	1000	960	965
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
16/12/2019	1595	1715	1590	1640
17/12/2019	1660	1665	1525	1655
18/12/2019	1655	1655	1595	1610
19/12/2019	1610	1625	1545	1595
20/12/2019	1605	1605	1505	1540
23/12/2019	1540	1590	1540	1580
26/12/2019	1590	1620	1570	1585
27/12/2019	1590	1610	1575	1580

Lampiran 2. Data Harga Saham Harian PTBA

Tanggal	Open	High	Low	Close
2/1/2015	2475	2505	2470	2475
5/1/2015	2465	2475	2440	2470
6/1/2015	2425	2460	2410	2415
7/1/2015	2415	2440	2405	2420
8/1/2015	2420	2445	2350	2360
9/1/2015	2360	2400	2350	2360
12/1/2015	2320	2365	2300	2305
13/1/2015	2305	2305	2230	2240
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
16/12/2019	2590	2720	2590	2690
17/12/2019	2720	2730	2610	2650
18/12/2019	2640	2690	2610	2670
19/12/2019	2660	2690	2630	2650
20/12/2019	2650	2660	2600	2600
23/12/2019	2650	2660	2580	2610
26/12/2019	2620	2670	2620	2640
27/12/2019	2640	2680	2630	2650

Lampiran 3. Data Harga Saham Harian ITMG

Tanggal	Open	High	Low	Close
2/1/2015	15575	15925	15400	15900
5/1/2015	15900	16225	15325	15500
6/1/2015	15200	15250	14500	14575
7/1/2015	14300	14750	14275	14450
8/1/2015	14575	14625	14450	14475
9/1/2015	14550	15350	14550	15350
12/1/2015	15350	15350	14600	14625
13/1/2015	14500	14725	14450	14575
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
16/12/2019	11100	11625	11100	11375
17/12/2019	11600	11600	11000	11275
18/12/2019	11200	11400	11100	11325
19/12/2019	11300	11325	11100	11225
20/12/2019	11325	11350	11150	11350
23/12/2019	11350	11375	11150	11175
26/12/2019	11175	11375	11150	11250
27/12/2019	11200	11325	11150	11225

Lampiran 4. Script SVR Pada Jupyter Notebook

```
# import warnings filter
from warnings import simplefilter
# ignore all future warnings
simplefilter(action='ignore', category=FutureWarning)

#import modul
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.model_selection import
train_test_split,GridSearchCV
from sklearn.svm import SVR
from sklearn.metrics import mean_absolute_error,
mean_squared_error, r2_score
from sklearn.model_selection import cross_val_score

#input Data
df=pd.read_csv('ADRO.JK.csv')
df
L=len(df)
print(L)

#analisis deskriptif
df.describe()
Y=np.array([df.ix[:,4]])
plt.plot(Y[0,:])
plt.show()

#penentuan variabel dependent dan independent
X=Y[:,1:L-3]
print(X)
Y=Y[:,2:L-2]
print(Y)
X=X.reshape(-1,1)
Y=Y.reshape(-1,1)

#preprocessing data
scaler=MinMaxScaler()
scaler.fit(X)
X=scaler.transform(X)
scaler1 = MinMaxScaler()
scaler1.fit(Y)
Y = scaler1.transform(Y)
X_train, X_test, y_train, y_test =
train_test_split(X,Y,test_size=0.2,shuffle=False)
```

```

#analisis svr
# SVR models
model = SVR(kernel='poly')
linear_svr_clf_feat = model.fit(X_train,y_train)
y_pred_test=model.predict(X_test)
y_pred_train=model.predict(X_train)
print('MSE: {0:.3f}'.format(mean_squared_error(y_test,
y_pred_test)))
print('MAE: {0:.3f}'.format(mean_absolute_error(y_test,
y_pred_test)))
print('R^2: {0:.3f}'.format(r2_score(y_test,
y_pred_test)))
print('R^2: {0:.3f}'.format(r2_score(y_train,
y_pred_train)))

#nilai MAPE sebelum tuning
def mean_absolute_percentage_error(y_test, y_pred_test):
    y_test, y_pred_test = np.array(y_test),
    np.array(y_pred_test)
    return y_test, y_pred_test
MAPE= np.mean(np.abs((y_test - y_pred_test) / y_test)) *
100
print(MAPE)

#tuning parameter using grid search
rbf_svr_parameters = {
    'C':[10, 100, 1000],
    'degree':[1, 2],
}

model_gsc = GridSearchCV(estimator=linear_svr_clf_feat,
                        param_grid=rbf_svr_parameters,
                        cv=5,
)

clf= model_gsc.fit(X_train, y_train)
best_params = clf.best_params_
Y1_pred_test= model_gsc.predict(X_test)
Y1_pred_train= model_gsc.predict(X_train)
best_params
print('MSE: {0:.3f}'.format(mean_squared_error(y_test,
Y1_pred_test)))
print('MAE: {0:.3f}'.format(mean_absolute_error(y_test,
Y1_pred_test)))
print('R^2: {0:.3f}'.format(r2_score(y_test,
Y1_pred_test)))
print('R^2: {0:.3f}'.format(r2_score(y_train,
Y1_pred_train)))

```



```

#plot hasil
plt.plot(y_test, label='Original')
plt.plot(Y1_pred_test, label='predict')
plt.legend(loc='best')
plt.show()

#denormalisasi data
Y1_pred_test=Y1_pred_test.reshape(-1, 1)
print(Y1_pred_test)
Y1_pred_test_inverse=scaler.inverse_transform(Y1_pred_test)
y_test_inverse=scaler.inverse_transform(y_test)
print(Y1_pred_test_inverse)

#nilai MAPE setelah Tuning dan denormalisasi
def mean_absolute_percentage_error(y_test_inverse,
Y1_pred_test_inverse):
    y_test_inverse, Y1_pred_test_inverse =
np.array(y_test_inverse),
np.array(Y1_pred_test_inverse)
    return y_test_inverse, Y1_pred_test_inverse
MAPE= np.mean(np.abs((y_test_inverse -
Y1_pred_test_inverse) / y_test_inverse)) * 100
print(MAPE)

#peramalan
#peramalan 1 periode berikutnya
X_1 = np.array([Y1_pred_test[-1]])
X_1 = X_1.reshape((1,1))
Y_1 = model_gsc.predict(X_1)
print(Y_1)

#peramalan 2 periode berikutnya
X_2 = np.array([Y_1])
X_2 = X_2.reshape((1,1))
Y_2 = model_gsc.predict(X_2)
print(Y_2)

#peramalan 3 periode berikutnya
X_3 = np.array([Y_2])
X_3 = X_3.reshape((1,1))
Y_3 = model_gsc.predict(X_3)
print(Y_3)

```

```

#peramalan 4 periode berikutnya
X_4 = np.array([Y_3])
X_4 = X_4.reshape((1,1))
Y_4 = model_gsc.predict(X_4)
print(Y_4)

#peramalan 5 periode berikutnya
X_5 = np.array([Y_4])
X_5 = X_5.reshape((1,1))
Y_5 = model_gsc.predict(X_5)
print(Y_5)

#peramalan 6 periode berikutnya
X_6 = np.array([Y_5])
X_6 = X_6.reshape((1,1))
Y_6 = model_gsc.predict(X_6)
print(Y_6)

#peramalan 7 periode berikutnya
X_7 = np.array([Y_6])
X_7 = X_7.reshape((1,1))
Y_7 = model_gsc.predict(X_7)
print(Y_7)

#peramalan 8 periode berikutnya
X_8 = np.array([Y_7])
X_8 = X_8.reshape((1,1))
Y_8 = model_gsc.predict(X_8)
print(Y_8)

#peramalan 9 periode berikutnya
X_9 = np.array([Y_8])
X_9 = X_9.reshape((1,1))
Y_9 = model_gsc.predict(X_9)
print(Y_9)

#peramalan 10 periode berikutnya
X_10 = np.array([Y_9])
X_10 = X_10.reshape((1,1))
Y_10 = model_gsc.predict(X_10)
print(Y_10)

#reshape array
Y_1=Y_1.reshape(-1,1)
Y_2=Y_2.reshape(-1,1)
Y_3=Y_3.reshape(-1,1)
Y_4=Y_4.reshape(-1,1)

```

```
Y_5=Y_5.reshape(-1,1)
Y_6=Y_6.reshape(-1,1)
Y_7=Y_7.reshape(-1,1)
Y_8=Y_8.reshape(-1,1)
Y_9=Y_9.reshape(-1,1)
Y_10=Y_10.reshape(-1,1)

#denormalisasi hasil peramalan
#denormalisasi hasil peramalan
Y_1 = scaler.inverse_transform(Y_1)
Y_2 = scaler.inverse_transform(Y_2)
Y_3 = scaler.inverse_transform(Y_3)
Y_4 = scaler.inverse_transform(Y_4)
Y_5 = scaler.inverse_transform(Y_5)
Y_6 = scaler.inverse_transform(Y_6)
Y_7 = scaler.inverse_transform(Y_7)
Y_8 = scaler.inverse_transform(Y_8)
Y_9 = scaler.inverse_transform(Y_9)
Y_10 = scaler.inverse_transform(Y_10)
print(Y_1,Y_2,Y_3,Y_4,Y_5,Y_6,Y_7,Y_8,Y_9,Y_10)
```