

ANALISIS *SUPPORT VECTOR REGRESSION* DENGAN ALGORITMA *GRID SEARCH* UNTUK MEMPREDIKSI HARGA SAHAM

A. Hermawan¹, I W. Mangku², N.K.K. Ardana³, *H. Sumarno⁴

¹Mahasiswa S1 Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor, Jl. Meranti, Kampus IPB Dramaga Bogor.
andri_sukses@apps.ipb.ac.id

^{2,3,4} Departemen Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor, Jl. Meranti, Kampus IPB Dramaga Bogor
wayanma@apps.ipb.ac.id, kutha@apps.ipb.ac.id,
hadisumarno@apps.ipb.ac.id *corresponding author

Abstrak

Pada artikel ini dikaji suatu metode yang dapat digunakan untuk meramalkan harga saham. Tujuan dari penelitian ini adalah memperkenalkan metode *Support Vector Regression* dengan Algoritma *Grid Search* untuk memprediksi harga saham INDF dan MYOR serta melakukan peramalan satu periode ke depan pada kedua perusahaan tersebut. Hasil kajian menghasilkan model prediksi terbaik untuk data saham INDF dengan nilai MAPE dan R^2 pada data testing berturut-turut sebesar 5.570% dan 79.9%, sedangkan untuk data saham MYOR diperoleh nilai MAPE dan R^2 pada data testing berturut-turut sebesar 2.954% dan 96%. Hasil penelitian juga menunjukkan prediksi harga saham INDF dan MYOR untuk satu periode selanjutnya (31 Desember 2021) berturut-turut sebesar Rp 6326.88/lembar dan Rp 2039.31/lembar.

Kata kunci: *Grid Search*, harga saham, prediksi, *Support Vector Regression*

1 Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Pasar modal merupakan sarana berinvestasi bagi para investor dan sebagai sarana pendanaan bagi suatu perusahaan. Pasar modal memiliki peranan penting bagi suatu negara karena memiliki fungsi keuangan dan fungsi ekonomi. Pasar modal dikatakan memiliki fungsi keuangan karena memberikan kesempatan bagi pemilik modal untuk memperoleh imbalan, sesuai karakteristik investasi yang dipilih [9]. Dalam fungsi ekonomi, pasar modal menyediakan fasilitas untuk mempertemukan antara orang yang memiliki kelebihan modal (investor) dan orang yang membutuhkan modal (*issuer*). Pada [7] dinyatakan bahwa pasar modal di Indonesia merupakan salah satu faktor penting dalam pembangunan perekonomian nasional. Hal ini terbukti dari banyaknya perusahaan dan industri yang menggunakannya, yang salah satunya sebagai media penyerap investasi.

Dengan demikian, investasi memiliki peran besar untuk pertumbuhan perekonomian di Indonesia.

Investasi merupakan suatu penundaan konsumsi saat ini untuk masa depan, yang mengandung risiko ketidakpastian [19]. Ada berbagai bentuk investasi yang dapat dilakukan, salah satunya adalah investasi dalam bentuk saham. Investasi saham merupakan investasi yang bisa memberi keuntungan, namun dapat menimbulkan kerugian karena harga saham memiliki sifat yang dinamis dan cenderung fluktuatif [8]. Menurut [21], saham adalah instrumen pasar keuangan yang sangat populer. Saham merupakan bukti kepemilikan atau bukti penyertaan modal atas sebuah perusahaan.

Peramalan harga saham dapat membantu para investor untuk memperkirakan pola investasi pada masa yang akan datang. Keuntungan yang diharapkan para investor bergantung pada perubahan harga saham dari waktu ke waktu [16]. Untuk meningkatkan peluang mendapatkan keuntungan yang optimal, investor harus melakukan prediksi harga saham. Namun, tidak selalu mudah untuk memprediksi harga saham karena harga saham berubah dengan relatif cepat dari waktu ke waktu. 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 [15].

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk memprediksi pergerakan harga saham adalah *Machine Learning* (ML). Menurut [10], *Machine Learning* adalah suatu metode yang memungkinkan program komputer memiliki kecerdasan dengan belajar dari data yang diberikan untuk memperoleh pengetahuan, yang kemudian dapat membantu manusia untuk mengambil suatu keputusan. Ciri khas dari *Machine Learning* yaitu terdapat proses pembelajaran dan pengujian. *Machine Learning* memerlukan data *training* untuk dipelajari dan data *testing* untuk diuji [2].

Support Vector Machine adalah suatu metode *Machine Learning* untuk masalah klasifikasi yang dapat menghasilkan proses pembelajaran yang kemudian dipisahkan oleh garis *hyperplane* menjadi dua kelompok. SVM dapat digunakan untuk memprediksi pergerakan harga saham [20]. Salah satu modifikasi dari SVM yang digunakan untuk masalah regresi yaitu *Support Vector Regression* (SVR). Konsep SVR adalah untuk memperoleh data-data *support vector* [22]. SVR menggunakan fungsi kernel dalam proses kerjanya. Pemilihan dan pengaturan fungsi kernel dapat meningkatkan akurasi regresi [13]. Salah satu masalah pada penggunaan metode SVR adalah penentuan parameter model optimal [18]. Berdasarkan studi sebelumnya, peramalan harga saham menggunakan metode SVM menunjukkan kinerja yang lebih baik dari *Artificial Neural Network* (ANN) dan algoritma lainnya. Dalam memprediksi harga saham, algoritma ANN menemukan solusi lokal optimal sedangkan SVM menemukan solusi global optimal [17].

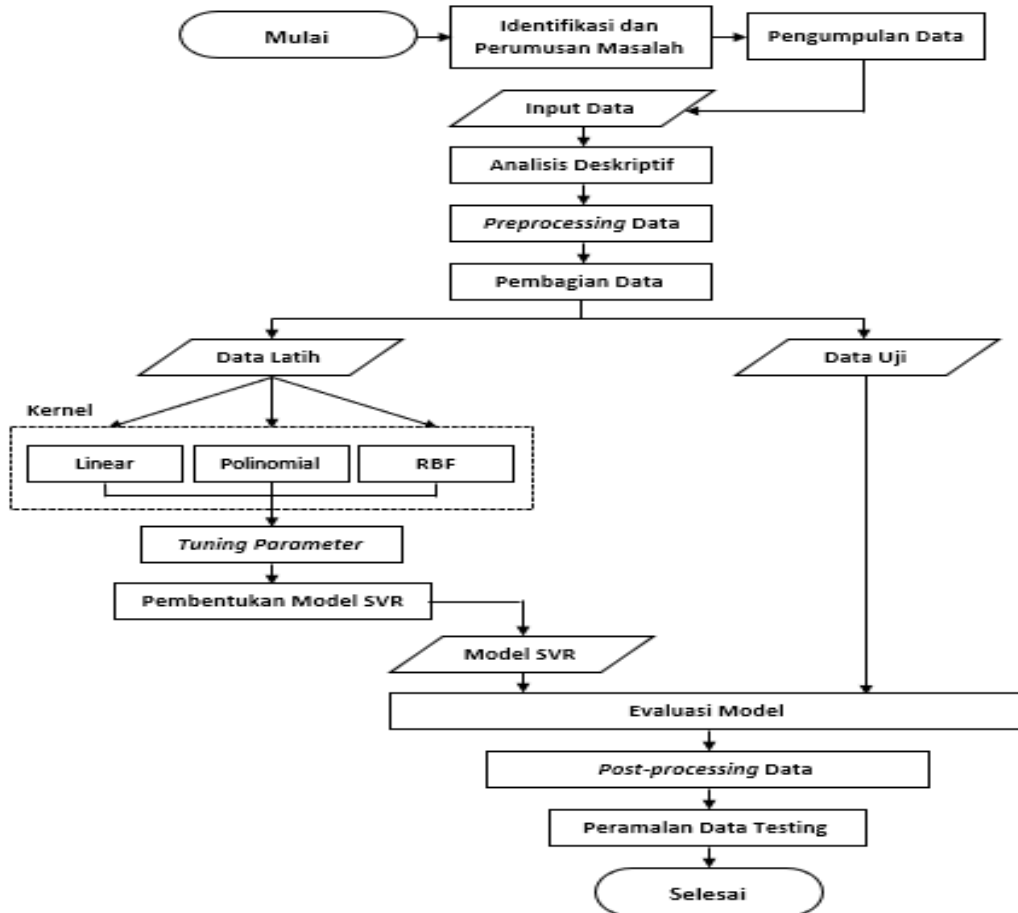
Berdasarkan latar belakang di atas, dilakukan penelitian tentang prediksi harga saham pada PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF) dan PT Mayora Indah Tbk (MYOR) menggunakan metode *Support Vector Regression* dengan algoritma *Grid Search*. Algoritma *grid search* digunakan untuk menentukan parameter model optimal. Data yang digunakan adalah data harian penutupan harga saham PT Indofood Sukses Makmur Tbk dan PT Mayora Indah Tbk, yang diperoleh dari *yahoo finance* periode Januari 2017 sampai Desember 2021.

1.2 Tujuan

1. Mengetahui gambaran umum data harga saham PT Indofood Sukses Makmur Tbk dan PT Mayora Indah Tbk pada tahun 2017 sampai dengan tahun 2021.
2. Membangun model prediksi harga saham PT Indofood Sukses Makmur Tbk dan PT Mayora Indah Tbk menggunakan metode *Support Vector Regression*.
3. Melakukan peramalan satu periode selanjutnya pada harga saham dua perusahaan di atas menggunakan metode *Support Vector Regression*.

2 Metode

Tahapan dari penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut. (1) identifikasi dan perumusan masalah, (2) pengumpulan data, (3) analisis deskriptif, (4) *preprocessing* data, (5) *tuning parameter*, (6) pembentukan model SVR dan evaluasi model, (7) *post-processing* data, dan (8) peramalan data testing dan implementasi hasil. Diagram alir tahapan penelitian disajikan pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Diagram alir tahapan penelitian

2.1 Identifikasi dan Perumusan Masalah

Pada penelitian ini dilakukan pengembangan model *Support Vector Regression* untuk meramalkan harga saham. Model *Support Vector Regression* untuk kasus *non-linear* dapat dilihat pada persamaan (1) sebagai berikut,

$$f(x_i) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad (1)$$

dengan

α_i, α_i^* : pengali *Lagrange*,

$K(x_i, x_j)$: fungsi kernel,

b : konstanta.

Data harga saham memiliki sifat dinamis dan cenderung fluktuatif. Selain itu, harga saham juga termasuk data yang tidak stasioner dan *non-linear*, serta perubahannya terhadap waktu yang relatif cepat. Sehingga diperlukan pemahaman tentang karakteristik dari harga saham yang akan diramal. Pemahaman ini dapat diperoleh dengan melakukan kajian pustaka yang relevan. Di samping referensi tentang harga saham, juga dikaji materi tentang algoritma *grid search*, pengertian data *time series*, pengertian peramalan, serta pengertian dan cara kerja metode SVR.

Parameter kernel SVR akan dipengaruhi oleh jenis fungsi kernel yang kita pilih. Pada penelitian ini, menggunakan 3 jenis fungsi kernel yaitu kernel linear, kernel polinomial, dan kernel *Radial Basis Function* (RBF). Formula dari tiga fungsi Kernel tersebut adalah sebagai berikut:

1. Kernel Linear yang dinotasikan sebagai berikut

$$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j, \quad (2)$$

dengan x_i, x_j pasangan dua data dalam data training,

2. Kernel Polinomial yang dinotasikan sebagai berikut

$$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + 1)^d, \quad d > 1, \quad d \in \mathbb{Z}^+, \quad (3)$$

dengan

x_i, x_j : pasangan dua data dalam data training,

d : *degree* parameter yang diperlukan untuk kernel polinomial,

γ : ukuran similaritas dua vektor,

3. Kernel *Radial Basis Function* (RBF) yang dinotasikan sebagai berikut

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \quad \gamma > 0, \quad (4)$$

dengan

x_i, x_j : pasangan dua data dalam data training,

γ : ukuran similaritas dua vektor.

2.2 Deskripsi Data

Data yang digunakan adalah data harga saham harian PT Indofood Sukses Makmur Tbk dan PT Mayora Indah Tbk, yang diperoleh dari *database* <https://finance.yahoo.com/>. Periode harga saham harian yang digunakan adalah mulai 1 Januari 2017 hingga 30 Desember 2021. Variabel yang digunakan yaitu harga penutupan saham harian. Variabel penelitian dan penjelasan tentang definisi operasionalnya disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Definisi operasional variabel penelitian

Variabel	Definisi variabel	Satuan
<i>Closing price</i>	<i>Closing price</i> (harga penutupan) adalah harga penentu dalam satu hari perdagangan saham	Rupiah/lembar

2.3 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif dilakukan untuk melihat sebaran data dan bentuk plot deret waktunya. Hal ini untuk mengetahui gambaran umum data harga penutupan saham INDF dan MYOR untuk periode 1 Januari 2017 sampai 30 Desember 2021.

2.4 Preprocessing Data

Pada tahap *pre-processing* data, fokus utamanya adalah memproses data mentah saham untuk memperoleh data yang siap untuk membuat model prediksi. Terlebih dahulu dilakukan pemeriksaan terhadap adanya nilai *null* pada *dataset*. Setelah itu, dilakukan pendefinisian variabel independent atau variabel bebas (X) dan variabel dependent atau variabel tak bebas (Y) serta melakukan normalisasi data pada variabel X dan Y menjadi data dengan range 0 sampai 1 menggunakan metode normalisasi *Min-Max*. Kemudian dilakukan pembagian dataset menjadi data training (data latih) sebanyak 80% dan data testing (data uji) sebanyak 20%.

Normalisasi *Min-Max* dapat dicari dengan menggunakan formula sebagai berikut [12]:

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (5)$$

dengan

- X' : data hasil normalisasi,
- X : data aktual,
- X_{min} : nilai minimum dari data per kolom,
- X_{max} : nilai maksimum dari data perkolom

2.5 Tuning Parameter

Tuning parameter bertujuan untuk menentukan nilai parameter optimal untuk membuat model prediksi terbaik. Proses *tuning parameter* dilakukan pada parameter yang dimiliki oleh setiap kernel pada model SVR dengan menentukan beberapa nilai dari parameter tersebut. Pada penelitian ini, *tuning parameter* dilakukan dengan menggunakan algoritma *grid search* yang dilakukan pada perangkat lunak *python* dengan fungsi *GridSearchCV* pada *library sklearn.model_selection*. Algoritma ini membagi jangkauan parameter yang dioptimalkan ke dalam suatu grid (pasang parameter) dan melintasi semua titik untuk mendapatkan parameter yang optimal [22].

Dalam aplikasinya, algoritma *grid search* perlu dipandu oleh suatu ukuran kinerja, misalnya dengan validasi silang (*cross-validation*) pada data latih. Oleh karena itu, sebaiknya dicoba beberapa variasi pasangan parameter pada *hyperplane* SVR [3]. Pasangan parameter yang didapatkan dari uji validasi silang dengan rata-rata *error*

terkecil merupakan parameter optimal. Kemudian, parameter optimal tersebut digunakan dalam pembentukan model untuk kemudian diuji dan dievaluasi.

Validasi silang merupakan pengujian standar untuk memperoleh prediksi *error rate* [5]. Data latih dibagi menjadi beberapa bagian dengan perbandingan yang sama. Selanjutnya dihitung *error rate* untuk setiap bagian, kemudian dihitung rata-rata seluruh *error rate* yang merupakan *error rate* secara keseluruhan. Prosedur validasi silang membagi data training menjadi n buah subset dengan banyak data yang sama. Sebanyak $n-1$ subset data digunakan sebagai data latih dan 1 buah subset sisanya digunakan sebagai data uji [17].

2.6 Pembentukan Model SVR dan Evaluasi Model

Pembentukan model untuk memprediksi penutupan harga saham INDF dan MYOR dilakukan dengan melatih data training menggunakan metode SVR pada *library sklearn.svm* di perangkat lunak *python* dengan menggunakan parameter optimal yang diperoleh pada *tuning parameter*. Model yang diperoleh berdasarkan data training kemudian divalidasi dengan data uji. Nilai variabel independent pada data uji digunakan sebagai input dalam model untuk menghasilkan nilai prediksi. Nilai prediksi tersebut kemudian dibandingkan dengan nilai sebenarnya atau nilai aktual pada variabel dependent data uji. Prediksi nilai tersebut dilakukan dengan menggunakan fungsi *predict()* pada perangkat lunak *python*.

Model dengan parameter terbaik kemudian dievaluasi dengan melihat koefisien determinasi (R^2) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada nilai aktual dan nilai prediksi. Perhitungan koefisien determinasi dilakukan dengan fungsi *R2_score* pada *library sklearn.metrics*, sedangkan perhitungan MAPE dilakukan dengan fungsi *mean_absolute_percentage_error* pada *library sklearn.metrics*.

Koefisien determinasi (R^2) merupakan alat untuk mengukur besarnya keragaman variabel terikat (variabel dependent) yang mampu dijelaskan oleh variabel bebas (variabel independent) dalam model. Nilai R^2 menunjukkan kebaikan model. Model yang baik memiliki nilai R^2 yang mendekati angka 1, sedangkan model yang tidak baik memiliki nilai R^2 mendekati angka 0. Kisaran dari nilai nilai R^2 yaitu dari 0 hingga 1 atau $0 \leq R^2 \leq 1$ [6]. Nilai R^2 dihitung menggunakan formula berikut [14]:

$$R^2 = \frac{RSS}{TSS} = \frac{\sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad \text{atau} \quad R^2 = 1 - \frac{ESS}{TSS} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2}. \quad (6)$$

dengan:

- R^2 : koefisien determinasi garis regresi,
- RSS: *Regression Sum Square*,
- TSS: *Total Sum Square*,
- ESS: *Error Sum Square*,
- y_i : nilai aktual peubah tak bebas pada periode i ,
- \hat{y}_i : nilai prediksi peubah tak bebas pada periode i ,
- \bar{y} : nilai rata-rata peubah tak bebas.

MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) menghitung persentase penyimpangan antara data aktual dengan data prediksi. Semakin kecil nilai MAPE, peramalan yang dilakukan semakin baik. MAPE dihitung dengan cara berikut [4]

$$MAPE = \left(\frac{100\%}{m}\right) \sum_{t=1}^m \frac{|X_i - \hat{X}_i|}{X_i} \quad (7)$$

dengan

- X_i : data aktual pada periode i ,
- \hat{X}_i : nilai prediksi pada periode i ,
- m : banyaknya data.

Menurut [1], kriteria nilai MAPE untuk mengetahui standar minimal dari kinerja model prediksi disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Kriteria pada nilai MAPE

Nilai MAPE	Kriteria
<10%	Model prediksi sangat baik
10%-20%	Model prediksi baik
20%-50%	Model prediksi memadai
>50%	Model prediksi Buruk

2.7 Post-processing Data

Denormalisasi data merupakan proses mengembalikan nilai yang sudah dinormalisasi menjadi nilai aslinya. Pada akhir perhitungan, pada data yang sudah dinormalisasi dilakukan denormalisasi data untuk mengubah hasil prediksi yang nilainya masih dalam rentang 0 hingga 1 menjadi rentang data semula. Formulasi denormalisasi data diberikan pada persamaan berikut [12]:

$$X = X_{min} + (X'(X_{max} - X_{min})) \quad (8)$$

dengan

- X' : data hasil normalisasi,
- X : data aktual setelah denormalisasi,
- X_{min} : nilai data terkecil per kolom,
- X_{max} : nilai data terbesar per kolom.

2.8 Peramalan Data Testing

Pada tahap ini dilakukan peramalan harga saham INDF dan MYOR dengan menggunakan model terbaik yang terbentuk sebelumnya. Peramalan harga saham dilakukan selama 1 periode ke depan dengan asumsi bahwa harga saham hari ini hanya dipengaruhi oleh harga saham kemarin (harga saham satu periode sebelumnya). Pada penelitian ini dilakukan peramalan harga saham pada tanggal 31 Desember 2021 dengan input data harga saham aktual pada tanggal 30 Desember 2021.

3 Hasil dan Pembahasan

3.1 Analisis Deskriptif

Analisis ini bertujuan untuk memperoleh gambaran umum tentang data harga penutupan saham INDF dan MYOR periode 1 Januari 2017 sampai 30 Desember 2021. Yang dilihat adalah nilai terkecil, nilai terbesar, nilai rata-rata, standar deviasi, dan banyak data (m) pada masing-masing perusahaan. Hasil analisis deskriptif pada harga penutupan saham INDF dan MYOR periode 1 Januari 2017 hingga 30 Desember 2021 disajikan pada Tabel 3, sedangkan hasil plotnya disajikan pada Gambar 2.

Tabel 3. Hasil analisis deskriptif

	m	Mean	Minimum	Maximum	Std. Deviation
INDF	1262	7133.07	5050	8925	798.70
MYOR	1262	2367.32	1415	3140	320.36



Gambar 2. (a) Grafik harga saham penutupan harian INDF,
(b) Grafik harga saham penutupan harian MYOR

Tabel 3 dan Gambar 2a menunjukkan bahwa harga saham penutupan terendah (*minimum*) periode 2017 – 2021 yang pernah dialami oleh INDF adalah sebesar Rp 5050/lembar yang terjadi pada tanggal 24 Maret 2020, sedangkan harga penutupan tertinggi (*maximum*) mencapai Rp 8925/lembar yang terjadi pada tanggal 7 Juni 2017. Rata-rata harga penutupan saham INDF periode 1 Januari 2017 sampai 30 Desember 2021 adalah sebesar Rp 7133.07/lembar dengan nilai standar deviasi Rp 798.70/lembar. Tabel 3 dan Gambar 2b menunjukkan bahwa harga saham penutupan terendah (*minimum*) yang pernah dialami oleh MYOR adalah sebesar Rp 1415/lembar yang terjadi pada tanggal 24 Maret 2020, sedangkan harga penutupan tertinggi (*maximum*) mencapai Rp 3140/lembar yang terjadi pada tanggal 30 Juli 2018. Rata-rata harga penutupan saham MYOR periode 1 Januari 2017 sampai 30 Desember 2021 adalah sebesar Rp 2367.32/lembar dengan nilai standar deviasi Rp 320.36/lembar.

Pola data *time series* yang terbentuk pada Gambar 2 di atas menunjukkan bahwa pola data harga penutupan saham harian INDF dan MYOR memiliki *trend* yaitu memiliki suatu kecenderungan naik turun dalam waktu tertentu. Hal ini mungkin terjadi karena

adanya faktor internal maupun faktor eksternal yang mempengaruhi naik turunnya harga penutupan saham harian kedua perusahaan tersebut.

3.2 Preprocessing Data

Preprocessing data bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi bentuk data input yang sesuai untuk model prediksi. Selain itu, *preprocessing* data dilakukan untuk memperoleh hasil analisis yang lebih akurat, serta untuk mengurangi waktu komputasi. Tahapannya yaitu membersihkan sampel data yang mempunyai nilai *null*, menentukan data input dan output variabel independent (*X*) dan dependent (*Y*), melakukan normalisasi data, serta melakukan pembagian data latih dan data uji.

3.2.1 Pembersihan Data Sampel

Pada data harga penutupan saham INDF periode 1 Januari 2017 hingga 30 Desember 2021 terdapat sampel data yang mempunyai nilai *null* yaitu data pada tanggal 19 Juni 2019, sehingga harus dilakukan pembersihan data, karena model prediksi tidak bisa menerima input yang mengandung nilai *null*. Nilai *null* pada sampel data tersebut digantikan dengan nilai rata-rata dari seluruh nilai dalam kolom atau variabel tersebut. Sementara itu, sampel data pada harga penutupan saham MYOR periode 1 Januari 2017 hingga 30 Desember 2021 tidak mempunyai nilai *null*.

3.2.2 Penentuan Variabel Penelitian

Penelitian ini menggunakan data yang terdiri atas 1262 data saham penutupan harian PT Indofood Sukses Makmur Tbk dan PT Mayora Indah Tbk, untuk periode 1 Januari 2017 hingga 30 Desember 2021. Pada penelitian ini diterapkan salah satu teknik dari *Machine Learning* yaitu *Supervised Learning*. Pada *Supervised Learning* terdapat variabel *input* dan variabel *output* untuk dipelajari fungsi pemetaannya dari variabel *input* ke variabel *output* menggunakan suatu algoritma. Asumsi yang digunakan yaitu harga saham hari ini hanya dipengaruhi oleh harga saham satu hari sebelumnya. Oleh karena itu, data *input* yang digunakan adalah harga saham penutupan harian satu periode sebelumnya, yang digunakan untuk memprediksi harga saham satu hari berikutnya. Data *input* dan *output* pada harga saham penutupan harian INDF dan MYOR disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Data *input* dan *output* pada saham INDF dan MYOR

No	Saham INDF		Saham MYOR	
	X	Y	X	Y
1	7925	7725	1645	1750
2	7725	7800	1750	1780
3	7800	8000	1780	1750
4	8000	8025	1750	1755
5	8025	7825	1755	1775
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1259	6375	6325	2000	2060
1260	6325	6400	2060	2090
1261	6400	6325	2090	2040

3.2.3 Normalisasi Data

Normalisasi data bertujuan untuk memudahkan perhitungan numerik yang besar dengan mengubah nilai data asli ke kisaran nilai antara 0 hingga 1 [12]. Data *input* dan *output* dinormalisasi menggunakan metode *Min-Max*, karena metode ini dapat menjaga hubungan antara data asli dengan mencari nilai minimum dan maksimum pada setiap data [11].

Hasil normalisasi data saham INDF dan MYOR dengan range 0 – 1 menggunakan *library MinMaxScaler* yang disediakan oleh *scikit-learn* disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil normalisasi pada data saham INDF dan MYOR

No	Saham INDF		Saham MYOR	
	X	Y	X	Y
1	0.74193548	0.69032258	0.13333333	0.1942029
2	0.69032258	0.70967742	0.1942029	0.2115942
3	0.70967742	0.76129032	0.2115942	0.1942029
4	0.76129032	0.76774194	0.1942029	0.19710145
5	0.76774194	0.71612903	0.19710145	0.20869565
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1259	0.34193548	0.32903226	0.33913043	0.37391304
1260	0.32903226	0.3483871	0.37391304	0.39130435
1261	0.3483871	0.32903226	0.39130435	0.36231884

3.2.4 Pembagian Data Training dan Data Testing

Pada tahap ini data dibagi menjadi data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*). Data training untuk proses latihan pada metode *Support Vector Regression* sehingga meningkatkan kinerja dari SVR terhadap data testing dalam menentukan parameter terbaik untuk pembentukan model. Setelah proses training SVR selesai, maka didapatkan model prediksi SVR. Kemudian, data testing yang dianggap data baru, digunakan untuk menguji model yang dibangun dari data training. Pembagian data training dan data testing disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Pembagian data training dan data testing

Keterangan	Data		Total
	Training	Testing	
INDF	1008	253	1261
MYOR	1008	253	1261
Persentase	80%	20%	100%

Berdasarkan Tabel 6 dapat dilihat bahwa sebanyak 80% dari total data digunakan sebagai data training (periode 1 Januari 2017 hingga 17 Desember 2020) dan sebanyak 20% sebagai data testing (periode 18 Desember 2020 hingga 30 Desember 2021). Data training memiliki persentase yang lebih besar daripada data testing agar mesin pembelajaran lebih mampu untuk mempelajari model. Pembagian data training dan data

testing dilakukan pada perangkat lunak *python* dengan menggunakan fungsi *train_test_split()* pada *library Scikit-Learn*.

3.3 Tuning Parameter

Sebelum membuat model prediksi menggunakan metode SVR dilakukan *tuning parameter* terlebih dahulu untuk memperoleh parameter yang optimal dalam membangun model. *Tuning parameter* dilakukan pada parameter yang dimiliki oleh setiap kernel pada algoritma SVR. Proses untuk mendapatkan parameter optimum pada fungsi kernel dilakukan dengan menggunakan algoritma *grid search*.

Tuning parameter dilakukan tiga kali untuk setiap kernel yang berbeda menggunakan fungsi *GridSearchCV* dalam *library sklearn.model_selection* pada perangkat lunak *python*. *Grid search* yang digunakan disesuaikan dengan kernel yang dipakai pada pemodelan. Untuk kernel linear, *grid search* digunakan untuk mencari C dan ϵ paling optimal. Nilai C yang terlalu besar tidak memerhatikan perubahan maksimum margin sehingga menghasilkan *error* yang konstan, sebaliknya nilai C yang terlalu kecil terlalu memerhatikan nilai penalti dalam SVR. Sementara itu, nilai ϵ yang kecil membuat toleransi *error* yang dibatasi kecil, sebaliknya nilai ϵ yang besar menghasilkan toleransi *error* yang dibatasi besar. Pada kernel polinomial, *grid search* digunakan untuk mencari C , ϵ , γ (gamma) dan d (*degree*) paling optimal. Pada kernel *Radial Basis Function* (RBF), *grid search* digunakan untuk mencari C dan γ yang optimal. Parameter γ menentukan besarnya pengaruh dari setiap titik data dalam pemetaan ruang input ke dimensi yang lebih tinggi. Pengaturan rentang nilai pada setiap parameter yang diproses pada *tuning parameter* menggunakan algoritma *grid search* dijelaskan pada Tabel 7.

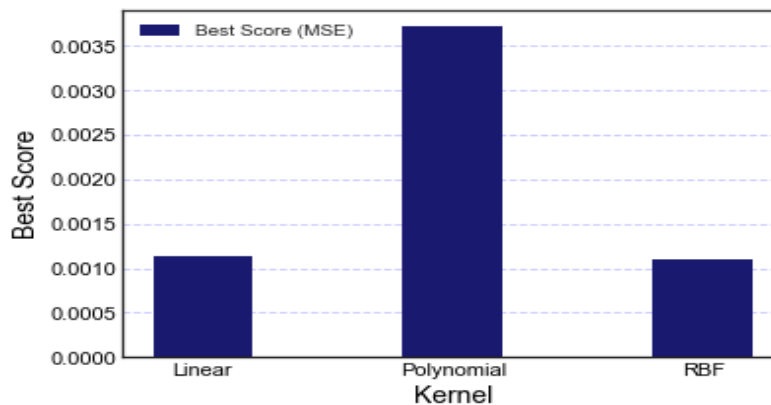
Tabel 7. Pengaturan rentang nilai parameter fungsi kernel linear, kernel polinomial, dan kernel RBF untuk kebutuhan *tuning parameter*

Percobaan ke-	Fungsi Kernel	Parameter Hyperplane	Nilai Parameter
1	Kernel Linier	C (<i>cost</i>) ϵ (<i>epsilon</i>)	$10^{-1}, 1, 10, 10^2, 10^3$ $10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}$
2	Kernel Polynomial	C (<i>cost</i>) ϵ (<i>epsilon</i>) d (<i>degree</i>) γ (<i>gamma</i>)	$10^{-1}, 1, 10, 10^2, 10^3$ $10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}$ 2, 4, 8, 16, 32 $10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}, 1$
3	Kernel Radial Basis Funtion	C (<i>cost</i>) ϵ (<i>epsilon</i>) γ (<i>gamma</i>)	$10^{-1}, 1, 10, 10^2, 10^3$ $10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}$ $10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}, 1, 10, 10^2$

Tuning parameter pada saham INDF dan saham MYOR menghasilkan *best parameter* pada setiap proses tuning yang telah dilakukan. *Best parameter* tersebut dihasilkan berdasarkan nilai *Mean Squared Error* (MSE) terkecil yang diperoleh dengan menggunakan fungsi *best_parameter* dan *best_score*. Perbandingan dari *best parameter* yang dihasilkan dari setiap kernel pada saham INDF dapat dilihat pada Tabel 8 dan Gambar 3.

Tabel 8. *Best parameter* dan *Best score* hasil tuning parameter pada saham INDF

Percobaan ke-	Fungsi Kernel	Best Parameter	Best Score (Mean Square Error)
1	Kernel linear	C (<i>cost</i>): 10^2 ε (<i>epsilon</i>): 10^{-2}	0.00113376
2	Kernel polinomial	C (<i>cost</i>): 1 ε (<i>epsilon</i>): 10^{-1} d (<i>degree</i>): 2 γ (<i>gamma</i>): 1	0.00371990
3	Kernel RBF	C (<i>cost</i>): 10 ε (<i>epsilon</i>): 10^{-5} γ (<i>gamma</i>): 10	0.00110007

Gambar 3. Grafik perbandingan *best score result* pada *tuning parameter* saham INDF

Berdasarkan informasi yang disajikan pada Tabel 8 dan Gambar 3, parameter terbaik untuk kernel linear adalah $C = 10^2$ dan $\varepsilon = 10^{-2}$. Nilai MSE yang dihasilkan dari model terbaik untuk kernel linear adalah 0.00113376. Untuk kernel polinomial, parameter terbaik yang diperoleh adalah $C = 1$, $\varepsilon = 10^{-1}$, $d = 2$, dan $\gamma = 1$. Nilai MSE yang dihasilkan dari model terbaik untuk kernel polinomial adalah 0.00371990. Pada kernel RBF, parameter terbaik yang diperoleh adalah $C = 10$, $\varepsilon = 10^{-5}$, dan $\gamma = 10$. Nilai MSE yang dihasilkan dari model terbaik untuk kernel RBF adalah 0.00110007.

Parameter terbaik pada kernel polinomial menghasilkan nilai MSE yang lebih besar dibandingkan MSE untuk kernel linear dan RBF. Nilai MSE yang dihasilkan parameter terbaik pada kernel linear dan RBF tidak jauh berbeda, tetapi nilai MSE pada kernel RBF sedikit lebih kecil dibandingkan nilai MSE pada kernel linear. Oleh karena itu, kernel RBF digunakan untuk membuat model prediksi harga penutupan saham INDF karena kernel RBF menghasilkan nilai MSE paling kecil di antara ketiga kernel.

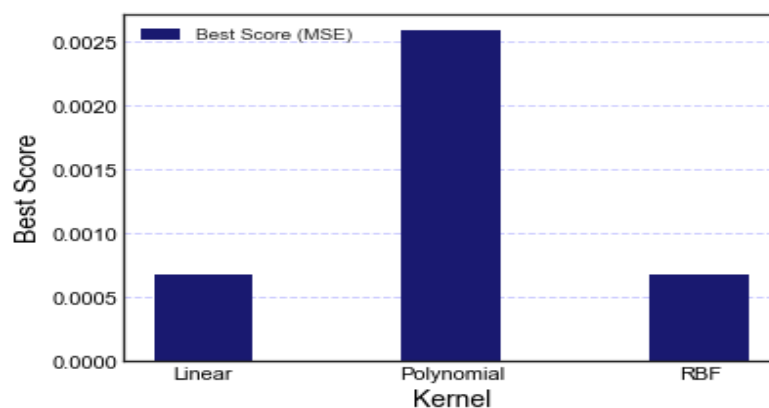
Perbandingan dari *best parameter* yang dihasilkan dari setiap kernel pada saham MYOR dapat dilihat pada Tabel 9 dan Gambar 4.

Berdasarkan informasi yang disajikan pada Tabel 9 dan Gambar 4, parameter terbaik untuk kernel linear adalah $C = 10^{-1}$ dan $\varepsilon = 10^{-3}$. MSE yang dihasilkan dari model terbaik pada kernel linear adalah 0.00067637. Pada kernel polinomial, parameter

terbaik yang diperoleh adalah $C = 10^2$, $\varepsilon = 10^{-1}$, $d = 2$, dan $\gamma = 10^{-1}$. MSE yang dihasilkan dari model terbaik untuk kernel polinomial adalah 0.00258881. Parameter terbaik yang dihasilkan oleh kernel RBF yaitu $C = 1$, $\varepsilon = 10^{-4}$, dan $\gamma = 10^{-1}$. MSE yang dihasilkan dari model terbaik untuk kernel RBF adalah 0.00067553.

Tabel 9. *Best parameter* dan *Best score* hasil *tuning parameter* pada saham MYOR

Percobaan ke-	Fungsi Kernel	Best Parameter	Best Score (Mean Square Error)
1	Kernel linier	C (cost): 10^{-1} ε (epsilon): 10^{-3}	0.00067637
2	Kernel polinomial	C (cost): 10^2 ε (epsilon): 10^{-1} d (degree): 2 γ (gamma): 10^{-1}	0.00258881
3	Kernel RBF	C (cost): 1 ε (epsilon): 10^{-4} γ (gamma): 10^{-1}	0.00067553



Gambar 4. Grafik perbandingan *best score result* pada *tuning parameter* saham MYOR

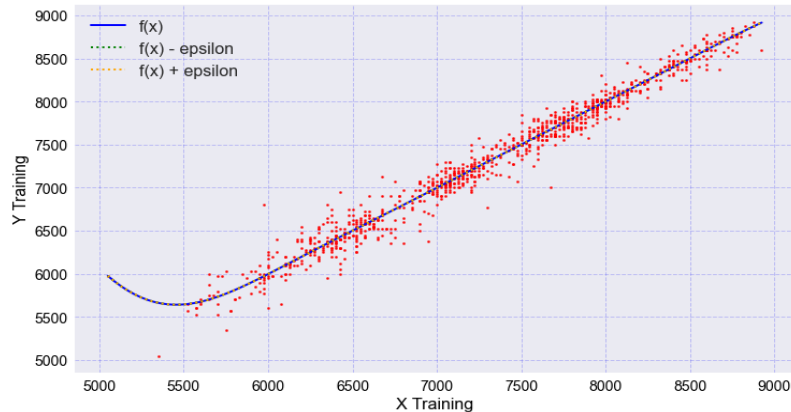
Parameter terbaik pada kernel polinomial menghasilkan nilai MSE yang lebih besar dibandingkan dengan kernel linear dan RBF. Nilai MSE yang dihasilkan parameter terbaik pada kernel linear dan RBF tidak jauh berbeda, tetapi nilai MSE pada kernel RBF sedikit lebih kecil dibandingkan nilai MSE pada kernel linear. Oleh karena itu, kernel RBF digunakan untuk membuat model prediksi harga penutupan saham MYOR karena kernel RBF menghasilkan nilai MSE paling kecil di antara ketiga kernel.

3.4 Pembentukan Model SVR dan Evaluasi Model

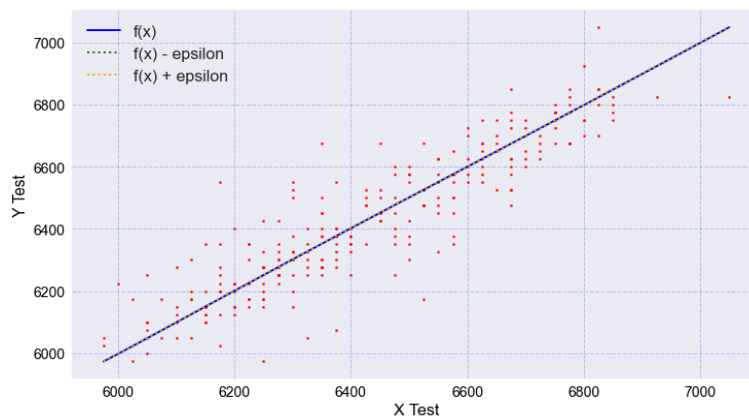
Pembentukan model dilakukan dengan algoritma SVR menggunakan fungsi SVR() pada *library sklearn.svm* di python. Kernel yang digunakan dalam pembentukan model prediksi pada harga penutupan saham INDF dan MYOR adalah kernel RBF. Kernel RBF dipilih berdasarkan hasil proses *tuning parameter* dengan algoritma *grid search* yang sebelumnya sudah dilakukan dengan menunjukkan hasil terbaik menggunakan parameter

$C = 10$, $\varepsilon = 10^{-5}$, dan $\gamma = 10$ pada saham INDF, sedangkan pada saham MYOR menggunakan parameter terbaik $C = 1$, $\varepsilon = 10^{-4}$, dan $\gamma = 10^{-1}$. Model prediksi diuji menggunakan data independent dari data testing (data uji) yang nantinya menghasilkan harga penutupan saham prediksi. Kemudian, harga penutupan saham hasil prediksi dibandingkan dengan nilai aktual data dependent dari data testing (data uji).

Visualisasi dari SVR pada saat pembentukan model (menggunakan data training) dan pengujian model (menggunakan data testing) dengan kernel RBF pada saham INDF disajikan pada Gambar 5 dan 6 berikut.

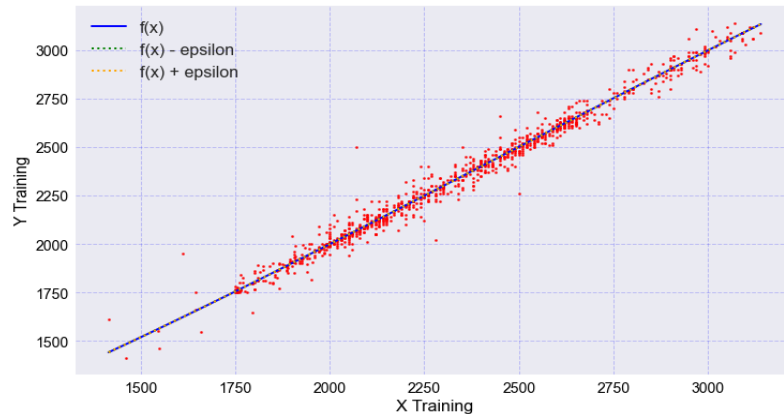


Gambar 5 Visualisasi SVR pada saat pembentukan model dengan kernel RBF pada saham INDF

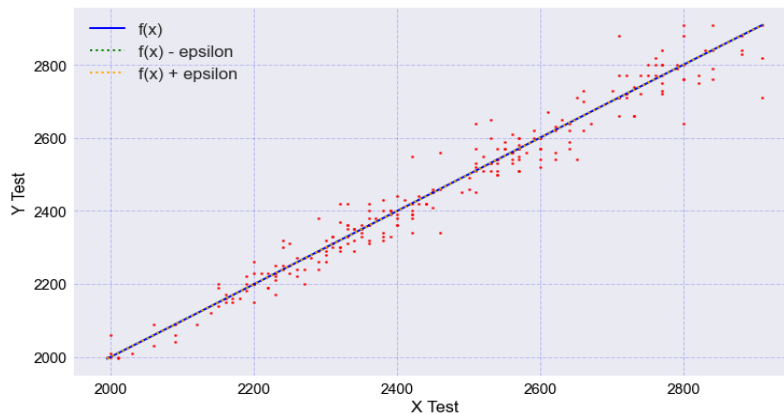


Gambar 6 Visualisasi SVR pada saat pengujian model dengan kernel RBF pada saham INDF

Visualisasi dari SVR pada saat pembentukan model (menggunakan data training) dan pengujian model (menggunakan data testing) dengan kernel RBF pada saham MYOR dapat dilihat pada Gambar 7 dan 8 berikut.



Gambar 7 Visualisasi SVR pada saat pembentukan model dengan kernel RBF pada saham MYOR

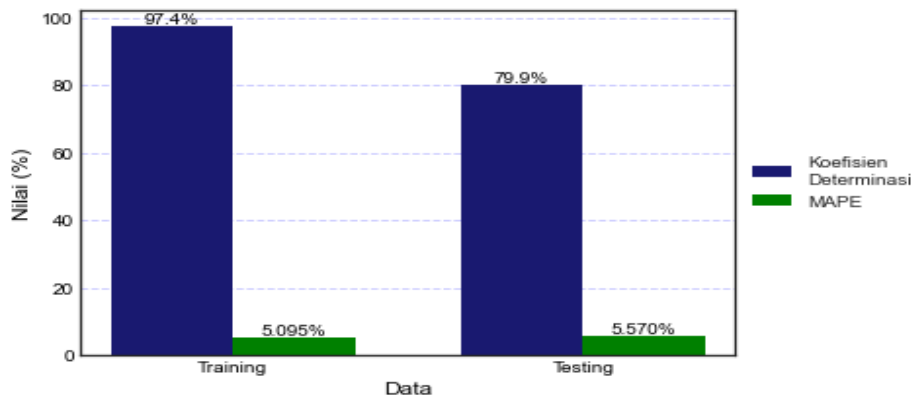


Gambar 8 Visualisasi SVR pada saat pengujian model dengan kernel RBF pada saham MYOR

Pada Gambar 5, 6, 7, dan 8 dapat dilihat bahwa, meskipun distribusi titik data pada saham INDF dan MYOR tidak linier, SVR mampu mengatasinya dengan baik menggunakan *hyperplane*, sehingga SVR dapat menjelaskan *trend* dominan dari data saham INDF dan MYOR pada saat pembentukan model maupun pengujian model. Efek ini lebih terlihat ketika menggunakan lebih dari satu fitur atau menggunakan lebih dari satu variabel independent. Dari keempat gambar tersebut terlihat bahwa *hyperplane* atau $f(x)$ terlihat hampir berhimpit dengan garis batas atas dan batas bawah atau $f(x) \pm \epsilon$ karena nilai ϵ paling optimal menggunakan kernel RBF pada saham INDF dan MYOR relatif kecil, yaitu pada saham INDF memiliki nilai ϵ optimal sebesar 10^{-5} , sedangkan pada saham MYOR memiliki nilai ϵ optimal sebesar 10^{-4} .

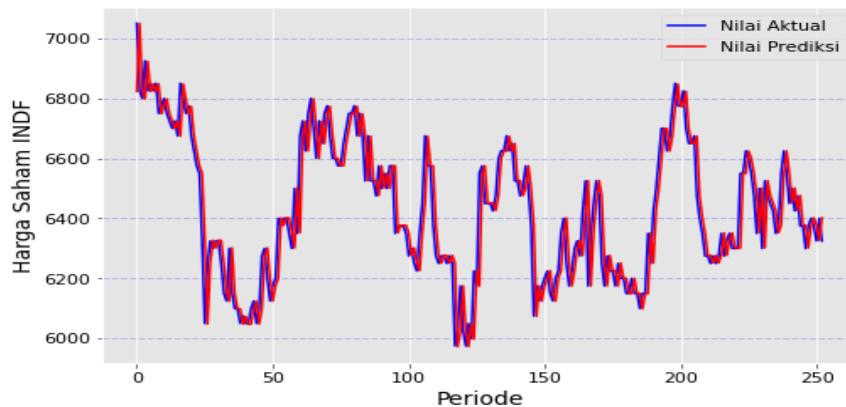
3.4.1 Evaluasi Model Saham INDF

Pada evaluasi model saham INDF ditampilkan koefisien determinasi (R^2) dan MAPE dengan parameter terbaik yang telah ditentukan. Perbandingan koefisien determinasi dan MAPE untuk data training dan data testing pada saham INDF disajikan pada Gambar 9.



Gambar 9 Grafik perbandingan koefisien determinasi dan MAPE pada data training dan data testing saham INDF

Berdasarkan informasi pada Gambar 9, perhitungan akurasi koefisien determinasi dan kesalahan prediksi pada penutupan harga saham INDF menggunakan data training menghasilkan R^2 sebesar 97.4% atau 0.974 dan nilai MAPE sebesar 5.095%. Sedangkan pada data testing menghasilkan R^2 sebesar 79.9% atau 0.799 dan nilai MAPE sebesar 5.570%. Hal ini menunjukkan perbandingan antara hasil prediksi penutupan harga saham INDF untuk data testing dengan nilai aktual data dependent dari data testing menggunakan kernel RBF dengan parameter $C=10$, $\varepsilon = 10^{-5}$, dan $\gamma = 10^2$ mempunyai hasil ketepatan prediksi yang cukup baik. Perbandingan nilai aktual dan nilai prediksi saham INDF pada data testing dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 10 Grafik perbandingan nilai aktual dan nilai prediksi saham INDF pada data testing

Pada Gambar 10 disajikan grafik perbandingan antara nilai prediksi dengan nilai aktual pada penutupan harga saham INDF. Sumbu horizontal dan sumbu vertical berturut-turut menyatakan urutan periode dan harga saham pada data testing. Garis berwarna biru merupakan nilai aktual, sedangkan garis berwarna merah merupakan nilai prediksi. Plot nilai prediksi yang dihasilkan dengan metode SVR kernel RBF berhimpit mengikuti plot nilai aktual. Hal ini menunjukkan bahwa hasil prediksi harga saham INDF sudah dekat dengan harga saham aktualnya, sehingga model sudah dianggap baik dalam memprediksi harga saham INDF.

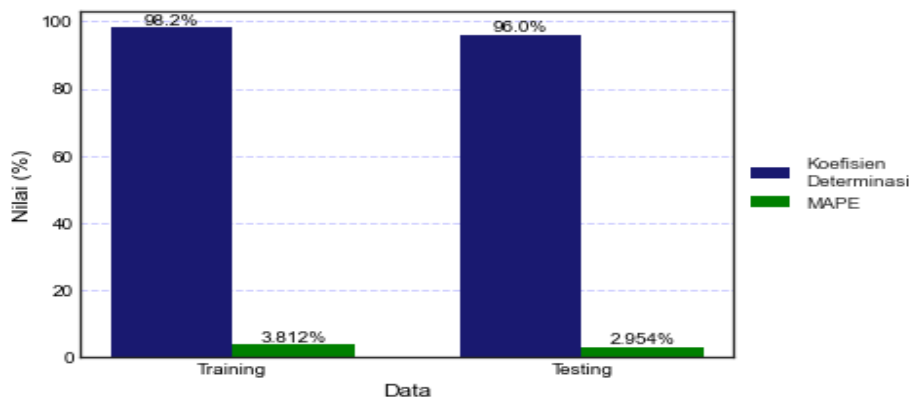
Tabel perbandingan nilai prediksi dan nilai aktual saham INDF pada data testing disajikan pada Tabel 10.

Tabel 10 Perbandingan nilai prediksi dan nilai aktual pada data testing saham INDF

Tanggal	Nilai Aktual	Nilai Prediksi
21 Desember 2020	7050	6823
22 Desember 2020	6825	7049
23 Desember 2020	6800	6823
28 Desember 2020	6925	6798
⋮	⋮	⋮
27 Desember 2021	6375	6402
28 Desember 2021	6325	6377
29 Desember 2021	6400	6327
30 Desember 2021	6325	6402

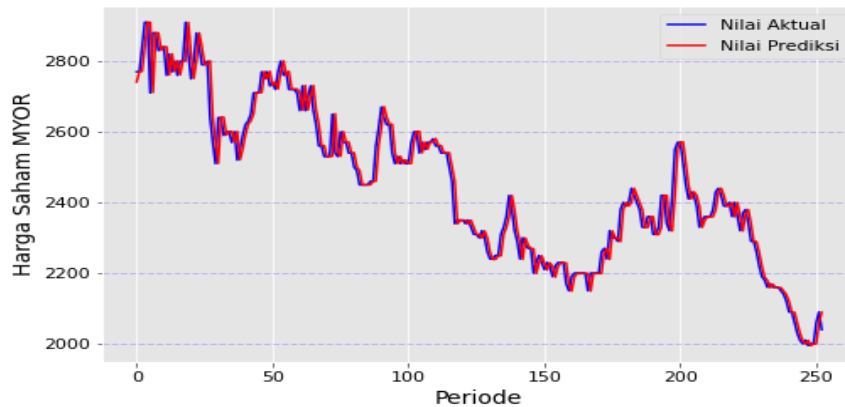
3.4.2 Evaluasi Model Saham MYOR

Pada evaluasi model saham MYOR ditampilkan hasil koefisien determinasi (R^2) dan MAPE dengan parameter terbaik yang telah ditentukan. Perbandingan nilai koefisien determinasi dan MAPE untuk data training dan data testing pada saham MYOR disajikan pada Gambar 11.



Gambar 11 Grafik perbandingan nilai akurasi model dan MAPE pada data training dan data testing saham MYOR

Berdasarkan informasi pada Gambar 11, perhitungan R^2 dan kesalahan prediksi pada penutupan harga saham MYOR menggunakan data latih menghasilkan R^2 sebesar 98.2% atau 0.982 dan nilai MAPE sebesar 3.812%. Sedangkan pada data testing dihasilkan R^2 sebesar 96% atau 0.960 dan nilai MAPE sebesar 2.954%. Hal ini menunjukkan perbandingan antara hasil prediksi penutupan harga saham MYOR untuk data testing dengan nilai aktual data dependent dari data testing menggunakan kernel RBF dengan parameter $C=1$, $\varepsilon = 10^{-2}$, dan $\gamma = 10$ mempunyai hasil ketepatan prediksi yang baik. Perbandingan nilai aktual dan nilai prediksi saham MYOR pada data testing dapat dilihat pada Gambar 12.



Gambar 12 Grafik perbandingan nilai aktual dan nilai prediksi saham MYOR pada data testing

Gambar 12 menunjukkan grafik perbandingan antara nilai hasil prediksi dengan nilai aktual pada penutupan harga saham MYOR. Sumbu horizontal menunjukkan urutan periode dan sumbu vertikal menunjukkan harga saham pada data testing. Garis berwarna biru merupakan nilai aktual, sedangkan garis berwarna merah merupakan nilai prediksi. Plot nilai prediksi yang dihasilkan dengan metode SVR kernel RBF berhimpit mengikuti plot nilai aktual. Dengan kata lain, hasil prediksi harga saham MYOR sudah dekat dengan harga saham aktualnya. Artinya, model sudah baik dalam memprediksi harga saham MYOR. Perbandingan nilai prediksi dan nilai aktual saham MYOR pada data testing disajikan pada Tabel 11.

Tabel 11 Perbandingan nilai prediksi dan nilai aktual pada data testing saham MYOR

Tanggal	Nilai Aktual	Nilai Prediksi
21 Desember 2020	2770	2741
22 Desember 2020	2770	2771
23 Desember 2020	2840	2771
28 Desember 2020	2910	2841
⋮	⋮	⋮
27 Desember 2021	2000	2000
28 Desember 2021	2060	2000
29 Desember 2021	2090	2059
30 Desember 2021	2040	2089

3.5 Peramalan Harga Saham

Setelah mendapatkan model prediksi terbaik berdasarkan analisis data yang dilakukan, tahap selanjutnya adalah melakukan peramalan harga saham untuk tiap perusahaan menggunakan metode SVR. Kernel yang digunakan yaitu kernel RBF dengan parameter terbaik yaitu $C = 10$, $\varepsilon = 10^{-5}$, dan $\gamma = 10$ pada saham INDF, sedangkan pada saham MYOR menggunakan parameter terbaik $C = 1$, $\varepsilon = 10^{-4}$, dan $\gamma = 10^{-1}$. Peramalan harga saham dilakukan selama 1 periode ke depan dengan asumsi harga saham hari ini hanya dipengaruhi oleh harga saham satu periode sebelumnya. Pada penelitian ini

dilakukan peramalan harga saham pada tanggal 31 Desember 2021 dengan data inputnya adalah harga saham aktual dari masing-masing perusahaan pada tanggal 30 Desember 2021.

Hasil peramalan yang telah dilakukan untuk periode satu hari ke depan yaitu periode 31 Desember 2021 pada harga saham INDF diperoleh Rp 6326.88/lembar, sedangkan pada harga saham MYOR diperoleh Rp 2039.31/lembar. Penggunaan metode SVR untuk peramalan harga saham INDF dan MYOR dapat mempermudah investor dalam melihat harga saham sehari berikutnya pada kedua perusahaan tersebut.

4 Simpulan dan Saran

4.1 Simpulan

Berdasarkan hasil kajian yang dilakukan, dapat ditarik beberapa simpulan berikut:

1. Hasil analisis deskriptif menunjukkan bahwa dari Januari 2017 sampai Desember 2021 harga saham INDF dan MYOR bergerak fluktuatif. Pada periode tersebut, harga saham INDF bergerak pada rentang Rp 5050/lembar hingga Rp 8925/lembar dengan nilai rata-rata 7133.069/lembar. Sedangkan harga saham MYOR, dari Januari 2017 hingga Desember 2021, bergerak pada rentang Rp 1415/lembar hingga 3140/lembar dengan nilai rata-rata Rp 2367.318/lembar.
2. Model prediksi telah terbentuk dengan hasil yang cukup baik untuk memprediksi harga saham INDF dan MYOR. Model prediksi terbaik untuk harga saham INDF menggunakan kernel RBF dengan parameter $C = 10$, $\varepsilon = 10^{-5}$, dan $\gamma = 10^2$ memiliki nilai MAPE sebesar 5.570% serta koefisien determinasi sebesar 0.799 atau 79.9%. Model prediksi terbaik untuk data saham MYOR menggunakan kernel RBF dengan parameter $C = 1$, $\varepsilon = 10^{-2}$, dan $\gamma = 10$, memiliki nilai MAPE sebesar 2.954% serta koefisien determinasi sebesar 0.960 atau 96%. Berdasarkan nilai MAPE dan koefisien determinasi yang didapatkan dari model prediksi pada kedua perusahaan, model prediksi ini cukup baik untuk digunakan oleh para investor dalam mengambil keputusan mengenai harga saham yang hendak dijual atau dibeli agar dapat memberikan keuntungan yang maksimal.
3. Peramalan harga saham INDF dan MYOR untuk periode 31 Desember 2021 yang dilakukan dengan model prediksi terbaik pada masing-masing perusahaan diperoleh hasil ramalan untuk harga saham INDF sebesar Rp 6326.88/lembar, sedangkan hasil ramalan untuk harga saham MYOR sebesar Rp 2039.31/lembar.

4.2 Saran

Beberapa saran untuk penelitian selanjutnya di antaranya:

1. Perbaikan model prediksi dapat dilakukan dengan menggunakan variasi nilai parameter yang belum digunakan pada penelitian ini pada saat melakukan *tuning parameter* dengan algoritma *Grid Search*.
2. Dalam penentuan parameter terbaik untuk membentuk suatu model prediksi dengan metode *Support Vector Regression* dapat menggunakan algoritma optimasi, seperti *Ant Colony Optimization (ACO)* atau *Particle Swarm Optimization (PSO)*.
3. Akurasi dari model prediksi terbaik yang diperoleh dengan metode SVR dapat dibandingkan dengan metode *time series non linier* lainnya.

Daftar Pustaka

- [1] Chang PC, Wang YW, Liu CH. 2007. The development of a weighted evolving fuzzy Neural Network for PCB sales forecasting. *Expert Systems with Applications*. 32: 86-96.
- [2] Hania AA. 2017. Mengenal *Artificial Intelligence, Machine Learning, Neural Network, dan Deep Learning*. *Jurnal Teknologi Indonesia*.
- [3] Hsu CW, Chang CC, Lin CJ. 2016. *A Practical Guide to Support Vector Classification*. Taipei (TW): Department of Computer Science, National Taiwan University.
- [4] Krisma A, Azhari M, Widagdo PP. 2019. Perbandingan metode *double exponential smoothing* dan *triple exponential smoothing* dalam parameter tingkat *Error Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Means Absolte Deviation* (MAD). Dalam: *Prosiding Seminar Nasional Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*; 2019 Sep 2; Samarinda, Indonesia. Samarinda: Universitas Mulawarman. hlm 81-87.
- [5] Leidiyana H. 2013. Penerapan algoritma *K-Nearest Neighbor* untuk penentuan resiko kredit kepemilikan kendaraan bermotor. *Jurnal Penelitian Ilmu Komputer, System Embedded & Logic*. 1(1): 65-76.
- [6] Marpaung I, Winarto. 2018. Pengaruh pengembangan karir terhadap penilaian prestasi kerja (studi kasus pada PT. PLN (Persero) Wilayah Sumatera Utara). *Jurnal Ilmiah Methonomi*. 4(1): 79 – 86.
- [7] Muklis F. 2016. Perkembangan dan tantangan pasar modal Indonesia. *Jurnal Lembaga Keuangan dan Perbankan*. 1(1): 65-76.
- [8] Nurachim RI. 2019. Pemilihan model prediksi indeks harga saham yang dikembangkan berdasarkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) atau *Multilayer Perceptron* (MLP) studi kasus: saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk. *Jurnal Teknologi Informatika & Komputer*. 5(1): 29-35.
- [9] [OJK] Otoritas Jasa Keuangan. 2016. *Pasar Modal*. Jakarta: Kemenristekdikti.
- [10] Patriya E. 2020. Implementasi *Support Vector Machine* pada prediksi Harga Saham Gabungan (IHSG). *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*. 25(1): 24-38. doi: 10.35760/tr.2020.v25i1.2571.
- [11] Patro SGK, Sahu KK. 2015. Normalization: a preprocessing stage. DOI:[10.17148/IARJSET.2015.2305](https://doi.org/10.17148/IARJSET.2015.2305).
- [12] Priliani EM, Putra AT, Muslim MA. 2018. Forecasting inflation rate using Support Vector Regression (SVR) based weight attribute Particle Swarm Optimization (WAPSO). *Scientific Journal of Informatics*. 5(2):118 – 127.
- [13] Purnama DI. 2020. Peramalan jumlah penumpang datang melalui transportasi udara di Sulawesi Tengah menggunakan *Support Vector Regression* (SVR). *Jurnal Ilmiah Matematika dan Terapan*. 17(1): 109-117. doi: 10.22487/2540766X.2020.v17.i1.15186
- [14] Purnomo P. 2014. Analisis pengaruh tingkat prediksi *financial distress* terhadap imbal hasil saham pada sektor pertambangan di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal OE*. 6(3): 377 – 394.
- [15] Rahmadayanti C, Rabbani H, Rohmawati AA. 2018. Model *GARCH* dengan pendekatan *conditional maximum likelihood* untuk prediksi harga saham. *Journal on Computing*. 3(2): 21-28.
- [16] Ramdhani Y, Mubarak A. 2019. Analisis *time series* prediksi penutupan harga saham Antm.Jk dengan algoritma SVM model regresi. *Jurnal RESPONSIF*. 1(1): 77-82.
- [17] Santosa B. 2007. *Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- [18] Saputra GH, Wigena AH, Sartono B. 2019. Penggunaan *Support Vector Regression* dalam pemodelan Indeks Saham Syariah Indonesia dengan algoritme *grid search*. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*. 3(2): 148-160.
- [19] Saputro ND. 2015. Penerapan algoritma *Support Vector Machine* untuk prediksi harga emas. *Jurnal Informatika UPGRIS*. 1: 10-19.
- [20] Setiawan FR, Umbara RF, Rohmawati AA. 2018. Prediksi pergerakan harga saham dengan metode *Support Vector Machine* (SVM) menggunakan *trend deterministic* data preparation (studi kasus saham perusahaan PT Astra International Tbk, PT Garuda Indonesia Tbk, dan PT Indosat Tbk). Dalam: *e-Proceeding of Engineering*; 2018 Agu 1; Bandung, Indonesia. Bandung: Universitas Telkom: 8356-8372.
- [21] Wardiyah ML. 2017. *Manajemen Pasar Uang & Pasar Modal*. Bandung: Pustaka Setia.
- [22] Yasin H, Prahutama A, Utami TW. 2014. Prediksi harga saham menggunakan *Support Vector Regression* dengan algoritma *grid search*. *Jurnal Media Statistika*. 7(1): 29-35.