



## PREDIKSI ARAH HARGA SAHAM PT TELEKOMUNIKASI INDONESIA TBK DENGAN METODE *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM)

Retno Damayanti\*, Universitas Negeri Yogyakarta  
Dhoriva Urwatul Wutsqa, Universitas Negeri Yogyakarta  
\*e-mail: [retnodamayanti.2018@student.uny.ac.id](mailto:retnodamayanti.2018@student.uny.ac.id)

**Abstrak.** Saham PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk merupakan salah satu saham yang menjadi incaran banyak manajer investasi. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi arah harga saham PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Variabel input yang digunakan dalam penelitian ini ada sebanyak sepuluh indikator teknikal, yaitu *simple 10-day moving average*, *weighted 10-day moving average*, *momentum*, *stochastic %K*, *stochastic %D*, *relative strength index*, *moving average convergence divergence*, *williams %R*, *accumulative/distribution oscillator*, *on balance volume*. Metode SVM merupakan salah satu metode *machine learning* yang dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah prediksi. Dalam penelitian ini menggunakan empat fungsi kernel yaitu linear, polinomial, RBF, dan sigmoid kernel. Hasil penelitian ini menunjukkan model terbaik adalah SVM dengan fungsi RBF kernel yang menghasilkan nilai akurasi untuk data *training* sebesar 93,26% dan nilai akurasi untuk data *testing* sebesar 60,22%. Model SVM dengan fungsi RBF kernel dapat digunakan untuk memprediksi arah harga saham PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk dengan nilai akurasi yang cukup baik untuk data *testing*, dan nilai akurasi yang sangat baik untuk data *training*.

**Kata kunci:** *prediksi, harga saham, SVM.*

**Abstract.** Shares of PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk is one of the stocks that is the target of many investment managers. This study aims to predict the direction of the stock price of PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk using the *Support Vector Machine* (SVM) method. The input variables used in this study are ten technical indicators, namely *simple 10-day moving average*, *weighted 10-day moving average*, *momentum*, *stochastic %K*, *stochastic %D*, *relative strength index*, *moving average convergence divergence*, *Williams %R*, *accumulative/distribution oscillator*, *on balance volume*. The SVM method is one of the machine learning methods that can be used to solve prediction problems. This study uses four kernel functions, namely linear, polynomial, RBF, and sigmoid kernel. The results of this study indicate that the best model is SVM with the RBF kernel function which produces an accuracy value for training data of 93.26% and an accuracy value for testing data of 60.22%. The SVM model with the RBF kernel function can be used to predict the direction of the stock price of PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk with a fairly good accuracy value for data testing, and a very good accuracy value for training data.

**Keywords:** *prediction, stock price, SVM.*

## PENDAHULUAN

Saham memiliki banyak peminat, terutama bagi para investor saham. Investasi saham dapat memberikan keuntungan yang cukup menarik, tetapi memiliki resiko yang tinggi. Saham merupakan tanda penyertaan suatu modal seseorang kepada perusahaan dan setiap pemegang saham memiliki hak dan kewajiban yang jelas (Lubis, Wong, & Sinaga, 2020). Salah satu hak pemegang saham yaitu memiliki klaim atas pendapatan perusahaan, dimana jika perusahaan yang menerbitkan saham mendapatkan keuntungan maka pemegang saham berhak untuk mendapatkan keuntungan juga. Jika keuntungan dari perusahaan yang menerbitkan saham itu besar maka pemegang saham juga akan mendapatkan keuntungan yang besar. Semakin tinggi keuntungan yang didapatkan maka akan semakin tinggi pula risiko yang ditanggung oleh pemegang saham (Yasin, Prahutama, & Utami, 2014).

Pergerakan arah harga saham bersifat fluktuasi, yang artinya dapat berubah dari waktu ke waktu. Pergerakan arah harga saham dipengaruhi oleh beberapa faktor. Ada banyak faktor yang dapat mempengaruhi pergerakan arah harga saham misalnya besar kecilnya tingkat suku bunga, laju inflasi, dan kejadian yang tidak terduga seperti situasi ekonomi atau politik, bencana atau perang yang dapat menyebabkan harga saham menjadi fluktuasi di masa mendatang (Manish & Thenmozhi, 2005). Salah satu penyebab arah harga saham bersifat fluktuasi karena pada tahun 2020 terjadi pandemi covid-19. Pandemi covid-19 menyebabkan terjadinya perubahan waktu perdagangan di Bursa Efek Indonesia (BEI) hal ini menjadi kabar buruk bagi para investor karena beberapa saham unggulan mengalami pelemahan. Sehingga para investor lebih tertarik untuk menjual kepemilikan sahamnya. Namun ada juga saham yang tidak melemah ketika pandemi covid-19, salah satunya adalah saham Telkom (TLKM) yang masih berkinerja positif sepanjang tahun 2020, dibuktikan dengan adanya pembukuan pendapatan, EBITDA (Laba sebelum Bunga, Pajak, Depresiasi, dan Amortisasi), serta laba bersih yang tumbuh positif selama tahun 2020. Tidak hanya itu saham TLKM juga mendapatkan kenaikan laba bersih sebesar 11,5% menjadi Rp 20,80 triliun dibandingkan pada tahun 2019 sebesar Rp 18,66 triliun (Fernando, 2021).

PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk merupakan perusahaan dibawah naungan BUMN (Badan Usaha Milik Negara) yang bergerak dibidang jasa layanan teknologi informasi dan komunikasi serta jaringan telekomunikasi di Indonesia. Sebagian saham TLKM dimiliki oleh pemerintah yaitu sebesar 52,09%, sedangkan sisanya 47,91% telah dimiliki oleh publik (Hariyanto, 2022). Dalam hal ini, artinya masyarakat dapat membeli dan memiliki sebagian dari saham TLKM dan berhak untuk mendapatkan dividen dari PT. Telekomunikasi Indonesia setiap tahun. Saham TLKM termasuk sebagai saham grade A dan saham LQ45 di Bursa Efek Indonesia, karena memiliki kinerja keuangan yang baik. Pergerakan arah harga saham TLKM sangat fluktuasi yang artinya harga saham TLKM dapat berubah dari waktu ke waktu. Untuk meminimalkan tingkat kerugian dalam berinvestasi maka diperlukan suatu metode analisis prediksi arah harga saham yang memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan didukung dengan data-data yang akurat. Teknik yang benar dan akurat dapat mengurangi risiko kerugian bagi para investor dalam berinvestasi.

Prediksi arah harga saham juga menjadi masalah yang krusial, sangat menantang dan menjadi tugas yang kontroversial dalam melakukan peramalan. Memprediksi arah harga saham dengan menentukan apakah harga saham akan naik atau turun menjadi suatu masalah yang menarik bagi banyak peneliti dan juga untuk investor karena berperan penting dalam memengaruhi masa depan para investor, dalam menentukan keputusan membeli atau menjual saham yang dapat menghasilkan keuntungan yang signifikan. Pada dasarnya pasar saham memiliki data yang acak, dinamis, nonlinier, rumit, dan bersifat nonparametrik. Membuat

prediksi arah harga saham menjadi tugas yang sulit bagi peneliti. Namun, prediksi arah harga saham yang akurat dapat membantu para investor dalam menyesuaikan strategi mereka untuk melakukan perdagangan yang lebih baik untuk masa depan dan meningkatkan peluang untuk memperoleh keuntungan dan mengurangi peluang kerugian. Prediksi arah harga saham juga akan bermanfaat bagi para investor jangka pendek, dimana jika harga saham tiba-tiba mengalami penurunan, maka investor dapat mengambil keputusan untuk segera menjualnya agar tidak mengalami kerugian yang banyak (Wang, 2013).

Baru-baru ini arah harga saham dibahas dalam beberapa artikel penelitian, metode yang sering digunakan untuk memprediksi arah harga saham yaitu Support Vector Machine (SVM), Artificial Neural Network (ANN), Regresi Logistik (LR), Pohon keputusan dan Random Forest (RF), Back Propagation Neural Network (BPNN), dan Fuzzi Logic (Castoe, 2020). Metode Artificial Neural Network (ANN) sering diterapkan dalam melakukan peramalan arah harga saham karena ANN memiliki spesifikasi model yang cukup kuat jika dibandingkan dengan metode-metode yang lainnya, namun metode ANN memiliki satu kelemahan, yaitu metode ANN dapat mengakibatkan masalah over-fitting. Metode lain yang sering digunakan untuk prediksi arah harga saham adalah metode Support Vector Machine (SVM) (Huang et al., 2005; Kim, 2003; Tay & Cao, 2001). Metode SVM dapat menghasilkan kinerja generalisasi yang lebih baik dan memiliki nilai risiko overfitting yang lebih rendah dibandingkan dengan metode ANN (Cortes & Vapnik, 1995). Penelitian yang telah dilakukan oleh (Kim, 2003 & Huang et al., 2005) menunjukkan bahwa metode SVM lebih baik digunakan daripada metode ANN dalam memprediksi arah harga saham. Penelitian lainnya yaitu penelitian yang telah dilakukan oleh Das & Padhy, (2012) melakukan penelitian arah harga saham dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) hasil dari penelitian tersebut, menunjukkan bahwa metode SVM baik digunakan untuk melakukan prediksi arah harga saham.

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi arah harga saham TLKM. Variabel input yang digunakan ada sepuluh indikator teknikal yang dianalisis dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dengan empat fungsi kernel. Dari hasil prediksi tersebut diharapkan dapat menjadi alternatif untuk menjadi pertimbangan dalam mengambil keputusan transaksi saham TLKM, dapat memberikan informasi yang sesuai dengan keadaan di masa mendatang, dan dapat menunjukkan fungsi kernel terbaik yang digunakan untuk prediksi arah harga saham berdasarkan pengetahuan yang diambil dari data historis harga saham TLKM.

## METODE

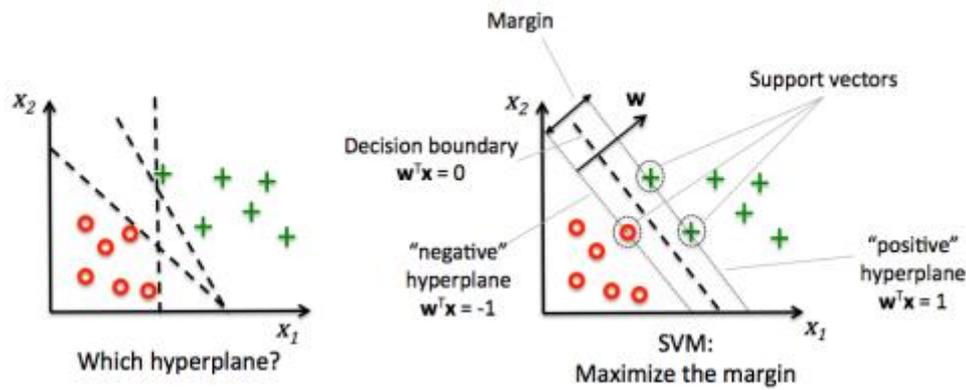
### Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder, yaitu data harga saham harian PT Telekomunikasi Indonesia Tbk. pada tanggal 1 Januari 2020 sampai tanggal 1 Januari 2022 yang diperoleh dari <https://finance.yahoo.com/>. Data harga saham yaitu *date*, *open*, *high*, *low*, *close*, *volume*, dan *adjusted*. Data tersebut tidak langsung digunakan namun harus ditransformasikan terlebih dahulu kedalam bentuk indikator teknikal. Ada 10 indikator teknikal yang digunakan dalam penelitian ini antara lain: *weighted 10-day moving average* (WMA10), *simple 10-day moving average* (MA10), *momentum*, *stochastic %D*, *stochastic %K*, *relative strength index* (RSI), *moving average convergence divergence* (MACD), *williams %R*, *accumulative/ distribution* (A/D) *oscillator*, *on balance volume* (OBV).

### Metode Support Vector Machine

*Support Vector Machine* (SVM) merupakan salah satu metode klasifikasi. SVM dikembangkan oleh Guyon, Boser, Vapnik yang pertama kali dipresentasikan pada tahun 1992

di *Annual Workshop on Computational Learning Theory*. Metode SVM merupakan konsep unggulan dalam bidang *pattern recognition*, yang dapat memiliki model secara otomatis dan tidak memiliki masalah *over-fitting*. SVM dapat bekerja dengan baik dalam berbagai aturan, dan dianggap salah satu metode klasifikasi terbaik (Gareth et al., 2017). Tujuan utama penggunaan metode SVM adalah untuk mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua kelas pada ruang input. *Hyperplane* terbaik dapat ditemukan dengan cara mengukur margin *hyperplane* mencari titik maksimalnya. *Margin* adalah jarak terdekat antara *hyperplane* dengan data dari masing-masing kelas. Sedangkan *support vector* adalah subset data training yang paling dekat. Pada Gambar 1 menunjukkan bahwa *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua kelas yaitu kelas positif (+1) dan kelas negatif (-1) sebagai berikut.



**Gambar 1.** *Hyperplane* terbaik yang memisahkan antar dua kelas positif (+1) dan negatif (-1)

Pada Gambar 1 sebelah kanan menunjukkan bahwa *hyperplane* terbaik yaitu terletak pada garis putus-putus yang berada ditengah antara garis *hyperplane* positif dan garis *hyperplane* negatif, sedangkan *support vector* ditunjukkan dengan tanda positif yang berwarna hijau dan bulat yang berwarna merah yang berada dalam lingkaran hitam.

SVM memiliki prinsip dasar *linear* yaitu metode klasifikasi data yang dilakukan secara *linear*. Pada kasus klasifikasi dengan SVM *linear*, misalkan  $x_i \in \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  adalah dataset dan  $y_i \in \{+1, -1\}$  adalah label kelas dari data  $x_i$ . Ada berbagai alternatif *hyperplane* yang dapat digunakan untuk mencari garis pemisah atau *hyperplane* dari kelompok kedua kelas. Fungsi yang digunakan untuk mencari *hyperplane* yaitu dengan menggunakan *decision function* sebagai berikut (Vijayakumar & Wu, 1999).

$$f(x) = \text{sign}(\mathbf{w} \cdot x + b) \quad (1)$$

dengan  $(\cdot)$  merupakan skalar sehingga  $\mathbf{w} \cdot x \equiv \mathbf{w}^T x$ ,  $x_i$  adalah data ke- $i$ ,  $\mathbf{w}$  adalah bobot *support vector* yang tegak lurus terhadap *hyperplane*,  $b$  adalah nilai bias.

Berdasarkan pada *decision function* di atas, dapat terlihat bahwa data dapat diklasifikasikan dengan tepat jika  $y_i(x_i \cdot \mathbf{w} + b) > 0 \forall i$  karena ketika  $(\mathbf{w} \cdot x_i + b)$  harus bernilai positif ketika  $y_i = +1$ , dan bernilai negatif ketika  $y_i = -1$ . Jika dilakukan pembuatan skala positif baru dari argumen dalam persamaan fungsi maka *decision function* menjadi invarian sehingga akan mengakibatkan ambiguitas dalam mendefinisikan konsep jarak atau *margin*. Maka skala untuk  $(\mathbf{w}, b)$  menetapkan bahwa  $\mathbf{w} \cdot x + b = 1$  untuk titik terdekat pada satu sisi,

dan  $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = -1$  untuk titik terdekat dari sisi lainnya. *Hyperplane* yang melewati  $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = 1$  dan  $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = -1$  disebut sebagai *hyperplane* kanonik dan wilayah antar *hyperplane* disebut sebagai *margin band* (Cambell & Ying, 2011)

Cara untuk menentukan *hyperplane* terbaik yaitu dapat dicari dengan memaksimalkan margin yang bisa didapat dengan cara memaksimalkan jarak antara *hyperplane* dan titik terdekatnya yaitu  $\frac{1}{\|\mathbf{w}\|}$ . Rumus tersebut disebut sebagai *Quadratic Programming (QP) Problem* dengan mencari titik minimal seperti pada persamaan (2) sebagai berikut.

$$\min \tau(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (2)$$

Sedangkan untuk subjek *constrain*/kendala memiliki rumus persamaan sebagai berikut.

$$y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \quad \forall_i \quad (3)$$

Persamaan di atas merupakan permasalahan optimasi kendala untuk meminimalkan fungsi objek pada persamaan (2) dengan kendala pada persamaan (3). Permasalahan di atas dapat direduksi dengan menggunakan fungsi *Lagrange* yang terdiri dari jumlahan fungsi objektif dan m kendala yang dikalikan dengan pengganda *Lagrange* seperti berikut (Campbell & Ying, 2011).

$$L(\mathbf{w}, b) = \frac{1}{2}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{w}) - \sum_{i=1}^m \alpha_i (y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) - 1) \quad (4)$$

Dimana  $\alpha_i$  merupakan *Lagrange Multiplier*, dan nilai  $\alpha_i \geq 0$ . Pada saat *minimum*, akan dilakukan penurunan dari b dan w dan mengaturnya menjadi nilai nol sebagai berikut.

$$\frac{\partial L}{\partial b} = -\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad (5)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{w} - \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \mathbf{x}_i = 0 \quad (6)$$

Substitusi nilai  $\mathbf{w}$  dari persamaan (6) kedalam bentuk  $L(\mathbf{w}, b)$  sehingga diperoleh rumus *wolfe dual* atau rumus ganda sebagai berikut.

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i, x_j) \quad (7)$$

dengan nilai  $\alpha_i$  terhadap kendala adalah sebagai berikut.

$$\alpha_i \geq 0 \quad \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad (8)$$

SVM dapat bekerja pada data *non linear* dengan menggunakan pendekatan fungsi kernel. Fungsi kernel dapat digunakan untuk mengubah data ke ruang dimensi yang lebih tinggi yang disebut sebagai ruang kernel, dimana data akan dipisahkan secara linear (Awad & Khanna, 2015).

Berikut merupakan fungsi kernel yang sering digunakan, ada 4 jenis fungsi kernel yaitu sebagai berikut.

a. *Linear Kernel SVM*

$$K(x_i, x_j) = x_i^T \cdot x_j \quad (9)$$

dengan  $\mathbf{x}$  dan  $\mathbf{x}'$  adalah dua vektor

b. *Polinomial Kernel SVM*

$$K(x_i, x_j) = (x_i^T \cdot x_j + c)^d \quad (10)$$

c. *Radial Basis Function (RBF) Kernel SVM*

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i^T - x_j\|^2) \quad (11)$$

d. *Sigmoid Kernel SVM*

$$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + c) \quad (12)$$

### Indikator Teknikal

Ada sepuluh macam indikator teknikal yang digunakan sebagai variabel input dalam penelitian ini ditunjukkan dalam Tabel 1 sebagai berikut.

**Tabel 1.** Indikator teknikal dan perumusannya

Indikator	Rumus
<i>Simple 10-day Moving Average (MA10)</i>	$\frac{C_t + C_{t-1} + \dots + C_{t-10}}{10}$
<i>Weighted 10-day moving average</i>	$\frac{\sum_{i=1}^{10} C_{t-i} \cdot w_i}{\sum_{i=1}^{10} w_i}$
<i>Momentum</i>	$C_t - C_{t-10}$
<i>Stochastic %K</i>	$\frac{C_t - LL_{t-n}}{HH_{t-n} - LL_{t-n}} \times 100$
<i>Stochastic %D</i>	$\frac{\sum_{i=0}^{n-1} K_{t-i} \%}{3}$
<i>Relative Strength Index (RSI)</i>	$100 - \frac{100}{1 + (\sum_{i=0}^{n-1} Up_{t-i}/14) / (\sum_{i=0}^{n-1} Dw_{(t-i)}/14)}$
<i>Moving Average Convergence Divergence (MACD)</i>	$EMA(12)_t - EMA(26)_t$
<i>Williams % R</i>	$\frac{H_n - C_t}{H_n - L_n} \times 100$
<i>Accumulative/Distribution (A/D) Oscillator</i>	$\frac{H_t - C_{t-1}}{H_t - L_t}$
<i>On balance volume (OBV)</i>	Jika <i>close price</i> > <i>close price</i> sebelumnya: $OBV = OBV_{sebelumnya} + v_t$ Jika <i>close price</i> < <i>close price</i> sebelumnya: $OBV = OBV_{sebelumnya} - v_t$ Jika <i>close price</i> = <i>close price</i> sebelumnya: $OBV_{saat\ ini} = OBV_{sebelumnya}$

Keterangan  $C_t$  adalah *close price* pada waktu ke-t,  $L_t$  adalah *low price* pada waktu ke-t,  $H_t$  adalah *high price* pada waktu ke-t,  $LL_t$  adalah *lowest low* pada akhir ke-t,  $HH_t$  adalah *highest high* pada akhir hari ke-t, EMA adalah *exponential moving average*.  $EMA(k)_{t-1} + \alpha \times (C_t - EMA(k)_{t-1})$ ,  $\alpha$  adalah *smoothing factor*:  $\frac{2}{1+k}$  k adalah periode dari k EMA,  $Dw_t$  adalah perubahan harga ketika turun pada waktu ke-t.  $D_{up}$  adalah perubahan harga ketika harga naik pada waktu ke-t.  $v_i$  adalah volume pada hari ke-t.

### Confusion Matrix

*Confusion matrix* dapat digunakan untuk menghitung kinerja atau tingkat kebenaran dari proses klasifikasi. *Confusion matrix* dapat diterapkan untuk dimensi  $2 \times 2$  dan *multiclass*. Tabel *confusion matrix* untuk dimensi  $2 \times 2$  ditunjukkan pada Tabel 2 sebagai berikut (Kulkarni, Chong, & Batarseh, 2020).

**Tabel 2.** *Confusion matrix* dimensi  $2 \times 2$

Aktual	Prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	TP	FN
Negatif	FP	TN

Berdasarkan nilai TN, FP, FN, dan TP dapat diperoleh nilai akurasi. Nilai akurasi dapat menggambarkan performa hasil klasifikasi secara keseluruhan. Persamaan akurasi seperti pada persamaan (13) sebagai berikut.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (13)$$

dengan TP (*True Positive*) merupakan jumlah kasus data dimana harga saham TLKM diprediksi (Positif) naik, memang (*True*) naik, FN (*False Negative*) merupakan jumlah kasus data dimana harga saham TLKM diprediksi tidak (Negatif) naik dan sebenarnya harga saham memang (*True*) tidak naik, FP (*False Positive*) merupakan jumlah kasus data dimana harga saham TLKM yang diprediksi (Positif) naik, ternyata tidak naik. Prediksi salah (*False*), TN (*True Negative*) merupakan jumlah kasus data dimana harga saham TLKM yang diprediksi tidak naik (Negatif), tetapi ternyata sebenarnya (*True*) naik.

### Analisis Data

Langkah-langkah analisis data dengan menggunakan metode SVM yaitu sebagai berikut.

a. *Pre-Processing* data

*Pre-pocessing* data digunakan untuk melakukan *cleaning* data yang menangani adanya masalah *missing values*, nilai-nilai yang *error*, dan untuk menangani *noisy* dari data.

b. Transformasi data

Tranformasi data digunakan untuk mengubah data harga saham menjadi indikator teknikal dan melakukan pelabelan arah harga saham menjadi naik atau turun. Indikator teknikal saham yang nantinya digunakan sebagai variabel bebas, dan arah harga saham sebagai variabel terikat.

c. Normalisasi data

Proses selanjutnya adalah melakukan normalisasi data pada indikator teknikal harga saham dengan menggunakan *Min-Max Normalization*. Agar data memiliki nilai selisih yang tidak terlalu jauh atau berada pada interval yang sama.

d. Pelabelan data

Pelabelan pergerakan arah harga saham diberi label 1 untuk “Naik” dan -1 untuk “Turun” yang nantinya dijadikan sebagai keluaran model prediksi. Periode prediksi pada penelitian ini menggunakan periode satu hari kedepan, dan untuk pelabelan data dilakukan dengan menggunakan rumus sebagai berikut.

$$Labeling = \begin{cases} Naik, \frac{C_{t+1} - C_t}{C_t} > 0; \\ Turun, \frac{C_{t+1} - C_t}{C_t} \leq 0; \end{cases} \quad (14)$$

Keterangan:

$C_t$  : harga penutupan saham pada hari ke-t  
 $C_{t+1}$  : harga penutupan saham pada hari ke t+1

e. Pembagian data

Pada tahap ini data yang telah dinormalisasi dibagi menjadi dua data yaitu 80% untuk data *training* dan 20% untuk data *testing*.

f. Pengujian SVM

Pada proses ini, peneliti menggunakan metode SVM yaitu dengan melakukan pemodelan data dengan pemilihan fungsi kernel. Fungsi kernel yang digunakan yaitu ada empat antara lain: linear, polinomial, *Radial Basis Function* (RBF), dan sigmoid kernel SVM. Setelah itu peneliti menentukan nilai parameter dari setiap fungsi kernel yaitu linear (C), polinomial (C,d), RBF (C,  $\gamma$ ) dan sigmoid (C,  $\gamma$ ). Selanjutnya membandingkan hasil akurasi dari keempat fungsi kernel dan menentukan ketepatan prediksi terbaik dari analisis SVM.

g. Evaluasi dan Hasil

Evaluasi dan hasil dari penelitian ini yaitu dengan melakukan perbandingan nilai akurasi dari beberapa fungsi kernel sehingga didapatkan kesimpulan fungsi kernel SVM yang cocok digunakan untuk melakukan prediksi arah harga saham.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil

Pada penelitian ini bertujuan untuk memprediksi arah harga saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk dengan metode *Support Vector Machine* (SVM). Data yang digunakan adalah data harian harga saham TLKM dari tanggal 1 Januari 2020 sampai 1 Januari 2022. Variabel input yang digunakan ada sepuluh indikator analisis teknikal yang dianalisis dengan menggunakan empat fungsi kernel SVM yaitu fungsi kernel *linear*, polinomial, *Radial Basis Function* (RBF), dan sigmoid kernel.

Langkah pertama yang dilakukan dalam melakukan analisis yaitu melakukan *pre-processing* data, dengan menyiapkan data. Data yang digunakan dalam penelitian ini ada sebanyak 489 data harga saham TLKM. dengan enam variabel yaitu *date*, *open*, *high*, *low*, *close*, *volume*, *adjusted*. Variabel-variabel tersebut, tidak langsung digunakan sebagai variabel input namun, variabel tersebut harus ditransformasikan terlebih dahulu ke dalam indikator teknikal. Dalam penelitian ini menggunakan sepuluh indikator teknikal sebagai variabel input. Setelah itu melakukan normalisasi data dengan menggunakan rumus *Min-Max Normalization* dan melakukan pelabelan data arah harga saham dimana label 1 untuk “Naik” dan -1 untuk “Turun” yang dijadikan sebagai output model prediksi. Setelah data siap digunakan, langkah selanjutnya yaitu melakukan analisis data dengan menggunakan empat fungsi kernel SVM

dengan mencari nilai akurasi. Fungsi kernel yang memiliki nilai akurasi paling tinggi yang digunakan untuk melakukan prediksi arah harga saham TLKM.

### 1. Pemodelan dan Penentuan Fungsi Kernel

Pada tahapan ini, digunakan empat fungsi kernel SVM dalam mencari nilai akurasi terbaik, yaitu dengan menggunakan linear kernel SVM, polinomial kernel SVM, *Radial Basis Function* (RBF), dan sigmoid kernel SVM yang dijabarkan satu persatu sebagai berikut:

#### a. Linear Kernel SVM

Linear kernel SVM merupakan fungsi kernel yang baik digunakan ketika data sudah terpisah secara linear. Dalam melakukan analisis dengan fungsi linear kernel, dilakukan optimasi parameter *C* atau *Cost* dengan cara *trial and error* yang ditunjukkan oleh Tabel 3 sebagai berikut.

**Tabel 3.** Tabel nilai akurasi parameter

Parameter	Data <i>training</i>	Data <i>testing</i>
	Akurasi	Akurasi
$C = 0,01$	0,5737	0,5161
$C = 0,1$	0,5769	0,5484
$C = 1$	0,5994	0,5376
$C = 10$	0,5865	0,5376
$C = 100$	0,5969	0,5269

Dari Tabel 3 parameter *cost* memiliki hasil akurasi yang berbeda, parameter terbaik ditentukan dengan cara memilih salah satu nilai parameter *cost* dengan nilai akurasi data *testing* yang paling tinggi. Maka parameter  $C = 0,1$  dipilih sebagai parameter terbaik dalam pembentukan model dengan data *training*. Parameter model ditunjukkan pada Tabel 4 sebagai berikut.

**Tabel 4.** Tabel parameter model SVM dengan Linear Kernel

Parameter	
<i>SVM – Type</i>	: <i>C-classification</i>
<i>SVM – Kernel</i>	: <i>Linear</i>
<i>Cost</i>	: 0,1
<i>Number of Support Vectors</i>	: 291

Dari Tabel 4 diperoleh bahwa ketika menggunakan fungsi linear kernel mendapatkan hasil bahwa parameter terbaik untuk parameter *C* adalah 0,1. Sehingga dapat dibuat *confusion matrix* antara nilai prediksi dan nilai aktual dari data *training* maupun data *testing* yang ditunjukkan pada Tabel 5 sebagai berikut.

**Tabel 5.** Tabel *confusion matrix* model SVM dengan fungsi Linear Kernel

Prediksi	Data <i>Training</i>		Data <i>Testing</i>	
	Aktual		Aktual	
	-1	-1	1	-1
-1	93	63	30	24
1	69	87	18	21

Dari Tabel 5 diperoleh bahwa dari 162 harga saham yang turun, model memprediksi ada 93 harga saham yang turun, dan ada 69 harga saham yang naik sedangkan dari 150 harga saham

yang naik, model memprediksi ada 63 harga saham yang turun, dan ada 87 harga saham yang naik untuk data *training*. Sedangkan data *testing* diperoleh bahwa dari 48 harga saham yang turun, model memprediksi ada 30 harga saham yang turun, dan ada 18 harga saham yang naik, sedangkan dari 45 harga saham yang naik, model memprediksi ada 24 harga saham yang turun, dan ada 21 harga saham yang naik.

Setelah diperoleh *confusion matrix* di atas, langkah selanjutnya yaitu dengan melakukan perhitungan akurasi dari data *training* dan data *testing* yang dapat dirangkum kedalam Tabel 6 seperti berikut.

**Tabel 6.** Tabel ketepatan klasifikasi data *training* dan data *testing*

Data	Misclassification	Akurasi
Data <i>training</i>	0,4230769	0,5769231
Data <i>testing</i>	0,4516129	0,5483871

Dari Tabel 7 nilai akurasi untuk data *training* sebesar 0,5769231 atau setara dengan 57,69% dan nilai akurasi untuk data *testing* sebesar 0,5483871 atau setara dengan 54,83% yang artinya bahwa model SVM dengan fungsi linear kernel kurang baik digunakan untuk memprediksi arah harga saham naik dan turun.

#### b. *Polinomial Kernel SVM*

Polinomial kernel SVM merupakan fungsi kernel *non linear* yang sangat cocok digunakan untuk permasalahan semua data *training* yang dinormalisasi. Pengoptimalan parameter menggunakan *cost* (C) dan *degree* (d) pada polinomial kernel ditunjukkan pada Tabel 7.

**Tabel 7.** Tabel nilai akurasi parameter terbaik data *training*

Parameter	Akurasi		
	d = 1	d = 2	d = 3
C=0,01	0,5641	0,516	0,5096
C=,1	0,5737	0,5673	0,5353
C=1	0,5769	0,5994	0,6571
C=10	0,5994	0,6186	0,7532
C=100	0,5864	0,6538	0,7981

Kemudian dilakukan penentuan parameter dengan menggunakan data *testing* seperti Tabel 8.

**Tabel 8.** Tabel akurasi parameter terbaik data *testing*

Parameter	Akurasi		
	d = 1	d = 2	d = 3
C=0,01	0,5376	0,5806	0,5914
C=0,1	0,5161	0,5161	0,5806
C=1	0,5484	0,4731	0,5161
C=10	0,5376	0,4624	0,5269
C=100	0,5376	0,4946	0,6022

Dari Tabel 7 dan Tabel 8 diperoleh hasil akurasi yang berbeda pada masing-masing parameter *cost* (C) dan *degree* (d). Hasil pada Tabel 8 menunjukkan bahwa akurasi pada C =

100 dengan nilai  $d = 3$  memiliki nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan yang lain. Maka penulis menggunakan parameter  $C = 100$  dan  $d = 3$  yang memiliki nilai akurasi 0,6022 atau setara dengan 60,22% sebagai parameter terbaik dalam pembentukan model dengan data *training*. Sehingga diperoleh parameter model yang ditunjukkan pada Tabel 9.

**Tabel 9.** Tabel parameter model SVM Polinomial Kernel

Parameter	
<i>SVM – Type</i>	: <i>C-Classification</i>
<i>SVM – Kernel</i>	: <i>Polynomial</i>
<i>Cost</i>	: 100
<i>Degree</i>	: 3
<i>Number of Support Vectors</i>	: 242

Dari Tabel 9 diperoleh bahwa ketika menggunakan fungsi polinomial kernel mendapatkan hasil bahwa parameter terbaik adalah parameter  $C = 100$  dan  $d = 3$ . Sehingga dapat dibuat *confusion matrix* antara nilai prediksi dan nilai aktual dari data *training* maupun data *testing* yang ditunjukkan pada Tabel 10.

**Tabel 10.** Tabel *confusion matrix* model SVM dengan fungsi Polinomial Kernel

Prediksi	Data Training		Data Testing	
	Aktual	Aktual	Aktual	Aktual
	-1	-1	1	-1
-1	120	36	37	17
1	27	129	20	19

Dari Tabel 10 diperoleh bahwa dari 147 harga saham yang turun, model memprediksi ada 120 harga saham yang turun, dan ada 27 harga saham yang naik, sedangkan dari 165 harga saham yang naik, model memprediksi ada sebanyak 36 harga saham yang turun, dan 129 harga saham yang naik untuk data *training*. Sedangkan pada data *testing* diperoleh bahwa dari 57 harga saham yang turun, model memprediksi ada 37 harga saham yang turun, dan 20 harga saham yang naik sedangkan dari 36 harga saham yang naik, model memprediksi ada 17 harga saham yang turun, dan ada 19 harga saham yang naik.

Setelah diperoleh *confusion matrix* di atas, langkah selanjutnya yaitu melakukan perhitungan nilai akurasi dari data *training* dan data *testing* dapat dirangkum dalam Tabel 11.

**Tabel 11.** Prediksi data *training* dan data *testing*

Data	Misclassification	Akurasi
Data <i>training</i>	0,2019231	0,7980769
Data <i>testing</i>	0,3978495	0,6021505

Dari Tabel 11 nilai akurasi untuk data *training* sebesar 0,7980769 atau setara dengan 79,80% yang artinya bahwa model SVM dengan fungsi polinomial kernel baik digunakan untuk melakukan prediksi arah harga saham naik dan turun. Sedangkan nilai akurasi data *testing* sebesar 0,6021505 atau setara dengan 60,22% yang artinya bahwa model SVM dengan fungsi polinomial kernel cukup baik digunakan untuk melakukan prediksi arah harga saham naik dan turun.

**c. Radial Basis Function (RBF) Kernel SVM**

*Radial Basis Function* (RBF) kernel merupakan fungsi kernel yang digunakan ketika data tidak terpisah secara *linear*. Optimasi parameter *cost* (C) dan *gamma* ( $\gamma$ ) pada RBF kernel ditunjukkan pada Tabel 12.

**Tabel 12.** Tabel akurasi parameter terbaik untuk data *training*

Parameter	Akurasi		
	$\gamma = 1$	$\gamma = 2$	$\gamma = 3$
C=0,01	0,9327	0,9936	1
C=0,1	0,9327	0,9936	1
C=1	0,9744	0,9968	1
C=10	1	1	1
C=100	1	1	1

Kemudian dilakukan penentuan parameter dengan menggunakan data *testing* seperti Tabel 13.

**Tabel 13.** Tabel akurasi parameter terbaik untuk data *testing*

Parameter	Akurasi		
	$\gamma = 1$	$\gamma = 2$	$\gamma = 3$
C=0,01	0,6022	0,5054	0,4516
C=0,1	0,6022	0,5054	0,4516
C=1	0,5806	0,5914	0,5269
C=10	0,5806	0,5591	0,5269
C=100	0,5806	0,5591	0,5591

Dari Tabel 12 dan Tabel 13, diperoleh hasil akurasi yang hampir sama pada masing-masing parameter *cost* (C) dan *gamma* ( $\gamma$ ) sehingga penentuan parameter terbaik dapat dilakukan dengan memilih salah satu nilai parameter *cost* (C) dan *gamma* ( $\gamma$ ). Pada penelitian ini digunakan parameter C = 0,01 dan  $\gamma = 1$  sebagai parameter terbaik dalam pembentukan model dengan data *training*. Sehingga diperoleh parameter model terbaik ditunjukkan pada Tabel 14.

**Tabel 14.** Tabel parameter model SVM RBF Kernel

Parameter	
<i>SVM – Type</i>	: <i>C-Classification</i>
<i>SVM – Kernel</i>	: <i>Radial</i>
<i>Cost</i>	: 0,01
<i>Gamma</i>	: 1
<i>Number of Support Vectors</i>	: 312

Dari hasil parameter terbaik di atas, maka dapat dibuat *confusion matrix* antara nilai prediksi dan nilai aktual dari data *training* maupun data *testing* yang ditunjukkan pada Tabel 15.

**Tabel 15.** Tabel *confusion matrix* model SVM dengan fungsi RBF Kernel

Prediksi	Data Training		Data Testing	
	Aktual		Aktual	
	-1	1	-1	1
-1	154	2	42	12
1	19	137	25	14

Dari Tabel 15 diperoleh bahwa dari 173 harga saham yang turun, model memprediksi ada 154 harga saham yang turun, dan 19 harga saham yang naik, sedangkan dari 139 harga saham yang naik, model memprediksi ada sebanyak 2 harga saham yang turun, dan ada 137 harga saham yang naik pada data *training*. Sedangkan pada data *testing* diperoleh bahwa dari 67 harga saham yang turun, model memprediksi ada 42 harga saham yang turun, dan ada 25 harga saham yang naik, sedangkan dari 26 harga saham yang naik, model memprediksi ada 12 harga saham yang turun, dan ada 14 harga saham yang naik,

Setelah diperoleh *confusion matrix*, langkah selanjutnya yaitu dengan melakukan perhitungan nilai akurasi dari data *training* dan data *testing* dapat dirangkum kedalam Tabel 16.

**Tabel 16.** Tabel prediksi data *training* dan data *testing*

Data	Misclassification	Akurasi
Data <i>training</i>	0,0673077	0,9326923
Data <i>testing</i>	0,3978495	0,6021505

Dari Tabel 16 nilai akurasi untuk data *training* sebesar 0,9326923 atau 93,27% yang artinya bahwa model SVM dengan fungsi RBF kernel baik digunakan untuk melakukan prediksi arah harga saham naik dan turun, sedangkan nilai akurasi data *testing* sebesar 0,6021505 atau 60,22% yang artinya bahwa model SVM dengan fungsi RBF kernel cukup baik digunakan untuk melakukan prediksi arah harga saham naik dan turun.

#### d. Sigmoid Kernel SVM

Fungsi kernel keempat yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan menggunakan sigmoid kernel SVM. Optimasi parameter *cost* (C) dan *gamma* ( $\gamma$ ) pada sigmoid kernel ditunjukkan pada Tabel 17.

**Tabel 17.** Tabel akurasi parameter terbaik untuk data *training*

Parameter	Akurasi		
	$\gamma = 1$	$\gamma = 2$	$\gamma = 3$
C=0,01	0,5609	0,5513	0,5545
C=0,1	0,4936	0,4712	0,484
C=1	0,5096	0,4904	0,4936
C=10	0,5096	0,5	0,4968
C=100	0,5192	0,5064	0,4968

Kemudian dilakukan penentuan parameter dengan menggunakan data *testing* seperti Tabel 18.

**Tabel 18.** Tabel akurasi parameter terbaik untuk data *testing*

Parameter	Akurasi		
	$\gamma = 1$	$\gamma = 2$	$\gamma = 3$
C=0,01	0,4946	0,4946	0,4946
C=0,1	0,3871	0,4301	0,4946
C=1	0,5376	0,4194	0,5054
C=10	0,5376	0,4409	0,5054
C=100	0,4516	0,4194	0,5054

Dari Tabel 17 dan Tabel 18, diperoleh hasil akurasi yang berbeda pada masing-masing parameter *cost* (C) dan *gamma* ( $\gamma$ ) sehingga penentuan parameter terbaik dapat dilakukan dengan memilih salah satu nilai parameter *cost* (C) dan *gamma* ( $\gamma$ ) dengan hasil akurasi tertinggi pada data *testing*. Untuk C = 1 dengan  $\gamma = 1$  dan C = 10 dengan  $\gamma = 1$  mendapatkan hasil akurasi sama dan yang lebih tinggi daripada parameter yang lainnya, sehingga penulis bisa memilih salah satu dari kedua parameter tersebut. Penulis menggunakan parameter dengan C = 1 dan  $\gamma = 1$  sebagai parameter terbaik dalam pembentukan model dengan data *training*, sehingga diperoleh parameter model yang ditunjukkan pada Tabel 19.

**Tabel 19.** Tabel parameter model SVM Sigmoid Kernel

Parameter	
<i>SVM – Type</i>	: <i>C-Classification</i>
<i>SVM – Kernel</i>	: <i>Sigmoid</i>
<i>Cost</i>	: 1
<i>Gamma</i>	: 1
<i>Number of Support Vectors</i>	: 163

Dari hasil parameter terbaik Tabel 19, maka dapat dibuat *confusion matrix* antara nilai prediksi dan nilai aktual dari data *training* maupun data *testing* yang ditunjukkan pada Tabel 20.

**Tabel 20.** Tabel *confusion matrix* model SVM dengan fungsi Sigmoid Kernel

Prediksi	Data Training		Data Testing	
	Aktual -1	Aktual 1	Aktual -1	Aktual 1
-1	79	77	27	27
1	76	80	16	23

Dari Tabel 20 diperoleh bahwa dari 155 harga saham yang turun, model memprediksi ada 79 harga saham yang turun, dan ada 76 harga saham yang naik, sedangkan dari 157 harga saham yang naik, model memprediksi ada 77 harga saham turun, dan 80 harga saham yang naik pada data *training*. Sedangkan pada data *testing* diperoleh bahwa dari 43 harga saham yang turun, model memprediksi ada 27 harga saham yang turun, dan 16 harga saham yang naik sedangkan dari 50 harga saham yang naik, model memprediksi ada 27 harga saham yang turun, dan ada 23 harga saham yang naik.

Setelah diperoleh *confusion matrix* di atas, langkah selanjutnya yaitu dengan melakukan perhitungan akurasi dari data *training* dan data *testing* yang dapat dirangkum kedalam Tabel 21.

**Tabel 21.** Tabel prediksi data *training* dan data *testing*

Data	Misclassification	Akurasi
Data <i>training</i>	0,4903846	0,5096154
Data <i>testing</i>	0,4903846	0,5376344

Tabel 21 nilai akurasi untuk data *training* sebesar 0,5096154 atau 50,96% yang artinya bahwa model SVM dengan fungsi sigmoid kernel kurang baik digunakan untuk melakukan prediksi arah harga saham naik dan turun. Sedangkan nilai akurasi data *testing* sebesar 0,5376344 atau 53,76% yang artinya bahwa model SVM dengan fungsi sigmoid kernel kurang baik digunakan untuk melakukan prediksi arah harga saham naik dan turun.

## 2. Perbandingan Empat Fungsi Kernel SVM

Setelah dilakukan analisis menggunakan empat fungsi kernel SVM yaitu linear kernel SVM, RBF kernel SVM, polinomial kernel SVM dan sigmoid kernel SVM. Maka langkah selanjutnya yaitu membandingkan hasil nilai akurasi dari keempat fungsi kernel yang telah dilakukan. Fungsi kernel yang cocok digunakan adalah fungsi kernel yang memiliki nilai akurasi yang paling tinggi. Adapun tabel akurasi dari keempat fungsi kernel tersebut ditunjukkan pada Tabel 22.

**Tabel 22.** Tabel akurasi fungsi Kernel SVM

Fungsi Kernel	Akurasi	
	Data <i>Training</i>	Data <i>Testing</i>
Linear Kernel	0,576923	0,548387
Polinomial Kernel	0,798076	0,602150
RBF Kernel	0,932692	0,602150
Sigmoid Kernel	0,509615	0,537634

Berdasarkan pada Tabel 22 dapat diperoleh hasil bahwa fungsi kernel yang memiliki nilai akurasi yang paling tinggi adalah fungsi RBF kernel SVM dengan nilai akurasi untuk data *training* memiliki nilai akurasi sebesar 0,9327 atau setara dengan 93,27%. Sedangkan nilai akurasi untuk data *testing* sebesar 0,6022 atau setara dengan 60,22%, yang artinya bahwa fungsi kernel RBF dapat digunakan untuk menentukan ketepatan prediksi arah harga saham naik dan turun.

## Pembahasan

Pada penelitian ini bertujuan untuk memprediksi arah harga saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk dengan metode *Support Vector Machine* (SVM). Data yang digunakan adalah data harian harga saham TLKM dari tanggal 1 Januari 2020 sampai 1 Januari 2022. Variabel input yang digunakan ada sepuluh indikator analisis teknikal yang dianalisis dengan menggunakan empat fungsi kernel SVM yaitu fungsi kernel *linear*, polinomial, *Radial Basis Function* (RBF), dan sigmoid kernel.

Hasil menunjukkan bahwa fungsi kernel RBF baik digunakan dalam menentukan ketepatan prediksi arah harga saham TLKM. Sehingga didapatkan hasil bahwa parameter fungsi RBF kernel yang memiliki nilai akurasi yang paling tinggi yaitu parameter  $C = 0,01$  dan  $\gamma = 1$  dengan nilai akurasi untuk data *training* sebesar 0,9326923 atau 93,27% dan nilai akurasi untuk data *testing* sebesar 0,6021505 atau 60,22% yang artinya bahwa metode SVM fungsi RBF kernel dapat digunakan untuk menentukan ketepatan prediksi arah harga saham TLKM

dengan nilai akurasi yang cukup baik untuk data *testing*, dan nilai akurasi yang baik untuk data *training*.

Hasil dari penelitian ini hampir sama dengan penelitian yang telah dilakukan oleh Kara, Boyacioglu, & Baykan (2011), yang menyatakan bahwa metode SVM cukup bagus digunakan untuk memprediksi arah harga saham dengan nilai akurasi sebesar 71,52%. Sedangkan untuk penelitian ini diperoleh hasil yang tidak jauh berbeda, dimana metode SVM memiliki nilai akurasi yang cukup bagus untuk data *testing* sebesar 60,21%, sedangkan jika menggunakan data *training* menghasilkan nilai akurasi yang bagus yaitu sebesar 93,27%. Sama dengan penelitian yang telah dilakukan oleh Cokrodiharjo & Dony (2021) hasil dari penelitian ini tidak jauh berbeda dengan hasil yang telah dilakukan oleh Cokrodiharjo dan Dony (2021). Dalam penelitiannya menyatakan bahwa nilai akurasi yang diperoleh menghasilkan rata-rata akurasi lebih dari 50% dan menyatakan bahwa metode prediksi SVM dapat digunakan oleh investor dalam pengambilan keputusan untuk melakukan transaksi jual beli saham karena model SVM dapat memprediksi pergerakan arah harga saham. Selain itu model ini dapat digunakan oleh trader perorangan yang ingin mendapatkan keuntungan lebih besar daripada saat menggunakan strategi beli dan tahan.

## SIMPULAN

Penelitian ini mengaplikasikan model SVM untuk memprediksi arah harga saham TLKM. Variabel input yang digunakan pada pembentukan model SVM adalah sepuluh indikator teknikal. Dalam pemodelan SVM digunakan empat fungsi kernel yaitu *linear* kernel, polinomial kernel, RBF kernel, dan sigmoid kernel. Akurasi model SVM untuk keempat fungsi kernel tersebut dibandingkan untuk mendapatkan model terbaik dilakukan trial dan error pada nilai-nilai parameter fungsi kernel. SVM dengan fungsi kernel RBF, yang mempunyai parameter  $C = 0,01$  dan  $\gamma = 1$ . Hasil akurasi model SVM dengan fungsi kernel RBF pada data *training* sangat tinggi yaitu 93,27% dan tetapi turun cukup jauh untuk data *testing* yaitu sebesar 60,21%. Dari hasil penelitian ini dapat disimpulkan bahwa metode SVM dengan fungsi RBF kernel dapat digunakan untuk menentukan ketepatan prediksi arah harga saham TLKM dengan nilai akurasi yang cukup baik untuk data *testing*, dan nilai akurasi yang sangat baik untuk data *training*.

## DAFTAR PUSTAKA

- Awad, M., & Khanna, R. (2015). *Efficient learning machines: theories, concepts, and applications for engineers and system designers*. Springer nature.
- Campbell, C., & Ying, Y. (2011). Learning with support vector machines. *Synthesis lectures on artificial intelligence and machine learning*, 5(1). doi:10.2200/S00324ED1V01Y201102AIM010
- Castoe, M. (2020). *Predicting stock market price direction with uncertainty using Quantile Regression Forest*. Diambil kembali dari <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1503760/FULLTEXT02>
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273-297. doi:10.1007/BF00994018
- Fernando, A. (2021, April 30). *Market*. Diambil kembali dari <https://www.cnbcindonesia.com/market/20210430093017-17-242073/laba-bersih-naik-11-investor-borong-saham-telkom>

- Grudnitski, G., & Osburn, L. (1993). Forecasting s&p and gold futures prices: an application of neural networks. *Journal of Futures Markets*, 13(6), 631-643.
- Hariyanto. (2022, Januari 21). Diambil kembali dari <https://ajaib.co.id/haruskah-kita-memiliki-saham-tlkm/>
- Huang, W., Nakamori, Y., & Wang, S. Y. (2005). Forecasting stock market movement direction with Support Vector Machine. *Computers & Operations Research*, 32(10), 2513–2522.
- IDX. (2021, April 16). *Saham*. Jakarta: idx.co.id. Diambil kembali dari <https://www.idx.co.id/id-id/produk/saham/>
- Kim, K. J. (2003). Financial time series forecasting using Support Vector Machines. *Neurocomputing*, 55(1-2), 307-319.
- Kulkarni, A., Chong, D., & Batarseh, F. A. (2020). Foundations of data imbalance and solutions for a data democracy. *Data Democracy: At the Nexus of Artificial Intelligence, Software Development, and Knowledge Engineering*, 83-106.
- Lubis, A. A., Wong, N. P., & Sinaga, F. M. (2020). Prediksi akurasi perusahaan saham menggunakan SVM dan K-Fold Cross Validation. *Jurnal SIFO Mikroskil*, 21(1), 11-18.
- Manish, K., & Thenmozhi, M. (2005). Forecasting stock index movement: A comparison of support vector machines and random forest. *Proceedings of ninth Indian institute of capital markets conference*, 1-16.
- Tay, F., & Cao, L. (2001). Application of Support Vector Machines in financial time series forecasting. *Omega*, 29(4), 309-317.
- Vijayakumar, S., & Wu, S. (1999). Sequential Support Vector classifier and regression. *Proceeding International Conference on Soft Computing (SOCO'99)*, 1-10.
- Wang, Y. (2013). Stock price direction prediction by directly using prices data: an empirical study on the KOSPI and HSI. *arXiv preprint arXiv:1309.7119*, 1-16.
- Yasin, H., Prahutama, A., & Utami, T. W. (2014). Prediksi harga saham menggunakan Support Vector regression dengan algoritma Grid Search. *Media Statistika*, 7(1), 29-35.