

## **PREDIKSI PERGERAKAN HARGA SAHAM MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINES DI INDONESIA**

**Anggie Yolanda Ritonga**

Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Labuhanbatu  
[anggieyolanda2@gmail.com](mailto:anggieyolanda2@gmail.com)

### **ABSTRAK**

Pergerakan saham sulit diprediksi karena sifatnya yang dinamis dan dipengaruhi oleh banyak faktor. Salah satunya adalah belum adanya penelitian yang mempertimbangkan penggunaan analisis fundamental dalam hal nilai tukar mata uang dan penggunaan pergerakan indeks harga saham asing terkait dengan analisis teknis. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi pergerakan harga saham di Indonesia berdasarkan analisis sentimen, analisis teknikal, dan analisis fundamental menggunakan Support Vector Machine. Hasil yang diperoleh memiliki tingkat akurasi prediksi rata-rata 65,33%. Dimasukkannya nilai tukar mata uang dan pergerakan indeks harga saham luar negeri sebagai prediktor dalam penelitian ini dapat meningkatkan tingkat akurasi prediksi rata-rata sebesar 11,78% dibandingkan dengan prediksi tanpa menggunakan kedua variabel tersebut yang hanya menghasilkan tingkat akurasi prediksi rata-rata sebesar 53,55%.

**Kata Kunci:** Analisis Fundamental, Analisis Sentimen, Analisis Teknis, Mendukung Mesin Vektor, Prediksi Saham.

### **ABSTRACT**

*Predicting stock movements is challenging due to their dynamic nature and influence from various factors. One of these factors is the lack of research considering the use of fundamental analysis regarding currency exchange rates and the use of foreign stock index movements related to technical analysis. This research aims to predict stock price movements in Indonesia based on sentiment analysis, technical analysis, and fundamental analysis using Support Vector Machine. The results obtained have an average prediction accuracy rate of 65.33%. The inclusion of currency exchange rates and foreign stock index movements as predictors in this study can increase the average prediction accuracy rate by 11.78% compared to predictions without using these two variables, which only result in an average prediction accuracy rate of 53.55%.*

**Keywords:** Fundamental Analysis, Sentiment Analysis, Stock Prediction, Support Vector Machines, Technical Analysis.

### **PENDAHULUAN**

Saham sulit diprediksi karena pergerakannya dipengaruhi oleh banyak faktor dan bersifat dinamis. Meski begitu, beberapa teknik untuk memprediksi pergerakan harga saham telah dikembangkan (Masoud, 2017). Ada dua teknik tradisional yang biasa digunakan oleh investor. Ini meramalkan pergerakan harga saham menggunakan data masa lalu seperti harga pembukaan dan penutupan, volume transaksi, harga saham rata-rata, dan sebagainya. Teknik kedua yang dikenal dengan analisis fundamental menggunakan pengukuran kualitatif dan kuantitatif berdasarkan profil perusahaan dan kondisi keuangan, kondisi pasar, politik, bisnis, dan iklim ekonomi (Hur et al., 2006).

Namun dengan berkembangnya teknologi informasi dan media sosial, muncul pula teknik ketiga yang dikenal dengan analisis sentimen (Derakhshan & Beigy, 2019 ; Sert et al., 2020). Sentimen diartikan sebagai cara pandang atau opini seseorang – dalam hal ini investor – terhadap informasi (Hu et al., 2012). Beberapa penelitian telah mencoba untuk menentukan hubungan antara sentimen dan harga saham. Nguyen dan Pham (2018) menemukan bahwa sentimen berpengaruh signifikan terhadap pasar saham. Tetlock (2007) mengamati bahwa berita buruk yang dilaporkan di Wall Street Journal dapat menyebabkan penurunan harga saham. Kemudian, Tetlock dkk. (2008) mengungkapkan bahwa pergerakan harga saham di Amerika Serikat dipengaruhi oleh sentimen berita yang disediakan oleh outlet media berita seperti Wall Street Journal dan Dow Jones News Service.

Baker dan Wurgler (2007) berpendapat bahwa, dengan perkembangan pesat kemampuan komputer, yang menjadi perhatian sekarang adalah bagaimana menilai sentimen investor dan mengukur dampaknya melalui prediksi harga saham, daripada apakah hal itu berdampak pada harga saham atau tidak. Kecerdasan buatan telah digunakan oleh banyak penelitian untuk mengevaluasi efek sentimen pada pergerakan harga saham melalui prediksi karena kemampuan komputer telah meningkat. Prediksi harga saham berbasis kecerdasan buatan dapat mengidentifikasi hubungan dan pola dalam variabel, menawarkan hasil yang lebih baik daripada statistik tradisional (Maqsood, et al., 2020). Hasil penelitian sebelumnya, di sisi lain, bervariasi tergantung pada objek dan variabel yang dianalisis. Inkonsistensi ini terkait dengan fakta bahwa perilaku investor dan kondisi pasar modal masing-masing negara berbeda (Corredor et al., 2015). Banyak faktor yang dapat mempengaruhi perubahan harga saham, dan faktor-faktor yang digunakan dalam studi tersebut dianggap tidak cukup untuk mencerminkan semuanya. Akibatnya, untuk memprediksi pergerakan harga saham, penting untuk menggabungkan teknik analisis seperti analisis sentimen dengan analisis teknis dan fundamental.

Menurut Wu et al. (2012) menggabungkan beberapa teknik analisis dapat meningkatkan kemampuan prediksi harga saham. Namun demikian, belum ada penelitian yang mencoba mempertimbangkan penggunaan analisis fundamental, seperti nilai tukar mata uang, dan analisis teknikal dalam hal pergerakan indeks harga saham di negara lain untuk memprediksi fluktuasi harga di pasar saham, khususnya di Indonesia. Beberapa penelitian tentang saham Indonesia, seperti yang dilakukan oleh Afrianto et al. (2013), Rizkiana dkk. (2017), serta Yasin et al. (2014), hanya mempertimbangkan satu aspek analisis, meskipun faktanya beberapa faktor dapat mempengaruhi pergerakan harga saham. Penggunaan satu aspek saja dianggap tidak cukup untuk menggambarkan semua faktor yang ada. Berdasarkan uraian sebelumnya, terlihat bahwa belum pernah dilakukan penelitian untuk mencoba memprediksi pergerakan harga saham di Indonesia dengan menggunakan tiga jenis analisis yang telah dibahas sebelumnya, yaitu analisis sentimen, analisis teknikal, dan analisis fundamental. Maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana memprediksi pergerakan harga saham di Indonesia berdasarkan analisis sentimen, analisis teknikal, dan analisis fundamental menggunakan Support Vector Machine (SVM).

Ada dua tujuan dalam penelitian ini. Tujuan pertama adalah untuk memprediksi pergerakan harga saham di Indonesia berdasarkan analisis sentimen, analisis teknikal, dan analisis fundamental menggunakan Support Vector Machine (SVM), dan tujuan kedua untuk mengukur dampak analisis sentimen, analisis teknikal, dan analisis fundamental terhadap hasil prediksi pergerakan harga saham.

### **Teori Pemegang Saham (*Shareholders Theory*)**

Teori pemegang saham menyatakan bahwa tujuan utama manajemen adalah memaksimalkan nilai pemegang saham. Tujuan ini mengutamakan kepentingan pemangku kepentingan perusahaan lainnya, seperti karyawan, pemasok, pelanggan, dan masyarakat. Teori pemegang saham berpendapat bahwa pemegang saham adalah pemilik utama aset perusahaan dan dengan demikian, prioritas bagi manajer dan dewan direksi adalah melindungi dan mengembangkan aset tersebut demi kepentingan pemegang saham. Teori pemegang saham mengasumsikan bahwa pemegang saham menilai aset perusahaan dengan dua metrik yang dapat diukur, yaitu dividen dan harga saham (Ward, 2020).

### **Pergerakan Harga Saham**

Pergerakan harga saham merupakan kedatangan informasi baru yang dapat ditandai dengan pembagian dividen, tingkat bunga dan laba dari laporan keuangan, baik itu di masa saat ini ataupun informasi dari pendapat yang beredar di dalam pasar. Terdapat fluktuasi harga dan volume saham yang sering tidak terdeteksi di pasar, sehingga investor maupun perusahaan memerlukan langkah dan cara yang tepat untuk melihat harga sekuritas yang diperdagangkan (Kartini & Yuspita, 2014). Oleh karena itu, penelitian ini mencoba menggunakan analisis support vector machines dalam memprediksi pergerakan harga saham.

### **Support Vector Machines (SVM)**

*Support Vector Machines* merupakan salah satu metode terbaik yang bisa dipakai dalam permasalahan klasifikasi. Konsep SVM bermula dari masalah klasifikasi dua kelas (data dalam ruang pencarian dimensi dengan kategori yang berbeda) sehingga membutuhkan *training set* positif dan negatif. SVM berusaha menemukan *hyperplane* (pemisah) terbaik untuk memisahkan ke dalam dua kelas dan memaksimalkan margin antara dua kelas tersebut. Pada beberapa kasus, data tidak bisa diklasifikasi menggunakan metode *linier* SVM, sehingga dikembangkan fungsi *kernel* untuk mengklasifikasikan data dalam bentuk *nonlinier* (Pratama et al., 2018). Metode SVM dipilih karena menurut Bustos dan Pomares-Quimbaya (2020), Nti et al. (2020), Gandhmal and Kumar (2019) metode ini paling banyak digunakan dalam memprediksi pergerakan harga saham karena kemampuannya dalam memahami pola data pergerakan harga saham yang kompleks dan dapat memberikan hasil prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan metode lainnya.

### **METODE PENELITIAN**

Variabel terikat merupakan variabel yang menjadi fokus utama penelitian (Situmorang, 2010). Pergerakan harga saham sembilan perusahaan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia dengan kapitalisasi pasar terbesar di setiap sektor merupakan variabel terikat dalam penelitian ini. Perusahaan-perusahaan tersebut adalah Astra Agro Lestari (AALI) dari sektor Pertanian, Astra International (ASII) dari sektor Aneka Industri, Bank Central Asia (BBCA) dari sektor Keuangan, Merdeka Tembaga Emas (MDKA) dari sektor Pertambangan, Pakuwon Jati (PWON) dari sektor Properti, Real Estate, dan Konstruksi Bangunan, Telekomunikasi Indonesia (TLKM) dari sektor Infrastruktur, Utilitas, dan Transportasi, Chandra Asri Petrochemical (TPIA) dari sektor Industri Dasar dan Kimia, United Tractors (UNTR) dari sektor Sektor Perdagangan, Jasa,

dan Investasi, serta Unilever Indonesia (UNVR) dari sektor Industri Barang Konsumsi. Sedangkan variabel prediktor diartikan sebagai variabel yang digunakan untuk memprediksi variabel lain atau hasil (Salkind, 2010 ; Williams & Levitas, 2019).

Variabel prediktor pertama dalam penelitian ini adalah analisis sentimen, yaitu sentimen berita yang dikumpulkan dari akun media berita online Twitter seperti CNBC Indonesia. Berita ini akan dianalisis untuk mengetahui apakah mengandung informasi positif yang dapat meningkatkan harga saham atau informasi negatif yang dapat menurunkan harga saham. Harga historis saham, yang meliputi harga pembukaan, harga penutupan, dan volume transaksi, dengan indikator teknikal seperti Moving Average 5-Period yang disingkat MA5, Money Flow Index yang disingkat MFI, dan Relative Strength Index yang disingkat RSI adalah variabel kedua dan ketiga yang berhubungan dengan analisis teknikal. Indikator teknikal dihitung menggunakan data harga historis dengan formula tertentu. Variabel keempat yang juga terkait dengan analisis teknikal terdiri dari pergerakan indeks harga saham asing yang terdiri dari DJI Index (Dow Jones Industrial Average dari USA), FTSE (FTSE 100 Index dari UK), GSPC (S&P 500 Index dari USA), HSI (Indeks Hang Seng dari Hong Kong), IXIC (NASDAQ dari AS), N225 (Indeks Nikkei 225 dari Jepang), dan SSE (Indeks Komposit Shanghai dari Shanghai). Variabel kelima meliputi aspek analisis fundamental yang terdiri dari data nilai tukar USD-IDR. Data pergerakan harga saham sembilan perusahaan, harga historis, nilai tukar mata uang, dan pergerakan indeks harga saham asing diperoleh dari situs Yahoo Finance. Selanjutnya dengan menggunakan bahasa pemrograman Python, dilakukan pengolahan data untuk memprediksi pergerakan harga saham di Indonesia berdasarkan analisis sentimen, analisis teknikal, dan analisis fundamental.

### **Harga Saham Historis**

Data harga historis untuk setiap perusahaan terdiri dari harga pembukaan, harga penutupan, dan volume transaksi. Data tersebut dikumpulkan sejak 6 Juli 2020 hingga 11 Januari 2021 atau setara dengan 124 hari transaksi Bursa Efek Indonesia. Data harga historis terkini, khususnya harga historis pada waktu  $t - 1$ , digunakan untuk memprediksi pergerakan harga saham pada waktu  $t$ .

### **Pergerakan Indeks Harga Saham Asing**

Data pergerakan indeks harga saham asing yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari beberapa negara. Pergerakan indeks harga saham asing didefinisikan sebagai 1 jika harga penutupan hari ini ( $t$ ) ditutup lebih tinggi dari harga penutupan hari sebelumnya ( $t - 1$ ) atau dengan kata lain harga indeks naik. Sedangkan pergerakan indeks didefinisikan sebagai 0 jika harga penutupan indeks hari ini ( $t$ ) lebih kecil atau sama dengan harga penutupan hari sebelumnya ( $t - 1$ ), atau jika indeks mengalami penurunan atau tidak berubah dari harga penutupan hari sebelumnya. Data pergerakan indeks harga saham luar negeri terkini khususnya harga indeks pada waktu  $t - 1$  digunakan untuk mengantisipasi pergerakan harga saham pada waktu  $t$ .

### **Pemrosesan Bahasa Alami (NLP)**

Salah satu cabang Artificial Intelligence (AI) adalah Natural Language Processing (NLP) yang digunakan dalam analisis sentimen untuk mengidentifikasi dan memproses bahasa manusia melalui komputer. Dalam penelitian ini, NLP digunakan untuk mengklasifikasikan berita yang berkaitan dengan ekonomi, bisnis, dan politik yang diambil dari media berita berdasarkan kategori sentimen, apakah berita tersebut

mengandung informasi positif yang dapat meningkatkan harga saham atau mengandung informasi negatif yang dapat menurunkan harga saham. Berita dikumpulkan dari akun Twitter CNBC Indonesia mulai tanggal 6 Juli 2020 sampai dengan 11 Januari 2021 atau setara dengan 124 hari transaksi Bursa Efek Indonesia. 33.990 item berita dikumpulkan selama 124 hari. Setelah berita dikumpulkan maka dikelompokkan per hari untuk menentukan sentimen harian. Jam perdagangan Bursa Efek Indonesia mulai dari pukul 09.00 WIB sampai dengan pukul 15.00 WIB, maka berita yang terbit setelah pukul 15.00 WIB akan dikategorikan sebagai berita untuk hari berikutnya (t+1) karena sentimen terhadap berita yang diterbitkan setelah jam perdagangan untuk hari tersebut ditutup (t) akan direspon selama jam perdagangan pada hari berikutnya (t+1). Demikian pula dengan berita yang terbit pada hari libur bursa (Sabtu, Minggu, dan hari libur nasional), dimana berita yang dimuat pada hari libur akan dikategorikan sebagai berita untuk hari transaksi berikutnya setelah hari libur berakhir. Selanjutnya berita yang telah dikelompokkan per hari tersebut kemudian akan diolah dengan algoritma NLP menggunakan bahasa pemrograman Python untuk mengetahui sentimen dari setiap berita apakah positif atau negatif. Sentimen netral tidak akan digunakan karena tidak mempengaruhi pergerakan harga saham. Setelah setiap sentimen berita diketahui, jumlah berita untuk setiap kategori sentimen akan dihitung menggunakan persentase. Tabel 1 adalah contoh data berita yang telah dikelompokkan per hari dan dihitung persentasenya untuk setiap kategori sentimen.

**Tabel 1. Contoh Hasil Perhitungan Sentimen Berita Harian**

Date	Negative Sentiment Percentage	Positive Sentiment Percentage
06/07/2020	0,52	0,48
07/07/2020	0,29	0,71
08/07/2020	0,33	0,67
09/07/2020	0,47	0,53
10/07/2020	0,72	0,28

### Indikator Teknis

Selain harga historis, analisis teknikal dalam penelitian ini juga mempertimbangkan penggunaan indikator teknikal. Perhitungan indikator teknikal terdiri dari MA5, LKM, dan RSI. Data yang digunakan dalam perhitungan indikator teknikal berasal dari harga historis seperti harga pembukaan, harga penutupan, volume transaksi, dan lain sebagainya yang kemudian dihitung dengan menggunakan rumus tertentu sehingga menghasilkan angka yang menunjukkan trend terhadap pergerakan suatu saham. Misalnya, nilai RSI di atas 70 menunjukkan overbought, sehingga ada kecenderungan harga akan bergerak turun. Perhitungan indikator teknikal adalah sebagai berikut.

#### MA5 (Moving Average 5-Periode)

Rata-rata bergerak adalah berbagai indikator teknis yang diperoleh dengan merata-ratakan harga penutupan saham sepanjang waktu. 5 periode yang digunakan dalam penelitian ini menunjukkan bahwa perhitungan rata-rata dilakukan pada harga penutupan suatu saham selama 5 hari terakhir. Rumus Moving Average 5 Periode adalah sebagai berikut ( Chakrabarti, 2004 ).

$$\text{Rata-Rata Pergerakan 5 -Periode} = \frac{t-4+t-3+t-2+t-1+t}{5} \quad \text{Rata-Rata Pergerakan 5 - Periode} = \frac{t-4+t-3+t-2+t-1+t}{5} \quad (1)$$

#### LKM (Indeks Aliran Uang)

Indeks Arus Uang, disingkat LKM, diperoleh dengan menggunakan harga

penutupan, volume transaksi, harga tertinggi, dan harga terendah untuk menilai tekanan beli atau jual suatu saham selama periode waktu tertentu. Perhitungan LKM dalam penelitian ini menggunakan periode transaksi 14 hari. Periode 14 hari merupakan periode yang biasanya digunakan dalam perhitungan LKM karena diperlukan untuk mengetahui kecenderungan tekanan beli atau jual suatu saham, perlu mempertimbangkan periode transaksi yang lebih lama. Jika periodenya terlalu pendek, maka sinyal yang diperoleh akan prematur dan sebaliknya jika periodenya terlalu lama, maka sinyal yang diperoleh akan terlalu lambat/tertunda. Oleh karena itu, periode 14 hari dianggap sebagai periode yang paling ideal dalam perhitungan LKM. Rumus LKM adalah sebagai berikut (Marek & adková, 2020).

- 1)  $\text{Harga Umum} = \text{Tinggi} + \text{Rendah} + \text{Penutupan}$  3  $\text{Harga Umum} = \text{Tinggi} + \text{Rendah} + \text{Penutupan}$  3 (2)
- 2)  $\text{Aliran Uang Mentah} = \text{Harga Biasa} \times \text{Volume Aliran Uang Mentah} = \text{Harga Biasa} \times \text{Volume}$  (3)
- 3)  $\text{Rasio Aliran Uang} = \frac{\text{Aliran Uang Positif}}{\text{Aliran Uang Negatif}}$  14 -periode Aliran Uang Positif 14 -periode Aliran Uang Negatif (4)
- 4)  $\text{Indeks Aliran Uang} = \frac{100 - 1001 + \text{Rasio Aliran Uang}}{1001 + \text{Rasio Aliran Uang}}$  Indeks Aliran Uang = 100 1001+ Rasio Aliran Uang (5)

### **RSI (Indeks Kekuatan Relatif)**

Relative Strength Index, disingkat RSI, adalah indikator teknis yang menilai momentum dan arah tren pergerakan harga saham dengan menghitung harga penutupan sebelumnya. Periode perhitungan yang umumnya digunakan di RSI adalah 14 hari, alasannya sama seperti pada perhitungan LKM yaitu untuk mendapatkan sinyal pergerakan harga yang lebih presisi, tidak prematur atau delay. Berikut ini adalah rumus untuk RSI (Wilder, 1978).

- 1)  $\text{RS} = \frac{\text{Keuntungan Rata-Rata}}{\text{Keuntungan Rata-Rata} + \text{Kerugian Rata-Rata}}$  (6)
- 2)  $\text{RSI} = \frac{100 - 1001 + \text{RS}}{1001 + \text{RS}}$  (7)

### **Pra-pemrosesan data**

Sebelum dapat diolah lebih lanjut, perlu dilakukan pengolahan data terlebih dahulu sebagai bentuk persiapan data. Dalam penelitian ini, pra-pemrosesan data dibagi menjadi tiga langkah utama: penetapan variabel, pemisahan dataset menjadi set pelatihan dan pengujian, dan penskalaan fitur.

### **Penugasan Variabel**

Pada tahap ini ditentukan variabel prediktor (X) dan variabel dependen (y). Variabel prediktor terdiri dari analisis sentimen, harga saham historis, indikator teknikal, nilai tukar USD-IDR, dan pergerakan indeks harga saham asing. Variabel terikat terdiri dari pergerakan harga saham 9 perusahaan yang menjadi objek penelitian.

### **Pemisahan Dataset menjadi Set Pelatihan dan Pengujian**

Data akan dibagi menjadi dua kelompok: pelatihan dan pengujian. Training set adalah kumpulan data yang akan digunakan algoritma untuk membangun model simulasi, sedangkan test set adalah kumpulan data yang akan digunakan algoritma untuk membangun model trial. Model prediksi ini dibangun menggunakan 70% dari total data

sebagai training set dan 30% sebagai test set.

### **Penskalaan Fitur**

Penskalaan fitur digunakan untuk menyamakan skala variabel menggunakan standarisasi z- score. Misalnya, dalam analisis sentimen skala pengukuran berkisar dari 0 hingga 1 karena merupakan persentase, sedangkan pada harga historis skala pengukurannya dalam ribuan. Pemrosesan pada data yang memiliki skala pengukuran yang berbeda dapat menimbulkan bias, oleh karena itu diperlukan penskalaan fitur untuk menyamakan skala pengukuran semua variabel dengan menggunakan perhitungan z- score yang telah dibakukan. Rumus penskalaan fitur menggunakan standarisasi z-score adalah sebagai berikut:

$$z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (8)$$

Dengan melakukan penskalaan fitur, semua nilai variabel akan dinormalisasi sehingga memiliki standar deviasi 1 dan rata-rata 0 (Buitinck et al., 2011). Selain itu, penskalaan fitur juga berfungsi agar data dapat memenuhi asumsi SVM, yaitu independen dan berdistribusi serupa (Independent and Identically Distributed).

### **Mendukung Pembuatan Model Mesin Vektor (SVM)**

Gagasan inti dari Support Vector Machine (SVM), menurut Cortes dan Vapnik (1995), adalah menggunakan hyperplane sebagai pemisah antara data dalam ruang pencarian n- dimensi dengan kategori yang berbeda. Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk membangun model prediksi karena tidak mudah terpengaruh oleh data outlier dan tidak rentan terhadap overfitting, yang biasa terjadi pada data harga saham historis karena kenaikan atau penurunan harga yang substansial pada periode tertentu. Metode SVM juga relatif bebas dari asumsi sehingga tidak diperlukan manipulasi dan validasi data yang berlebihan. Selain itu, metode SVM dipilih karena menurut Bustos dan Pomares-Quimbaya (2020), Nti et al. (2020), Gandhmal and Kumar (2019) metode SVM merupakan metode klasifikasi yang paling banyak digunakan dalam memprediksi pergerakan harga saham karena kemampuannya dalam memahami pola data pergerakan harga saham yang kompleks dan dapat memberikan hasil prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan metode lainnya. Fungsi kernel yang digunakan dalam pembangunan model SVM adalah kernel linier. Kernel linier digunakan karena berdasarkan beberapa percobaan menggunakan fungsi kernel lain seperti RBF atau sigmoid, kernel linier mampu memberikan tingkat akurasi prediksi tertinggi. Tujuan dari pembuatan model algoritma Support Vector Machine adalah untuk membangun model yang dapat mengidentifikasi pola dan mengkategorikan kategori arah pergerakan harga saham, seperti apakah saham akan naik atau turun, berdasarkan pola yang dihasilkan antar variabel prediktor. Misalnya, berdasarkan data yang diperoleh, jika harga saham hari sebelumnya, kurs USD-IDR, dan indeks saham di Amerika Serikat menguat, maka harga saham akan naik. Algoritma SVM akan menganalisis pola ini sehingga jika terjadi penguatan harga saham hari sebelumnya, nilai tukar USD-IDR, dan indeks saham di Amerika Serikat di masa mendatang, algoritma SVM akan mampu mengantisipasi kenaikan tersebut. dalam harga saham.

## **HASIL DAN PEMBAHASAN**

### **Hasil Prediksi**

Tingkat akurasi yang diperoleh dari prediksi pergerakan harga saham di setiap

perusahaan yang menjadi subjek penelitian dianalisis untuk menilai konsistensi kinerja model prediksi di setiap sektor industri. Tabel 2 di bawah ini merangkum tingkat akurasi set pelatihan dan pengujian yang diperoleh dari prediksi harga saham di setiap perusahaan.

**Tabel 2. Tingkat Akurasi Prediksi Harga Saham**

Nama Perusahaan	Stock Ticker	Accuracy Rate (Training Set)	Accuracy Test (Test Set)
Astra Agro Lestari	AALI	65%	66%
Astra International	ASII	79%	71%
Bank Central Asia	BBCA	70%	65%
Merdeka Copper Gold	MDKA	71%	68%
Pakuwon Jati	PWON	81%	68%
Telkom Indonesia	TLKM	77%	63%
Chandra Asri Petrochemical	TPIA	72%	61%
United Tractors	UNTR	72%	63%
Unilever Indonesia	UNVR	79%	63%
Average		73,89%	65,33%

Menurut Schumaker dan Chen (2009), Si et al. (2013), dan Tsibouris & Zeidenberg (1995), prediksi dapat dikatakan memuaskan jika tingkat akurasinya lebih dari 56%. Berdasarkan hasil pengujian dalam penelitian ini, training set dan test set diperoleh rata-rata tingkat akurasi prediksi masing-masing sebesar 73,89% dan 65,33%. Tingkat akurasi ini melebihi batas akurasi 56%, sehingga dapat disimpulkan bahwa rata-rata tingkat akurasi yang diperoleh pada model prediksi SVM dapat dinyatakan memuaskan. Selanjutnya dilakukan pengujian ulang tanpa variabel kurs USD-IDR dan pergerakan indeks saham asing untuk menilai peningkatan tingkat akurasi yang disumbangkan oleh kedua variabel tersebut terhadap rata-rata tingkat akurasi hasil prediksi. Tingkat akurasi yang diperoleh pada pengujian ulang tanpa menggunakan variabel nilai tukar mata uang dan indeks harga saham asing kemudian dibandingkan dengan tingkat akurasi pada pengujian menggunakan kedua variabel tersebut untuk mengetahui peningkatan tingkat akurasi. Tabel 3 membandingkan tingkat akurasi prediksi dengan dan tanpa variabel kurs USD-IDR dan pergerakan indeks saham asing. Lihat Tabel 3.

**Tabel 3. Perbandingan Tingkat Akurasi Dengan dan Tanpa Menggunakan Kurs USD- IDR dan Pergerakan Indeks Saham Asing**

Nama Perusahaan	Stock Ticker	With Variables	Without Variables
Astra Agro Lestari	AALI	66%	61%
Astra International	ASII	71%	55%
Bank Central Asia	BBCA	65%	53%
Merdeka Copper Gold	MDKA	68%	61%
Pakuwon Jati	PWON	68%	55%
Telkom Indonesia	TLKM	63%	58%
Chandra Asri Petrochemical	TPIA	61%	61%
United Tractors	UNTR	63%	55%
Unilever Indonesia	UNVR	63%	53%
Average		65,33%	53,55%



Berdasarkan prediksi pergerakan harga saham tanpa menggunakan kurs mata uang dan pergerakan indeks harga saham asing sebagai prediktor, rata-rata tingkat akurasi prediksi yang diperoleh adalah 53,55% seperti terlihat pada Tabel 3. Jika dibandingkan dengan rata-rata tingkat akurasi menggunakan indeks saham asing dan USD -Variabel nilai tukar IDR, tingkat akurasi ini lebih rendah sebesar 11,78% . Jadi, menggabungkan variabel pergerakan indeks saham asing dan nilai tukar USD-IDR dalam memprediksi pergerakan harga saham meningkatkan akurasi prediksi sebesar 11,78% jika dibandingkan dengan tidak menggunakan kedua variabel tersebut.

Dibandingkan dengan penelitian-penelitian sebelumnya, tampaknya tidak satupun dari mereka yang mencoba untuk menyelidiki penggunaan analisis fundamental dalam hal penggunaan variabel nilai tukar mata uang USD-IDR sebagai prediktor. Sedangkan menurut Hur et al. (2006), analisis fundamental merupakan salah satu analisis penting yang harus diperhatikan dalam memprediksi pergerakan harga saham. Selain itu, penelitian sebelumnya belum mempertimbangkan penggunaan aspek analisis teknikal dalam hal pergerakan indeks saham di negara lain, sedangkan Mensi et al. (2014) dan Lee and Chou (2020) dalam penelitiannya menyatakan bahwa pergerakan indeks saham di negara lain khususnya di Amerika Serikat dapat mempengaruhi pergerakan harga saham di negara lain, termasuk Indonesia. Oleh karena itu, makalah ini bertujuan untuk mengatasi kesenjangan penelitian dengan membahas penggunaan analisis fundamental, serta analisis teknis dan analisis sentimen, sebagai prediktor pergerakan harga saham.

### **Analisis Sensitivitas**

Dalam penelitian ini, analisis sensitivitas dilakukan untuk mengetahui perubahan tingkat akurasi ketika prediksi dilakukan dengan menggunakan kumpulan data yang berbeda. Analisis sensitivitas dilakukan dengan teknik validasi silang yang membagi data menjadi beberapa bagian dan menguji setiap bagian seolah-olah merupakan data baru. Dengan melakukan analisis sensitivitas, akan diketahui standar deviasi tingkat akurasi jika prediksi dibuat pada kumpulan data baru yang berbeda. Tabel 4 di bawah ini memberikan ringkasan analisis sensitivitas untuk masing-masing perusahaan.

**Tabel 4. Analisis Sensitivitas menggunakan Cross-Validation**

Nama Perusahaan	Average Accuracy Rate	Standard Deviation	Minimum Accuracy Rate	Maksimum Accuracy Rate
Astra Agro Lestari	60%	+/-9%	51%	69%
Astra International	67%	+/-6%	61%	73%
Bank Central Asia	66%	+/-5%	61%	71%
Merdeka Copper Gold	71%	+/-5%	66%	76%
Pakuwon Jati	66%	+/-2%	64%	68%
Telkom Indonesia	63%	+/-5%	58%	68%
Chandra Asri Petrochemical	60%	+/-9%	51%	69%
United Tractors	63%	+/-7%	56%	70%
Unilever Indonesia	61%	+/-5%	56%	66%

Berdasarkan Tabel 4, standar deviasi prediksi berbeda menurut perusahaan, dengan Pakuwon Jati (PWON) memiliki standar deviasi terkecil 2% dan Astra Agro Lestari (AALI) dan Chandra Asri Petrochemical (TPIA) memiliki standar deviasi tertinggi 9% . Tingkat akurasi rata-rata dikurangi standar deviasi adalah tingkat akurasi minimum,

sedangkan tingkat akurasi rata-rata ditambah standar deviasi adalah tingkat akurasi maksimum. Standar deviasi yang rendah berarti tingkat akurasi prediksi yang diperoleh saat pengujian data baru akan lebih konsisten mendekati rata-rata, sedangkan standar deviasi yang besar berarti tingkat akurasi yang dicapai akan kurang konsisten dan semakin jauh dari rata-rata (Shane, 2008), sehingga dapat disimpulkan bahwa tingkat akurasi prediksi di Pakuwon Jati (PWON) lebih konsisten dibandingkan dengan tingkat akurasi prediksi di Astra Agro Lestari (AALI) dan Chandra Asri Petrochemical (TPIA).

### Simulasi dan Validasi Prediksi

Simulasi prediksi dilakukan pada data baru di luar kumpulan data yang telah digunakan dalam pembuatan dan pengujian model prediksi. Simulasi ini bertujuan untuk memvalidasi sekaligus mengetahui konsistensi dan performa model SVM ketika dilakukan prediksi pada data yang benar-benar baru. Data yang digunakan untuk simulasi diambil dari tanggal 5 April 2021 sampai dengan 7 Mei 2021 atau sama dengan 25 hari transaksi Bursa Efek Indonesia. Berdasarkan hasil simulasi, tingkat akurasi prediksi ditunjukkan pada Tabel 5.

**Tabel 5. Hasil Simulasi**

Nama Perusahaan	Stock Ticker	Accuracy Rate
Astra Agro Lestari	AALI	68%
Astra International	ASII	72%
Bank Central Asia	BBCA	64%
Merdeka Copper Gold	MDKA	72%
Pakuwon Jati	PWON	68%
Telkom Indonesia	TLKM	64%
Chandra Asri Petrochemical	TPIA	60%
United Tractors	UNTR	64%
Unilever Indonesia	UNVR	60%
Average Accuracy Rate		65,78%

Berdasarkan hasil simulasi prediksi yang dilakukan untuk setiap perusahaan dengan menggunakan data baru seperti terlihat pada Tabel 5, rata-rata tingkat akurasi prediksi adalah 65,78%. Nilai tersebut tidak jauh berbeda dengan rata-rata tingkat akurasi prediksi yang diperoleh dari model SVM sebelumnya menggunakan dataset asli yaitu 65,33%, sehingga dapat disimpulkan bahwa model SVM dalam penelitian ini mampu memberikan kinerja yang konsisten dalam memprediksi harga saham gerakan.

## KESIMPULAN DAN SARAN

### Kesimpulan

Penelitian ini memprediksi pergerakan harga saham sembilan perusahaan dengan kapitalisasi pasar terbesar di masing-masing sektor industri yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia menggunakan Support Vector Machine (SVM) dan penelitian ini memperoleh tingkat akurasi prediksi rata-rata 65,33%. Tingkat akurasi ini sebesar 65,33% lebih besar dari tingkat akurasi minimum yang ditetapkan oleh Schumaker dan Chen (2009), Si et al. (2013), dan Tsibouris & Zeidenberg (1995) yaitu sebesar 56%, sehingga dapat disimpulkan bahwa tingkat akurasi yang diperoleh dengan menggunakan model prediksi SVM dalam penelitian ini dapat dinyatakan memuaskan. Penelitian ini membahas gap pada penelitian sebelumnya dengan memperhatikan penggunaan analisis teknikal dalam hal indeks harga saham asing dan analisis fundamental dalam hal nilai tukar mata uang USD-IDR serta analisis sentimen dalam memprediksi pergerakan harga saham. Selain itu,

terkait dengan analisis sentimen, penelitian ini juga menggunakan berita baik dalam lingkup makro maupun mikro ekonomi dalam jumlah yang besar dibandingkan penelitian sebelumnya, sehingga mampu mewakili keseluruhan sentimen terkait saham yang beredar di Indonesia.

Selanjutnya untuk mengetahui peningkatan rata-rata tingkat akurasi yang diberikan oleh penggunaan variabel kurs USD-IDR dan indeks saham asing, dilakukan perbandingan hasil prediksi dengan menggunakan dan tanpa menggunakan kedua variabel tersebut berdasarkan data yang sama. Tingkat akurasi pada pengujian tanpa variabel indeks harga saham asing dan nilai tukar USD-IDR adalah 53,55%. Hasilnya, dapat disimpulkan bahwa penggunaan variabel indeks harga saham asing dan nilai tukar USD-IDR dapat meningkatkan akurasi prediksi rata-rata sebesar 11,78%. Kemudian untuk memvalidasi kinerja model prediksi, juga dilakukan simulasi prediksi menggunakan data baru yang belum pernah digunakan sebelumnya dan diperoleh tingkat akurasi rata-rata 65,78%. Nilai tersebut tidak jauh berbeda dengan rata-rata tingkat akurasi prediksi yang diperoleh dari model SVM sebelumnya menggunakan dataset asli yaitu 65,33%, sehingga dapat disimpulkan bahwa model SVM dalam penelitian ini mampu memberikan kinerja yang konsisten dalam memprediksi harga saham.

### **Saran**

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, disarankan untuk meningkatkan pemahaman terhadap analisis teknikal dan fundamental dalam konteks indeks harga saham asing dan nilai tukar mata uang USD-IDR. Penting juga untuk terus mempertimbangkan penggunaan variabel tambahan seperti indeks harga saham asing dan nilai tukar mata uang USD-IDR dalam model prediksi, karena hal ini telah terbukti dapat meningkatkan tingkat akurasi prediksi secara signifikan. Selain itu, direkomendasikan untuk melanjutkan penelitian lanjutan yang lebih mendalam terkait dengan analisis teknikal dan fundamental serta penggunaan variabel tambahan lainnya, dengan memperhatikan aspek-aspek yang belum tercakup dalam penelitian ini. Validasi terhadap kinerja model prediksi menggunakan data baru yang belum pernah digunakan sebelumnya juga penting dilakukan guna memastikan konsistensi dan kehandalan model dalam memprediksi pergerakan harga saham. Diperlukan pula kolaborasi dan keterlibatan lebih lanjut dari pihak industri dan akademisi dalam mendukung pengembangan model prediksi harga saham yang lebih baik, sehingga hasil penelitian dapat lebih relevan dan bermanfaat bagi praktisi pasar modal. Dengan menerapkan saran-saran tersebut, diharapkan dapat meningkatkan kualitas dan relevansi penelitian serta kontribusi terhadap pemahaman dan praktik di bidang prediksi harga saham di Indonesia.

### **DAFTAR PUSTAKA**

- Afrianto, R. B., Tjandrasa, H., & Arieshanti, I. (2013). Stock Price Prediction using Back Propagation Neural Network Method. *Jurnal Simantec*, 3(3), 132-141. <https://doi.org/10.21107/simantec.v4i1>
- Alshammari, T. S., Ismail, M. T., Al-Wadi, S., Saleh, M. H., & Jaber, J. J. (2020). Modeling and Forecasting Saudi Stock Market Volatility Using Wavelet Methods. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 7(11), 83-93. <https://doi.org/10.13106/jafeb.2020.vol7.no11.083>
- Baker, M., & Wurgler, J. (2007). Investor sentiment in the stock market. *Journal of Economic Perspectives*, 21(2), 129-152. <https://doi.org/10.1257/jep.21.2.129>
- Buitinck, L., Louppe, G., Blondel, M., Pedregosa, F., Mueller, A., Grisel, O., &

- Varoquaux, G. (2011). Scikitlearn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12(85), 2825-2830. <https://dl.acm.org/doi/10.5555/1953048.2078195>
- Bustos, O., & Pomares-Quimbaya, A. (2020). Stock market movement forecast: A Systematic review. *Expert Systems With Applications*, 156(15), 113464. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113464>
- Chakrabarti, J. (2004). *ISC Business Mathematics*. Mumbai: Allied Publishers Private Limited.
- Corredor, P., Ferrer, E., & Santamaria, R. (2015). The Impact of Investor Sentiment on Stock Returns in Emerging Markets: The Case of Central European Markets. *Eastern European Economics*, 53(4), 328-355. <https://doi.org/10.1080/00128775.2015.1079139>
- Cortes, & Vapnik. (1995). Support-vector networks. *Mach. Learn.*, 20(1995), 273- 297. <https://doi.org/10.1007/BF00994018>
- Delgado, N. A., Delgado, E. B., & Saucedo, E. (2018). The relationship between oil prices, the stock market and the exchange rate: Evidence from Mexico. *North American Journal of Economics and Finance*, 45(C), 266-275. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2018.03.006>
- Derakhshan, A., & Beigy, H. (2019). Sentiment analysis on stock social media for stock price movement. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 85(C), 569-578. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.07.002>
- Dong, X., & Yoon, S.-M. (2019). What global economic factors drive emerging Asian stock market returns? Evidence from a dynamic model averaging approach. *Economic Modelling*, 77(C), 204-215. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2018.09.003>
- Gandhmal, D. P., & Kumar, K. (2019). Systematic analysis and review of stock market prediction techniques. *Computer Science Review*, 34, 100190. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2019.08.001>
- Goh, T. S., Henry, H., & Albert, A. (2021). Determinants and Prediction of the Stock Market during COVID-19: Evidence from Indonesia. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 8(1), 1-6. <https://doi.org/10.13106/jafeb.2021.vol8.no1.001>
- Hu, N., Bose, I., Koh, N. S., & Liu, L. (2012). Manipulation of online reviews: An analysis of ratings, readability, and sentiments. *Decision Support Systems*, 52(3), 674- 684. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2011.11.002>
- Hur, J., Raj, M., & Riyanto, Y. E. (2006). Finance and trade: A crosscountry empirical analysis on the impact of financial. *World Development*, 34(10), 1728-1741. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2006.02.003>
- Kartini, & Yuspita, K. (2014). Analisis Pergerakan Harga Saham Untuk Mendeteksi Adanya Noise Atau Kedatangan Informasi Di Bursa Efek Indonesia. *Aplikasi Bisnis*, 15, 1921–1944.
- Lee, C.-H., & Chou, P.-I. (2020). Structural breaks in the correlations between Asian and US stock markets. *The North American Journal of Economics and Finance*, 51(C), 101087. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2019.101087>
- Li, Y., Bu, H., Li, J., & Wu, J. (2020). The role of text-extracted investor sentiment in Chinese stock The role of text-extracted investor sentiment in Chinese stock. *International Journal of Forecasting*, 36(4), 1541-1562. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.05.001>

- Maqsood, H., Mehmood, I., Maqsood, M., Yasir, M., Afzal, S., Aadil, F., & Muhammad, K. (2020). A local and global event sentiment based efficient stock exchange forecasting using deep learning. *International Journal of Information Management*, 50(C), 432- 451. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.07.011>
- Marek, P., & Cadkova, V. (2020). Optimization and Testing of Money Flow Index. *APLIMAT 2020 - 19th Conference on Applied Mathematics*.
- Masoud, N. M. (2017). The impact of stock market performance upon economic growth. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 3(4), 788-798.
- Mensi, W., Hammoudeh, S., Reboredo, J. C., & Nguyen, D. K. (2014). Do global factors impact BRICS stock markets? A quantile regression approach. *Emerging Markets Review*, 19(C), 1-17. <https://doi.org/10.1016/j.ememar.2014.04.002>
- Nguyen, D. D., & Pham, M. C. (2018). Search-based Sentiment and Stock Market Reactions: An Empirical Evidence in Vietnam. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 5(4), 45-56. <https://doi.org/10.13106/jafeb.2018.vol5.no4.45>
- Nti, I. K., Adekoya, A. F., & Weyori, B. A. (2020). A systematic review of fundamental and technical analysis of stock market predictions. *Artificial Intelligence Review*, 53, 3007- 3057. <https://doi.org/10.1007/s10462-019-09754-z>
- Picasso, A., Merello, S., Ma, Y., Oneto, L., & Cambria, E. (2019). Technical analysis and sentiment embeddings for market trend. *Expert Systems with Applications*, 135(C), 60- 70. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.06.014>
- Pratama, A., Wihandika, R. C., & Ratnawati, D. E. (2018). Implementasi Algoritme Support Vector Machine (SVM) untuk Prediksi Ketepatan Waktu Kelulusan Mahasiswa. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(4), 1704–1708. <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/1351>
- Rizkiana, A., Sari, H., Hardjomidjojo, P., & Prihartono, B. (2019). The development of composite sentiment index in Indonesia based on the internet-available data. *Cogent Economics & Finance*, 7(1), 1669399. <https://doi.org/10.1080/23322039.2019.1669399>
- Rizkiana, A., Sari, H., Hardjomidjojo, P., Prihartono, B., Sunaryo, I., & Prasetyo, I. R. (2018). Lead-Lag Relationship between Investor Sentiment in Social Media, Investor Attention in Google, and Stock Return. *Thirteenth International Conference on Digital Information Management (ICDIM 2018)*, 204-209. <https://doi.org/10.1109/ICDIM.2018.8847094>
- Rizkiana, A., Sari, H., Hardjomijojo, P., Prihartono, B., & Yudhistira, T. (2017). Analyzing the impact of investor sentiment in social media to stock return: Survival analysis approach. *2017 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*, 519-523. <https://doi.org/10.1109/IEEM.2017.8289945>.
- Salkind, N. J. (2010). *Encyclopedia of Research Design*. Thousand Oaks: Sage Publications, Inc.
- Schumaker, R. P., & Chen, H. (2009). A quantitative stock prediction system based on financial news. *Information Processing and Management*, 45(5), 571-583. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2009.05.001>
- Sert, O. C., Sahin, S. D., Ozyer, T., & Alhajj, R. (2020). Analysis and prediction in sparse and high dimensional text data: The case of Dow Jones stock market. *Physica A*, 545, 123752. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.123752>
- Shane, J. M. (2008). *Developing a Performance Management Model: Your Action Guide*

- to What Every Chief Executive Should Know: Using Data to Measure Police Performance. New York City: Looseleaf Law Publications, Inc.
- Si, J., Mukherjee, A., Liu, B., Li, Q., Li, H., & Deng, X. (2013). Exploiting topic based twitter sentiment for stock prediction. Proceedings of the 51st annual meeting of the association for computational linguistics, 2, 24-29. <https://doi.org/10.13140/2.1.3604.7043>
- Situmorang, S. H. (2010). Data Analysis for Management and Business Research. Medan: USU Press.
- Tetlock, P. C. (2007). Giving Content to Investor Sentiment: The Role of Media in the Stock Market. *The Journal of Finance*, 62(3), 1139-1168. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2007.01232.x>
- Tetlock, P., Saar-Tsechansky, M., & Macskassy, S. (2008). More Than Words: Quantifying Language to Measure Firms' Fundamentals. *Journal of Finance*, 63(3), 1437- 1467. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.923911>
- Tsibouris, G., & Zeidenberg, M. (1995). Testing the efficient markets hypothesis with gradient descent algorithms. *Neural networks in the capital markets*, 8(10), 127-136. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0078177>
- Vijh, M., Chandola, D., Tikkiwal, V. A., & Kumar, A. (2020). Stock Closing Price Prediction using Machine Learning Techniques. *Procedia Computer Science*, 167, 599- 606. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.326>
- Ward, A. (2020). Encyclopedia of Sustainable Management. *Encyclopedia of Sustainable Management, October*. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-02006-4>
- Wilder, J. W. (1978). *New Concepts in Technical Trading Systems*. Edmonton, Canada: Trend Research Inc.
- Williams, Y., & Levitas, J. (2019). Predictor Variable: Definition & Example. Study.com. Retrieved May 24, 2021 from: <https://study.com/academy/lesson/predictor-variable-definitionexample.html>
- Wong, H. T. (2017). Real exchange rate returns and real stock price returns. *International Review of Economics and Finance*, 49, 340-352. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2017.02.004>
- Wu, J., Su, C., Yu, L., & Chang, P. (2012). Stock price predication using combinational features from sentimental analysis of stock news and technical analysis of trading information. *International Proceedings of Economics Development and Research*, 55, 39-43. <https://doi.org/10.7763/IPEDR.2012.V55.8>
- Yasin, H., Prahutama, A., & Utami, T. W. (2014). Stock Price Prediction using Support Vector Regression with Grid Search Algorithm. *Media Statistika*, 7(1), 29- 35. <https://doi.org/10.14710/medstat.7.1.29-35>