

**Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Saham Untuk Portofolio
Dengan Menggunakan Metode *Support Vector Regression* (SVR)
Dan Analisis Fundamental (FA)**

Tugas Akhir

**diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
memperoleh gelar sarjana
dari Program Studi Informatika**

Fakultas Informatika

Universitas Telkom

1301204232

Rangga Lesmana



Program Studi Sarjana Informatika

Fakultas Informatika

Universitas Telkom

Bandung

2024

LEMBAR PENGESAHAN

**Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Saham Untuk Portofolio
Dengan Menggunakan Metode *Support Vector Regression* (SVR)
Dan Analisis Fundamental (FA)**

**Stock Selection Decision Support System for Portfolios Using the Support
Vector Regression (SVR) Method and Fundamental Analysis (FA)**

NIM :1301204232

Rangga Lesmana

Tugas akhir ini telah diterima dan disahkan untuk memenuhi sebagian syarat memperoleh

gelar pada Program Studi Sarjana Informatika

Fakultas Informatika

Universitas Telkom

Bandung, 27 Juli 2024

Menyetujui

Pembimbing I,



Dr. Deni Saepudin, S.Si., M.Si

99750013

Ketua Program Studi
Sarjana S1 Informatika,



Dr. Erwin Budi Setiawan, S.si., M.T.


06810035

LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini saya, Rangga Lesmana, menyatakan sesungguhnya bahwa Tugas Akhir saya dengan judul Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Saham Untuk Portofolio Dengan Menggunakan Metode *Support Vector Regression* (SVR) Dan Analisis Fundamental (FA) beserta dengan seluruh isinya adalah merupakan hasil karya sendiri, dan saya tidak melakukan penjiplakan yang tidak sesuai dengan etika keilmuan yang berlaku dalam masyarakat keilmuan. Saya siap menanggung resiko/sanksi yang diberikan jika di kemudian hari ditemukan pelanggaran terhadap etika keilmuan dalam buku TA atau jika ada klaim dari pihak lain terhadap keaslian karya,

Bandung, 27 Juli 2024

Yang Menyatakan



Rangga Lesmana

Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Saham Untuk Portofolio Dengan Menggunakan Metode *Support Vector Regression* (SVR) Dan Analisis Fundamental (FA)

Rangga Lesmana¹, Deni Saepudin²

^{1,2}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹ranggalesmana@students.telkomuniversity.ac.id, ²denisaepudin@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Pemilihan saham yang tepat sangat penting dalam membangun portofolio investasi yang optimal karena dapat memaksimalkan keuntungan dan mengurangi risiko, yang merupakan fokus utama investor dalam pengambilan keputusan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem pendukung keputusan menggunakan *Support Vector Regression* (SVR) dan analisis fundamental (FA) untuk memprediksi return saham serta memilih saham terbaik untuk portofolio. SVR diterapkan dengan kernel Radial Basis Function (RBF) untuk memprediksi return saham berdasarkan data historis, sementara FA menganalisis indikator keuangan seperti Return On Asset (ROA), Return On Equity (ROE), Debt to Equity Ratio (DER), dan Price to Book Value (PBV). Portofolio kemudian dibentuk menggunakan model Equal-Weighted (EW). Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi SVR dan FA menghasilkan rata-rata return portofolio sebesar 0,0099 dengan standar deviasi 0,0726, lebih tinggi dibandingkan dengan SVR saja yang memiliki rata-rata return sebesar 0,0047 dan standar deviasi 0,0668. Temuan ini menegaskan bahwa pendekatan kombinasi SVR dan FA mampu meningkatkan kinerja portofolio dan mengurangi risiko secara signifikan, sehingga menawarkan strategi investasi yang lebih optimal. Penelitian ini juga merekomendasikan eksplorasi lebih lanjut dengan memperluas data yang digunakan serta mempertajam penerapan SVR dan analisis fundamental untuk meningkatkan akurasi prediksi dan optimasi portofolio.

Kata kunci : Prediksi Harga Saham, *Support Vector Regression* (SVR), Analisis Fundamental (FA), Portofolio Equal-Weighted (EW), Pertumbuhan Portofolio

Abstract

In the selection of stocks to be included in the portfolio is largely determined by the performance of the selected stocks because it can affect the return generated by the portfolio. Proper stock selection can maximize profits and minimize the risks faced by investors. This research builds a decision support system for stock selection using a stock return prediction model built with Support Vector Regression (SVR) based on Radial Basis Function (RBF) kernel and combines it with fundamental analysis (FA). Stocks are selected based on price forecasting and company fundamental information such as cash, revenue, profit, and debt. Portfolios are then constructed with the Equal-Weighted (EW) model. The results show that stock return prediction using SVR provides significant changes in monthly portfolio growth from November 2019 to May 2024, with an average portfolio return of 0.0047 and a standard deviation of 0.0668, indicating a fairly good performance with controlled risk. Meanwhile, the combination of SVR with FA shows a higher average return of 0.0104 with a standard deviation of 0.0737. This combination offers the potential for higher returns and more measurable risk, reflecting a more optimal investment strategy for investors.

Keywords: Stock Price Prediction, *Support Vector Regression* (SVR), Fundamental Analysis (FA), Equal-Weighted Portfolio (EW), Portfolio Growth

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Dalam penelitian ini membahas masalah bagaimana memilih saham yang dilibatkan dalam portofolio. Masalah ini penting karena kinerja portofolio sangat ditentukan oleh kinerja saham-saham yang dipilih. Saham dipilih berdasarkan pertimbangan yaitu *forecasting* harga dan informasi fundamental perusahaan. Fundamental perusahaan itu terdiri dari banyak faktor misalnya keadaan kas, pendapatan, profit dan liabilitas (utang). Dalam melakukan peramalan pada harga saham dapat menggunakan *forecasting* harga dengan melibatkan penggunaan berbagai teknik analisis, seperti analisis fundamental (FA) yang menilai kesehatan perusahaan, dan analisis teknikal yang menunjukkan pola dan trend pada grafik harga yang telah dilakukan sebelumnya.

Pada penelitian ini dibangun suatu sistem pendukung keputusan untuk pemilihan saham. Beberapa penelitian telah dilakukan untuk pemilihan saham di antaranya dengan memanfaatkan pembelajaran mesin dalam memprediksi *return* saham, banyak penelitian telah menerapkan model *Support Vector Regression* (SVR) dalam proses prediksi saham. Seperti penelitian oleh Chih-Ming Hsu dkk, 2018 [1] mengembangkan pendekatan tiga

tahap untuk optimasi portofolio di pasar saham semikonduktor, besi, dan baja. Pendekatan ini menggunakan *Analytic Hierarchy Process* (AHP) untuk menyeleksi saham-saham potensial berdasarkan kriteria keuangan seperti *PE Ratio*, *Return On Assets*, *Return On Equity*, *Debt to Equity Ratio*, dan *Price to Book Value*. Selanjutnya, *Support Vector Regression* (SVR) digunakan untuk memprediksi harga saham di masa depan dengan menganalisis hubungan kompleks antara indikator teknis dan harga saham. *Genetic Algorithm* (GA) diterapkan untuk mengoptimalkan portofolio investasi, dengan mempertimbangkan keuntungan dan risiko serta menentukan waktu transaksi terbaik untuk setiap saham. Meng Liu dkk, 2021 [2] mengembangkan algoritma pemilihan saham yang menggabungkan *grey wolf optimizer* (GWO) dan *support vector regression* (SVR). Metode ini menggunakan GWO untuk mengoptimalkan parameter SVR sehingga meningkatkan akurasi prediksi dalam pemilihan saham. Kinerja algoritma kombinasi ini dievaluasi berdasarkan data transaksional dan keuangan dari pasar saham Amerika dan Tiongkok. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa algoritma GWO-SVR secara signifikan mengungguli metode SVR dan benchmark S&P 500 dalam hal *return* kumulatif, *return* tahunan, dan rasio risiko.

Adapun paper yang menjadi referensi acuan yaitu Efrain Solares dkk, 2022 [3] mengembangkan sistem pendukung keputusan investasi saham dengan tiga tahap yaitu pada tahap pertama menggunakan metode *Single Layer Feedforward Network* (SLFN) yang dilatih dengan menggunakan algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk peramalan harga saham dan optimisasi portofolio dengan GA berbasis MOEA/D. Peramalan harga menggunakan faktor-faktor seperti volume, indikator pertumbuhan, dan karakteristik variabel saham dari data historis. Pemilihan saham menentukan bobot faktor-faktor evaluasi berdasarkan fungsi penilaian standar, sedangkan optimisasi portofolio menggunakan interval kepercayaan untuk karakterisasi dan algoritma genetik untuk memperoleh portofolio terbaik dengan mempertimbangkan sikap risiko investor. Hasil pengujian dengan data historis saham di indeks S&P 500 menunjukkan performa sistem yang lebih baik dibandingkan beberapa tolak ukur termasuk rata-rata pasar, indeks pasar, dan pendekatan kontemporer dalam konteks pengembalian aktual, rasio Sharpe, dan rasio Sortino, menjadikannya alternatif yang lebih baik dengan pengembalian tinggi dan risiko terkendali.

Dalam penelitian ini pemilihan saham dilakukan dengan membangun suatu model dari hasil *return* menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) yang dibandingkan berdasarkan dari data historis dan analisis fundamental (FA) sebagai pendukung keputusan dalam pemilihan saham. Selanjutnya portofolio dibangun dari saham-saham tersebut dengan model portofolio yang digunakan adalah *Equal-Weighted* (EW). Nantinya kinerja portofolio dengan hanya menggunakan *Support Vector Regression* (SVR) dibandingkan dengan *Support Vector Regression* (SVR) yang ditambahkan dengan analisis fundamental (FA).

1.2 Topik dan Batasannya

Topik penelitian ini berfokus pada penerapan metode *Support Vector Regression* (SVR) untuk memprediksi *return* saham menggunakan data historis dan analisis fundamental (FA) sebagai pendukung keputusan dalam pemilihan saham. Penelitian ini mengeksplorasi sejauh mana SVR dapat memberikan prediksi *return* saham yang akurat. Selain itu penelitian ini menilai cara memilih saham untuk portofolio investasi dengan mempertimbangkan hasil prediksi SVR dan parameter fundamental seperti *Return On Asset* (ROA), *Return On Equity* (ROE), *Debt to Equity Ratio*, *PE Ratio*, dan *Price to Book Value* (PBV).

Batasan penelitian ini mencakup analisis data saham yang hanya terbatas pada pasar saham Indonesia dan saham-saham tertentu yang telah dipilih. Keterbatasan data analisis fundamental seperti *Return On Asset* (ROA), *Return On Equity* (ROE), *Debt to Equity Ratio*, *PE Ratio*, dan *Price to Book Value* (PBV) mempengaruhi dalam proses pemilihan saham untuk portofolio.

1.3 Tujuan

Penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi harga saham satu bulan ke depan menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR). SVR digunakan untuk memprediksi harga saham dan data analisis fundamental berfungsi sebagai pendukung keputusan dalam pemilihan saham yang dimasukkan ke dalam portofolio. Teknik perankingan diterapkan untuk menilai dan memilih saham berdasarkan hasil prediksi dari SVR serta analisis fundamental. Selain itu portofolio *equal weight* (EW) juga diterapkan di mana setiap saham dalam portofolio diberikan bobot yang sama tanpa memandang ukuran atau nilai pasar saham tersebut.

Setelah proses seleksi saham dengan teknik perankingan dan portofolio *equal weight*, performa portofolio yang dihasilkan dari prediksi SVR dibandingkan dengan portofolio yang dibangun berdasarkan kombinasi prediksi SVR dan analisis fundamental. Perbandingan ini bertujuan untuk menilai seberapa efektif metode prediksi SVR, baik ketika digunakan secara mandiri maupun ketika dikombinasikan dengan analisis fundamental dalam memilih saham dan mengoptimalkan hasil investasi.

2. Studi Terkait

2.1 Penelitian Terkait

Pada penelitian yang telah dilakukan sebelumnya oleh Chih-Ming Hsu dkk, 2018 [1] mengembangkan pendekatan tiga tahap untuk optimasi portofolio di pasar saham semikonduktor, besi, dan baja. Pendekatan ini

menggunakan *Analytic Hierarchy Process* (AHP) untuk memilih saham berdasarkan kriteria keuangan, *Support Vector Regression* (SVR) untuk memprediksi harga saham, dan *Genetic Algorithm* (GA) untuk mengoptimalkan portofolio dengan mempertimbangkan keuntungan dan risiko. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa pendekatan ini dapat menghasilkan pengembalian tahunan sebesar 15,36% untuk sub-sektor semikonduktor dan 6,15% untuk sub-sektor besi dan baja, yang jauh lebih tinggi dibandingkan dengan tingkat pengembalian deposito berjangka satu tahun sekitar 1% di Taiwan.

Selain itu hasil dari penelitian Meng Liu, dkk 2021 [2] mengembangkan algoritma pemilihan saham yang menggabungkan *Grey Wolf Optimizer* (GWO) dan *Support Vector Regression* (SVR). Metode ini menggunakan GWO untuk mengoptimalkan parameter SVR sehingga meningkatkan akurasi prediksi dalam pemilihan saham. Kinerja algoritma kombinasi ini dievaluasi berdasarkan data transaksional dan keuangan dari pasar saham Amerika dan Tiongkok. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa algoritma GWO-SVR secara signifikan mengungguli metode SVR dan benchmark S&P 500 dalam hal *return* kumulatif, *return* tahunan, dan rasio risiko. *Return* kumulatif dari GWO-SVR mencapai 3,011%, jauh di atas S&P 500 (196%) dan SVR (548%). *Return* tahunan dari GWO-SVR juga lebih tinggi, yaitu 39%, dibandingkan dengan S&P 500 (11%) dan SVR (21%). Meskipun tingkat penurunan maksimum (*maximum drawdown rate*) GWO-SVR sedikit lebih tinggi, yaitu 36%, hal ini diimbangi oleh rasio *Calmar* (1.09) dan *Sharpe* (0.09) yang lebih tinggi. Ini menunjukkan bahwa algoritma ini menawarkan *return* yang lebih baik per unit risiko dibandingkan dengan metode lainnya.

Penelitian lain yang telah dilakukan oleh Efrain Solares, dkk 2022 [3] mengembangkan sistem pendukung keputusan untuk investasi saham dengan tiga tahap utama yaitu peramalan harga, pemilihan saham, dan optimisasi portofolio. Pada tahap pertama menggunakan metode *Single Layer Feedforward Network* (SLFN) yang dilatih dengan menggunakan algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk peramalan harga saham. Pada tahap kedua menggunakan algoritma *Differential Evolution* untuk memilih saham yang akan diinvestasikan. Pada tahap ketiga optimisasi portofolio dilakukan menggunakan Algoritma Genetika (GA) berbasis MOEA/D yang dirancang khusus untuk menangani interval kepercayaan. Hasil dari pengujian menunjukkan bahwa sistem ini secara signifikan mengungguli beberapa *benchmark* dalam berbagai konteks. Rata-rata *return* yang dihasilkan oleh sistem yang diusulkan adalah sebesar 8,73% per bulan. Sistem yang diusulkan juga menunjukkan *return* terbaik di 19 dari 30 periode pengujian, dengan *return* tertinggi mencapai 19,50% pada Januari 2019 dan *return* terendah -2,05% pada Desember 2018. Selain itu standar deviasi *return* yang dihasilkan oleh sistem ini relatif rendah dibandingkan dengan pendekatan lainnya, menunjukkan risiko yang lebih terkendali.

2.2 Saham

Saham merupakan surat berharga yang menunjukkan kepemilikan seseorang atau suatu badan terhadap suatu perusahaan. Saham dapat diartikan sebagai tanda atau kepemilikan seseorang atau badan dalam suatu perusahaan atau perseroan terbatas. Saham berbentuk selembar kertas yang menyatakan bahwa pemilik kertas tersebut adalah pemilik perusahaan yang menerbitkan surat berharga tersebut. Bagian kepemilikan ditentukan oleh besarnya investasi pada perusahaan. Harga saham terbentuk berdasarkan penawaran dan permintaan saham. Dengan kata lain, harga saham terbentuk dari penawaran dan permintaan saham. Nilai pasar saham adalah harga suatu saham pada pasar saat ini di bursa efek. Ketika bursa sudah tutup maka harga pasar adalah harga penutupan [4].

2.3 Return Saham

Return adalah keuntungan yang didapatkan oleh investor dengan dana yang dinvestasikannya. *Return* yang besar berdampak pada saat harga pasar sedang naik, dan sebaliknya *return* yang kecil berdampak pada saat harga pasar sedang turun [5].

$$R_i = \frac{S_i - S_{i-1}}{S_{i-1}} \quad (1)$$

Dengan R_i merepresentasikan nilai *return* pada periode ke ke- i , S_i merepresentasikan harga saham pada waktu ke i dan S_{i-1} merepresentasikan harga saham sebelum periode ke i .

2.4 Prediksi Return Saham

Prediksi *return* saham adalah proses membandingkan perkiraan harga saham setiap bulan dengan harga aktual dari bulan sebelumnya. Pendekatan ini penting untuk mengevaluasi akurasi model prediksi dalam pengambilan keputusan investasi. Dengan membandingkan perkiraan dan harga *actual* dapat menilai seberapa baik model dalam memprediksi pergerakan pasar dan strategi investasi untuk memaksimalkan keuntungan serta mengurangi risiko.

$$RP_i = \frac{PR_i - S_{i-1}}{S_{i-1}} \quad (2)$$

Dengan RP_i merepresentasikan nilai prediksi harga pada periode ke- i , dan S_{i-1} merepresentasikan harga *actual* saham sebelum periode ke i .

2.5 Rata Rata Return Saham

Rata-rata *return* saham adalah ukuran statistik yang menunjukkan seberapa besar keuntungan atau kerugian rata-rata yang diperoleh dari investasi saham selama periode tertentu. Dihitung dengan cara menjumlahkan semua *return* individu dari saham dalam periode tersebut dan membaginya dengan jumlah periode [6].

$$RR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_i \quad (3)$$

Dengan RR merepresentasikan nilai rata-rata, n merepresentasikan total dari data dan R_i merepresentasikan nilai *return* dari masing-masing saham data ke- i

2.6 Standar Deviasi

Standar deviasi adalah ukuran yang menunjukkan seberapa besar dari variasi atau penyebaran dalam sekumpulan data. Dalam suatu saham standar deviasi digunakan untuk mengukur seberapa besar tingkat risiko atau ketidakstabilan dari harga saham. Semakin besar standar deviasi maka semakin tinggi risiko atau perubahan dari harga saham tersebut [6].

$$SD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (R_i - RR)^2} \quad (4)$$

Dengan SD merepresentasikan dari Standar Deviasi, R_i merepresentasikan nilai *return* masing-masing saham ke- i , RR nilai rata-rata saham dan n merepresentasikan total dari data.

2.7 Portofolio Saham

Portofolio saham adalah kumpulan investasi yang dirancang untuk mengurangi risiko melalui berbagai jenis investasi. Ada dua konsep utama dalam portofolio yaitu portofolio efisien dan portofolio optimal. Portofolio efisien memberikan imbal hasil maksimal dengan risiko tertentu atau imbal hasil tertentu dengan risiko minimal, menciptakan keseimbangan risiko dan keuntungan yang optimal. Portofolio optimal dipilih dari portofolio efisien dan menggabungkan *return* ekspektasi serta risiko terbaik. Secara sederhana, portofolio efisien memberikan *return* maksimal dengan risiko minimal, sementara portofolio optimal adalah pilihan terbaik dari portofolio efisien berdasarkan *return* dan risiko yang optimal. Pendekatan sederhana dalam pembentukan portofolio adalah dengan menggunakan portofoli *Equal Weight* (EW) di mana setiap saham diberikan bobot yang sama tanpa memandang ukuran atau nilai pasarnya. Pendekatan ini mengurangi pengaruh satu saham terhadap kinerja keseluruhan portofolio. Oleh karena itu *return* saham dan bobot portofolio sangat penting dalam menentukan kinerja dan risiko portofolio [7].

2.8 Return Portofolio

Return portofolio adalah pengembalian yang diperoleh investor dari masing-masing saham yang telah diinvestasikan pada suatu portofolio. *Return* portofolio berkaitan dengan tingkat untung atau kerugian dari suatu periode waktu yang diberikan. *Return* portofolio dapat dihitung sebagai berikut : [5]

$$R_p = \sum_{i=1}^n w_i \cdot R_i \quad (5)$$

Dengan R_p merepresentasikan dari *return* portofolio, w_i merepresentasikan dari bobot pada saham i , R_i merupakan *return actual* dari saham i dan n merepresentasikan total dari data.

2.9 Portofolio Equal-Weighted (EW)

Portofolio *Equal-Weighted* (EW) adalah pendekatan yang paling sederhana dan mudah di mana semua aset dalam portofolio diberikan bobot yang sama rata. Cara kerja dari portofolio *Equal-Weighted* (EW) adalah dengan memberi bobot yang sama kepada setiap perusahaan, sehingga proporsi atau persentase dana yang dialokasikan untuk setiap aset adalah sama. Rumus untuk menghitung *Equal-Weighted* (EW) dapat dapat dihitung sebagai berikut : [8]

$$w_i = \frac{1}{n}, i = 1..n \quad (6)$$

Dengan W_i merepresentasikan bobot dari setiap saham, i dan n jumlah indeks pada saham yang akan digunakan

2.10 Support Vector Regression (SVR)

Sebagai pengklasifikasi yang efektif, SVM memisahkan semua sampel dengan menemukan hyperplane. Jika sebuah sampel berada di atas hyperplane tersebut, maka sampel tersebut diklasifikasikan sebagai positif, sedangkan jika berada di bawahnya, diklasifikasikan sebagai negatif. Oleh karena itu, versi standar SVM hanya dapat digunakan untuk memprediksi tren saham di masa depan, yaitu apakah akan naik atau turun. Untuk prediksi yang lebih akurat digunakan versi lanjutan dari SVM yaitu *Support Vector Regression* (SVR), yang menerapkan fungsi regresi untuk memberikan hasil prediksi yang lebih tepat [2].

$$f(x) = \sum_{i=1}^N (\lambda_i - \mu_i) K(x, x_i) + b, \tag{7}$$

Pada persamaan di atas λ_i dan μ_i adalah koefisien non-negatif, b adalah intersep, adalah vektor fitur dari titik pengambilan sampel ke- i . fungsi kernel dalam persamaan ini tergantung pada jenis masalah yang ingin diselesaikan. Fungsi kernel tersebut dapat berbentuk linier, polinomial, atau Gaussian. Dalam penelitian ini, digunakan fungsi kernel Gaussian karena sifatnya yang universal, yang memungkinkan untuk menangani berbagai jenis masalah dengan baik.

$$K(x, x_i) = \exp - \frac{\|x-x_i\|^2}{2\sigma^2} \tag{8}$$

Selain fungsi kernel, parameter λ_i, μ_i dan b juga mempengaruhi tingkat kesalahan dalam regresi. Nilai-nilai optimal dari parameter ini dapat diperoleh dengan menyelesaikan masalah pemrograman kuadrat yang ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{C}{N} \sum_{i=1}^N (\xi_i + \zeta_i) \tag{9}$$

Dengan ketentuan

$$\begin{aligned} y_i - (w^T \varphi(x_i) + b) &\leq \varepsilon + \xi_i \\ (w^T \varphi(x_i) + b) - y_i &\leq \varepsilon + \zeta_i \\ \xi_i \geq 0, \zeta_i &\geq 0, i = 1, 2, \dots, N \end{aligned}$$

Di mana $C > 0$ adalah faktor penalti, ε adalah kesalahan toleransi, ξ_i dan ζ_i adalah variabel slack untuk titik pelatihan ke- i (x_i, y_i), μ_i dan λ_i masing-masing adalah pengali Lagrange dari dua kelompok kendala pertama, w adalah vektor koefisien regresi, $\varphi(\cdot)$ adalah pemetaan non-linear ke ruang dimensi lebih tinggi ketika masalah asli adalah non-linear, dan sebaliknya merupakan transformasi identitas. Nilai optimal dari w sama dengan

$$\sum_{i=1}^N (\lambda_i - \mu_i) \varphi(x_i) \tag{10}$$

Sementara itu

$$\varphi(x)^T \varphi(x_i) = K(x, x_i) \tag{11}$$

Setelah parameter C, ε, σ , dan set pelatihan $\{(x_i, y_i)\}$ ditetapkan, fungsi regresi (7) dapat ditentukan. Untuk meningkatkan akurasi prediksi, pengaturan parameter C, ε, σ , dan pemilihan fitur (x_i) dioptimalkan.

2.11 Analisis Fundamental (FA)

Analisis fundamental adalah metode penilaian nilai intrinsik suatu saham berdasarkan keuangan perusahaan. Pendekatan ini berfokus pada penentuan nilai sebenarnya suatu saham. Saat melakukan analisis fundamental, penting untuk memahami variabel-variabel yang mempengaruhi nilai intrinsik suatu saham. Nilai ini diperkirakan oleh investor dan dibandingkan dengan harga pasar saat ini untuk menentukan apakah suatu saham dinilai terlalu tinggi atau terlalu rendah. Dalam analisa fundamental dihitung berbagai indikator seperti P/E, ROA, ROE, DER dan PBV. Penting bagi investor untuk melakukan analisis fundamental agar dapat memilih saham dengan bijak dan menghindari potensi kerugian [9]. Berikut Tabel 2 rumus perhitungan P/E, ROA, ROE, DER dan PBV:

Table 1. Variabel Analisis Fundamental

Variabel	Rumus
Price to Earning Rasio (P/E)	$P/E = \frac{\text{Harga Saham}}{\text{Laba per Saham}} \times 100\%$
Return On Asset (ROA)	$ROA = \frac{\text{Laba Bersih}}{\text{Total Asset}} \times 100\%$
Return on Equity (ROE)	$ROE = \frac{\text{Laba Bersih}}{\text{Ekuitas}} \times 100\%$
Debt to Equity Ratio (DER)	$DER = \frac{\text{Total Uang}}{\text{Total Ekuitas}} \times 100\%$
Price to Book Value (PBV)	$PBV = \frac{\text{Total Modal}}{\text{Jumlah Lembar Saham}} \times 100\%$

2.12 Teknik Perankingan

Teknik perankingan adalah metode yang digunakan untuk menilai dan memilih saham-saham terbaik berdasarkan kriteria tertentu. Metode ini menggunakan beberapa rasio keuangan untuk mengevaluasi kinerja saham. Berdasarkan evaluasi tersebut, kita dapat menentukan saham mana yang layak dimasukkan ke dalam portofolio. Rumus untuk teknik perankingan dapat dihitung sebagai berikut:

$$RK = \frac{10}{P/E} + \frac{1}{DER} + \frac{1.5}{PBV} + ROA + ROE \tag{12}$$

Dengan *RK* merepresentasikan dari perankingan dan P/E,DER,PBV,ROA,ROE adalah variable dari analisis fundamental.

2.12 RMSE (Root Mean Square Error)

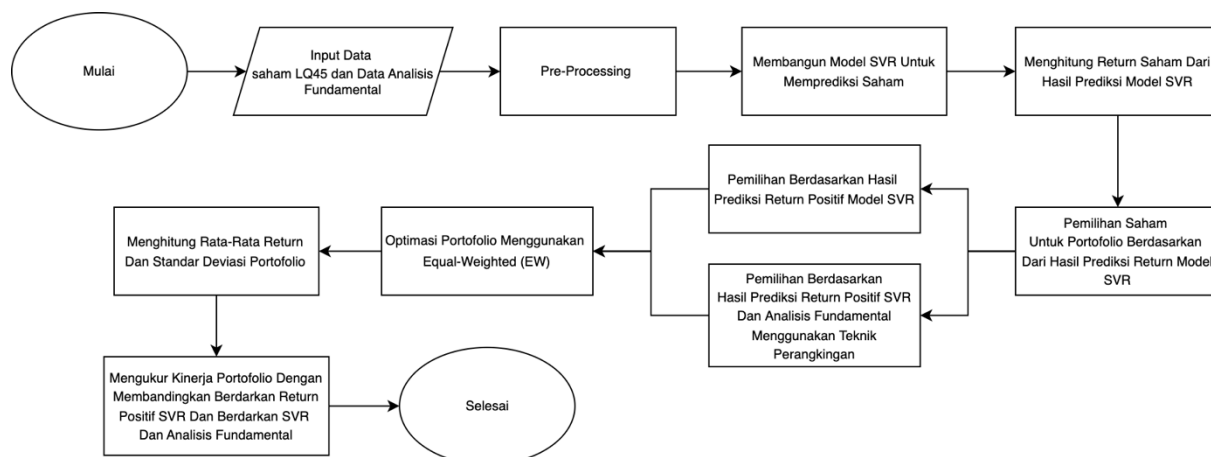
Root Mean Square Error (RMSE) merupakan salah satu metode alternatif evaluasi teknik peramalan yang mengukur keakuratan hasil peramalan suatu model. Nilai yang dihasilkan RMSE merupakan kuadrat rata-rata dari jumlah kesalahan model prediksi. RMSE merupakan metode yang mudah diterapkan dan banyak digunakan dalam berbagai penelitian terkait prediksi atau peramalan [[10].

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(\hat{Y}_i - Y_i)^2}{n}} \tag{13}$$

Dengan \hat{Y}_i merepresentasikan nilai dari prediksi saham, Y_i merepresentasikan dari nilai *actual* saham, dari saham *i* dan *n* merepresentasikan total dari data.

3. Sistem yang Dibangun

3.1 Design System



Gambar 1. Flowchart Design System

3.2 Data Harga Saham LQ45

Indeks LQ45 merupakan indeks saham di Bursa Efek Indonesia (BEI) yang terdiri dari 45 perusahaan dengan likuiditas dan kapitalisasi pasar tinggi. Pada dataset indeks LQ45 menyediakan informasi harga perusahaan yang diambil dari www.finance.yahoo.com. Dataset yang digunakan adalah data harga bulanan selama 16 tahun terakhir dimulai dari 1 Januari 2008 sampai dengan 1 Mei 2024. Data saham yang tergabung pada indeks LQ45 mengandung informasi mengenai faktor fundamental, volume perdagangan dan harga saham bulanan pada setiap perusahaan.

Table 2. Data Harga Saham LQ45

Date	ANTM	ASII	BBCA	BBNI	BBRI	BBTN	BFIN	BMRI
1/1/2008	3237	2660	701	851	647	818	640	787
2/1/2008	3334	2697	707	810	648	914	640	816
3/1/2008	3065	2425	662	695	567	963	590	765
4/1/2008	2737	1981	598	591	539	1301	600	696
5/1/2008	2898	2083	607	579	566	1135	610	714
.....

3.3 Pre-Processing

Pre-processing data adalah langkah penting yang memengaruhi kualitas dan efektivitas analisis data serta operasi pembelajaran mesin. Pada tahap ini, data diproses untuk memastikan bahwa hasil yang diperoleh optimal. Proses *pre-processing* dimulai dengan mengonversi kolom data persentase ke format numerik yang sesuai. Data yang awalnya berupa string dengan tanda persen, titik sebagai pemisah ribuan, atau koma sebagai pemisah desimal, diubah dengan menghapus tanda persen dan titik, mengganti koma dengan titik, serta mengonversi nilai string menjadi angka float yang dibagi dengan 100 untuk mendapatkan format desimal. Selanjutnya, dilakukan pemeriksaan untuk memastikan semua kolom yang diperlukan ada dalam data, seperti *Date*, *Price*, *PE Ratio*, *Return On Asset*, *Return On Equity*, *Debt to Equity Ratio*, dan *Price to Book Value*. Jika ada kolom yang hilang akan diberikan peringatan.

3.3 Prediksi Return Menggunakan Metode SVR

Pada proses prediksi *return* saham dimulai dengan membagi data menjadi data pelatihan dan data pengujian pada indeks LQ45. Data pelatihan mencakup periode dari 1 Januari 2008 hingga 1 Oktober 2019, sedangkan data pengujian mencakup periode dari 1 November 2019 hingga 1 Mei 2024. Selanjutnya model prediksi *return* saham dibangun menggunakan *Support Vector Regression* (SVR) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF). Parameter yang digunakan adalah *C* sebesar 10 dan *gamma* sebesar 0.1. Pemilihan nilai untuk *C* dan *gamma* dilakukan melalui eksperimen dengan rentang nilai dari 1 hingga 100, untuk penentuan nilai *C* dan *gamma* dipilih berdasarkan dari hasil *error* terkecil yang diperoleh dari saham ADRO sebagai acuan dalam eksperimen ini.

Table 3. Hasil Eksperimen C Dan Gamma

	C = 0.1	C = 1	C = 10	C = 40	C = 70	C = 100
Gamma = 0.1	648.99	288.75	233.63	233.74	234.03	234.28
Gamma = 1	561.56	461.06	482.59	582.74	648.24	725.37
Gamma = 10	789.51	732.49	723.09	723.76	718.50	743.26

Setelah melakukan eksperimen pada *kernel Radial Basis Function* (RBF), langkah selanjutnya adalah melakukan prediksi *return* saham pada indeks LQ45. Eksperimen sebelumnya telah menentukan nilai optimal untuk parameter yang digunakan dengan tujuan meminimalkan *error* pada proses prediksi saham menggunakan *Support Vector Regression* (SVR). Dengan menggunakan parameter yang telah dioptimalkan model SVR yang dibangun dapat menghasilkan prediksi *return* saham yang lebih akurat periode yang telah ditentukan terutama saham ADRO yang digunakan sebagai acuan dalam eksperimen ini.

Table 4. Hasil Return Tiap Saham

Date	ADRO		AMRT		ANTM		ASII	
	Return Aktual	Return Prediksi	Return Aktual	Return Prediksi	Return Aktual	Return Prediksi	Return Aktual	Return Prediksi
1/11/2019	1330	1310	879	919	818	1075	6625	6680
1/12/2019	1509	1328	853	884	825	966	6773	6701
1/1/2020	1431	1500	846	861	817	972	6896	6844
1/2/2020	1288	1425	805	855	689	966	6153	6963
1/3/2020	932	1288	735	818	484	863	4631	6242
.....

3.4 Portofolio Selection

Pada proses seleksi portofolio dimulai dengan menggunakan hasil prediksi *return* dari *Support Vector Regression* (SVR) tanpa menggunakan data analisis fundamental. Saham saham dipilih berdasarkan prediksi *return* positif yang dihasilkan oleh SVR.

Table 5. Portofolio Selection Return SVR

Tanggal	Saham	Return Aktual	Return Prediksi	Bobot
01/11/2019	AMRT	-0.0434	0.0008	0.0588
	ANTM	-0.1416	0.1284	0.0588
	ASII	0.0033	0.0116	0.0588
	BBTN	0.0347	0.0179	0.0588
	BFIN	0.0343	0.0270	0.0588
	EMTK	-0.0068	0.1095	0.0588
	HMSP	-0.0703	0.0974	0.0588
	HRUM	0.0249	0.3213	0.0588
	INDY	-0.0335	0.1680	0.0588
	INKP	0.1445	0.1634	0.0588
	ITMG	-0.0585	0.1291	0.0588
	MEDC	-0.0016	0.0229	0.0588
	MNCN	0.0806	0.0808	0.0588
	PTBA	0.0799	0.0195	0.0588
	TINS	-0.1275	0.0637	0.0588
	TOWR	0.0340	0.0229	0.0588
WIKA	-0.0073	0.0334	0.0588	

Selanjutnya proses seleksi portofolio dilakukan dengan menambahkan analisis fundamental menggunakan indikator seperti PE Ratio, ROA, ROE, DER, dan PBV untuk menilai kesehatan keuangan perusahaan. Saham saham diurutkan berdasarkan prediksi dan indikator fundamental melalui teknik perankingan. Bobot setiap faktor ditentukan berdasarkan kinerja historis, kemudian dinormalisasi dan digabungkan untuk memberi skor pada setiap saham. Saham dengan skor tertinggi dipilih untuk dimasukkan ke dalam portofolio, dan setiap saham diberi bobot yang sama (*equal weight*) untuk memastikan penyebaran risiko dan mengurangi risiko.

Table 6. Portofolio Selection *Return* SVR Dan Analisis Fundamental

Tanggal	Saham	Return Aktual	Return Prediksi	Bobot
01/11/2019	BFIN	0.0343	0.0270	0.2500
	HRUM	0.0249	0.3213	0.2500
	HMSP	-0.0703	0.0974	0.2500
	ITMG	-0.0585	0.1291	0.2500

3.5 Menghitung Rata-Rata Return dan Standar Deviasi

Pada proses ini dilakukan perhitungan rata rata *return* sesuai dengan persamaan (3) dan perhitungan standar deviasi sesuai dengan persamaan (4) dari portofolio saham setiap bulannya. Rata-rata *return* menggambarkan nilai rata-rata dari keuntungan atau kerugian yang diperoleh dari portofolio dalam periode satu bulan. Sedangkan standar deviasi mengukur tingkat volatilitas atau risiko dari *return* portofolio tersebut. Dengan menghitung kedua metrik ini performa portofolio dapat dianalisis secara keseluruhan, sehingga tingkat risiko yang terkait dengan investasi dalam portofolio. Perhitungan ini penting untuk mengevaluasi stabilitas dan potensi keuntungan dari portofolio saham dalam jangka waktu satu bulan.

Table 7. Hasil Rata Rata Return dan Standar Deviasi

Metode	Rata - Rata Return Portofolio	Standar Deviasi Return Portofolio
Support Vector Regression (SVR)	0.0045	0.0683
Support Vector Regression (SVR) dengan Analisis Fundamental	0.0099	0.0726

4. Evaluasi

Penelitian ini menyajikan hasil dan pembahasan mengenai kinerja model prediksi return saham menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR). Kinerja model ini dibandingkan berdasarkan data historis dan analisis fundamental (FA) dengan teknik perankingan untuk melakukan seleksi saham yang dimasukkan ke dalam portofolio. Selanjutnya, portofolio dibangun dari saham-saham yang terpilih dengan menggunakan model portofolio *Equal-Weighted* (EW).

4.1 Hasil Pengujian

Pada pengujian ini melakukan eksperimen dengan menggunakan 65% data pelatihan dan 35% data pengujian pada metode *Support Vector Regression* (SVR) dalam memprediksi saham. Untuk mengukur tingkat kesalahan (*error*) pada prediksi setiap saham, digunakan *Root Mean Square Error* (RMSE). Tabel di bawah ini memperlihatkan skor RMSE untuk data pelatihan dan data pengujian dari berbagai saham. Skor RMSE yang lebih rendah menunjukkan prediksi yang lebih akurat. *overfitting* (model terlalu rumit baik dalam data pelatihan ataupun buruk dalam data pengujian) atau *underfitting* (model terlalu sederhana dan buruk didalam kedua data tersebut) pada model SVR yang telah digunakan.

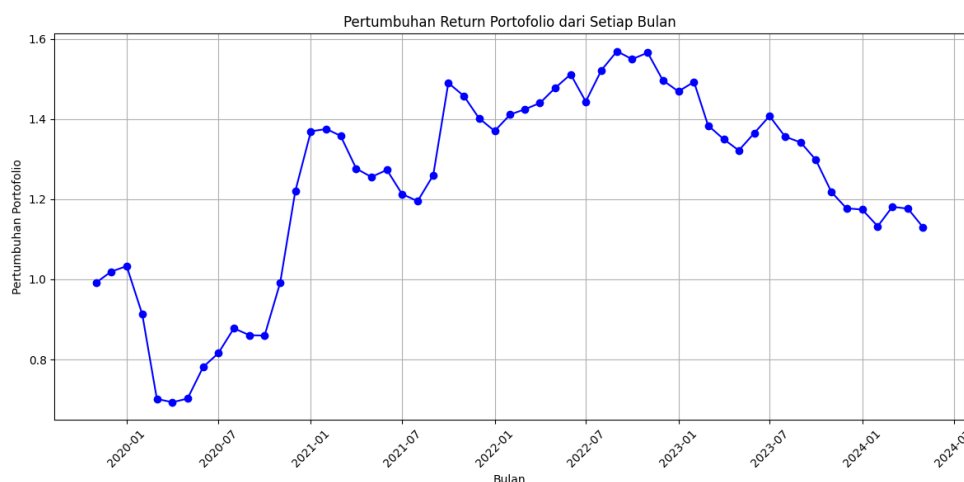
Table 8. Hasil RMSE untuk Data Pelatihan dan Pengujian Saham

Saham	Skor Pelatihan (RMSE)	Skor Pengujian (RMSE)
ADRO	154.45	233.63
AMRT	48.41	673.51
ANTM	211.78	224.23
ASII	341.95	451.32
BBCA	210.00	1174.77
BBNI	184.06	345.11
BBRI	127.17	489.95
BBTN	147.16	145.31
BFIN	52.21	108.21

Saham	Skor Pelatihan (RMSE)	Skor Pengujian (RMSE)
BMRI	148.49	448.75
BRPT	61.12	161.13
CPIN	304.25	624.67
EMTK	68.68	307.95
ERAA	49.42	38.85
EXCL	328.80	225.43
HMSP	280.53	337.15
HRUM	107.30	160.40
ICBP	411.12	441.19
INCO	377.87	553.50
INDF	351.76	338.94
INDY	343.14	297.95
INKP	916.72	1783.09
INTP	1062.47	1000.34
ITMG	2984.16	2675.27
JPFA	134.34	149.12
KLBF	86.60	93.20
MEDC	68.98	109.31
MNCN	194.09	180.29
PGAS	283.48	159.15
PTBA	267.05	264.22
SMGR	712.96	808.41
TBIG	82.90	248.18
TINS	144.47	162.64
TLKM	173.38	201.54
TOWR	44.22	74.68
TPIA	135.79	1123.15
UNTR	1764.83	2220.32
UNVR	557.28	561.77
WIKA	195.66	236.47

4.2 Analisis Hasil Pengujian

Dari hasil pengujian tersebut mendapatkan hasil pertumbuhan portofolio dengan menggunakan *Support Vector Regression (SVR)* seperti gambar dibawah ini :

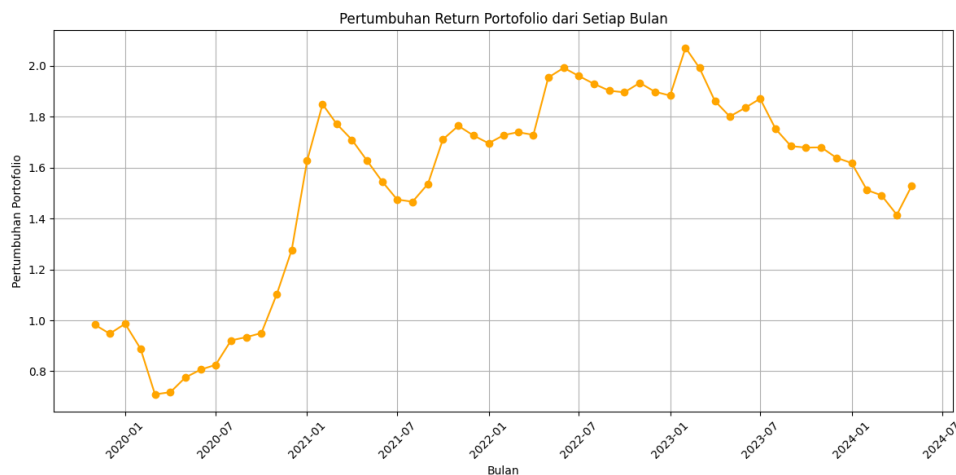


Gambar 2. Visualisasi pertumbuhan portofolio dengan *Support Vector Regression (SVR)*

Pada gambar di atas menampilkan pertumbuhan portofolio yang diperoleh dari hasil prediksi *return* saham menggunakan metode *Support Vector Regression (SVR)* dari tahun ke tahun. Grafik ini menunjukkan perubahan signifikan dalam pertumbuhan portofolio bulanan selama periode waktu yang diujikan dari november 2019 sampai

dengan Mei 2024. Terlihat adanya penurunan tajam yang mencapai titik terendah pada pertengahan tahun 2020, diikuti oleh peningkatan signifikan hingga mencapai puncak pada awal tahun 2021. Setelah itu grafik menunjukkan perubahan naik dan turun yang menandakan ketidakstabilan dalam *return* portofolio, dengan titik tertinggi lainnya terlihat pada pertengahan tahun 2022 dan tren penurunan konsisten hingga pertengahan tahun 2024. Rata-rata *return* portofolio sebesar 0.0047 dengan standar deviasi sebesar 0.0668 menunjukkan kinerja portofolio yang cukup baik secara keseluruhan meskipun adanya kenaikan dapat mencerminkan adanya potensi keuntungan dan risiko yang dihadapi oleh investor.

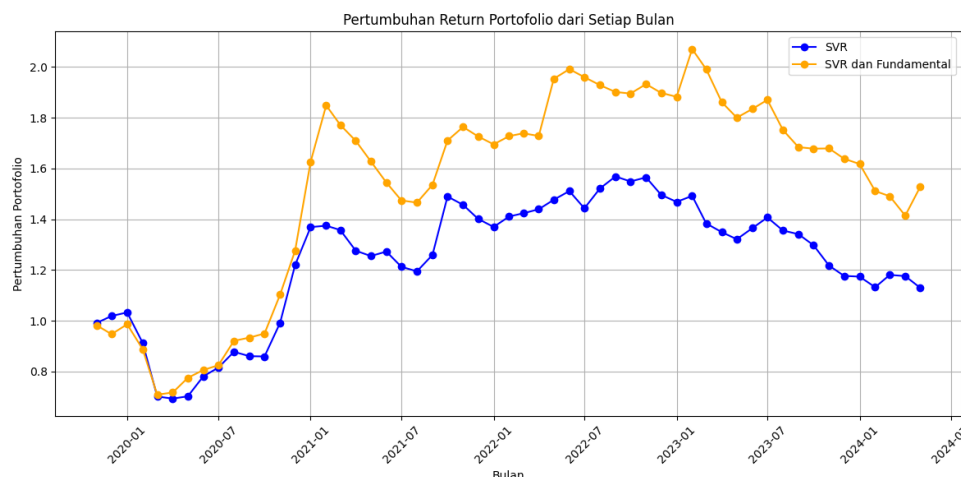
Kemudian dari hasil pengujian pertumbuhan portofolio dengan menggunakan *Support Vector Regression* (SVR) dengan Analisis Fundamental (FA) seperti gambar dibawah ini :



Gambar 3. Visualisasi pertumbuhan portofolio dengan *Support Vector Regression* (SVR) dan Analisis Fundamental

Pada gambar di atas menampilkan pertumbuhan portofolio yang diperoleh dari hasil prediksi *return* saham menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) dengan Analisis Fundamental (FA). Grafik ini menunjukkan perubahan signifikan dalam pertumbuhan portofolio bulanan selama periode waktu yang diujikan dari November 2019 sampai dengan Mei 2024. Terlihat adanya penurunan tajam yang mencapai titik terendah pada pertengahan tahun 2020, diikuti dengan peningkatan signifikan yang mencapai puncak pada awal tahun 2021. Setelah itu grafik menunjukkan perubahan naik dan turun yang mencerminkan ketidakstabilan dalam *return* portofolio, dengan titik tertinggi lainnya terlihat pada pertengahan tahun 2022 dan tren penurunan konsisten hingga pertengahan tahun 2024. Dengan rata-rata *return* portofolio sebesar 0.0099 dan standar deviasi sebesar 0.0726 menunjukkan kinerja portofolio yang cukup baik secara keseluruhan. Kombinasi prediksi return dengan SVR dan analisis fundamental menunjukkan potensi keuntungan yang lebih baik dan risiko yang lebih terukur mencerminkan strategi investasi yang lebih terpercaya dan terarah bagi investor.

4.3 Perbandingan Portofolio Menggunakan SVR dan SVR dengan Analisis Fundamental (FA)



Gambar 4. Perbandingan SVR dan SVR dengan Analisis Fundamental (FA)

Berdasarkan gambar di atas terlihat perbandingan pertumbuhan portofolio menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) dengan metode SVR yang dikombinasikan dengan Analisis Fundamental (FA) dari November 2019 hingga Mei 2024. Menunjukkan bahwa portofolio SVR dengan Analisis Fundamental menampilkan pertumbuhan yang naik dengan rata-rata *return* sebesar 0.0104 dan standar deviasi sebesar 0.0737 melampaui pertumbuhan portofolio dengan hanya menggunakan SVR saja. Meskipun terdapat beberapa penurunan, portofolio SVR dengan Analisis Fundamental tetap menunjukkan performa yang lebih baik. Secara keseluruhan gambar tersebut menunjukkan bahwa portofolio yang menggunakan kombinasi SVR dengan Analisis Fundamental memberikan hasil yang lebih efektif dibandingkan dengan hanya menggunakan SVR. Hal ini menekankan potensi keuntungan dari pemilihan saham yang tepat dan manajemen portofolio yang baik dengan menggunakan metode kombinasi tersebut.

5. Kesimpulan

5.1 Kesimpulan

Dari hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Support Vector Regression* (SVR) yang digunakan untuk memprediksi harga saham satu bulan ke depan memberikan hasil yang lebih baik ketika digabungkan dengan Analisis Fundamental (FA). Model SVR berhasil menghasilkan prediksi harga saham yang efektif sebagai dasar untuk mengambil keputusan investasi. Ketika prediksi SVR digabungkan dengan data fundamental perusahaan dan diseleksi menggunakan teknik perankingan, saham-saham yang dipilih dimasukkan ke dalam portofolio *equal weight* (EW). Portofolio yang dihasilkan dari kombinasi SVR dan analisis fundamental menunjukkan rata-rata *return* yang lebih tinggi dan risiko yang lebih terkendali dibandingkan portofolio yang hanya didasarkan pada prediksi SVR saja. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi antara prediksi SVR dan analisis fundamental memberikan strategi investasi yang lebih baik, dengan potensi keuntungan yang lebih tinggi dan risiko yang terukur, sehingga dapat diandalkan dalam memilih saham dan mengoptimalkan hasil investasi.

5.2 Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan lebih lanjut. Pertama, memperluas dataset dengan memasukkan data saham dari berbagai indeks dan periode waktu yang lebih panjang akan meningkatkan generalisasi model dan memberikan hasil yang lebih komprehensif. Kedua, eksplorasi tambahan indikator fundamental selain yang telah digunakan (seperti *PE Ratio*, *Return On Asset*, *Return On Equity*, *Debt to Equity Ratio*, dan *Price to Book Value*) dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam dan akurat tentang kinerja saham. Ketiga, penggunaan metode machine learning lainnya, seperti *Random Forest* atau *Neural Networks* dapat dibandingkan dengan SVR untuk melihat potensi peningkatan akurasi prediksi. Terakhir, penerapan teknik optimasi portofolio lainnya, seperti *Mean-Variance Optimization* atau *Black-Litterman Model* dapat dieksplorasi untuk melihat dampaknya dari kinerja portofolio keseluruhan.

Daftar Pustaka

- [1] Chih-Ming Hsu, "Resolving a portfolio optimization problem with investment timing through using the analytic hierarchy process, support vector regression and a genetic algorithm," 2018.
- [2] M. Liu, K. Luo, J. Zhang, and S. Chen, "A stock selection algorithm hybridizing grey wolf optimizer and support vector regression," *Expert Syst Appl*, vol. 179, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.115078.
- [3] E. Solares, V. De-León-Gómez, F. G. Salas, and R. Díaz, "A comprehensive decision support system for stock investment decisions," *Expert Syst Appl*, vol. 210, Dec. 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.118485.
- [4] O. K. Siregar, M. Si, and R. Dani, "PENGARUH DEVIDEN YIELD DAN PRICE EARNING RATIO TERHADAP RETURN SAHAM DI BURSA EFEK INDONESIA TAHUN 2016 SUB SEKTOR INDUSTRI OTOMOTIF," 2019. [Online]. Available: www.idx.co.id.
- [5] M. C. Tomasz and Z. Springer, "Mathematics for Finance: An Introduction to Financial Engineering," 2005.
- [6] M. S. Desvi, D. Saepudin, and I. Kurniawan, "Optimasi Portofolio Saham Menggunakan Metode Stock Network Portofolio Allocation Berbasis Return History." [Online]. Available: <https://finance.yahoo.com/>.
- [7] M. Farhan Mingka, R. S. Lubis, F. Sains, and D. Teknologi, "ANALISIS PORTOFOLIO SAHAM OPTIMAL DENGAN METODE MARKOWITZ DAN MODEL INDEKS TUNGGAL PADA SAHAM PERBANKAN BURSA EFEK INDONESIA," vol. 4, no. 2, 2023, doi: 10.46306/lb.v4i2.
- [8] D. Manajemen, F. Ekonomi dan Manajemen, and B. Purwanto, "Pembentukan Portofolio Saham Optimal pada Kondisi Bearish Tahun 2015 Rosharia Andina Putri," 2017.
- [9] Sutikno and Mery Ramadani, "Analisis Fundamental, Deviden, Overconfidence Dan Promosi Terhadap Keputusan Investasi Di Pasar Modal," 2021.

- [10] F. Indra Sanjaya and D. Heksaputra, "Prediksi Rerata Harga Beras Tingkat Grosir Indonesia dengan Long Short Term Memory," vol. 7, no. 2, pp. 163–174, 2020, [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>