

Optimasi Portofolio Saham LQ45 dengan Mempertimbangkan Prediksi *Return* Menggunakan Metode *Support Vector Regression* (SVR)

Vina Putri Damartya¹, Deni Saepudin², Putu Harry Gunawan³

^{1,2,3} Universitas Telkom, Bandung

vinaputrid@students.telkomuniversity.ac.id¹, denisaepudin@telkomuniversity.ac.id²,
phgunawan@telkomuniversity.ac.id³

Abstrak

Optimasi portofolio saham dibutuhkan investor untuk mendapatkan hasil yang diharapkan. Untuk mendapatkan portofolio yang diharapkan, dibutuhkan prediksi guna untuk menghasilkan bobot yang optimal. Optimasi portofolio sudah dikembangkan sejak lama, namun biasanya hanya mempertimbangkan risiko dan nilai harapan. Berbeda dengan pendekatan sebelumnya, mengintegrasikan prediksi *return* pada model *time series* tradisional dalam pembentukan portofolio dapat meningkatkan kinerja model pengoptimalan portofolio asli. *Machine learning* telah menunjukkan keunggulan yang luar biasa dalam prediksi pasar saham, banyak peneliti menerapkan model-model ini dalam proses pembentukan portofolio dan menghasilkan hasil yang memuaskan, penelitian ini menggabungkan prediksi *return* dalam pembentukan portofolio dengan metode *Support Vector Regression* (SVR). Adapun data saham yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah saham LQ45. Berdasarkan hasil pengujian, hasil dari prediksi *return* menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) dievaluasi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) mendapatkan nilai 0.34973. Portofolio yang mempertimbangkan prediksi *return* menghasilkan kinerja yang lebih baik dibandingkan Indeks LQ45 yang diukur berdasarkan nilai rata-rata *return* portofolio, standar deviasi dan *sharpe ratio*.

Kata kunci : Optimasi portofolio, return, support vector regression, LQ45

Abstract

Stock portfolio optimization will be needed by investors in order to get the expected result of portfolio, it takes predictions to produce optimal weighting. Portfolio optimization has been developing from time to time, nowadays it usually only considers risk and expectation value. In contrast to previous approaches, integrating return predictions on traditional time series models in portfolio formation can improve the performance of the original portfolio optimization model. Machine learning has shown tremendous excellence result in stock market prediction, these models offently used by researcher in the process of portfolio formation and produce optimal results, this methode combines return predictions in portfolio formation with support vector regression (SVR) methods. The stock data used in this final task is LQ45 stocks. Based on the test results, portfolios that consider return predictions using the Support Vector Regession (SVR) method evaluated using *Root Mean Square Error* (RMSE) received a value of 0.34973. Portfolios that consider return predictions produce better performance than the LQ45 Index as measured based on the average value of portfolio return, standard deviation and *sharpe ratio*.

Keyword : Portfolio optimization, return, support vector regression, LQ45

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Prediksi pasar saham adalah masalah yang menantang dari prediksi *time series* karena pasar saham pada dasarnya sistem nonlinear dan dinamis. Di pasar saham, investor individu biasanya mencoba menentukan return saham investasi mereka di masa depan dan mencari bobot optimal dalam setiap saham untuk membangun portofolio [1]. Dengan demikian, investor juga perlu menghitung bobot investasi yang optimal dari setiap saham terpilih sebelum melakukan investasi perdagangan. Prosedur ini terutama didasarkan pada teori portofolio modern [2]. Teori portofolio modern mencakup beberapa model untuk menghitung bobot portofolio optimal setiap aset. Di bawah aset tertentu, model portofolio digunakan untuk mengoptimalkan satu atau beberapa fungsi objektif dalam kondisi batasan yang berbeda. Dengan memecahkan masalah optimasi portofolio, dimungkinkan untuk mendapatkan bobot investasi yang optimal dari setiap aset diperoleh.

Model mean-variance (MV) Markowitz adalah awal dari teori portofolio *modern* dan membangun model optimasi portofolio dengan mempertimbangkan nilai harapan dan variansi *return* data historis [3]. Namun, model MV memiliki banyak keterbatasan, seperti hipotesis terbatas dan kompleksitas komputasi untuk aset skala yang lebih besar. Dengan demikian, banyak model yang diusulkan untuk menyelesaikan masalah ini. Salah satunya dengan menambahkan informasi mengenai prediksi *return*. Dalam keunggulan pembelajaran mesin dalam prediksi pasar saham, banyak peneliti menerapkan model-model ini dalam proses pembentukan portofolio dan menghasilkan hasil yang memuaskan, seperti *Support Vector Regression* (SVR) [4].

Support Vector Regression (SVR) merupakan hasil dari pengembangan *Support Vector Machine* (SVM) dengan metode regresi, tidak hanya mampu mengatasi masalah dengan data linier namun mampu mengatasi data nyata yang bersifat non-linier. *Support Vector Regression* (SVR) telah banyak digunakan untuk prediksi *time series* contohnya cuaca, keuangan dan saham [5].

Hal inilah yang menjadi dasar pemikiran dalam penelitian ini untuk mengajukan implementasi algoritma *Support Vector Regression* (SVR) dalam kasus prediksi harga saham LQ45 dengan mempertimbangkan prediksi *return* dan memperoleh portofolio yang optimal dengan mempertimbangkan prediksi *return*.

1.2 Topik dan Batasannya

Topik yang dibahas dalam penelitian ini yaitu bagaimana menerapkan prediksi *return* menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR), dan bagaimana membentuk portofolio yang mempertimbangkan prediksi *return* dengan menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR).

Adapun batasan dari penelitian ini adalah 42 saham yang diperoleh dari finance.yahoo.com, saham yang digunakan yaitu saham LQ45, dengan harga penutupan (*close*) data mingguan dalam rentang waktu dari 1 Januari 2013 hingga 1 Januari 2020 (7 tahun).

1.3 Tujuan

Tujuan yang akan dicapai pada penelitian ini adalah menerapkan metode *Support Vector Regression* (SVR) untuk memprediksi *return* saham, dan memperoleh portofolio yang mempertimbangkan prediksi *return* menggunakan *Support Vector Regression* (SVR) dan mengukur kinerja portofolio dibandingkan dengan indeks LQ45

2. Studi Terkait

2.1 Saham

Saham merupakan surat berharga yang menunjukkan sebagian atau seluruh sertifikat kepemilikan suatu perusahaan, dan memiliki nilai nominal yang berfluktuasi karena risiko dan nilai *return* hasil yang diharapkan. [6].

2.2 Return

Return saham dinamis dinotasikan dengan $R(n)$ dimana n menunjukkan waktu, sedangkan untuk return dalam satu waktu dinotasikan dengan $[n - 1, n]$. Secara sistematis, return direpresentasikan sebagai berikut : [6]

$$R(n) = \frac{S(n) - S(n - 1)}{S(n - 1)} \quad (1)$$

Dimana $R(n)$ merepresentasikan nilai *return* pada waktu ke ke- n , $S(n)$ merepresentasikan harga saham pada waktu ke (n) dan $S(n - 1)$ merepresentasikan harga saham pada waktu ke ($n - 1$).

2.3 Expected Return

Expected Return merupakan perkiraan return yang diharapkan dimasa mendatang. Jika peluang *return* diketahui secara sistematis, *expected return* direpresentasikan sebagai berikut: [7]

$$E(R) = \mu = \sum_{i=1}^n R_t \cdot P(R_t) \quad (2)$$

Namun, jika peluang *return* tidak diketahui *expected return* dapat menggunakan perhitungan dari rata-rata *return*, *expected return* direpresentasikan sebagai berikut :

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n R_t}{n} \quad (3)$$

Dimana R_t merepresentasikan *return* dan n merupakan jumlah *record*

2.3 Portofolio

Portofolio merupakan dokumen yang berfungsi merangkum perubahan dan tren harga saham yang digunakan investor untuk menentukan ukuran dan profitabilitas divisi saham di masa depan berdasarkan kinerja saham tersebut. Portofolio terdiri dari beberapa vektor direpresentasikan sebagai berikut : [6]

$$w = [w_1, w_2, w_3, \dots, w_n] \quad (4)$$

2.4 Return Portofolio

Return Portofolio merupakan rata – rata tertimbang dari setiap sekuritas individu di dalam portofolio. Secara sistematis, *return* portofolio dapat dihitung sebagai berikut : [6]

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

Dimana w_i merepresentasikan bobot pada saham i dan R_i merupakan return dari saham i .

2.5 Sharpe Ratio

Sharpe Ratio merupakan alat ukur untuk menghitung pengembalian *return* dan dibagi dengan standar deviasi. Secara sistematis, *Sharpe Ratio* dapat dihitung sebagai berikut :

$$Sr = \frac{\mu_v - r_f}{\sigma_p} \quad (6)$$

Dimana μ_v merepresentasikan *Expected return* portofolio, r_f merupakan *risk free rate* dan σ_p merupakan standar deviasi.

2.6 Support Vector Regression (SVR)

Support Vector Regression (SVR) merupakan ekstensi dari model SVM yang dirancang untuk menyelesaikan fungsi regresi dan estimasi fungsi [8]. Perbedaan SVM dengan SVR adalah SVM digunakan untuk kasus klasifikasi, mengklasifikasikan apakah sesuatu berada di tempat tertentu tergantung pada data yang telah divalidasi sebelumnya, output dari SVM berupa diskrit. Sedangkan SVR digunakan untuk kasus regresi, menemukan hubungan antara variabel terikat dan satu atau lebih variabel bebas kemudian menemukan *upcoming values* bersifat kontinu (bilangan riil). Ide utama SVR adalah mencari relasi untuk mendapatkan regresi, dari sekumpulan data *input* ke dalam fitur target. Algoritma SVR ditujukan untuk menemukan *hyperplane* yang sesuai dengan input vektor multidimensi mengenai nilai output. Hasil SVR digunakan untuk memprediksi nilai *output* dalam set pengujian [9]. Pada prediksi *return*, data bersifat non-linear. Metode SVR dapat mengatasi permasalahan ini dengan menggunakan fungsi kernel. Fungsi Kernel pada SVR yang digunakan dapat dilihat dari persamaan : [10]

$$\text{Linear} : K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = (\vec{x}_i, \vec{x}_j) \quad (9)$$

$$\text{Gaussian RBF} : K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

$$\text{Sigmoid} : K(\vec{x}_i, x) = \tanh(\gamma \vec{x}_i^T \vec{x}_j + r) \quad (11)$$

Dimana \vec{x}_i dan \vec{x}_j adalah vektor dari ruang fitur, σ gamma r adalah parameter bebas. Pemilihan parameter bebas dilakukan menggunakan *GridSearch*.

2.6.1 Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error adalah parameter yang digunakan untuk melihat akurasi suatu model sebagai estimasi atas nilai yang diobservasi [11]. RMSE dapat dihitung sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (\hat{r}_n - r_n)^2}{N}} \quad (12)$$

Dimana \hat{r}_n merepresentasikan nilai prediksi, r_n merepresentasikan nilai aktual dan N banyaknya data.

2.7 Model Portofolio Optimasi yang Mempertimbangkan Prediksi Return

Teori Markowitz sebagai awal mula model *modern finance theory in-troduced mean-variance* (MV), membangun solusi matematika untuk menyelesaikan *trade-off* antara memaksimalkan return yang diharapkan dan meminimalkan risiko [12]. Mengacu kepada teori yang diusulkan oleh [12], penelitian ini menggabungkan hasil prediktif *return* dalam memajukan model MV untuk membangun model *Mean – Variance with Forecasting* (MVF). Berikut merupakan persamaan model MVF:

$$\min \sum_{i,j=1}^n (x_i x_j \sigma_{ij}) - \sum_{i=1}^n (x_i r_i) - \sum_{i=1}^n (x_i \varepsilon_i) \quad (13)$$

Yang memenuhi:

$$\sum_{i=1}^n x_i = 1 \quad (14)$$

$$0 \leq x_i \leq 1 \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

Dimana x_i, x_j merepresentasikan proporsi aset dalam portofolio, σ_{ij} kovarian aset ke- i dan j , r_i prediksi *return* aset ke- i dan ε_i merupakan kesalahan prediktif rata – rata aset ke- i selama periode sampel.

Dari masalah optimasi terdapat 3 buah fungsi objektif yaitu objektif risiko, objektif *return* dan objektif epsilon dari masing – masing nilai (x) nya. Dilakukan strategi investasi untuk analisis sensitivitas dengan memvariasikan nilai bobot dari masing – masing objektivitas risiko, objektivitas *return*, dan objektivitas epsilon, dengan penggunaan nilai α (alpha) yang divariasikan. Model optimasi dapat dihitung sebagai berikut :

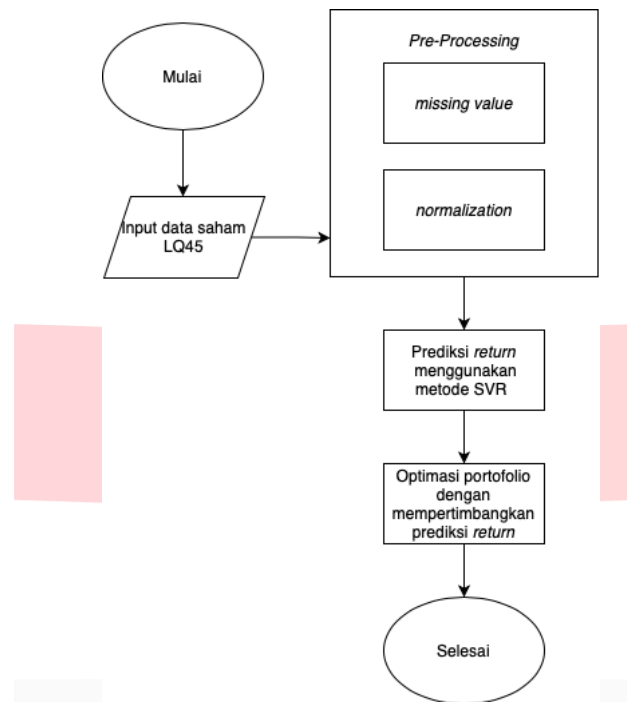
$$\text{Min} \quad \alpha_1 \sum_{i,j=1}^n (x_i x_j \sigma_{ij}) - \alpha_2 \sum_{i=1}^n (x_i r_i) - \alpha_3 \sum_{i=1}^n \alpha (x_i \varepsilon_i) \quad (16)$$

Dimana α_1 merepresentasikan objektivitas 1 (risiko), α_2 merepresentasikan objektivitas 2 (*return*) dan α_3 merepresentasikan objektivitas 3 (epsilon).

3. Sistem yang Dibangun

3.1 Skema Umum

Pada penelitian ini, *flowchart* digunakan untuk menggambarkan pemodelan sistem yang dibangun. Skema sistem yang dibangun dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Sistem Umum

Berdasarkan Gambar 1 diatas, tahap pertama adalah meng-*inputkan* data saham LQ45. Tahap kedua adalah *pre-processing* yang dilakukan untuk memproses atau mempersiapkan dataset untuk tahapan selanjutnya dan meningkatkan performansi. Tahap ketiga adalah memprediksi nilai harga yang akan menghasilkan prediksi nilai *return* menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR). Tahap terakhir adalah optimasi portofolio dengan mempertimbangkan prediksi *return* untuk menghasilkan bobot portofolio.

3.2 Input data saham LQ45

Data saham yang digunakan adalah saham LQ45 yang diambil dari www.finance.yahoo.com. Data yang digunakan adalah data harga mingguan selama 7 tahun mulai dari 1 Januari 2013 sampai 1 Januari 2020.

3.3 Pre-Processing

Pre-processing merupakan pemrosesan data yang belum terstruktur menjadi data yang siap diolah dengan kebutuhan setiap prosesnya, maka dibagi menjadi 2 proses pre-prosesing yaitu, *missing value* dan *scaling* data.

1. *Missing Value*

Missing Value merupakan adanya ketidak sempurnaan dalam pengumpulan data yang dapat mengakibatkan penyimpangan dalam mengambil kesimpulan dari suatu data. Cara menanggulani *missing value* pada penelitian ini dengan mengisi *missing value* tersebut dengan nilai *mean* dari kolom tersebut.

2. Normalization

Normalization atau Normalisasi data merupakan metode yang digunakan untuk menormalkan sekumpulan variabel bebas atau karakteristik data. Tahap *pre-processing* data pada penelitian ini yaitu menggunakan metode *Min-Max Normalization*.

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (17)$$

Dimana x' merupakan nilai yang dinormalisasi dan x merupakan data aktual.

3.4 Prediksi *return* menggunakan Metode SVR

Pada tahap ini melakukan prediksi *return* menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR). Tahap pertama adalah membagi data latih dan data uji, data latih pada rentang waktu dari 2013-01-01 sampai 2019-01-01. Sedangkan untuk data uji pada rentang waktu 2019-01-01 sampai 2020-01-01. Tahap selanjutnya adalah mencari kernel dan parameter terbaik menggunakan menggunakan metode *GridSearchCV*. Parameter SVR diantaranya γ (gamma), C (kompleksitas), dan kernel SVR diantaranya RBF, linear dan sigmoid. Parameter yang digunakan dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Parameter Bebas untuk Memprediksi *Return*

Kernel	C	Gamma
Linear	[0.001,0.01,0.1,1,10,100,1000]	[0.001,0.01,0.1,1,10,100,1000]
RBF	[0.001,0.01,0.1,1,10,100,1000]	[0.001,0.01,0.1,1,10,100,1000]
Sigmoid	[0.001,0.01,0.1,1,10,100,1000]	[0.001,0.01,0.1,1,10,100,1000]

Setelah pencarian kernel terbaik, maka terbentuk model prediksi yang akan menghasilkan nilai dari prediksi *return*.

3.5 Optimasi Portofolio mempertimbangkan Prediksi *Return*

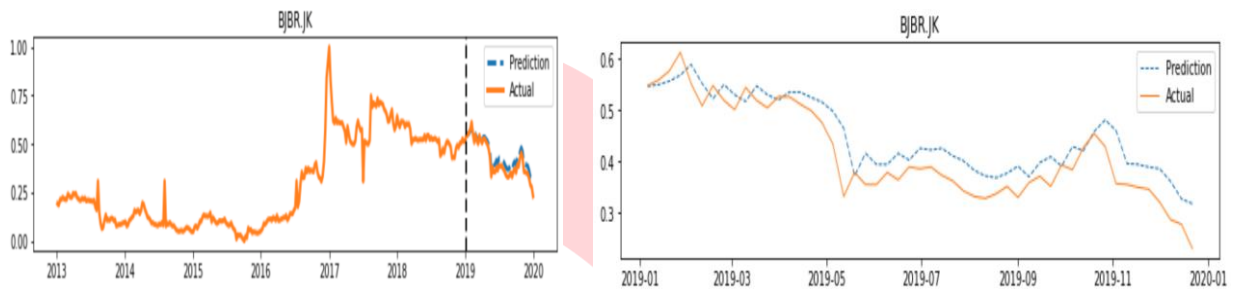
Pada tahap ini dilakukan optimasi portofolio dengan nilai prediksi *return* saham LQ45 yang telah didapatkan, Optimasi yang dilakukan menggunakan persamaan (13), (14) dan (15) untuk mencari nilai bobot (x). *Solver* yang digunakan untuk menyelesaikannya menggunakan metode *Sequential Least Squares Programming* (SLSQP). Maka didapatkan nilai bobot (x), untuk mendapatkan nilai *return* portofolio menggunakan persamaan (5).

4. Evaluasi

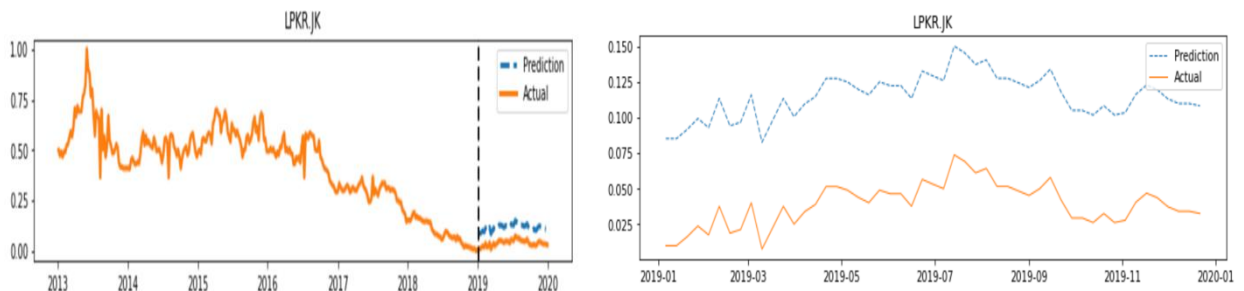
4.1 Skenario Pengujian

- a. Data memiliki rentang waktu 7 tahun, 6 tahun sebagai data latih 1 Januari 2013 – 1 Januari 2019 dan data uji satu tahun 1 Januari 2019 – 1 Januari 2020.
- b. Melakukan prediksi harga saham agar dapat memprediksi *return*.
- c. Mencari bobot portofolio menggunakan persamaan (13), yang memperhatikan persamaan (14) dan (15)
- d. Melakukan analisis sensitivitas dengan memvariasikan nilai bobot dari masing – masing objektivitas (13) yaitu objektivitas resiko, objektivitas *return*, dan objektivitas epsilon.
- e. Membandingkan hasil analisis *portfolio value*, indeks LQ45, rata-rata *return* terbesar , std terkecil, dan *sharpe ratio* terbesar dari masing - masing portofolio gamma.

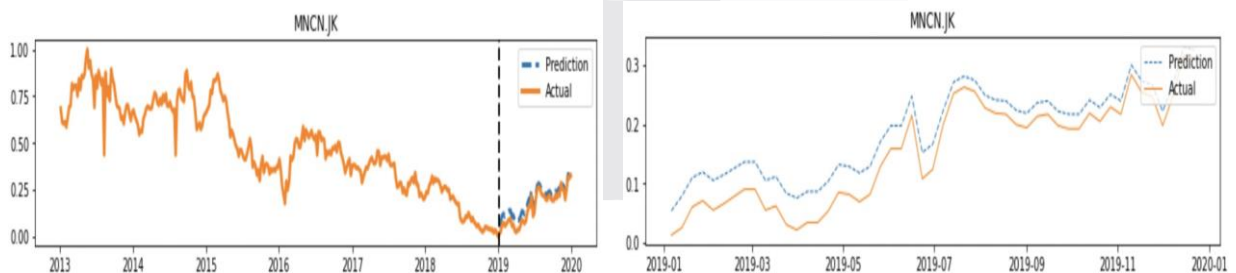
4.2 Hasil Pengujian



(a) BJB.RJK



(b) LPKR.JK



(c) MNCN.JK

Gambar 2. Hasil prediksi pergerakan harga saham perusahaan (a) Bank BJB (b) Lippo Karawaci Tbk. (c). Media Nusantara Citra Tbk. Grafik bagian kiri merupakan plot data latih selama 6 tahun dan grafik bagian kanan adalah hasil prediksi 1 tahun kedepan. Garis oranye menunjukkan harga aktual sedangkan garis biru menunjukkan hasil prediksi harga.

Hasil dari prediksi *return* menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) dievaluasi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil RMSE

Saham	RMSE	Saham	RMSE
ADHI.JK	0.437564	INDY.JK	0.147810
ADRO.JK	0.223560	INKP.JK	0.183225
AKRA.JK	1.203464	INTP.JK	0.312278
ANTM.JK	0.197670	ITMG.JK	0.194698
ASII.JK	0.232381	JSMR.JK	0.558748
BBCA.JK	0.082763	KLBF.JK	0.238712
BBNI.JK	0.092744	LPKR.JK	1.051123
BBRI.JK	0.111897	LPPF.JK	2.294765
BBTN.JK	0.170339	MEDC.JK	0.137741
BJBR.JK	0.138067	MNCN.JK	0.793557
BKSL.JK	0.344936	PGAS.JK	0.331299
BMRI.JK	0.143011	PTBA.JK	0.141838
BRPT.JK	0.131595	PTPP.JK	0.236058
BSDE.JK	0.385908	SCMA.JK	1.095136
ELSA.JK	0.175546	SMGR.JK	0.206562
EXCL.JK	0.390046	TLKM.JK	0.116614
GGRM.JK	0.167751	TPIA.JK	0.269819
HMSJ.JK	0.446934	UNTR.JK	0.213595
ICBP.JK	0.100725	UNVR.JK	0.103436
INCO.JK	0.204705	WIKA.JK	0.260282
INDF.JK	0.288857	WSKT.JK	0.131122

Dari masalah optimasi terdapat 3 buah fungsi objektif yaitu objektif resiko, objektif *return* dan objektif epsilon yang dicari nilai (x) nya. Dimana setiap objektif tersebut memiliki nilai masing – masing dan dari salah satu objektifitas tersebut dapat memiliki nilai terbesar. Dari persamaan (13) dilakukan pemisahan nilai x dari masing – masing objektifitas. Didapatkan nilai (x) dengan objektifitas resiko sebesar 0,01225, objektif *return* sebesar 1,67680 dan objektif epsilon sebesar 0,06860. Dari hasil objektifitas tersebut maka dapat dikatakan bahkan yang mendominasi adalah objektif *return*.

Dilakukan strategi investasi untuk analisis sensitivitas dengan memvariasikan nilai bobot dari masing – masing objektifitas resiko, objektifitas *return*, dan objektifitas epsilon. Dengan penggunaan nilai α (alpha) yang divariasikan. α_1 adalah tidak diberikan pembobotan artinya objektif *return*. α_2 adalah objektif resiko dan objektif *return* seimbang. α_3 adalah objektif epsilon mendominasi. α_4 adalah dominan objektif *return* namun objektif resiko dan objektif epsilon seimbang. α_5 adalah mengabaikan objektif epsilon. α_6 adalah semua seimbang. α_7 adalah objektif resiko dan objektif *return* seimbang. α_8 adalah objektif *return* diabaikan objektif resiko dan objektif *return* seimbang. α_9 adalah objektif resiko dominan, objektif *return* dan objektif epsilon diabaikan. Setelah mendapatkan nilai α , maka diperoleh *return* portofolio dari masing – masing α dan selanjutnya mengukur performansi dengan rata-rata *return* portofolio, standar deviasi dan *sharpe ratio* dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Rata - rata return, standar deviation, dan sharpe rasion setiap gamma

$\vec{\alpha} = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$	Rata-rata Return	Sharpe Ratio	Standard Deviation
$\vec{\alpha} = (1,1,1)$	0.059644	0.208293	0.286345
$\vec{\alpha} = (1,0.004,1)$	0.059644	0.208293	0.286345
$\vec{\alpha} = (1, 0.000019,1)$	0.059644	0.208293	0.286345
$\vec{\alpha} = (1, 1, 0.178)$	0.029557	0.21478	0.286075
$\vec{\alpha} = (1,1, 0.03)$	0.061443	0.298653	0.098967
$\vec{\alpha} = (1, 0.004, 0.178)$	0.029557	0.21478	0.286075

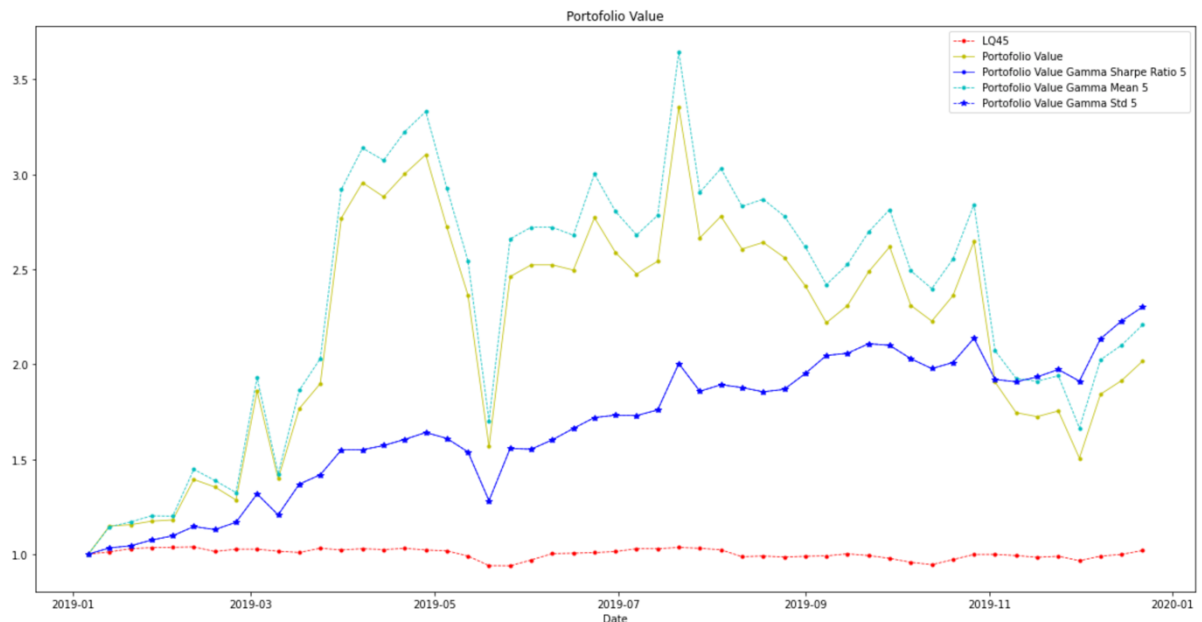
$\vec{\alpha} = (1, 0.000019, 0.03)$	0.029557	0.298653	0.098967
$\vec{\alpha} = (1, 0.000019, 0.178)$	0.061443	0.21478	0.286075
$\vec{\alpha} = (1, 0.000019, 0.03)$	0.029557	0.298653	0.098967

Berdasarkan tabel ,untuk menguji performansi dari masing – masing gamma didapatkan nilai rata - rata *return* tertinggi pada *return* portofolio yaitu $\vec{\alpha} = 1,1, 0.031$, standar deviasi terkecil yaitu pada *return* portofolio $\vec{\alpha} = 1,1, 0.031$ dan *sharpe ratio* terbesar yaitu pada *return* portofolio $\vec{\alpha} = 1,1, 0.031$ dengan α_5 adalah mengabaikan objektif epsilon. Dari hasil yang didapatkan, maka dapat dibandingkan dengan rata – rata *return* portofolio, standar deviasi , dan *sharpe ratio* dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil Portofolio

	Rata-rata Return	Standard Deviation	Sharpe Ratio
Indeks LQ45	0.000517	0.016839	0.030725
Return Portofolio	0.059644	0.286345	0.208293
Return Portofolio α_5	0.061443	0.298653	0.098967

Merujuk pada tabel 3, didapatkan hasil bahwa kinerja portofolio yang mempertimbangkan prediksi *return* ketika diukur dengan rata-rata return terbesar , standar terkecil, dan *sharpe ratio* terbesar memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan Indeks LQ45. Hasil perbandingan portofolio dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Nilai Portofolio

5. Kesimpulan

Kesimpulan yang didapatkan dalam penelitian ini, sebagai berikut:

1. Hasil dari prediksi *return* menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) dievaluasi menggunakan Root Mean Square Error (RMSE) mendapatkan nilai RMSE terkecil adalah saham BBCA.JK dengan nilai 0.082 dan RMSE terbesar adalah saham LPPF.JK dengan nilai 2.294.
2. Kinerja portofolio yang diperoleh dengan mempertimbangkan prediksi *return* memiliki kinerja lebih baik ketika diukur dengan rata - rata *return* tertinggi, standar deviasi terkecil dan *sharpe ratio* terkecil dibandingkan dengan Indeks LQ45 .
3. Kinerja portofolio yang diperoleh dari sensitivitas ketika diukur berdasarkan rata - rata *return* , *sharpe ratio* , dan standar deviasi $\vec{\alpha} = 1,1,0.031$ dengan mengabaikan objektif epsilon menunjukkan kinerja terbaik.



REFERENSI

- [1] Y. Zhang, X. Li, and S. Guo, "Portfolio selection problems with Markowitz's mean–variance framework: a review of literature," *Fuzzy Optimization and Decision Making*, vol. 17, no. 2, pp. 125–158, Jun. 2018, doi: 10.1007/S10700-017-9266-Z.
- [2] B. Chen, J. Zhong, and Y. Chen, "A hybrid approach for portfolio selection with higher-order moments: Empirical evidence from Shanghai Stock Exchange," *Expert Systems with Applications*, vol. 145, p. 113104, May 2020, doi: 10.1016/J.ESWA.2019.113104.
- [3] F. J. Fabozzi, F. Gupta, and H. M. Markowitz, "The Legacy of Modern Portfolio Theory," *The Journal of Investing*, vol. 11, no. 3, pp. 7–22, Aug. 2002, doi: 10.3905/JOI.2002.319510.
- [4] W. Wang, W. Li, N. Zhang, and K. Liu, "Portfolio formation with preselection using deep learning from long-term financial data," *Expert Systems with Applications*, vol. 143, Apr. 2020, doi: 10.1016/J.ESWA.2019.113042.
- [5] E. Chong, C. Han, and F. C. Park, "Deep learning networks for stock market analysis and prediction: Methodology, data representations, and case studies," *Expert Systems with Applications*, vol. 83, pp. 187–205, Oct. 2017, doi: 10.1016/J.ESWA.2017.04.030.
- [6] M. C. Tomasz and Z. Springer, "Mathematics for Finance: An Introduction to Financial Engineering".
- [7] "Risk, Return and Portfolio Theory", doi: 10.21275/6101601.
- [8] L. Cornejo-Bueno, J. C. Nieto Borge, E. Alexandre, K. Hessner, and S. Salcedo-Sanz, "Accurate estimation of significant wave height with Support Vector Regression algorithms and marine radar images," *Coastal Engineering*, vol. 114, pp. 233–243, Aug. 2016, doi: 10.1016/J.COASTALENG.2016.04.007.
- [9] M. Wauters and M. Vanhoucke, "Support Vector Machine Regression for project control forecasting," *Automation in Construction*, vol. 47, pp. 92–106, 2014, doi: 10.1016/J.AUTCON.2014.07.014.
- [10] WuChih-Hung, TzengGwo-Hshiung, and LinRong-Ho, "A Novel hybrid genetic algorithm for kernel function and parameter optimization in support vector regression," *Expert Systems with Applications: An International Journal*, vol. 36, no. 3 PART 1, pp. 4725–4735, Apr. 2009, doi: 10.1016/J.ESWA.2008.06.046.
- [11] W. Wang and Y. Lu, "Analysis of the Mean Absolute Error (MAE) and the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Rounding Model," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 324, no. 1, p. 012049, Mar. 2018, doi: 10.1088/1757-899X/324/1/012049.
- [12] Y. Ma, R. Han, and W. Wang, "Portfolio optimization with return prediction using deep learning and machine learning," *Expert Systems with Applications*, vol. 165, p. 113973, Mar. 2021, doi: 10.1016/J.ESWA.2020.113973.