Computatio: Journal of Computer Science and Information Systems, 9/1 (2025), 61 – 76

PERBANDINGAN PERFORMA METODE LINEAR REGRESSION, SUPPORT VECTOR REGRESSION, EXTREME GRADIENT BOOSTING UNTUK PREDIKSI KURS MATA UANG RUPIAH TERHADAP DOLLAR

Eddy Nathansyah
Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara,
Jln. Letjen S. Parman No. 1, Jakarta, 11440, Indonesia
E-mail: eddy.535210009@stu.untar.ac.id

Abstrak

Nilai tukar mata uang atau kurs mata uang berperan penting pada perekonomian suatu negara. Dollar AS (Amerika Serikat) menjadi mata uang yang umum diperdagangkan untuk pembayaran transaksi secara internasional. Pergerakan kurs mata uang Rupiah terhadap Dollar AS berpengaruh pada nilai inflasi di Indonesia. Meningkatnya nilai inflasi kurs mata uang Rupiah terhadap Dollar AS akan melemah. Hal tersebut berpengaruh pada aktivitas investasi dalam perdagangan pasar modal internasional sebagai indikator peningkatan ekonomi di Indonesia. Penelitian ini membandingkan tiga algoritma yaitu Linear Regression, Support Vector Regression (SVR), dan Extreme Gradient Boosting (XGBoost). Ketiga algoritma tersebut digunakan untuk memprediksi fluktuasi kurs mata uang Rupiah terhadap Dollar AS di masa depan. Melalui hasil eksperimen ini, menunjukkan algoritma Linear Regression adalah algoritma terbaik dengan rata-rata nilai RMSE 21.83270, rata-rata nilai MAE 15.05152, dan rata-rata nilai R^2 0.99856. Selain itu, penelitian ini juga membandingkan batas pemisahan data terbaik untuk data latih dan uji. Jika berfokus pada sedikitnya tingkat error, maka batas pemisahan data di tanggal 2023-01-01 yang terbaik dengan nilai RMSE 18.86030, nilai MAE 12.79191, dan nilai R^2 0.99821. Jika berfokus pada keakuratan terhadap nilai aktual, maka batas pemisahan data di tanggal 2021-01-01 yang terbaik dengan nilai RMSE 20.91460, nilai MAE 14.11390, dan nilai R^2 0.99821.

Kata kunci*—Linear Regression, Support Vector Regression, Extreme Gradient Boosting, Prediksi, Regresi, Kurs Mata Uang Rupiah ke Dollar*

Abstract

Currency exchange rates play a crucial role in a country's economy. The US Dollar (United States) is widely used for international transactions. The movement of the Rupiah exchange rate against the US Dollar impacts inflation in Indonesia. As inflation rises, the Rupiah weakens against the US Dollar, affecting international capital market investment as an indicator of Indonesia's economic improvement. This study compares three algorithms: Linear Regression, Support Vector Regression (SVR), and Extreme Gradient Boosting (XGBoost). These algorithms predict future Rupiah exchange rate fluctuations against the US Dollar. Results show that Linear Regression is the best algorithm, with an average RMSE of 21.83270, an average MAE of 15.05152, and an average R^2 of 0.99856. Additionally, this study examines optimal data separation boundaries for training and testing data. Focusing on minimizing error, the best boundary is on 2023-01-01, with an RMSE of 18.86030, MAE of 12.79191, and R^2 of 0.99821. For accuracy to the actual value, the best boundary is on 2021-01-01, with an RMSE of 20.91460, MAE of 14.11390, and R^2 of 0.99821.

Keywords— *Linear Regression, Support Vector Regression, Extreme Gradient Improvement, Prediction, Regression, Rupiah to Dollar Currency Rates*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan ekonomi suatu negara sangat dipengaruhi oleh nilai tukar mata uang atau kurs mata uang negara tersebut [1]. Kurs mata uang memiliki peran penting dalam perekonomian suatu negara. Ada beberapa mata uang tertentu yang digunakan sebagai pembayaran transaksi secara internasional, salah satunya adalah *Dollar* Amerika Serikat (AS) yang disebut sebagai mata uang yang umum diperdagangkan di pasar modal [2]. Pergerakan kurs mata uang Rupiah terhadap *Dollar* AS dipengaruhi beberapa faktor yang berpengaruh yaitu nilai inflasi, suku bunga, peredaran uang, dan kebijakan penetapan moneter oleh pemerintah. Nilai inflasi yang tinggi pada suatu negara akan berdampak pada harga barang-barang produksi dalam negeri, sehingga menyebabkan penurunan daya saing di pasar internasional. Peningkatan nilai inflasi dapat menyebabkan permintaan impor meningkat, sehingga permintaan mata uang asing seperti *Dollar* AS meningkat serta kurs mata uang Rupiah terhadap *Dollar* AS akan melemah [3]. Selain itu, aktivitas investasi akan terpengaruh oleh fluktuasi kurs mata uang Rupiah terhadap *Dollar* AS. Dengan hal tersebut, kurs mata uang Rupiah terhadap *Dollar* AS menjadi faktor penting dalam perdagangan pasar modal internasional, sehingga dapat menjadi indikator peningkatan ekonomi di Indonesia [2].

Melemahnya kurs mata uang Rupiah salah satunya adalah dikarenakan permintaan mata uang asing sebagai alat untuk pembayaran internasional yang meningkat. Dampak dari krisis perekonomian Amerika Serikat juga dapat menjadikan *capital outflow* secara signifikan di pasar modal Indonesia. Dan karena besarnya dampak akibat dari fluktuasi kurs mata uang Rupiah terhadap *Dollar* AS, maka diperlukan suatu kebijakan untuk dapat mengendalikan kurs mata uang seperti memprediksi besaran kurs mata uang di masa depan agar perekonomian Indonesia dapat berjalan dengan stabil [4].

Penelitian ini dimanfaatkan untuk membandingkan dan menentukan algoritma peramalan atau prediksi *Machine Learning* terbaik serta memprediksi besaran kurs mata uang Rupiah terhadap *Dollar* AS di masa mendatang guna mengetahui fluktuasi besaran kurs mata uang Rupiah terhadap *Dollar* AS berdasarkan data runtun waktu atau *data time series*. *Data time series* merupakan kumpulan data yang diperoleh dari waktu ke waktu berdasarkan observasi tertentu. *Data time series* dapat digunakan untuk pengambilan keputusan serta peramalan di masa mendatang [5]. Penelitian ini akan membandingkan tiga metode yang memiliki nilai-nilai evaluasi terbaik dan terakurat, algoritma yang digunakan pada penelitian ini adalah algoritma yang umum digunakan untuk peramalan masa depan yaitu *Linear Regression*, *Support Vector Regression* (SVR), dan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost).

Algoritma *Linear Regression* umum digunakan pada penelitian tentang peramalan atau prediksi. Algoritma ini membuat prediksi berdasarkan nilai yang telah ada dan membangun fungsi persamaan linear yang dibentuk dari konstanta dan variabel tegak lurus. Setelah persamaan linear terbentuk, nilai prediksi dapat dihasilkan dengan mengganti variabel uji pada persamaan linear tersebut [3].

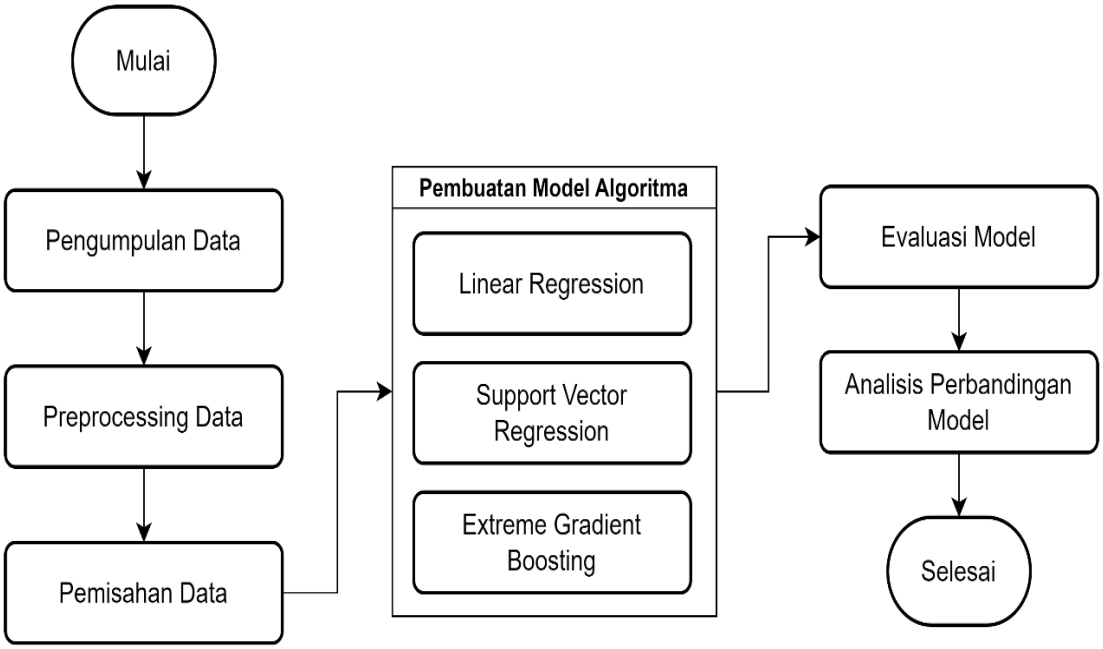
Algoritma *Support Vector Regression* (SVR) adalah algoritma model regresi dari algortima *Support Vector Machine* (SVM). Algoritma SVR memberikan kinerja yang baik dalam kemampuan prediksinya menangani data *non-linear* dan *overfitting* [6] serta menangkap pola-pola kompleks di dalam data seperti data *time series* [1].

Algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) adalah algoritma yang dapat melakukan model klasifikasi dan regresi. XGBoost dapat bekerja untuk data yang terstruktur seperti data yang sudah ditabelkan serta menangani data *liniear* maupun *non-linear* [5].

Penelitian ini juga menggunakan metrik evaluasi seperti *Root Mean Squared Error*, *Mean Absolute Error* (MAE), dan *R-Squared* (R^2) untuk membandingkan keakuratan terbaik nilai prediksi dengan nilai aktual untuk memprediksi kurs mata uang Rupiah terhadap *Dollar* AS di masa mendatang.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dirancang untuk meramalkan atau memprediksikan kurs mata uang Rupiah terhadap *Dollar* AS. Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder yang diambil dari laman "investing.com" terhitung sejak tanggal 1 Januari 2014 sampai tanggal 25 September 2024. Untuk memprediksikan besaran kurs mata uang Rupiah terhadap *Dollar* AS, melewati beberapa tahapan, yaitu Masukan Data, *Preprocessing Data*, Pemisahan Data, Pembuatan Model Algoritma, dan Evaluasi Model Algoritma. Alur tahapan penelitian dapat dilihat pada gambar (1) sebagai berikut.



Gambar 1 Tahapan Penelitian Prediksi Kurs Mata Uang Rupiah ke *Dollar* AS

2.1 Pengumpulan Data

Data masukan kurs mata uang Rupiah terhadap Dollar AS yang diperoleh dari laman "investing.com" terhitung dari sepuluh tahun terakhir sejak tanggal 1 Januari 2014 sampai tanggal 25 September 2024, dan data tersebut akan dilakukan proses pada tahapan preprocessing data sebelum akan diprediksi. Data masukan yang diperoleh dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1 Atribut Data Nilai Kurs Mata Uang Rupiah terhadap *Dollar* AS

Kolom	Tipe Data	Keterangan
Tanggal	Objek	Tanggal kurs mata uang
Terakhir	Objek	Nilai kurs akhir Rupiah terhadap *Dollar* AS
Pembukaan	Objek	Nilai kurs awal Rupiah terhadap *Dollar* AS
Tertinggi	Objek	Nilai kurs tertinggi Rupiah terhadap *Dollar* AS
Terendah	Objek	Nilai kurs terendah Rupiah terhadap *Dollar* AS
Perubahan%	Objek	Persentase naik atau turun kurs terhadap hari sebelumnya

2.2 *Preprocessing Data*

Tahapan preprocessing data merupakan bagian penting sebelum dilakukan pemisahan data untuk prediksi model. Pada tahapan ini, dilakukan pengecekan tipe data, pengecekan data duplikat dan kosong, menghilangkan kolom yang tidak digunakan, serta mengubah urutan data berawal dari tanggal 1 Januari 2014.

2.3 Pemisahan Data

Tahapan pemisahan data bertujuan untuk membuat model algoritma dapat mempelajari data (*training data*) sebelum akhirnya dilakukan uji data (*testing data*) oleh model algoritma prediksi. Data yang sebelumnya telah diproses pada tahapan *preprocessing data* akan dipisahkan menjadi data latih (training) dan uji (*testing*).

2.4 Pembuatan Model Algoritma

Membuat model algoritma beserta dengan pemilihan parameter yang tepat. Terdapat tiga algoritma yang digunakan pada penelitian ini, yaitu Linear Regression, Support Vector Regression, dan Extreme Gradient Boosting (XGBoost).

2.4.1 *Linear Regression*

Linear Regression adalah algoritma regresi analisis sederhana berdasarkan jenis interval dan ratio [7]. *Linear Regression* digunakan untuk menemukan persamaan linear terbaik menggambarkan pengaruh antara satu atau beberapa variabel bebas terhadap satu buah variabel terikat. Selain itu, algoritma ini juga bertujuan untuk memprediksi nilai y dan x [8]. Nilai-nilai tersebut dapat dirumuskan sebagai rumus persamaan *Linear Regression* sebagai berikut [9].

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + \cdots + b_nX_n \tag{1}$$

Pada persamaan (1), nilai Y adalah variabel terikat yang tergantung pada nilai X yaitu variabel bebas. Untuk mencari nilai Y dibutuhkan nilai suatu konstanta (a) dan suatu koefisien regresi (b) dari variabel X [3]. Persamaan untuk mencari nilai a dan b dapat dirumuskan pada persamaan (2) dan persamaan (3) sebagai berikut [9].

$$a = \frac{(\sum y)(\sum x^2) - (\sum x)(\sum xy)}{n(\sum x^2) - (\sum x)^2} \tag{2}$$

$$b = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{n(\sum x^2) - (\sum x)^2} \tag{3}$$

2.4.2 *Support Vector Regression* (SVR)

Support Vector Regression (SVR) adalah algoritma penerapan dari *Support Vector Machine* (SVM) untuk regresi [10]. SVR dapat digunakan untuk prediksi data *time series* yang bersifat linear [11]. Selain itu, SVR dapat mengurangi *overfitting* dan memberikan performa yang baik untuk regresi. Namun, untuk mencapai performa yang akurat dibutuhkan optimasi *parameter* model SVR. SVR ditujukan untuk menemukan fungsi $f(x)$ dengan nilai epsilon (ε) paling besar dari target aktual [1]. Fungsi $f(x)$ dapat dirumuskan pada persamaan (4) sebagai berikut [12], [13].

$$f(x) = W^T \varphi(x) + b \tag{4}$$

Keterangan :

W^T : Vektor pembobot.

$\varphi(x)$: Fungsi pemetaan suatu dimensi.

b : Nilai bias.

Terdapat beberapa metode analisis *data mining* yang menggunakan fungsi kernel [13]. Fungsi kernel adalah fungsi yang memasukkan vektor ke dalam ruang dimensi lebih besar. Untuk membantuk mengatasi *non-linear* pada ruang dimesi yang besar dapat dilakukan dengan fungsi kernel. Oleh karena itu kinerja algoritma SVR ditentukan oleh jenis fungsi kernel dan *parameter* yang digunakan. Berikut adalah fungsi-fungsi kernel yang umum digunakan untuk algoritma SVR, yaitu dapat dlihat pada tabel (2) [14].

Tabel 2 Fungsi-fungsi Kernel [1]

No.	Fungsi Kernel	Formula	Keterangan
1.	*Linear*	$K(x,y) = (x^T y + c)$	$K(x,y)$: Fungsi Kernel x : Nilai x y : Nilai y c : Nilai Konstanta
2.	*Polinomial*	$K(x,y) = (ax^T + c)^d$	$K(x,y)$: Fungsi Kernel x : Nilai x y : Nilai y d : Nilai Derajat Polinomial c : Batas Nilai Alfa
3.	*Radial Basis Function (RBF)*	$K(x,y) = \exp\left(\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}\right)$	$K(x,y)$: Fungsi Kernel x : Nilai x y : Nilai y d : Nilai Derajat Polinomial σ : Nilai Sigma atau Bias

2.4.3 *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost)

Extreme Gradient Boosting (XGBoost) adalah metode algoritma *Machine Learning* telah umum digunakan oleh para peneliti data. XGBoost digunakan di berbagai kompetisi data dan pembelajaran mesin yang mengutamakan kinerja yang terbaik daripada metode lainnya. XGBoost dapat dilakukan untuk klasifikasi dan regresi, dan telah digunakan pada berbagai macam kasus seperti prediksi penjualan, klasfikasi *malware*, dan lain-lain [5]. XGBoost digunakan untuk mencegah *overfitting* serta optimalisasi kemampuan dari komputasi. Hal tersebut didapatkan dengan menyederhanakan fungsi objetif dengan menggabungkan prediksi dan regularisasi yaitu pengendalian kompleksitas model serta *overfitting*, namun tetap mempertahankan kecepatan komputasi yang optimal. Fungsi objektif dibagi menjadi dua yaitu fungsi kerugian (*Loss Function*) dan fungsi regularisasi (*Regularization Function*) [15], kedua fungsi tersebut dapat dijabarkan dalam persamaan (5) dan persamaan (6) sebagai berikut [16].

$$L_{xgb} = \sum_{i=0}^{n} L\left(y_i, f(x_i)\right) + \sum_{j=1}^{m} \Omega\left(h_j\right) \tag{5}$$

Keterangan :

L_{xgb} : Fungsi Kerugian yang diminimalkan oleh model XGBoost.

$L\left(y_i, f(x_i)\right)$: Fungsi Kerugiaan antara nilai sebenarnya ke-i dan nilai prediksi ke-i.

$\Omega\left(h_j\right)$: Fungsi Regularisasi untuk Pohon ke-j.

$$\Omega(h) = yT + \frac{1}{2}\lambda\|w\|^2 \tag{6}$$

Keterangan :

$\Omega(h)$: Fungsi Regularisasi yang mengontrol kompleksitas dari setiap pohon.

yT : *Parameter* pengatur untuk memangkaskan jumlah daun pada setiap pohon.

$\frac{1}{2}\lambda\|w\|^2$: *Parameter* Regularisasi yang mengontrol ukuran bobot daun.

2.4.4 *Grid Search Optimization*

Saat mengharapkan model algoritma terbaik terdapat kendala yaitu untuk menentukan *parameter* model yang optimal atau terbaik. *Grid Search Optimization* atau *Grid Search* adalah metode optimasi untuk menentukan *parameter* model algoritma terbaik. Metode ini akan melatih model dan menentukan *parameter* suatu dengan nilai evaluasi terbaik [14]. Berikut adalah *parameter* yang digunakan dalam penelitian menemukan performa terbaik dari algoritma *Linear Regression*, *Support Vector Regression* (SVR), dan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) dapat dilihat pada tabel (3).

Tabel 3 *Parameter* yang Digunakan

No.	Algoritma	Parameter	Nilai
1.	*Linear Regression*	Standar	Standar
2.	*Support Vector Regression*	Kernel	linear, rbf, dan poly
		C	0.1, 1, 10, dan 100
		Epsilon	0.1, 0.2, dan 0.5
3.	*Extreme Gradient Boosting*	Learning Rate (eta)	0.01, 0.1, 0.5, dan 1
		Kedalaman Pohon	3, 5, dan 7
		Jumlah Banyak Pohon	100, 200, dan 300
		Jumlah Banyak Sampel Per Iterasi	0.6, 0.8, dan 1.0
		Jumlah Minimal Bobot Per Daun	1, 3, dan 5

2.5 Evaluasi Model Algoritma

Model yang telah bentuk perlu diukur keakuratan dan tingkat error dari hasil prediksi [17]. Evaluasi model dilihat dari nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *R-Squared* (R2).

2.5.1 *Root Mean Squared Error* (RMSE)

Root Mean Squared Error (RMSE) adalah pengakaran kuadrat dari *Mean Squared Error* (MSE) [18]. RMSE umum digunakan dalam evaluasi hasil prediksi. RMSE digunakan untuk mencari perbedaan antara nilai yang diprediksi oleh model algoritma dan nilai yang aktual. Semakin kecil nilai RMSE, maka semakin baik tingkat akurasi prediksinya [8]. Evaluasi RMSE dapat dirumuskan pada persamaan (7) sebagai berikut [19].

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y})^2}{n}} \tag{7}$$

Keterangan :

$RMSE$: Nilai evaluasi RMSE
n : Jumlah banyak data
y_i : Nilai aktual ke-i
$\hat{y}$: Nilai prediksi

2.5.2 *Mean Absolute Error* (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) adalah salah satu evaluasi yang digunakan untuk mengukur kedekatan nilai prediksi dengan nilai aktual tanpa mempertimbangkan nilai positif atau negatif. Evaluasi ini dihitung dengan rata-rata dari selisih nilai absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual [20]. Evaluasi MAE dapat dirumuskan pada persamaan (8) sebagai berikut.

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}| \tag{8}$$

Keterangan :

MAE : Nilai evaluasi MAE
n : Jumlah banyak data
y_i : Nilai aktual ke-i
$\hat{y}$: Nilai prediksi

2.5.3 *R-Squared* (R2)

R-Squared (R2) adalah salah satu dari evaluasi untuk mengukur tingkat kedekatan nilai prediksi dengan nilai aktual. Nilai dari R2 antara nol hingga satu. Semakin tinggi mendekati satu, maka semakin baik model algoritmanya. Evaluasi R2 dapat dirumuskan pada persamaan (9) sebagai berikut [21].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y})^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} \tag{9}$$

Keterangan :

R^2 : Nilai evaluasi *R-Squared*
y_i : Nilai aktual ke-i
$\hat{y}$: Nilai prediksi
$\bar{y}$: Nilai rata-rata

2.6 Analisis Perbandingan Model

Pada tahapan ini menganalisis serta membandingkan model dengan nilai evaluasi terbaik. Model tersebut dipilih berdasarkan hasil dari evaluasi nilai RMSE dan MAE terendah serta nilai R2 tertinggi. Selain itu, disajikan melalui visualisasi grafik dengan membandingkan hasil prediksi dengan data aktual.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan merupakan data sekunder yang diambil dari laman "investing.com" dengan rentang waktu lebih kurang sepuluh tahun terakhir dimulai dari tanggal 1 Januari 2014 sampai 25 September 2024. Jumlah baris data yang didapatkan adalah 2746 baris data dengan tujuh kolom yang diberikan data tersebut, yaitu Tanggal, Terakhir, Pembukaan, Tertinggi, Terendah, *Volume*, dan Perubahan (*Return*). Data yang didapatkan dapat dilihat pada tabel (4) sebagai berikut.

Tabel 4 Data Kurs Mata Uang Rupiah ke *Dollar* AS 1 Januari 2014 sampai 25 September 2024

Tanggal	Terakhir	Pembukaan	Tertinggi	Terendah	Vol.	Perubahan%
25/09/2024	15.095,0	15.115,0	15.127,5	15.065,0	NaN	-0,56%
24/09/2024	15.180,0	15.195,0	15.212,5	15.172,0	NaN	-0,10%
23/09/2024	15.195,0	15.145,0	15.212,5	15.137,5	NaN	0,33%
20/09/2024	15.145,0	15.130,0	15.152,0	15.070,0	NaN	-0,56%
…	…	…	…	…	…	…
01/01/2014	12.170,0	12.170,0	12.170,0	12.170,0	NaN	0,00%

2.1 *Preprocessing Data*

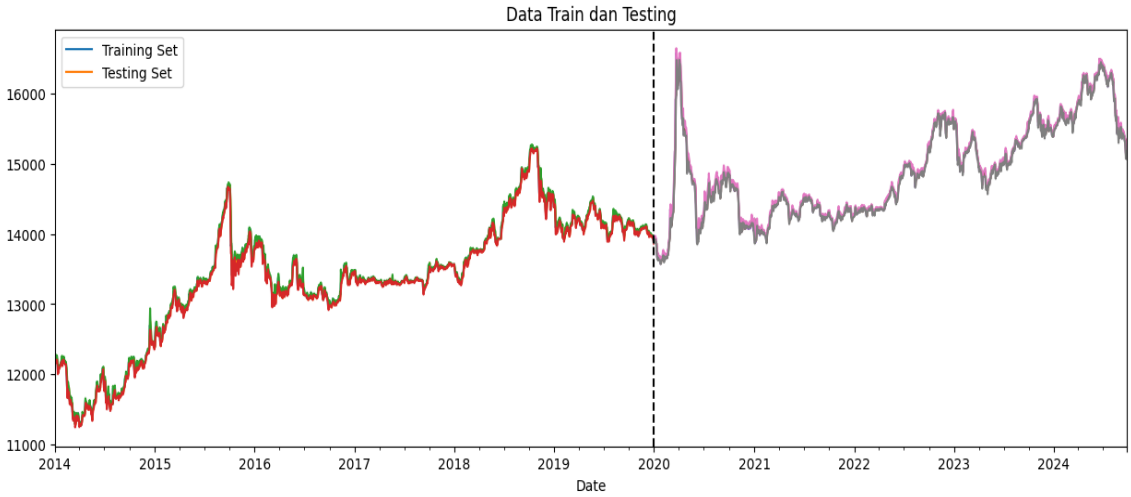
Tahapan awal adalah *Preprocessing Data* yaitu melakukan *cleaning data* atau pembersihan data dengan memeriksa data yang *null* dan duplikat, mengubah nama kolom menjadi bahasa Inggris, mengubah bentuk data menjadi numerik, menghapus kolom yang tidak digunakan, dan mengurutkan data sesuai dengan penanggalan 1 Januari 2014 ke 25 September 2024. Berikut adalah data yang telah dilakukan tahapan *Preprocessing Data* dapat dilihat pada tabel (5).

Tabel 5 Hasil Tahapan *Prepocessing Data*

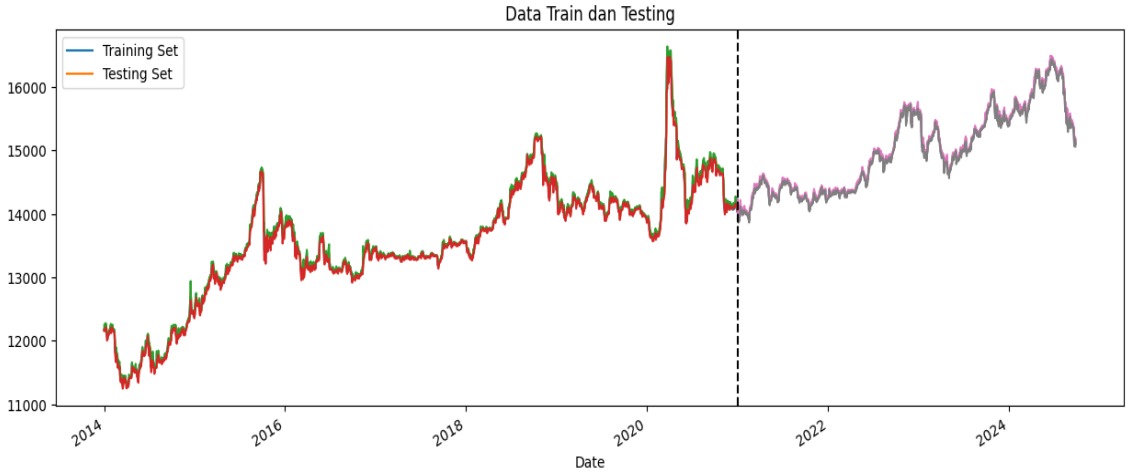
	Close	Open	High	Low
Date				
2014-01-01	12170.0	12170.0	12170.0	12170.0
2014-01-02	12160.0	12195.0	12260.0	12150.0
2014-01-03	12170.0	12160.0	12245.0	12160.0
2014-01-06	12180.0	12195.0	12245.0	12180.0
…	…	…	…	…
2024-09-25	15095.0	15115.0	15127.5	15065.0

2.2 Pemisahan Data

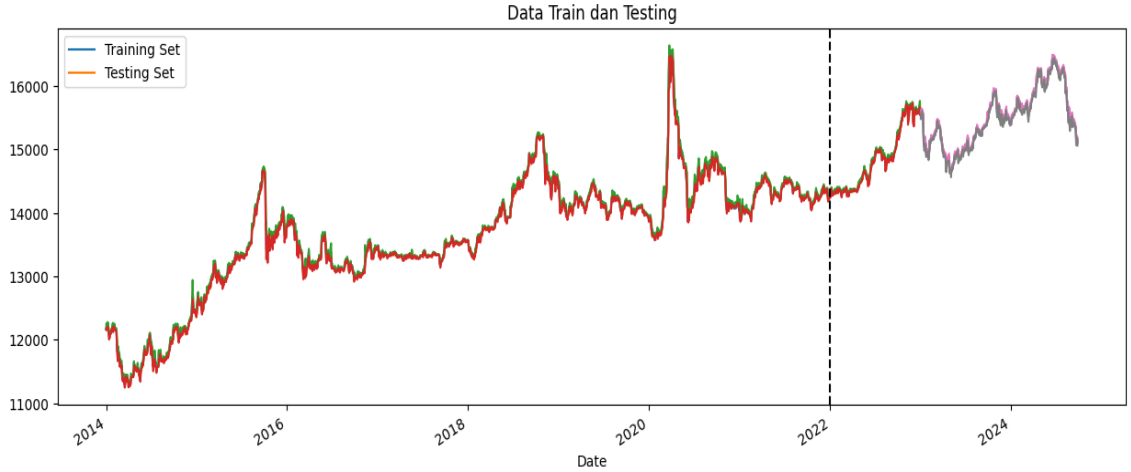
Pemisahan data untuk pelatihan dan pengujian dibagi menjadi beberapa kondisi yaitu pada data latih sebelum tanggal 1 Januari 2020, 1 Januari 2021, 1 Januari 2022, dan 1 Januari 2023. Sedangkan data uji setelah tanggal 1 Januari 2020, 1 Januari 2021, 1 Januari 2022, dan 1 Januari 2023. Visualisasi ukuran pemisahan data secara berurutan dapat dilihat pada gambar (2), gambar (3), gambar (4), dan gambar (5) sebagai berikut.



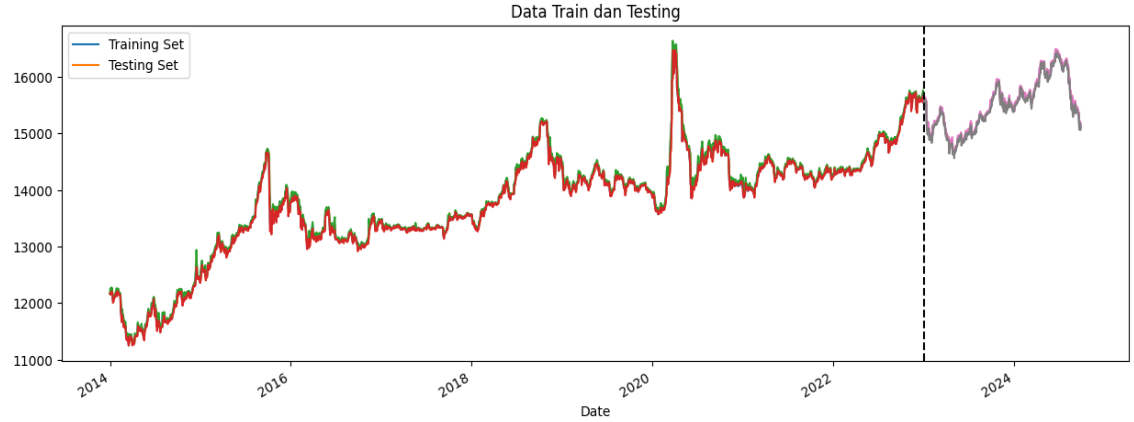
Gambar 2 Pembagian Data Pada Tanggal 1 Januari 2020



Gambar 3 Pembagian Data Pada Tanggal 1 Januari 2021



Gambar 4 Pembagian Data Pada Tanggal 1 Januari 2022



Gambar 5 Pembagian Data Pada Tanggal 1 Januari 2023

2.3 Pembuatan Model Algoritma

2.3.1 *Linear Regression*

Model algoritma *Linear Regression* menggunakan empat variabel bebas, yaitu Pembukaan (*Open*), Tertinggi (*High*), dan Terendah (*Low*) untuk memprediksikan variabel terikat, yaitu Terakhir (*Close*).

2.3.2 *Support Vector Regression* (SVR)

Model algoritma *Support Vector Regression* (SVR) sangat dipengaruhi oleh parameter kernel sehingga perlu dilatih dengan melakukan *tuning hyperparameter* menggunakan *GridSearchCV* (*Grid Search Optimization*) pada parameter kernel, C dan epsilon untuk menghasilkan model berkemampuan terbaik. *Hyperparameter* yang digunakan dapat dilihat pada tabel (6) sebagai berikut.

Tabel 6 *Hyperparameter Tuning* SVR yang Digunakan

Parameter	Nilai
Kernel	linear, rbf, poly
C	0.1, 1, 10, 100
Epsilon	0.1, 0.2, 0.5

2.3.3 *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost)

Model algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) sangat dipengaruhi oleh parameter *Learning Rate* (eta), yaitu dengan mengubah pembelajaran lemah (*weak learner*) menjadi pembelajaran kuat (*strong learner*). Model ini perlu dilatih dengan melakukan *tuning parameter* menggunakan *GridSearchCV* (*Grid Search Optimization*) pada parameter *learning rate*, *max_depth*, *n_estimators*, *subsample*, dan *min_child_weight*. *Hyperparameter* yang digunakan dapat dilihat pada tabel (7) sebagai berikut.

Tabel 7 *Hyperparameter Tuning* XGBoost yang Digunakan

Parameter	Nilai
Learning Rate	0.01, 0.1, 0.5, 1
Max Depth	3, 5, 7
n Estimators	100, 200, 300
Subsample	0.6, 0.8, 1.0
Min Child Weight	1, 3, 5

2.4 Evaluasi Model Algoritma

2.4.1 *Linear Regression*

Evaluasi dari model *Linear Regression* yang telah dilatih menunjukkan bahwa ukuran pemisahan data memberikan hasil evaluasi RMSE, MAE dan R2 yang berbeda ditunjukan pada tabel (8) sebagai berikut.

Tabel 8 Hasil Evaluasi Model Algoritma Linear Regression

Batas Pemisahan Data	RMSE	MAE	R2
2020-01-01	26.59818	17.87910	0.99848
2021-01-01	20.91460	14.11390	0.99897
2022-01-01	20.95772	15.42115	0.99857
2023-01-01	18.86030	12.79191	0.99821
Rata-rata	21.83270	15.05152	0.99856

Pada tabel (8), hasil evaluasi model algoritma *Linear Regression* memiliki hasil prediksi yang baik dengan nilai tingkat *error* yang rendah dan nilai R2 yang hampir mendekati satu, meskipun model algoritma ini tidak dilakukan *tuning parameter* atau hanya menggunakan model standarisasi.

2.4.2 *Support Vector Regression* (SVR)

Evaluasi dari model *Support Vector Regression* yang telah dilakukan *tuning parameter* dan dilatih dengan *parameter* terbaik, menunjukkan bahwa ukuran pemisahan data memberikan hasil evaluasi RMSE, MAE, dan R2 yang berbeda ditunjukan pada tabel (9) sebagai berikut.

Tabel 9 Hasil Evaluasi Model Algoritma SVR

Batas Pemisahan Data	Kernel	C	Epsilon	RMSE	MAE	R2
2020-01-01	Linear	0.1	0.1	27.25810	18.84832	0.99841
2021-01-01	Linear	0.1	0.1	22.41689	14.52328	0.99882
2022-01-01	Linear	0.1	0.1	20.52030	15.63510	0.99863
2023-01-01	Linear	0.1	0.1	20.55976	14.05797	0.99788
Rata-rata				22.68876	15.76617	0.99844

Pada tabel (9), hasil evaluasi model algoritma *Support Vector Regression* memiliki hasil prediksi yang baik dengan nilai tingkat *error* yang rendah dan nilai R2 yang hampir mendekati satu. Hasil pengamatan selanjutnya dengan model algoritma ini adalah kernel *Linear* lebih dominan memberikan hasil terbaik saat dilakukan *tuning parameter* daripada kernel *Polynomial* dan juga RBF.

2.4.3 *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost)

Evaluasi dari model Support Vector Regression yang telah dilakukan tuning parameter dan dilatih dengan parameter terbaik, menunjukkan bahwa ukuran pemisahan data memberikan hasil evaluasi RMSE, MAE, dan R2 yang berbeda ditunjukan pada tabel (10) sebagai berikut.

Tabel 10 Hasil Evaluasi Model Algoritma XGBoost

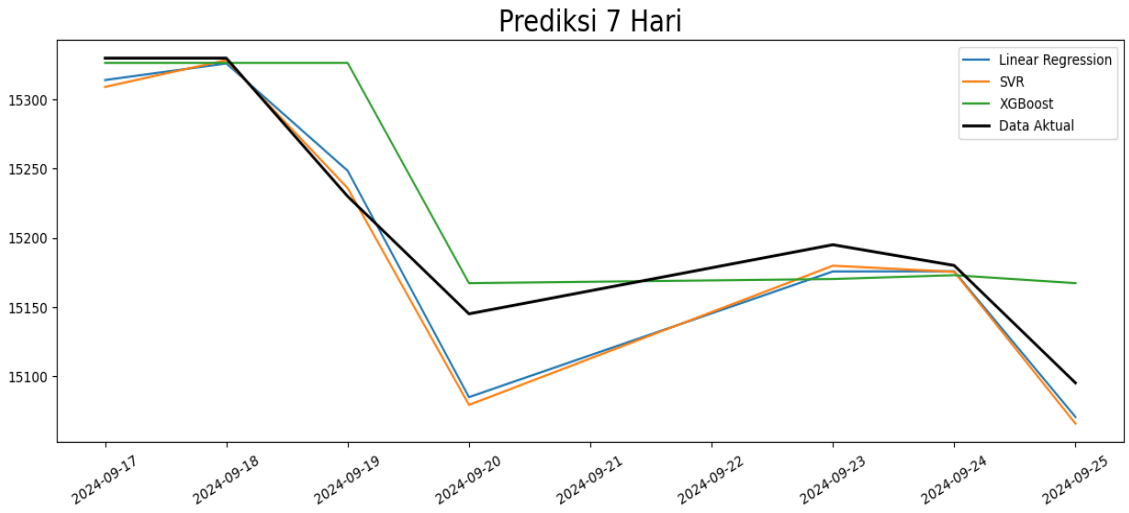
Batas Pemisahan Data	Eta	Max Depth	n Estimator	Sub sample	Min Child Weight	RMSE	MAE	R2
2020-01-01	0.1	5	100	0.6	1	350.41311	187.52746	0.73653
2021-01-01	0.1	7	200	0.6	1	70.33976	46.43455	0.98835
2022-01-01	1	7	100	0.6	1	100.49081	64.16518	0.96708
2023-01-01	0.1	7	100	0.6	1	70.09548	44.55945	0.97533
Rata-rata						147.83479	85.67166	0.91682

Pada tabel (10), hasil evaluasi model algoritma *Extreme Gradient Boosting* memiliki hasil prediksi yang tidak terlalu baik dengan nilai tingkat *error* yang tidak menentu dan nilai R2 yang mendekati satu. Hasil pengamatan selanjutnya dengan model algoritma ini adalah model algoritma ini sangat sensitif terhadap parameter yang digunakan. Jika memiliki ketidaktepatan pada salah satu parameter, maka akan menghasilkan *error* yang sangat tinggi dengan nilai R2 yang tidak terlalu baik.

2.5 Analisis Perbandingan Model

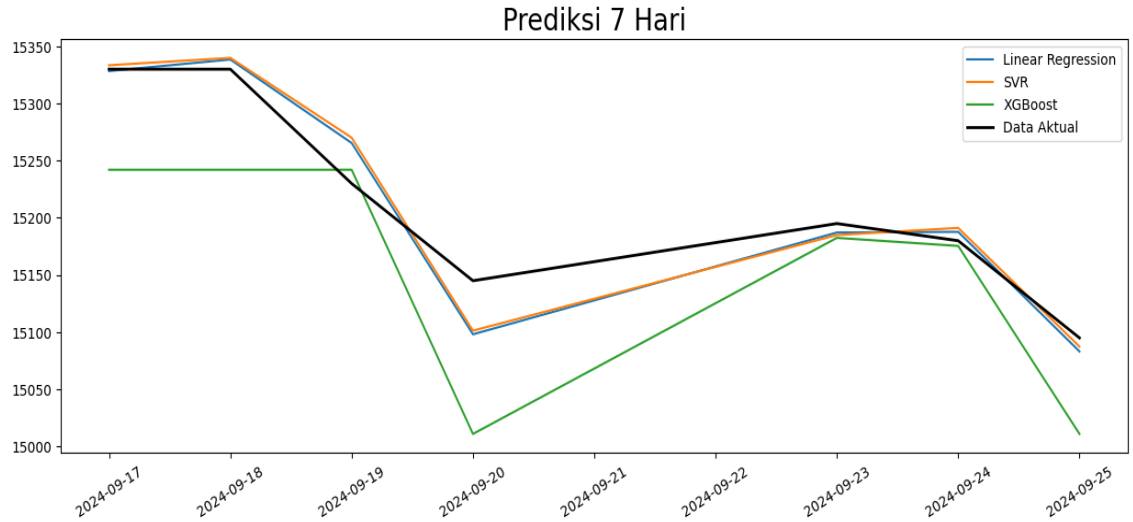
Tahapan analisis perbandingan adalah tahapan terakhir untuk mendapatkan model algoritma terbaik dari ketiga model algortima, yaitu *Linear Regression*, *Support Vector Regression*, dan *Extreme Gradient Boosting*. Ketiga model algoritma tersebut dibandingkan berdasarkan evaluasi RMSE, MAE, dan R2.

Berdasarkan tabel (8), tabel (9), dan tabel (10), jika dilihat dari rata-rata nilai evaluasi masing-masing metode algoritma, metode algoritma *Linear Regression* menghasilkan nilai evaluasi terbaik dengan rata-rata nilai RMSE 21.83270, rata-rata nilai MAE 15.05152, dan rata-rata nilai R2 0.99856. Dan jika dilihat dari batas pemisahan data untuk data latih dan data uji untuk setiap masing-masing model algoritma, batas pemisahan data di tanggal 2021-01-01 adalah batas pemisahan data dengan nilai evaluasi terbaik yang memiliki nilai R2 tertinggi sehingga semakin dekat dengan nilai aktual. Sedangkan batas pemisahan data di tanggal 2023-01-01 adalah bata pemisahan data dengan nilai evaluasi terbaik untuk meminimalisir *error* yang memiliki nilai RMSE dan MAE terkecil. Perbandingan nilai prediksi menggunakan batas pemisahan data di tanggal 2021-01-01 dan 2023-01-01 dengan nilai aktual dapat dilihat secara berurutan pada gambar (6), gambar (7), tabel (11), dan tabel (12) sebagai berikut.



Tabel 11 Perbandingan Hasil Prediksi Model Prediksi Model-model Algoritma Terhadap Nilai Aktual Untuk Pemisahan Data di Tanggal 2021-01-01

Tanggal	Algoritma			Nilai Aktual
	Linear Regression	SVR	XGBoost	
2024-09-17	15314.1	15309.2	15326.6	15330.0
2024-09-18	15326.2	15328.6	15326.6	15330.0
2024-09-19	15248.6	15236.0	15326.6	15230.0
2024-09-20	15084.7	15079.1	15167.2	15145.0
2024-09-23	15175.7	15179.8	15170.1	15195.0
2024-09-24	15175.8	15175.4	15173.0	15180.0
2024-09-25	15070.4	15065.6	15167.2	15095.0



Gambar 7 Visualisasi Perbandingan Hasil Prediksi Model-model Algoritma Terhadap Nilai Aktual Untuk Pemisahan Data di Tanggal 2023-01-01

Tabel 12 Perbandingan Hasil Prediksi Model Prediksi Model-model Algoritma Terhadap Nilai Aktual Untuk Pemisahan Data di Tanggal 2023-01-01

Tanggal	Algoritma			Nilai Aktual
	Linear Regression	SVR	XGBoost	
2024-09-17	15319.6	15315.2	15366.2	15330.0
2024-09-18	15329.4	15326.5	15307.5	15330.0
2024-09-19	15255.9	15248.8	15307.5	15230.0
2024-09-20	15089.6	15085.0	15087.9	15145.0
2024-09-23	15177.9	15174.8	15201.6	15195.0
2024-09-24	15179.6	15176.7	15199.0	15180.0
2024-09-25	15075.1	15071.2	15084.1	15095.0

4. KESIMPULAN

Ketiga algoritma yang diimplementasikan yaitu *Linear Regression*, *Support Vector Regression* (SVR), dan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost). Implementasi untuk algoritma *Linear Regression* digunakan lebih sederhana karena tidak memerlukan *tuning parameter* seperti algoritma SVR dan XGBoost. Dilihat dari masing-masing algoritma, batas pemisahan data di tanggal 2023-01-01 berfokus pada nilai tingkat RMSE dan MAE terendah namun jika berfokus pada keakuratan terhadap nilai aktual atau R2, batas pemisahan data terletak di tanggal 2021-01-01. Dan hasil pengamatan terhadap algoritma terbaik yaitu algoritma *Linear Regression* yang lebih dominan, diikuti oleh algoritma SVR dengan kernel *Linear*, dan terakhir adalah algoritma XGBoost. Algoritma *Linear Regression* dengan batas pemisahan data di tanggal 2023-01-01, menghasilkan nilai RMSE 18.86030, nilai MAE 12.79191, nilai R2 0.99821. Algoritma *Linear Regression* dengan batas pemisahan data di tanggal 2021-01-01, menghasilkan nilai RMSE 20.91460, nilai MAE 14.11390, dan nilai R2 0.99821. Selain itu, visualisasi yang dilakukan menunjukkan hasil prediksi algoritma *Linear Regression* paling mendekati nilai aktual, diikuti dengan algoritma SVR. Sedangkan algoritma XGBoost sangat jauh dari nilai aktual. Namun perlu pernambahan data yang digunakan dan *parameter* yang diuji dapat dipertimbangkan untuk memberikan pemahaman dan pengujian model lebih baik agar meningkatkan kemampuan model dan akurasi prediksi.

DAFTAR PUSTAKA

[1] A. Wahyudi, W. Setiawan, and Y. D. P. Negara, "PREDIKSI KURS MATA UANG RIYAL KE RUPIAH MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR)," *Jurnal METHODIKA*, vol. 10, no. 2, pp. 81–88, Sep. 2024.

[2] R. R. Elhakim, "PREDIKSI NILAI TUKAR RUPIAH KE DOLLAR AMERIKA SERIKAT MENGGUNAKAN METODE ARIMA," *Jurnal Ilmiah Matematika*, vol. 8, no. 2, 2020.

[3] V. R. Prasetyo, H. Lazuardi, A. A. Mulyono, and C. Lauw, "Penerapan Aplikasi RapidMiner Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dollar Dengan Metode Linear Regression," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 7, no. 1, pp. 8–17, May 2021, doi: 10.25077/teknosi.v7i1.2021.8-17.

[4] V. C. Daleno, R. J. Kumaat, and S. Y. L. Tumangkeng, "FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI FLUKTUASI NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP DOLAR AMERIKA SERIKAT," *Jurnal Berkala Ilmiah Efisiensi*, vol. 23, no. 6, pp. 13–24, Jul. 2023, Accessed: Oct. 05, 2024. [Online]. Available: . https://ejournal.unsrat.ac.id/v3/index.php/jbie/article/view/48821/43111

[5] S. F. N. Islam, A. Sholahuddin, and A. S. Abdullah, "Extreme gradient boosting (XGBoost) method in making forecasting application and analysis of USD exchange rates against rupiah," in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing Ltd, Jan. 2021, pp. 1–11. doi: 10.1088/1742-6596/1722/1/012016.

[6] S. Sriyana and E. S. Martha, "PREDIKSI NILAI TUKAR DOLAR AMERIKA SERIKAT TERHADAP RUPIAH DENGAN METODE SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR)," *Buletin Ilmiah Math, Stat, dan Terapannya (Bimaster)*, vol. 08, no. 1, pp. 1–10, 2019.

[7] B. Pradito and D. S. Purnia, "KOMPARASI ALGORITMA LINEAR REGRESSION DAN NEURAL NETWORK UNTUK MEMPREDIKSI NILAI KURS MATA UANG," *Jurnal Sains dan Manajemen*, vol. 10, no. 2, pp. 64–71, Sep. 2022.

[8] M. Muharrom, "Bulletin of Information Technology (BIT) Analisis Komparasi Algoritma Data Mining Naive Bayes, K-Nearest Neighbors dan Regresi Linier Dalam Prediksi Harga Emas," *Bulletin Of Information Technology (BIT)*, vol. 4, no. 4, pp. 430–438, Dec. 2023, doi: 10.47065/bit.v3i1.

[9] C. M. S. Safitri, "PENERAPAN DATA MINING UNTUK MEMPREDIKSI HARGA EMAS DI INDONESIA MENGGUNAKAN METODE LINEAR REGRESSION," Sarjana's Thesis, Universitas Buddhi Dharma, Tangerang, 2023. Accessed: Oct. 08, 2024. [Online]. Available: https://repositori.buddhidharma.ac.id/1985/3/COVER%20-%20BAB%20III.pdf

[10] S. M. Putri, R. Novita, Mustakim, and M. Afdal, "Perbandingan Algoritma Linear Regression, Support Vector Regression, dan Artificial Neural Network untuk Prediksi Data Obat," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 6, no. 1, pp. 54–63, Jun. 2024, doi: 10.47065/bits.v6i1.5184.

[11] J. R. Rizkiani, E. Zukhronah, and Respatiwulan, "PERBANDINGAN PERAMALAN NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP DOLAR AMERIKA SERIKAT MENGGUNAKAN SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS (SSA) DAN SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR)," in *Prosiding Seminar Nasional Sains dan Teknologi Seri 02*, Surakarta: Universitas Terbuka, 2024, pp. 172–180.

[12] R. Azriel Fahrezi, M. Yunita Wijaya, and N. Fitriyati, "PREDIKSI HARGA PENUTUPAN SAHAM BANK CENTRAL ASIA: IMPLEMENTASI ALGORITMA LONG SHORT-TERM MEMORY DAN PERBANDINGANNYA DENGAN SUPPORT VECTOR REGRESSION," *Lebesgue: Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, vol. 5, no. 1, pp. 452–464, Apr. 2024, doi: 10.46306/lb.v5i1.

[13] J. Prasetio Bawues, C. Eferaim Mongi, and D. Tineke Salaki, "Perbandingan Metode Support Vector Regression menggunakan Kernel Radial Basis Function dan Kernel Linear dalam Peramalan Laju Inflasi di Kota Manado." [Online]. Available: https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/decartesian

[14] Elsa Rahmawati, "PENERAPAN METODE SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR) MENGGUNAKAN KERNEL LINEAR, POLINOMIAL, DAN RADIAL DENGAN GRID SEARCH OPTIMIZATION," Sarjana's Thesis, Universitas Lampung, Bandar Lampung, 2023. Accessed: Oct. 08, 2024. [Online]. Available: http://digilib.unila.ac.id/74539/3/SKRIPSI%20TANPA%20BAB%20PEMBAHASAN.pdf

[15] J. M. A. S. Dachi and P. Sitompul, "Analisis Perbandingan Algoritma XGBoost dan Algoritma Random Forest Ensemble Learning pada Klasifikasi Keputusan Kredit," *JURNAL RISET RUMPUN MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM*, vol. 2, no. 2, pp. 87–103, Oct. 2023, doi: 10.55606/jurrimipa.v2i2.1336.

[16] R. Harahap, M. Irpan, M. A. Dinata, L. Efrizoni, and Rahmaddeni, "PERBANDINGAN ALGORITMA RANDOM FOREST DAN XGBOOST UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT PARU-PARU BERDASARKAN DATA DEMOGRAFI PASIEN," *Jurnal Ilmiah Betrik*, vol. 15, no. 02, pp. 130–141, Aug. 2024.

[17] B. Jange, "Prediksi Harga Saham Bank BCA Menggunakan XGBoost," *ARBITRASE: Journal of Economics and Accounting*, vol. 3, no. 2, pp. 231–237, Nov. 2022, doi: 10.47065/arbitrase.v3i2.495.

[18] T. O. Hodson, "Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not," *Geosci Model Dev*, vol. 15, no. 14, pp. 5481–5487, Jul. 2022, doi: 10.5194/gmd-15-5481-2022.

[19] R. Panggabean and Y. D. L. Widyasari, "A comparison between Super Vector Regression, Random Forest Regressor, LSTM, and GRU in Forecasting Bitcoin Price," in *Proceeding International Applied Business and Engineering Conference*, Padang, Nov. 2022, pp. 281–287.

[20] I. Amansyah, J. Indra, E. Nurlaelasari, and A. R. Juwita, "Prediksi Penjualan Kendaraan Menggunakan Regresi Linear: Studi Kasus pada Industri Otomotif di Indonesia," *INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research*, vol. 4, no. 4, pp. 1199–1216, 2024.

[21] B. Pratama and L. Y. Banowosari, "PERBANDINGAN METODE EXTREME GRADIENT BOOSTING (XGBOOST) DENGAN LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM) UNTUK PREDIKSI SAHAM PT. BANK MANDIRI TBK. (BMRI)," *COSTING: Journal of Economic, Business, and Accounting*, vol. 7, no. 3, pp. 5631–5636, 2024.