



Prediksi Harga Kartu Grafis NVIDIA Berdasarkan Pengaruh Harga Cryptocurrency Menggunakan Support Vector Regression

Mohammad Nurfaizy Pangestu¹, Mohamad Jajuli², Ultach Enri³

^{1,2,3}Universitas Singaperbangsa Karawang

Abstract

Received: 12 Agustus 2022
Revised: 15 Agustus 2022
Accepted: 22 Agustus 2022

The growing popularity of cryptocurrencies has caused the market demand for graphics cards to reach unusual heights for their efficient cryptomining capabilities. Graphics cards are not only used for crypto mining but also video editing, video streaming, and video games, this causes an unavailability of graphics card supply due to high demand, especially for cryptomining needs and leads to unusual prices increases which makes it difficult for graphics card consumers and miners to buy graphics cards at normal price. Therefore, it is necessary to predict the price of NVIDIA graphics cards based on the influence of cryptocurrency prices. The methodology used is KDD, and the algorithm used to make predictions is SVR because its ability to overcome the overfitting problem so it can produce more accurate predictions, besides that in this study the grid search algorithm is applied to determine optimal parameters. In this study, 6 graphics cards and 2 cryptocurrencies were used which produced the 6 best prediction models which were chosen based on the RMSE value. GTX 1050 has RMSE value of 0.2028, GTX 1050 Ti has RMSE value of 0.14564, GTX 1060 has an RMSE value of 0.07629, while in the RTX 30 series, RTX 3070 has an RMSE value of 0.03178, RTX 3080 has RMSE value of 0.0388, and RTX 3090 has RMSE of 0.06259. From these results, it can be stated that RTX 30 series has better accuracy than GTX 10 series in making predictions. RBF is better than linear which only excels on the GTX 1060.

Keywords: Cryptocurrency, Graphics Card, SVR

(*) Corresponding Author: mohammad.nurfaizy18096@student.unsika.ac.id

How to Cite: Pangestu, M., Jajuli, M., & Enri, U. (2022). NVIDIA Graphics Card Price Prediction Based On The Effect Of Cryptocurrency Price Using Support Vector Regression. *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, 8(17), 280-287. <https://doi.org/10.5281/zenodo.7076540>.

PENDAHULUAN

Seiring pesatnya laju perkembangan teknologi, penggunaan teknologi sudah menjadi kebutuhan utama di berbagai aspek, salah satunya pada bidang ekonomi, uang adalah salah satu alat pembayaran yang digunakan sebagai alat melakukan sebuah transaksi, dengan hadirnya teknologi saat ini uang tidak hanya berupa uang konvensional tetapi juga ada uang digital.

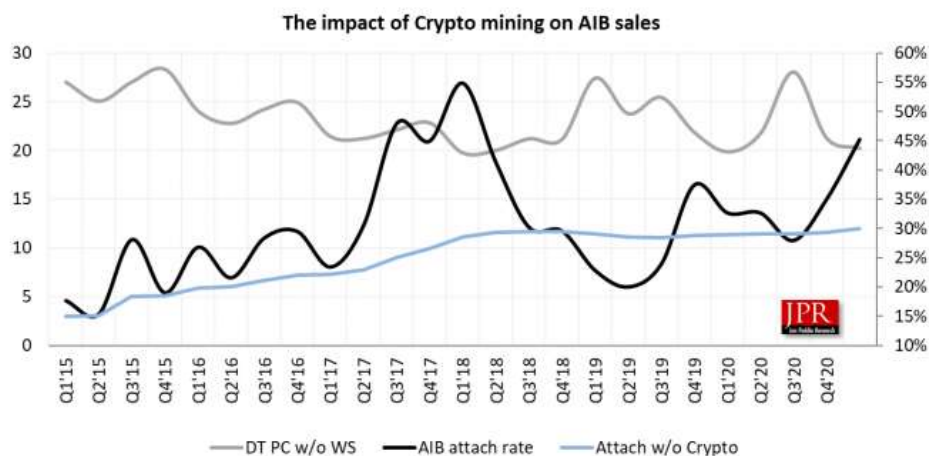
Uang digital sudah menjadi kebutuhan bagi masyarakat untuk menyimpan uang mereka, salah satu uang digital yang sedang digandrungi oleh masyarakat adalah *cryptocurrency*. *Cryptocurrency* adalah sebuah teknologi yang sering digunakan sebagai mata uang digital berbasis *blockchain*, uang jenis ini tidak memiliki bentuk fisik tidak seperti uang konvensional melainkan hanya berbentuk blok data yang diikat oleh *hash* sebagai cara memvalidasinya (Bhiantara, 2018).

Semakin meningkatnya popularitas *cryptocurrency*, salah satunya Bitcoin menyebabkan permintaan pasar terhadap *Graphics Processing Units* (GPUs) telah



mencapai ketinggian yang tidak biasa. Penggunaan kartu grafis yang memiliki kemampuan yang lebih efisien dibandingkan CPU untuk *cryptomining* mendorong *miners* melakukan pembelian kartu grafis dalam jumlah besar yang berujung kepada kenaikan harga dan kekurangan pasokan terhadap kartu grafis (Hsu & Roger, 2018). AIB (*Add-in boards*) adalah istilah terminologi industri dari GPU (*Graphics Processing Unit*). Pada kuartal pertama 2021 diperkirakan hampir 25% dari pengiriman AIB yang dilakukan sampai ke tangan *miners* dan *speculators*, atau sekitar 700 ribu unit *mid-range* dan *high-end* AIB dengan nilai pasarnya sebesar setengah miliar dollar, hal ini cukup untuk menimbulkan kekurangan pasokan pada kartu grafis (Peddie, 2021).

Pengiriman kartu grafis dalam jumlah yang cukup besar ke tangan *miners* dan *speculators* pada kuartal pertama 2021 didukung dengan meroketnya total penjualan kartu grafis dengan tingkat penjualan PC yang justru menurun di akhir tahun 2020. Pada **Gambar 1** menunjukkan bahwa tingkat penjualan PC (dengan kartu grafis) kecuali *workstation* dan *notebooks* (garis abu-abu) mengalami penurunan sebesar 15% dan tingkat penjualan kartu grafis di luar kebutuhan *mining* (garis biru) bergerak melandai di akhir tahun 2020, sehingga menyisakan kesimpulan bahwa kenaikan sebesar 15% yang terjadi pada total penjualan kartu grafis (garis hitam) bukan disebabkan oleh permintaan yang tinggi oleh manufaktur yang tiba-tiba menjual sistem dengan kartu grafis *high-end* melainkan oleh *cryptomining* (Hrsuka, 2021), pengecualian *workstation* dan *notebooks* pada penjualan PC dilakukan karena perangkat tersebut tidak menguntungkan untuk *cryptomining*. Kenaikan total penjualan kartu grafis yang signifikan juga terjadi pada tahun 2017-2018 dengan kenaikan hanya sebesar 5% pada tingkat penjualan kartu grafis selain kebutuhan *mining*.



Gambar 1 Dampak *cryptomining* terhadap penjualan AIB

Tidak bisa dipungkiri *cryptomining* sangat memengaruhi pasar konsumen kartu grafis karena memengaruhi harga secara artifisial sehingga mempersulit konsumen yang memiliki kebutuhan selain *mining* dalam membeli kartu grafis dengan harga yang wajar. Oleh karena itu dibutuhkan prediksi harga kartu grafis NVIDIA berdasarkan pengaruh harga *cryptocurrency* dengan menggunakan metode *data mining* agar memudahkan konsumen dalam mengetahui kapan waktu yang tepat untuk membeli kartu grafis.

Salah satu teknik pada *data mining* untuk melakukan prediksi adalah *Support Vector Regression (SVR)*. SVR merupakan pengembangan dari metode *Support Vector Machine* untuk kasus regresi dengan memperkenalkan ϵ -insensitive region di sekitar fungsi, yang disebut ϵ -tube. ϵ -tube digunakan untuk menemukan tabung yang paling mendekati fungsi yang bernilai kontinu sambil menyeimbangkan kompleksitas model dan kesalahan prediksi. (Awad & Khanna, 2015). *Support Vector Regression* memiliki kelebihan dalam mengatasi permasalahan *overfitting* sehingga dapat menghasilkan akurasi yang lebih baik (Ridwan et al., 2021). SVR juga mampu menangkap hubungan *non-linear* dalam proses regresi (Putriwijaya & Mahmudy, 2018). Permasalahan pada SVR adalah sulitnya menentukan parameter yang optimal, oleh sebab itu dalam menentukan parameter optimal pada SVR digunakan *grid search optimization* (Yasin et al., 2014).

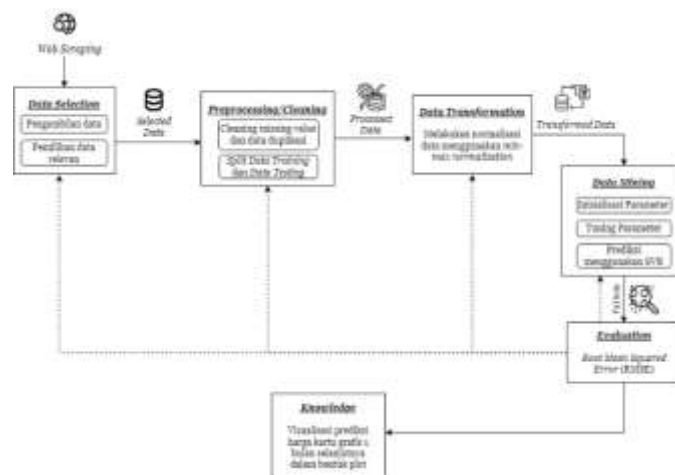
Pada penelitian yang dilakukan oleh Jinn et al. dilakukan prediksi harga saham industri berdasarkan pengaruh sentimen investor dengan melakukan perbandingan 3 metode diantaranya ARIMA, ANN, dan SVR. SVR dipilih sebagai algoritme yang digunakan untuk prediksi karena performa yang lebih baik dengan MSE sebesar 0.1305. Prediksi dilakukan dengan membandingkan 2 skenario yaitu menggabungkan 9 variabel saham dengan sentimen investor, dan tanpa sentimen investor. Didapatkan bahwa terdapat 60,71% dari prediksi saham industri dipengaruhi oleh sentimen investor, dan hanya 39,29% yang tidak dipengaruhi (Jinn et al., 2020). Pada penelitian lainnya oleh Putra & Kurniawati dilakukan prediksi menggunakan metode SVR dan ARIMA. metode SVR memperoleh akurasi yang lebih unggul dalam melakukan prediksi harga saham menggunakan data harian dengan nilai RMSE sebesar 0,053294 dibandingkan metode ARIMA dengan nilai RMSE 0,067235 (Putra & Kurniawati, 2021)

Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Leksono et al. yang berjudul *Prediksi Harga Kartu Grafis yang dipengaruhi oleh Nilai Bitcoin menerapkan algoritme Regresi Linear dengan harga kartu grafis sebagai variabel akibat (Y) dan harga Bitcoin sebagai variabel sebab-akibat (X) untuk melakukan prediksi harga kartu grafis*. Hasil prediksi yang didapatkan kurang maksimal dan jauh dari nilai aktualnya jika data memiliki kurva yang tidak stabil (Leksono et al., 2019), oleh karena itu penelitian ini menerapkan algoritme yang berbeda yang diharapkan mampu menghasilkan akurasi yang lebih baik.

Berdasarkan uraian di atas, maka penelitian ini akan dilakukan penerapan metode *Support Vector Regression* untuk memprediksi harga kartu grafis NVIDIA berdasarkan pengaruh harga *cryptocurrency*.

METODE PENELITIAN

Gambar 1 merupakan tahapan penelitian untuk memprediksi harga kartu grafis NVIDIA berdasarkan pengaruh harga *cryptocurrency*.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Data Selection

Pada tahap ini dilakukan pengambilan dan pemilihan data yang akan digunakan untuk melakukan prediksi harga kartu grafis berdasarkan pengaruh harga *cryptocurrency*. *Dataset* yang dikumpulkan merupakan *dataset* kartu grafis yang diambil dari situs geizhals.eu dan *cryptocurrency* yang diambil dari situs coinmarketcap dengan rentang waktu mulai dari 1 Januari 2018 hingga 4 Maret 2022 dalam bentuk kurs mata uang Euro.

Data yang diperoleh dilakukan seleksi data dengan melakukan pemilihan atribut yang berguna. *dataset cryptocurrency* yang didapatkan memiliki 7 atribut, kemudian dari keseluruhan *dataset* tersebut hanya digunakan atribut *close* sebagai harga *cryptocurrency* sebanyak 2990 records yang terdiri dari 2 *dataset* yang mewakili 2 *cryptocurrency*. *dataset* kartu grafis memiliki 3 atribut, kemudian dari keseluruhan *dataset* kartu grafis hanya digunakan atribut *price* sebagai harga kartu grafis sebanyak 6030 records yang terdiri dari 6 *dataset* yang mewakili 6 kartu grafis.

Pre-processing/cleaning

Dalam proses ini dilakukan pembersihan data agar dapat dilanjutkan ke tahapan *data mining*. Pembersihan data dilakukan dengan menghapus data *missing value* dan duplikasi. Pada data kartu grafis yang semula berjumlah 6030 records, setelah dibersihkan menjadi berjumlah 5958 records. Selain itu dilakukan pengecekan duplikasi data dan dapat diketahui bahwa tidak ada duplikasi data pada keseluruhan *dataset*.

Pengaruh harga *cryptocurrency* membutuhkan jangka waktu tertentu dalam memengaruhi harga kartu grafis, oleh sebab itu *dataset cryptocurrency* y merupakan data lag satu periode yang juga memiliki tujuan supaya harga kartu grafis dapat dilakukan prediksi masa mendatang menggunakan data *cryptocurrency* pada hari sebelumnya.

Selanjutnya dilakukan pembagian data menggunakan *Time Series Cross Validation (TSCV)* melalui 9 skenario menggunakan nilai *fold* yang berbeda. Implementasi *TimeSeriesSplit* dapat dilihat pada gambar 3.

```
tscv = TimeSeriesSplit(n_splits=10)
for train_index, test_index in tscv.split(X):
    X_train, X_test = X.iloc[train_index], X.iloc[test_index]
    y_train, y_test = y.iloc[train_index], y.iloc[test_index]
```

Gambar 2. Implementasi *TimeSeriesSplit*

Data Transformation

Transformasi data dilakukan dengan menggunakan *min-max normalization* yang bertujuan untuk mengubah data ke dalam rentang nol hingga satu. Normalisasi ditujukan untuk mengurangi kompleksitas data, mempermudah modifikasi data dan juga untuk mencegah salah satu variabel independen memiliki pengaruh yang lebih besar dibanding variabel independen lainnya sehingga tidak memengaruhi hasil prediksi.

Data Mining

Pada tahap pertama dilakukan inisialisasi parameter, parameter yang digunakan adalah C, Gamma (untuk kernel RBF) dan untuk kernel yang digunakan adalah *linear* dan RBF. Dalam melakukan pencarian parameter optimal digunakan algoritme *grid search*, Pengujian parameter dilakukan dengan memperhatikan kernel *linear* dan *radial basis function* dengan parameter C yaitu 1, 100, 100, 1000 yang menandakan angka toleransi *support vector* pada *hyperplane* dan parameter gamma pada kernel RBF yaitu 1, 0,1, 0,5, 0,01, 0,001. Dalam melakukan pengujian parameter untuk menemukan kernel dan parameter yang optimal digunakan algoritme *grid search*.

Pencarian parameter terbaik dilakukan dengan melakukan percobaan terhadap nilai cv dari 2 sampai 10, kemudian parameter optimal ditentukan berdasarkan nilai evaluasi terkecil dari 9 percobaan nilai cv pada setiap skenario (*fold*).

Pada tahap selanjutnya dilakukan perancangan model *Support Vector Regression*. Setelah melakukan *tuning* parameter diperoleh model SVR dengan melakukan prediksi menggunakan data *training* dan parameter yang telah ditentukan. Kemudian model prediksi akan divalidasi menggunakan data *testing*.

Evaluation

Pada tahapan ini dapat diketahui apakah model dikatakan cukup baik dalam melakukan prediksi harga kartu grafis. Karena terdapat banyak *dataset*, evaluasi berserta hasilnya diterapkan pada setiap model yang mewakili masing-masing *dataset* yang menghasilkan metrik evaluasi berupa nilai RMSE.

Dari hasil evaluasi model yang didapatkan melalui skenario pembagian data pada tahapan sebelumnya ditentukan model yang mampu menghasilkan hasil yang paling optimal sehingga dapat diperoleh nilai *fold*, kernel dan parameter yang akan digunakan untuk prediksi masa mendatang.

HASIL DAN PEMBAHASAN

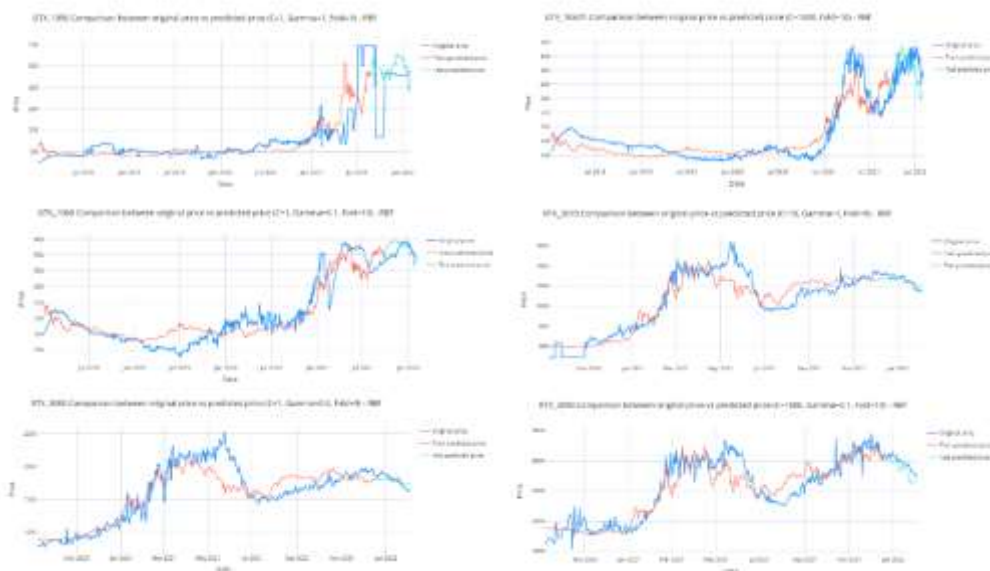
Pada penelitian ini diterapkan algoritme *grid search* untuk menentukan parameter optimal, selain itu juga digunakan 9 skenario penggunaan *fold* yang kemudian dipilih *fold* yang sesuai dengan *dataset* serta mampu menghasilkan

model yang memiliki performa terbaik berdasarkan nilai evaluasi terkecil berupa RMSE. Hasil evaluasi model dapat dilihat pada **Tabel 1**.

Tabel 1 Hasil Evaluasi Model SVR

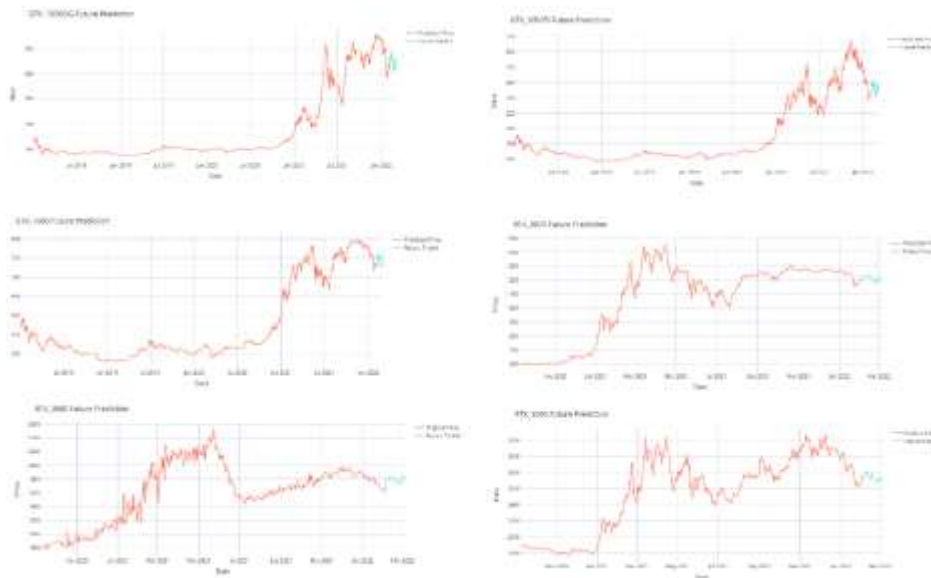
GPU	Fold	Jumlah Data		Linear		RBF		RMSE
		Data Training	Data Testing	Best Params	RMSE	Best Params	RMSE	
				C		C		
GTX 1050	9	1283	142	10	0.22182	1	1	0.2028
GTX 1050 Ti	10	1359	135	1000	0.14564	100	0.001	0.14983
GTX 1060	10	1359	135	1	0.20325	1	0.1	0.07629
RTX 3070	8	458	57	1	0.11482	10	1	0.03178
RTX 3080	9	464	51	1	0.06939	1	0.5	0.0388
RTX 3090	10	467	46	10	0.11636	1000	0.1	0.06256

Berdasarkan hasil evaluasi model yang didapatkan melalui 9 skenario *fold*, prediksi harga kartu grafis seri RTX 30 lebih unggul dalam memprediksi harga kartu grafis seri GTX 10. Setelah model didapatkan maka diperoleh perbandingan data aktual dengan data prediksi yang divisualisasikan ke dalam plot pada Gambar 3.



Gambar 4. Plot data aktual dan prediksi

Kemudian dari model yang didapatkan dilakukan prediksi 1 bulan selanjutnya menggunakan parameter, *fold*, kernel yang telah ditentukan pada masing-masing kartu grafis. Visualisasi dari prediksi 1 bulan selanjutnya dapat dilihat pada gambar



Gambar 5. Plot prediksi harga kartu grafis 1 bulan selanjutnya

Berdasarkan hasil prediksi yang didapatkan, prediksi harga kartu grafis pada GTX 10 mengalami pergerakan naik turun dari awal Februari 2022, dan juga untuk kartu grafis pada RTX 30 mengalami pergerakan yang bervariasi, pada kartu grafis RTX 3070, hasil prediksi tidak mengalami pergerakan yang signifikan, sedangkan pada RTX 3080 mengalami penurunan dan RTX 3090 mengalami kenaikan.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang didapatkan, model pada seri RTX 30 lebih memiliki akurasi yang baik dibandingkan seri GTX 10 dalam melakukan prediksi harga kartu grafis berdasarkan pengaruh harga *cryptocurrency*. Kernel RBF lebih unggul dibandingkan kernel *linear*.

REFERENSI

- Awad, M., & Khanna, R. (2015). Support Vector Regression. In *Efficient Learning Machines*. https://doi.org/10.1007/978-1-4302-5990-9_4
- Bhiantara, I. B. P. (2018). Teknologi Blockchain Cryptocurrency Di Era Revolusi Digital. *Prosiding Seminar Nasional Pendidikan Teknik Informatika*.
- Hrsuka, J. (2021, June 16). Cryptocurrency Miners Bought 700,000 GPUs in Q1 2021. *Extreme Tech*. Retrieved from <https://www.extremetech.com/extreme/323781-cryptocurrency-miners-bought-700000-gpus-in-q1-2021>
- Hsu, A., & Roger, S. (2018). *How Adoption of Cryptocurrencies (e.g., Bitcoin) as a Mainstream Form of Payment Might Be Affected as High-Frequency Trading Becomes More Prevalent Among Major Currencies*. Retrieved from <https://aar.pausd.org/projects-2018/how-adoption-cryptocurrencies-eg-bitcoin-mainstream-form-payment-might-be-affected>
- Jinn, Z., Guo, K., Sun, Y., Lai, L., & Liao, Z. (2020). The Industrial Asymmetry of the Stock Price Prediction with Investor Sentiment: based on the comparison

- of predictive effects with SVR. *Journal of Forecasting*, 39(7), 1168–1178.
- Leksono, S. A. A., Prastyawan, Z. G., & Veritawati, I. (2019). Prediksi Harga Kartu Grafis Yang Dipengaruhi oleh Nilai Bitcoin. *JURNAL ILMIAH INFO*, 11(1).
- Peddie, J. (2021, June 15). Crypto-mining's half a billion dollar impact on AIB sales. *JPR (Jon Peddie Research)*. Retrieved from <https://www.jonpeddie.com/blog/crypto-minings-half-a-billion-dollar-impact-on-aib-sales/>
- Putra, A. L., & Kurniawati, A. (2021). Analisis Prediksi Harga Saham PT. Astra International Tbk Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Support Vector Regression (SVR). *Jurnal Ilmiah KOMPUTASI*, 20(3).
- Putriwijaya, N. N., & Mahmudy, W. F. (2018). Peramalan Jumlah Pemakaian Air di PT. Pembangunan Jawa Bali Unit Pembangkit Gresik Menggunakan Support Vector Regression. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(10), 3788–3795.
- Ridwan, D. I., Setianingsih, C., & Murti, M. A. (2021). PREDIKSI PENGGUNAAN ENERGI LISTRIK DENGAN MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR REGRESSION. *EProceedings of Engineering*, 8(6).
- Yasin, H., Prahutama, A., & Utami, T. W. (2014). PREDIKSI HARGA SAHAM MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR REGRESSION DENGAN ALGORITMA GRID SEARCH. *Media Statistika*, 7(1).