



# Prediksi Kecepatan Angin 12 Jam Kedepan Menggunakan *Automatic Weather Observing System* (AWOS) Berbasis Regresi Linear

## *Wind Speed Prediction for Next 12 – Hours Ahead Using Automatic Weather System (AWOS) Based on Linear Regression*

Muhammad Ryan<sup>1\*</sup>, Solih Alfiandy<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Pusat Meteorologi Penerbangan, Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika, Jakarta Pusat, DKI Jakarta, 10620

<sup>2</sup>Stasiun Pemantau Atmosfer Global Lore Lindu Bariri, Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika, Kota Palu, Sulawesi Tengah, 94231

\*Email: nayrhum@gmail.com

*Naskah Masuk: 23 Februari 2022 | Naskah Diterima: 30 November 2022 | Naskah Terbit: 31 Desember 2022*

**Abstrak.** Peralatan otomatis untuk pemantauan keadaan cuaca seperti *Automatic Weather Observing System* (AWOS) sangat dibutuhkan oleh seorang ahli meteorologi untuk keperluan melayani operasi penerbangan di bandara. Salah satu informasi yang penting selain cuaca untuk layanan penerbangan adalah kecepatan angin. Penelitian ini mengintegrasikan AWOS dan model regresi linear untuk memprediksi parameter kecepatan angin 12 jam kedepan. Parameter tersebut yaitu kecepatan angin terendah, rata – rata, dan tertinggi. Beban komputasi yang diperlukan untuk pembangunan dan pelatihan sistem model yang diajukan ditentukan oleh durasi komputer mengeksekusi perintah pelatihan model dan menghasilkan prediksi. Kecepatan angin kedepan diasumsikan dipengaruhi oleh keadaan parameter cuaca sebelumnya. Oleh karena itu pada penelitian ini, diuji skema penggunaan panjang data historis parameter cuaca yang berbeda untuk memprediksi parameter kecepatan angin 12 jam kedepan. Prediksi yang dihasilkan adalah dalam bentuk ringkasannya, yaitu kecepatan terendah, kecepatan rata – rata dan kecepatan tertinggi pada periode tersebut. Setelah uji coba didapatkan bahwa durasi komputer melatih model adalah 1.2 detik dan untuk menghasilkan prediksi adalah 1.1 detik. Sementara itu, skema terbaik untuk menghasilkan prediksi adalah regresi linear dengan prediktor 12 jam yang menghasilkan galat RMSE 0.63, 1.14, dan 3.07 untuk kecepatan angin terendah dan angin rata – rata, serta angin tertinggi secara berurutan. Hasil ini menunjukkan bahwa model yang diajukan hanya memerlukan beban komputasi yang ringan dan dapat menghasilkan prediksi parameter kecepatan angin 12 jam kedepan yang akurat.

**Kata Kunci:** *Automatic Weather Observing System*, Kecepatan Angin, Prediksi Parameter Kecepatan Angin, Penerbangan, Regresi Linear

**Abstract.** *Automatic equipment for monitoring weather conditions such as the Automatic Weather Observing System (AWOS) is urgently needed by a meteorologist for the purposes of serving aviation weather services at airports. One of the most important information besides the weather for flight services is wind speed. This study integrates AWOS and linear regression models to predict wind speed parameters for the next 12 hours. These parameters are the lowest, average, and highest wind speed. The computational load required for building and training the proposed model system is determined by the duration the computer executes the model training commands and generates predictions. The wind speed hours ahead is assumed to be influenced by the condition of the previous weather parameters. Therefore, in this study, a scheme was*

tested using the length of historical data of different weather parameters to predict the wind speed parameters for the next 12 hours. The predictions generated are in summary form, i.e., the lowest speed, average speed and highest speed in that period. After testing it was found that the duration of the computer to train the model is 1.2 seconds and to generate predictions is 1.1 seconds. Meanwhile, the best scheme for generating predictions is linear regression with a predictor of 12 hours which produces an RMSE error of 0.63, 1.14, and 3.07 for the lowest wind speed, average wind, and highest wind respectively. These results indicate that the proposed model only requires a light computational load and can produce accurate predictions of wind speed parameters for the next 12 hours.

**Keywords:** Automatic Weather Observing System, Wind Speed, Wind Speed Parameters Prediction, Aviation, Linear Regression

## Pendahuluan

Pelayanan prediksi cuaca khususnya penerbangan membutuhkan basis dari data observasi permukaan. Salah satu sumber data observasi permukaan tersebut didapatkan dari *Automatic Weather Observing System* (AWOS). Biasanya peralatan ini dipasang di masing-masing landasan untuk mendapatkan data keadaan cuaca pada landasan tersebut khususnya untuk keadaan angin. Untuk pengukuran angin, pada AWOS terdapat anemometer yang secara otomatis dapat mengukur arah dan kecepatan angin setiap menit. Kecepatan dan arah angin sangat krusial dalam dunia penerbangan selain keadaan cuaca karena kemudi dan keputusan yang diambil oleh pilot sangat tergantung oleh faktor ini <sup>[1]-[4]</sup>. Ini dikarenakan keadaan angin yang salah diperhitungkan oleh pilot dapat menyebabkan pesawat mengalami kecelakaan. Oleh karena itu, informasi keadaan angin sangat penting bagi pilot pesawat terbang.

Pada penelitian terdahulu, prediksi angin banyak digunakan untuk keperluan pembangunan pembangkit listrik tenaga angin <sup>[5]-[11]</sup>. Sebagian kecil riset terkait prediksi angin digunakan juga untuk mendeteksi potensi *wind shear* yang dapat terjadi <sup>[12]</sup>. Data yang digunakan adalah data dari anemometer pengukur arah dan kecepatan angin secara otomatis. Model yang digunakan adalah model regresi untuk memprediksi kecepatan angin. Penelitian terdahulu mayoritas memprediksi kecepatan angin untuk 1 periode pengukuran selanjutnya. Oleh karena itu, jika anemometer yang digunakan memiliki siklus pengukuran per 10 menit, maka model digunakan untuk memprediksi kecepatan angin untuk 10 menit kedepan.

Kebanyakan dari penelitian terdahulu tersebut menggunakan metode *deep learning* <sup>[5],[11],[12]</sup>. Penggunaan metode *deep learning* membutuhkan daya komputasi yang lumayan besar. Komputasi *deep learning* yang lebih kompleks, agar lebih optimal memerlukan bantuan *Graphic Processing Unit* (GPU). Namun, tidak semua komputer dilengkapi dengan GPU yang dapat dimanfaatkan untuk keperluan komputasi *deep learning*. Metode yang lebih sederhana dan tidak butuh banyak daya komputasi adalah regresi linear. Tidak seperti *deep learning*, pembangunan bobot dan bias untuk regresi linear tidak membutuhkan lebih dari 1 putaran jika menggunakan metode pembelajaran yang umum digunakan, yaitu *least squared method*. Hal ini menyebabkan pelatihan model regresi linear jauh lebih cepat daripada *deep learning*. Regresi linear dapat dijalankan pada mesin komputasi yang berspesifikasi rendah sehingga dapat digunakan dimana saja.

Pada penelitian ini, regresi linear dibangun dan diintegrasikan dengan AWOS sehingga dapat memprediksi kecepatan angin 12 jam kedepan. Kecepatan angin 12 jam tersebut diprediksi dalam bentuk *wind summary*, yaitu kecepatan angin terendah, rata – rata, dan tertinggi. Persamaan regresi linear dibangun untuk memprediksi *wind summary* tersebut. Data masukan yang digunakan oleh regresi linear adalah data historis parameter cuaca yang terukur oleh AWOS. Variasi panjang data historis yang digunakan oleh regresi linear untuk memprediksi *wind summary* yang diujikan adalah 6 (RLA – 6), 12 (RLA – 12) dan 18 jam terakhir (RLA – 18). *Root Mean Squared Error* (RMSE) digunakan untuk



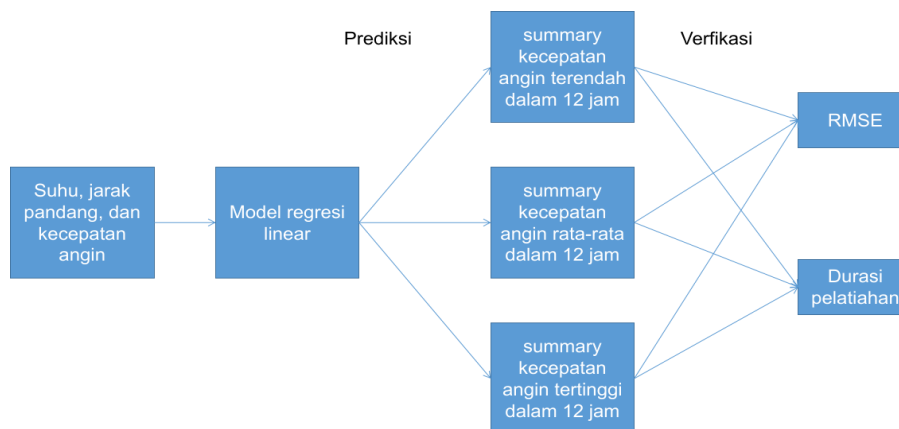
mengetahui performa dari 3 skema tersebut. Selain itu, lama komputasi yang dibutuhkan untuk melatih model dan memprediksi angin 12 jam kedepan juga dihitung.

### Metode Penelitian

Pada penelitian terdahulu, regresi linear telah banyak digunakan untuk keperluan memprediksi parameter cuaca [13]. Regresi linear melibatkan variabel bebas dan variabel terikat. Variabel terikat adalah variabel yang ingin diprediksi sedangkan variabel bebas adalah faktor – faktor yang diambil nilainya untuk menghitung nilai dari variabel terikat. Untuk dapat membentuk persamaan linear yang cocok dalam memprediksi variabel terikat, dibutuhkan proses pelatihan menggunakan algoritma *least squared method*.

Variabel bebas yang digunakan pada penelitian ini adalah suhu, jarak pandang, dan kecepatan angin pada data logger AWOS. Ketiga variabel ini diambil dalam periode 6, 12, dan 18 jam kebelakang. Data logger AWOS menyimpan data parameter cuaca setiap jam. Variabel bebas yang digunakan adalah suhu, jarak pandang, dan kecepatan angin. Oleh karena itu, jumlah variabel bebas yang digunakan untuk RLA – 6, RLA – 12, dan RLA – 18 adalah 18, 36, 54 variabel secara berurutan.

Variabel terikat pada penelitian ini ada 3, yaitu kecepatan angin terendah, rata – rata dan tertinggi untuk 12 jam kedepan. Oleh karena terdapat 3 variabel terikat, maka untuk dapat memprediksi semuanya dibutuhkan 3 model regresi linear. Variabel bebas yang sama akan digunakan untuk melatih 3 model regresi linear yang berbeda.



Gambar 1. Skema Penelitian

Metode yang digunakan untuk menguji performa dari model regresi linear dalam memprediksi angin dapat dilihat pada Gambar 1. Performa yang diukur dari model adalah nilai galat prediksi menggunakan *Root Mean Squared Error (RMSE)* dan lama waktu yang diperlukan untuk melatih model regresi linear. Pada penelitian ini, data 3 variabel bebas tersebut dibagi menjadi 2 bagian, yaitu data latih dan data validasi.

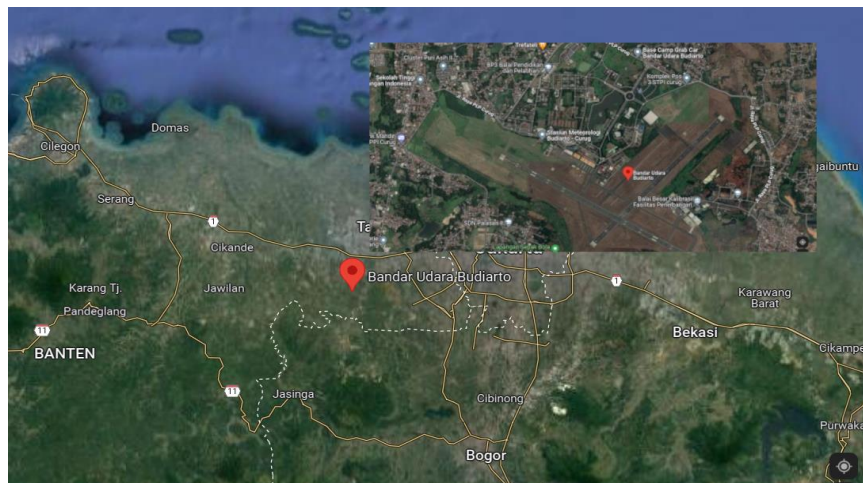
Periode data yang digunakan untuk melatih model adalah dari tanggal 1 Januari 2020 sampai 30 Juni 2020. Untuk validasi data yang digunakan adalah dari 1 – 10 Juli 2020. Sebelum dimasukkan ke model, data terlebih dahulu di bersihkan yaitu dengan membuang data yang terdapat data kosong didalamnya atau terdapat nilai yang tidak wajar. Nilai yang tidak wajar tersebut seperti nilai suhu yang diatas 100 derajat Celcius atau nilai variabel lain yang pada *file* data tercantum bukanlah suatu angka, tetapi huruf atau kalimat karena kesalahan penulisan dalam data. Jika terdapat variabel dengan nilai kosong atau tidak wajar, maka data tersebut tidak akan digunakan baik untuk melatih model maupun untuk validasi.



Persamaan RMSE yang digunakan untuk validasi model pada penelitian ini dapat dilihat pada rumus (1). Hasil prediksi model ( $y$ ) dibandingkan dengan data prediktan ( $\hat{y}$ ). Untuk perhitungan lamanya pelatihan model dan prediksi yang dilakukan, dihitung menggunakan perintah “time” pada Ubuntu linux ketika mengeksekusi script pelatihan model dan validasinya. Skenario proses prediksi yang dihitung lamanya adalah ketika model memprediksi 1 kasus kecepatan angin 12 jam kedepan.

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

Komputer yang digunakan untuk menjalankan ujicoba pada penelitian ini memiliki prosesor Intel(R) Core(TM) i7 – 10510U CPU @ 1.80GHz 2.30 GHz dan *Random Access Memory* (RAM) 16 GB. Bahasa pemrograman yang digunakan adalah *python* versi 3 dengan memanfaatkan modul *scikit – learn*. Wilayah penelitian yang dipilih untuk uji coba model yang diajukan adalah Bandar Udara Budiarto, Curug. Data angin didapatkan dari *data logger* AWOS yang dipasang pada runway 12 di landasan Bandar Udara Budiarto. Wilayah Bandar Udara Budiarto dapat dilihat pada Gambar 2. Bandar Udara Curug terletak di kecamatan Curug, kabupaten Tangerang.



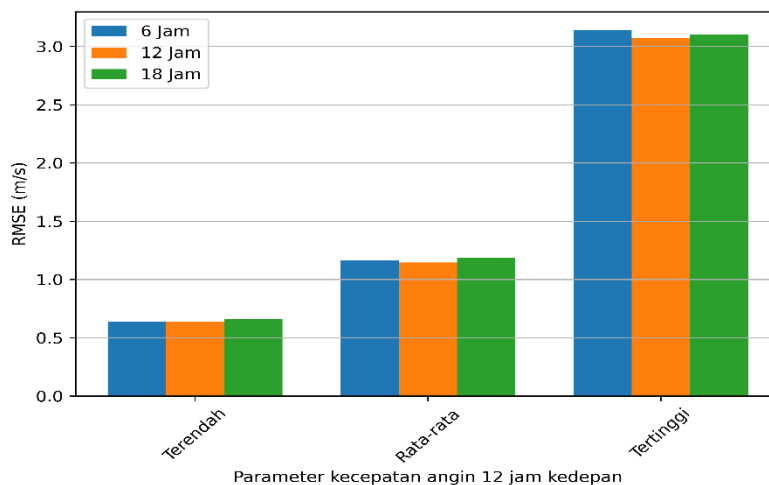
Gambar 2. Lokasi Penelitian

## Hasil dan Pembahasan

Jumlah data yang digunakan untuk melatih model dan validasi dapat dilihat pada Tabel 1. Untuk skema dengan durasi historis variabel bebas yang lebih panjang, memiliki jumlah data yang lebih sedikit. Ini terjadi karena skema dengan panjang data historis yang lebih memerlukan data variabel bebas yang lebih banyak, sehingga baris data yang terbentuk menjadi lebih sedikit. Data yang tidak valid seperti data kosong atau nilai yang tidak wajar tidak digunakan. Ini menambah faktor pengurangan total data yang digunakan pada skema tersebut.

Tabel 1. Total Data yang Digunakan Oleh Model

Panjang Data Variabel Bebas	Fase Model	Jumlah Data
6 jam	Latih	3224
	Validasi	222
12 jam	Latih	2961
	Validasi	216
18 jam	Latih	2775
	Validasi	210



**Gambar 3.** Nilai Galat Regresi Linear

Pada Gambar 3 dapat dilihat performa dari model dengan skema panjang historis yang berbeda dalam memprediksi parameter kecepatan angin 12 jam kedepan. Secara umum untuk seluruh skema prediktor terlihat bahwa prediksi kecepatan angin terendah memiliki RMSE yang terendah juga. Urutan RMSE untuk kecepatan angin terendah ini kemudian diikuti oleh prediksi kecepatan angin rata – rata dan kemudian yang terakhir adalah kecepatan angin tertinggi. RMSE dari skema prediktor yang berbeda tidak memiliki perbedaan nilai yang signifikan. Terlihat bahwa skema dengan prediktor 12 jam cenderung memiliki RMSE yang lebih rendah dibandingkan yang lain. Nilai RMSE untuk prediktor 12 jam adalah 0.63, 1.14, dan 3.07 untuk kecepatan angin terendah, angin rata – rata, dan angin tertinggi secara berurutan. RMSE tertinggi dimiliki oleh skema dengan prediktor 18 jam dengan nilai RMSE yaitu 0.65, 1.18, dan 3.10.

Waktu yang dibutuhkan oleh model untuk pelatihan dan prediksi model untuk masing – masing skema yang panjang historis prediktor berbeda dapat dilihat pada Tabel 2. Terlihat bahwa untuk seluruh skema, lama waktu latih dan validasinya hampir sama. Lama proses untuk proses latih semuanya sama. Begitu juga dengan proses validasi Pada *script* latih model, proses yang dilakukan adalah membaca data csv, membersihkan data, memasukkan data ke model untuk proses pelatihan, dan terakhir adalah menyimpan data model yang telah dilatih. Sementara untuk proses validasi, langkahnya sama kecuali proses pelatihan digantikan oleh proses memuat data model yang tersimpan dan penyimpanan data model digantikan oleh proses prediksi. Oleh karena itu, proses validasi menjadi lebih singkat langkahnya dibandingkan dengan proses latih sehingga wajar jika proses validasi lebih singkat secara keseluruhan daripada proses latih.

**Tabel 2.** Durasi Lamanya Proses Pelatihan dan Prediksi Model

Panjang Historis Prediktor RLA – 12	Fase Model	Lama Proses (Detik)
6 jam	Pelatihan	1.2
	Prediksi	1.1
12 jam	Pelatihan	1.2
	Prediksi	1.1
18 jam	Pelatihan	1.2
	Prediksi	1.1

Dari langkah proses hingga lama prosesnya yang hampir sama, menunjukkan bahwa proses pelatihan model membutuhkan waktu yang sangat singkat bahkan hampir sama dengan proses model dalam menghasilkan prediksi. Fakta ini sangat berbeda dengan penggunaan model *deep learning* yang butuh



waktu lama untuk proses pelatihannya. Jika lama proses latihnya dibandingkan dengan lama proses model *deep learning* menghasilkan prediksi, akan ada perbedaan lama proses yang signifikan.

## Kesimpulan

Dari hasil penelitian, terlihat bahwa variasi panjang prediktor yang digunakan tidak memberikan perbedaan yang signifikan terhadap nilai galat RMSE yang didapatkan. Perbedaan signifikan nilai galat RMSE didapatkan dari perbedaan nilai *summary* kecepatan angin yang diprediksi. Komponen yang paling baik diprediksi oleh regresi linear adalah kecepatan angin terendah dalam 12 jam kedepan. Terlihat juga bahwa daya komputasi yang diperlukan untuk model tidak memberatkan untuk komputer dengan spesifikasi rendah atau biasa. Waktu komputasi untuk pelatihan model juga cukup singkat. Hal ini kontras dengan penggunaan model kompleks seperti *deep learning* yang mana membutuhkan daya komputasi yang besar dan waktu pelatihan yang cukup lama.

## Saran

Penelitian ini diuji coba menggunakan komputer dengan spesifikasi prosesor dan RAM yang baik. Keuntungan dari menggunakan model statistik sederhana dan ringan seperti regresi linear adalah komputasi yang ringan dan cepat. Oleh karena itu, pengujian metode ini pada komputer yang lebih murah dan berspesifikasi rendah seperti *raspberry pi* perlu di uji.

## Ucapan Terimakasih

Kami berterima kasih kepada Ibu Arum Hidayati yang telah memberikan sampel data untuk penelitian ini. Tanpa sampel data yang diberikan tersebut, penelitian ini tidak dapat terlaksana.

## Daftar Pustaka

- [1] Verayanti, N. P. T. & Kusuma, I. K. N. A., Simulasi Numerik Mekanisme Turbulensi Dekat Awan Konvektif. *22(1)*: 25–33 (2021).
- [2] Sasmito, A., Permana, D. S. & Praja, A. S., the Effect of Microburst and Low–Level Wind Shear (Llws) in the Case of Crash of Lion Air Plane on April 13, 2013 in Bali. (April 2013): 1–8 (2019).
- [3] Hou, J. & Wang, P., A Method of Shear Line Automatic Identification on High–precision Numerical Data. *Proc. World Congr. Intell. Control Autom.*, 2018–July: 704–709 (2019).
- [4] Nechaj, P., Gaál, L., Bartok, J., Vorobyeva, O., Gera, M., Kelemen, M. & Polishchuk, V., Monitoring of low–level wind shear by ground–based 3D lidar for increased flight safety, protection of human lives and health. *Int. J. Environ. Res. Public Health*, 16(22): 4584 (2019).
- [5] Zhu, R., Liao, W. & Wang, Y., Short–term prediction for wind power based on temporal convolutional network. *Energy Reports*, 6: 424–429 (2020).
- [6] Yu, R., Gao, J., Yu, M., Lu, W., Xu, T., Zhao, M., Zhang, J., *et al.*, LSTM–EFG for wind power forecasting based on sequential correlation features. *Futur. Gener. Comput. Syst.*, 93: 33–42 (2019).
- [7] Caraka, R. E., Chen, R. C., Bakar, S. A., Tahmid, M., Toharudin, T., Pardamean, B. & Huang, S. W., Employing best input SVR robust lost function with nature–inspired metaheuristics in wind speed energy forecasting. *IAENG Int. J. Comput. Sci.*, 47(3): 572–584 (2020).
- [8] Navas, R. K. B., Prakash, S. & Sasipraba, T., Artificial Neural Network based computing model for wind speed prediction: A case study of Coimbatore, Tamil Nadu, India. *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, 542: (2020).
- [9] Theuer, F., Floris Van Dooren, M., Von Bremen, L. & Kühn, M., Minute–scale power forecast of offshore wind turbines using long–range single–Doppler lidar measurements. *Wind Energy Sci.*, 5(4): 1449–1468 (2020).
- [10] Liu, M., Cao, Z., Zhang, J., Wang, L., Huang, C. & Luo, X., Short–term wind speed forecasting



- based on the Jaya–SVM model. *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, 121(April): 106056 (2020).
- [11] Gao, S., Huang, Y., Zhang, S., Han, J., Wang, G., Zhang, M. & Lin, Q., Short-term runoff prediction with GRU and LSTM networks without requiring time step optimization during sample generation. (2020). doi:10.1016/j.jhydrol.2020.125188
- [12] Ryan, M., Saputro, A. H. & Sopaheluwakan, A., Enhancing Low-level Wind Shear Alert System (LLWAS) to Predict Low-level Wind Shear (LLWS) Phenomenon Using Temporal Convolutional Network. in *2021 8th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI)*, (October): 5–9 Institute of Advanced Engineering and Science (IAES), (2021). doi:10.23919/eecsi53397.2021.9624225
- [13] Luthfiarta, A., Febriyanto, A., Lestiawan, H. & Wicaksono, W., Analisa Prakiraan Cuaca dengan Parameter Suhu, Kelembaban, Tekanan Udara, dan Kecepatan Angin Menggunakan Regresi Linear Berganda. *JOINS (Journal Inf. Syst., vol. 5, no. 1, pp. 10–17, 2020, doi 10.33633/joins.v5i1. 2760, (2020).*

