

**PREDIKSI KECEPATAN ANGIN UNTUK MENGETAHUI SUMBER ENERGI
ALTERNATIF MENGGUNAKAN REGRESI ANN
(STUDI KASUS: PROVINSI ACEH TAHUN 2022)**

***WIND SPEED PREDICTION TO KNOW ALTERNATIVE ENERGY SOURCES USING
ANN REGRESSION
(CASE STUDY: ACEH PROVINCE IN 2022)***

Aulia Rahman¹, Ipin Sugiyarto², Umi Faddillah³, Bibit Sudarsono⁴

¹Universitas Brawijaya, ²Universitas Nusa Mandiri, ^{3,4}Universitas Bina Sarana Informatika
ipin.isy@nusamandiri.ac.id

ABSTRACT

There are many energy sources that are used as a source of electric power, one of which is wind power. The data source was taken from the BMKG dataset in Aceh Besar District from January 2018 to December 2021. This research was conducted to predict wind speed as an alternative energy source in Aceh Province using ANN regression. Data processing is carried out by testing the epoch of the Rs and MSE values, then predicting wind speed in excel format and formulated with a formula to calculate the power generated as wind energy output to drive the turbine. The results of this study show that in one year, the average wind blows is 3.911602 m/s and the results of electric power show that the highest number occurs on the 190th day with a maximum total of 853.3333 watts. Wind speed affects alternative energy sources. Aceh Province lacks potential if it is developed into a Wind Power Plant area, therefore Aceh Province can utilize other energy as an alternative source of electrical energy.

Keywords: *Wind Speed Prediction, ANN, Aceh*

ABSTRAK

Ada banyak sumber energi yang digunakan sebagai sumber tenaga listrik, salah satunya yaitu tenaga angin. Sumber data yang diambil dari dataset BMKG di Kabupaten Aceh Besar dari Januari 2018 sampai Desember 2021. Penelitian ini dilakukan untuk memprediksi kecepatan angin sebagai sumber energi alternatif di Provinsi Aceh menggunakan regresi ANN. Pengolahan data dilakukan dengan testing epoch dari nilai Rs dan MSE, lalu memprediksi kecepatan angin dalam format excel dan diformulasikan dengan rumus untuk menghitung daya yang dihasilkan sebagai output energi angin untuk menggerakkan turbin. Hasil penelitian ini menunjukkan dalam satu tahun, rata-rata angin berhembus sebesar 3.911602 m/s dan hasil daya listrik menunjukkan angka tertinggi terjadi dihari ke 190 dengan total maksimal 853.3333 watt. Kecepatan angin berpengaruh terhadap sumber energi alternatif. Di Provinsi Aceh kurang memiliki potensi bila dikembangkan menjadi daerah Pembangkit Listrik Tenaga Angin, oleh karena itu Provinsi Aceh dapat memanfaatkan energi lain sebagai sumber energi listrik alternatif.

Kata Kunci: Prediksi Kecepatan Angin, ANN, Aceh

PENDAHULUAN

Saat ini Provinsi Aceh termasuk Kabupaten Aceh Besar sangat bergantung pada energy listrik PLN yang bersumber dari PLTU dan PLTGU yang menggunakan batubara. Kondisi pasokan energy listrik di Kabupaten Aceh Besar saat ini sudah sangat mengganggu kelancaran aktivitas masyarakat. Pemerintah Provinsi Aceh menempuh kebijakan dengan pemadaman listrik yang bergilir, bahkan terkadang sistem pemadaman makin signifikan frekuensinya yang sangat menghambat

berbagai aktivitas masyarakat dan pemerintah di berbagai sektor.

Untuk menambah kapasitas pembangkit listrik maka pemerintah Aceh perlu memikirkan energy alternative yang baru dan berpotensi di Kabupaten Aceh Besar selain uap dan batubara karena tenaga uap dan batubara tidak baik bagi kesehatan. Dan juga harga batubara yang semakin tinggi menimbulkan krisis energy listrik di Kabupaten Aceh Besar sebagai pusat pemerintahan dan perdagangan di Provinsi Aceh. Salah satu energy

alternative yang baru tersebut adalah energy angin (Saputra, 2022; Sary et al., 2022).

Adanya krisis energy listrik di Provinsi Aceh khususnya di Kabupaten Aceh Besar mendorong penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui besarnya potensi energy angin yang dapat dikonversi ke energy listrik. Hasil penelitian ini menjadi salah satu rujukan bagi pemerintah daerah dalam mengatasi krisis energy listrik di Kabupaten Aceh Besar dan sekitarnya. Pemerintah dapat melakukan perencanaan pembangunan instalasi listrik yang menggunakan energy angin di titik-titik yang berpotensi penggunaan energy angin untuk pembangkit listrik. Disamping itu dengan mendorong penggunaan energy alternative yang baru dan relative ramah lingkungan seperti energy angin akan meminimalisir polusi udara di Kabupaten Aceh Besar. Oleh karena itu melalui penelitian ini telah dilakukan prediksi kecepatan angin untuk mengetahui sumber energi alternatif di Provinsi Aceh (Fadhli & Syahputra, 2019).

Dalam memprediksi kecepatan angin untuk mengetahui sumber energi alternatif diperlukan prediksi yang akurat. Metode yang digunakan dalam memprediksi kecepatan angin yaitu dengan menggunakan metode Artificial Neural Network (ANN). Menurut (Vamsidhar, 2010), Jaringan Saraf Tiruan (JST) atau Artificial Neural Network (ANN) adalah prosesor yang terdistribusi besar-besaran secara parallel yang dibuat dari unit proses sederhana, yang mempunyai kemampuan untuk menyimpan pengetahuan berupa pengalaman dan dapat digunakan untuk proses lain. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah Artificial Neural Network (ANN) Backpropagation. Menurut Vamsidhar et al (2010), Backpropagation atau propagasi error adalah metode umum dari pembelajaran Jaringan Syaraf Tiruan bagaimana menyelesaikan suatu tugas pembelajaran terawasi dan merupakan implementasi dari delta rule. Hal ini juga menyediakan

metode komputasi yang efisien untuk perubahan bobot dalam jaringan umpan maju (feed forward) dengan unit-unit fungsi aktivasi terdiferensial untuk pembelajaran sebuah set pola input output. (Abiodun, 2019). Setelah menghitung akurasi menggunakan algoritma backpropagation, dilanjutkan dengan regresi non linier, untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat. Menurut (Bilgili, 2010), regresi non linier adalah bentuk hubungan atau fungsi di mana variabel bebas X dan atau variabel terikat Y dapat berfungsi sebagai faktor atau variabel dengan pangkat tertentu.

Dalam penelitian terdahulu yang dilakukan oleh (Kusumodestoni, 2015) dalam penelitiannya yang berjudul “Pengujian Algoritma Artificial Neural Network (ANN) Untuk Prediksi Kecepatan Angin”. Dengan menggunakan metode backpropagation didapatkan tingkat akurasi rata-rata yang baik yaitu 96%. Sedangkan nilai rata-rata kerapatan daya angin jam per harian yaitu 45.030 W/m². Pada penelitian sebelumnya setelah diprediksi menggunakan algoritma backpropagation tidak dilanjutkan dengan korelasi regresi non linear. Sehingga tingkat akurasi masih kurang efektif, sedangkan pada penelitian yang penulis lakukan setelah diprediksi menggunakan algoritma backpropagation hasil nilai MSE kemudian dilanjutkan dengan regresi non linier untuk mendapatkan tingkat akurasi yang tinggi.

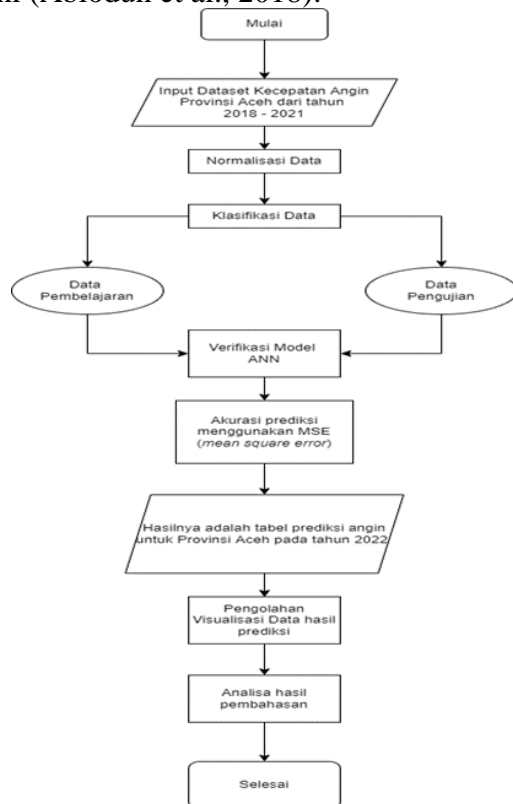
Berdasarkan dari latar belakang permasalahan yang telah dijabarkan dari uraian sebelumnya, maka dapat dirumuskan permasalahannya yaitu, apakah metode Regresi ANN dapat memprediksi kecepatan angin sebagai sumber energi alternatif? Dan tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui prediksi kecepatan angin di Provinsi Aceh sebagai sumber energi listrik alternatif dengan metode Regresi ANN

METODE

Alir Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui beberapa tahapan seperti studi literatur

dengan cakupan variabel angin serta ANN untuk memodelkan dataset yang didapat, pengumpulan data, pengolahan data sampai analisa potensi kecepatan angin yang dimiliki oleh Kabupaten Aceh Besar sebagai potensi energi alternatif yang lebih lengkapnya dapat dilihat pada alur dibawah ini (Abiodun et al., 2018):



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Dataset

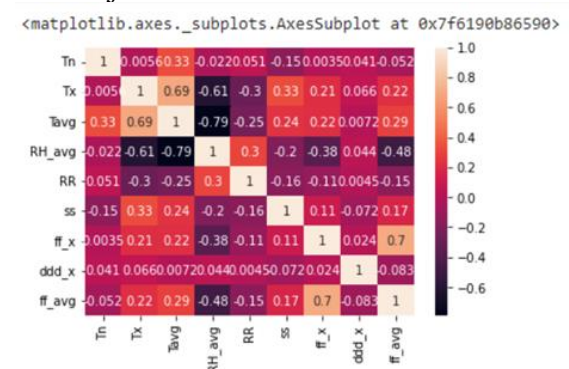
Dataset adalah sebuah kumpulan data yang bersifat sebagai himpunan data yang berasal dari informasi-informasi pada masa sebelumnya dan siap untuk dikelola menjadi sebuah informasi baru dengan menggunakan teknik pembelajaran supervised learning. Dimana digunakan untuk sistem prediksi sebagai acuan pendukung keputusan.

Pada penelitian ini penulis menggunakan dataset laporan cuaca harian bmkg provinsi Aceh mulai dari tahun 2018 sampai 2021 yang diambil dari data stasiun klimatologi aceh besar. Data ini kemudian dibagi lagi menjadi dua dataset, yaitu dataset 1 yang berisi data iklim harian mulai

tahun 2018 sampai 2020, dan dataset 2 yaitu data iklim harian pada tahun 2021.

Korelasi antar variabel

Korelasi adalah cara untuk mencari suatu hubungan antara dua variabel.dengan kata lain, korelasi adalah (Zhang, 2021) salah satu dari bentuk dan ukuran yang mempunyai beberapa variabel dalam hubungan dengan menggunakan kata dari korelasi positif sehingga dapat terjadi perubahan meningkat pada suatu benda atau objek atau variabel.



Gambar 2. Heatmap Matplotlib untuk Mengukur Korelasi antar Variabel

Terlihat dari heatmap diatas, bahwa variabel yang memiliki korelasi yang bagus dengan variabel ff_x adalah variabel RH_avg dan Tavg

Preprocessing

Data Preprocessing (Kılıç, 2022) merupakan salah satu tahapan dalam melakukan mining data. Sebelum menuju ke tahap selanjut pemrosesan. Data mentah akan diolah terlebih dahulu. Data Preprocessing atau praproses data biasanya dilakukan melalui cara eliminasi data yang tidak sesuai. Selain itu dalam proses ini data akan diubah dalam bentuk yang akan lebih dipahami oleh sistem. Tahapan ini digunakan untuk menghilangkan beberapa permasalahan yang bisa mengganggu saat pemrosesan data. Hal tersebut karena banyak data yang formatnya tidak konsisten. Data preprocessing merupakan teknik paling awal sebelum melakukan data mining. Namun terdapat beberapa proses juga dalam data preprocessing seperti membersihkan, mengintegrasikan,

mentransformasikan dan mereduksi data. Pada bagian preprocessing ini kita melaksanakan normalisasi data agar data dapat digunakan sebagai bahan ajar dari model prediksi yang akan kita buat.

Untuk memudahkan dalam memahami alur kerja dari preprocessing, berikut adalah gambar penjelasan dari tahap-tahap yang dilalui:

- a. Merubah tipe data pada ddd_car menjadi data numeric.

```
[ ] Merubah kategorikal data ke numerical
le = LabelEncoder()
df['ddd_car'] = le.fit_transform(df['ddd_car'])
df
```

Gambar 3. Proses perubahan data categorical menjadi numerical

Langkah pertama yang dilakukan untuk membaca data yang diproses adalah dengan merubah data pada variabel ddd_car (arah mata angin) sebagai data categorical (huruf) menjadi numerical (angka) agar dapat dibaca oleh sistem google collab dalam proses training data.

- b. Mengisi data pada kolom yang kosong

```
##Melihat Berapa Banyak Missing Data Pada Masing-Masing Variabel
print(df.isnull().sum())

Tn      36
Tx      36
Tavg    38
RH_avg  38
RR      381
ss      29
ff_x    22
ddd_x   22
ff_avg  22
ddd_car  0
dtype: int64
```

Gambar 4. Mengisi Missing Data

Gambar diatas menunjukkan adanya data kosong (missing data) pada setiap variabel selain variabel ddd_car. Untuk menutupi data kosong tersebut, maka solusi yang dilakukan adalah dengan melakukan pembaharuan input (update input) nilai mean dari masing-masing variabel ke dalam kolom yang kosong.

```
[18] #fill Missing Data
updated_df = df
updated_df['Tn'] = updated_df['Tn'].fillna(updated_df['Tn'].mean())
updated_df['Tx'] = updated_df['Tx'].fillna(updated_df['Tx'].mean())
updated_df['Tavg'] = updated_df['Tavg'].fillna(updated_df['Tavg'].mean())
updated_df['RH_avg'] = updated_df['RH_avg'].fillna(updated_df['RH_avg'].mean())
updated_df['RR'] = updated_df['RR'].fillna(updated_df['RR'].mean())
updated_df['ss'] = updated_df['ss'].fillna(updated_df['ss'].mean())
updated_df['ff_x'] = updated_df['ff_x'].fillna(updated_df['ff_x'].mean())
updated_df['ddd_x'] = updated_df['ddd_x'].fillna(updated_df['ddd_x'].mean())
updated_df['ff_avg'] = updated_df['ff_avg'].fillna(updated_df['ff_avg'].mean())
updated_df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1895 entries, 0 to 1895
Data columns (total 10 columns):
 #   Column      Non-Null Count  Dtype
---  --
 0   Tn          1895 non-null    float64
 1   Tx          1895 non-null    float64
 2   Tavg       1895 non-null    float64
 3   RH_avg     1895 non-null    float64
 4   RR         1895 non-null    float64
 5   ss         1895 non-null    float64
 6   ff_x       1895 non-null    float64
 7   ddd_x      1895 non-null    float64
 8   ff_avg     1895 non-null    float64
 9   ddd_car    1895 non-null    int64
dtypes: float64(9), int64(1)
memory usage: 82.8 KB
```

Gambar 5. Hasil Update Missing Data Menggunakan Nilai Mean tiap Variabel

- c. Mencari nilai X dan nilai Y untuk modelling

Huruf X merupakan himpunan yang mewakili seluruh variabel dalam dataset yang diinput untuk mencari nilai memprediksi yang akan diperoleh setelah melalui proses training dan hasil dari pengolahan dari himpunan X didapatkan dalam himpunan Y sebagai hasil prediksi yang kemudian diteruskan ke tahap modelling.

```
## Meng X dan Y
X = df[['Tn', 'Tx', 'Tavg', 'RH_avg', 'RR', 'ss', 'ff_x', 'ddd_x', 'ff_avg']]
Y = df[['ddd_car']]
X
```

Gambar 6. Proses Prediksi nilai Y menggunakan Dataset X

```
Y
0    4.0
1    4.0
2    1.0
3    4.0
4    4.0
...
1890 1.0
1891 1.0
1892 1.0
1893 1.0
Name: ddd_car, Length: 1895, dtype: float64
```

Gambar 7. Hasil prediksi nilai data Y menggunakan dataset variabel X

Gambar diatas mewakili hasil pengolahan data himpunan X namun karena data yang dimuat dalam himpunan Y belum menjadi satu array (susunan terorganisir), sehingga data dalam himpunan Y harus melalui proses modifikasi reshape terlebih dahulu agar dapat digunakan dalam proses modelling.

```
[14] #Melakukan Reshape Agar Data Dapat Di Training
      y = y.values.reshape(1096,-1)
```

Gambar 8. Proses Modifikasi Reshape

```
[15] y
      array([[4.],
             [4.],
             [3.],
             ...,
             [3.],
             [4.],
             [5.]])
```

Gambar 9. Hasil Modifikasi Reshape

Modeling

Data modelling (Bermejo, 2019) adalah proses menghasilkan diagram deskriptif hubungan antara berbagai jenis informasi yang akan disimpan dalam database. Salah satu tujuan data modelling yaitu untuk menciptakan metode penyimpanan informasi yang paling efisien sambil tetap menyediakan akses dan pelaporan yang lengkap. Untuk proses modelling ini kita menggunakan perbandingan untuk data train dan tesnya adalah 90% train dan 10% test, dengan epoch 100%.

Akurasi dari model

Dengan mempertimbangkan hasil modeling yang telah digunakan dengan melakukan testing epoch sebanyak 10 kali sebagaimana yang digambarkan melalui tabel dibawah ini:

Tabel 1. Akurasi 10 kali uji coba epoch

Training Ke -	R2 Score	MSE
1	0.5902107887285393	0.09207339075443695
2	0.5994654245542954	0.09102776565321372
3	0.5575014502303453	0.09567749643595673
4	0.5977717401200056	0.09122002080568571
5	0.5892160314420207	0.09218507641798886
6	0.5385550059489903	0.09770433796960727
7	0.6126095344427257	0.08952170411480562
8	0.6056114562722836	0.09032667470901391
9	0.5992912692198027	0.09104755326840988
10	0.58014905658388	0.09319689504176666

Tabel tersebut menggambarkan bahwasannya dalam 10 kali uji coba, terdapat 10 nilai akurasi yang dihasilkan dan dengan mempertimbangkan nilai tertinggi dari R2 score dan nilai MSE, peneliti mendapatkan tingkat akurasi data tertinggi diwakili oleh R2 dan MSE sebagai berikut:

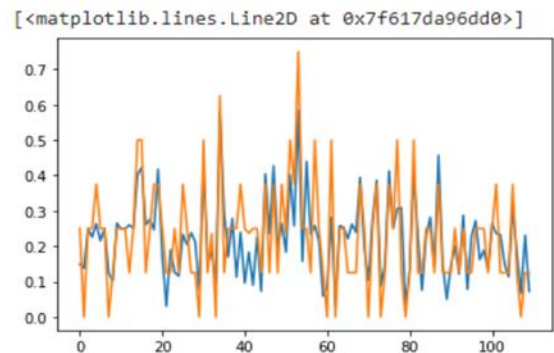
R2 score : 0.6102615674323724

MSE : 0.08979258903920924

Ini menunjukkan bahwa dataset memiliki akurasi yang kurang baik dengan akurasi seperti diatas dan juga jika kita melihat dari korelasi dan juga loss yang terjadi saat training model, dapat disimpulkan bahwa yang bermasalah ada pada datasetnya.

Grafik dari epoch

Epoch (Giebel, 2013) adalah ketika seluruh dataset sudah melalui proses training pada Neural Network sampai dikembalikan ke awal untuk sekali putaran, karena satu Epoch terlalu besar untuk dimasukkan (feeding) kedalam komputer maka dari itu kita perlu membaginya kedalam satuan kecil (batches). Seiring bertambahnya jumlah epoch, semakin banyak pula weight (bobot) yang berubah dalam Neural Network dan kurvanya melengkung dari kurva yang kurang sesuai hingga selaras dengan kurva yang overfitting.

**Gambar 10. Grafik Pergerakan Epoch**

Grafik yang ditampilkan diatas merupakan hasil testing epoch dengan keterangan pergerakan naik turun selama proses testing epoch berjalan. Proses tersebut menunjukkan bahwasannya model tersebut termasuk kedalam kategori overfitting karena pergerakan grafik yang ditunjukan mengindikasikan bahwa model tidak stabil dalam menangani training dataset.

Data Akuisisi

Pengumpulan data pada penelitian ini menggunakan data sekunder dimana data

klimatologis yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari laman Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika (BMKG) lewat Unit Pembantu Tugas (UPT) Stasiun Klimatologis Aceh Besar yang terletak di Kabupaten Aceh Besar.

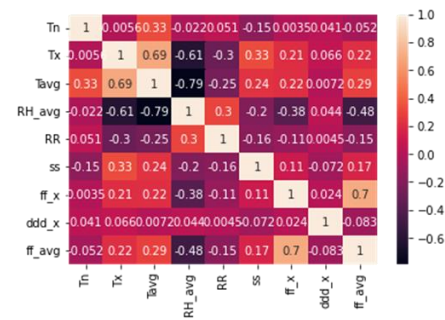
Jenis variable klimatologi yang dimanfaatkan tersebar dari sebaran temperatur minimum, temperatur maksimum dan temperatur rata-rata, tingkat kelembaban rata-rata, curah hujan, lama penyinaran matahari, kecepatan angin maksimum serta kecepatan angin rata-rata dan arah angin terbanyak dengan periode pengumpulan dataset iklim harian terhitung dari tahun Januari 2018-Desember 2021 dengan total data harian sebanyak 1461 hari.

Penggunaan dataset pada pengujian ini dibagi kedalam 2 data, yakni jangkauan data selama 3 tahun terhitung dari tahun 2018 sampai dengan 2020 untuk menguji validitas data dan tahun 2021 untuk menghitung prediksi di tahun 2022 mendatang.

Visualisasi Data

Lewat pengujian validitas data yang dilakukan melalui program Microsoft Excel, ditemukan bahwasannya data yang termuat pada tahun 2018 memiliki tingkat validitas yang tinggi dikarenakan memiliki kelengkapan data yang lebih baik dibanding dengan data tahun 2019 dan tahun 2020 meskipun terdapat beberapa kolom variabel yang memiliki nilai kosong (nol).

Kemudian dengan memperhatikan tingkat korelasi yang sudah ditentukan dengan menggunakan modeling heatmap matplotlib menggunakan Google Collab, ditemukan hasil akhir keterkaitan yang tinggi antara kecepatan angin maksimum, temperatur rata-rata dan tingkat kelembaban udara sebagaimana ditampilkan pada gambar berikut:



Gambar 11. Heatmap Matplotlib untuk Mengukur Korelasi antar Variabel

Rentang skala yang digunakan dalam diagram diatas ditandai dengan 1.0 untuk tingkat korelasi tinggi dan skala -0.6 untuk tingkat korelasi yang rendah atau tidak berkorelasi. Dengan memperhatikan skor diatas, dapat disimpulkan terdapat dua variabel yang memiliki tingkat dependensi cukup tinggi yakni 0.7 poin untuk angin dan variable temperature sebesar 0.69 poin.

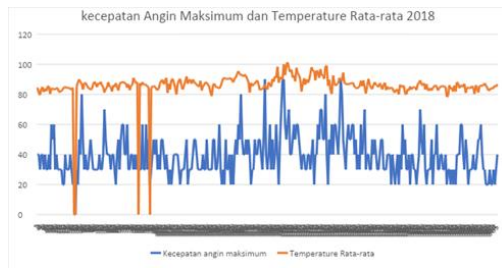
Mempertimbangkan dua variabel yang memiliki tingkat hasil testing yang tinggi, maka data ini menggunakan dua variabel tersebut untuk mengetahui tingkat korelasinya. Berikut adalah tingkat korelasi dari kedua variabel tersebut:

1. Kecepatan angin maksimum (ff_x) memiliki skor 0.22 korelasi dengan temperatur rata-rata (Tav_avg)
2. Kecepatan angin rata-rata (ff_avg) memiliki skor 0.29 korelasi dengan temperatur rata-rata (Tav_avg).

Setelah mengetahui tingkat korelasi antara variabel di atas, dengan menggunakan program Microsoft Excel berikut visualisasi yang telah dilakukan ke dalam bentuk diagram garis:



Gambar 12. Grafik Visualisasi Temperatur Maksimum dan Kecepatan Angin Maksimum tahun 2018



Gambar 13. Grafik Visualisasi Temperatur Rata-rata dan Kecepatan Angin Maksimum tahun 2018

Pengolahan visualisasi data diatas telah melalui proses normalisasi data agar memiliki nilai prosentase dimana telah dilakukan konversi nilai untuk menyamakan format nilai menjadi satuan prosentase dengan melakukan kalkulasi sebagai berikut:

1. Konversi temperatur rata-rata dalam satuan celcius ($^{\circ}\text{C}$) dengan mencari nilai maksimal temperatur (ditemukan 31°C) kemudian dikalikan dengan 100 ($x/31*100\%$)
2. Konversi kecepatan angin maksimum dengan satuan (m/s) dengan mencari nilai maksimal kecepatan (ditemukan 9 m/s) kemudian dikalikan 100 ($x/9*100\%$).

Sebagai acuan untuk mengukur validitas data yang dipakai, dapat disimpulkan bahwasanya data diatas memberikan informasi:

1. Pergerakan kecepatan angin di titik maksimum cukup dipengaruhi oleh tingkat temperature dimana keduanya berjalan berbanding lurus namun temperatur udara memiliki tingkat konsistensi yang konstan
2. Perubahan sedikit pada nilai temperatur memiliki pengaruh besar pada perubahan nilai kecepatan angin. Namun hal ini tidak berlaku sebaliknya karena nilai temperature memiliki tingkat konsistensi yang konstan.

Dan dari kesimpulan diatas data ini merupakan valid dalam mewakili korelasi antara kecepatan angin dan juga temperatur di titik maksimum dan rata-ratanya.



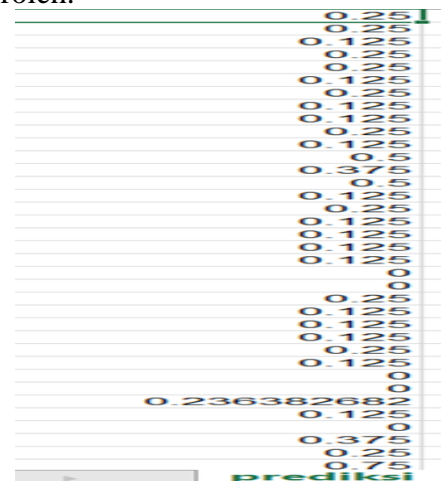
Gambar 14. Grafik Visualisasi Kelembaban Rata-rata dan Kecepatan Angin Maksimum tahun 2018

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sistem konversi energi angin menjadi energi listrik terjadi karena tenaga angin merupakan energi kinetic yang mampu melakukan perpindahan molekul udara sehingga jumlah perpindahan tersebut yang melalui luasan waktu tertentu menentukan besaran daya yang dihasilkan.

Untuk menentukan prediksi tahun 2022 menggunakan dataset tahun 2021, telah dilakukan uji coba mendapatkan dataset tersebut menggunakan uji epoch untuk mendapatkan akurasi yang tinggi. Penelitian ini telah mempertimbangkan hasil modeling dengan melakukan testing epoch sebanyak 10 kali sesuai dengan data yang disajikan pada tabel training di bagian akurasi model d poin 3.5

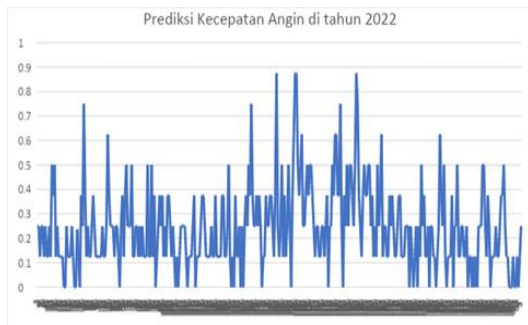
Dari hasil yang didapatkan melalui proses modelling dengan menggunakan nilai R_s dan MSE diatas, berikut adalah hasil prediksi kecepatan angin yang diperoleh:



Gambar 15. Hasil Prediksi Kecepatan Angin Provinsi Aceh tahun 2022

Untuk mempermudah pembacaan dataset yang berhasil didapatkan, seluruh

data diwakilkan melalui chart sebagai berikut:



Gambar 16. Grafik Visualisasi Prediksi Kecepatan Angin tahun 2022

Data yang dihasilkan dalam format excel tersebut kemudian diformulasikan dengan data rumus untuk menghitung daya yang dihasilkan oleh angin sebagai energi kinetic untuk menggerakkan turbin sebagai output dari tenaga angin yang dihasilkan, maka menggunakan rumus

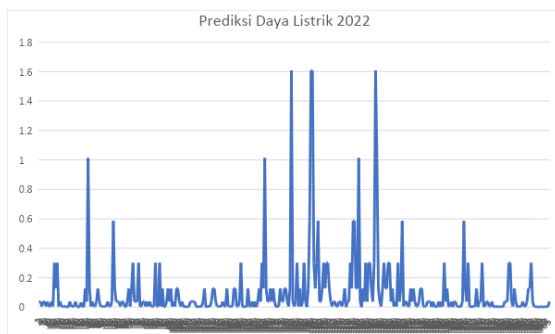
$$P = \frac{1}{2} A \cdot v^3 \cdot \rho$$

dimana:

- P : Daya energi per satuan waktu (watt)
- A : Luas penampang turbin (m²)
- V : Kecepatan angin (m/s)
- P : Konstanta kerapatan udara (kg/m³)

Dengan memformulasikan dataset prediksi kecepatan angin tahun 2022 dengan rumus diatas dengan ketentuan:

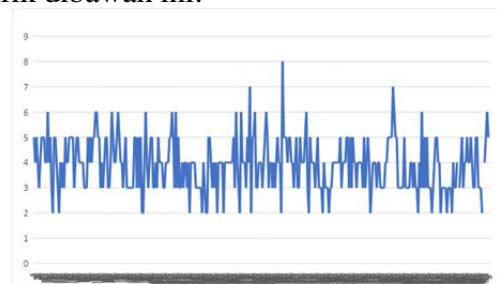
1. Luas penampang turbin disesuaikan dengan turbin tipe Micro Wind Turbine AWI-1000T 1000 W yang tergolong tipe Horizontal Axis Wind Turbine (HAWT) sebesar 4 meter
2. Konstanta kerapatan angin sebesar 1,2 dan melalui pengolahan excel maka didapatkan nilai sebagai berikut:



Gambar 17. Grafik Visualisasi Prediksi Daya Listrik tahun 2022

Sebaran nilai prediksi daya listrik tahun 2022 diatas menggambarkan nilai yang kurang baik karena nilai maksimal yang dapat diperoleh hanya sebesar 1.6078125 watt. Hal ini dikarenakan penggunaan energi angin untuk menggerakkan Turbin angin akan berjalan baik apabila kecepatan angin berkisar antara 5-20 m/s. Apabila nilai kecepatan angin dibawah 5 m/s maka energi tersebut lebih sesuai untuk dimanfaatkan sebagai turbin angin poros vertikal agar menghasilkan listrik yang baik dalam skala kecil.

Dengan memperhatikan nilai yang dimuat dalam prediksi tahun 2022 yang memiliki nilai 0,875 m/s untuk nilai terbesar dimana angka tersebut termasuk kedalam prediksi rendah karena kurang dari rata-rata kecepatan angin yang umumnya digunakan untuk menggerakkan turbin angin, maka dilakukan uji perbandingan dengan kecepatan angin maksimum tahun 2021 sebagaimana digambarkan melalui grafik dibawah ini:



Gambar 18. Grafik Visualisasi Kecepatan Angin Maksimum tahun 2021

Data kecepatan angin maksimum pada tahun 2021 seperti pada grafik diatas menghasilkan nilai maksimum yang didapat adalah 8 m/s, rata-rata 3.911602 m/s dan nilai minimum sebesar 2m/s. Dimana angka tersebut dapat dikategorikan cukup baik untuk dimanfaatkan sebagai penggerak turbin pembangkit listrik.

Dengan menggunakan formula yang sama untuk mengetahui nilai konversi daya listrik yang dapat dihasilkan menggunakan data kecepatan angin maksimum tahun 2021, maka diperoleh hasil sebagai berikut:



Gambar 19. Grafik Visualisasi Prediksi Daya Listrik tahun 2022 Menggunakan data Kecepatan Angin Maksimum tahun 2021

Hasil konversi tersebut terhitung mencukupi untuk dijadikan sebagai acuan untuk mengetahui daya listrik yang dapat dihasilkan oleh kecepatan angin pada tahun 2021. Dengan jangkauan maksimum mencapai 853.3333 watt, hasil ini dapat dikategorikan kedalam berkecepatan rendah.

Untuk mempermudah penalaran bagaimana konversi daya yang dihasilkan di tahun 2021 dan prediksi tahun 2022 memiliki kesenjangan terhitung tinggi dalam menghasilkan daya listrik yang dihasilkan sebagai calon energi alternatif di Kabupaten Aceh Besar telah digambarkan dalam grafik perbandingan dibawah ini:



Gambar 20. Grafik Visualisasi Perbandingan Konversi Daya Listrik tahun 2021 dengan Prediksi tahun 2022

SIMPULAN

Dataset yang menghimpun data klimatologis di Kabupaten Aceh Besar tahun 2018-2021 untuk prediksi potensi energi angin sebagai energi alternatif pada tahun 2022 dapat dikategorikan tidak baik karena hasil tertinggi yang didapatkan hanya berkisar pada angka 0,875 m/s dan berbanding jauh dengan dataset tahun 2021 dengan maksimum nilai sebesar 8 m/s dengan rata-rata 3.911602 m/s.

Dengan menggunakan dataset tahun 2021, maksimum daya listrik yang dapat dihasilkan sebesar 853.3333 watt dan termasuk kedalam kategori rendah.

Diluar himpunan dataset yang berhasil dikumpulkan, Kabupaten Aceh Besar memiliki potensi yang rendah untuk dijadikan sebagai tempat pembangunan Pembangkit Listrik Tenaga Angin (PTAngin) karena daerah tersebut memiliki pola sebaran angin dengan kecepatan rendah dan hanya memiliki tingkat angin yang tinggi saat memasuki bulan Juli-Agustus pada setiap tahunnya atau pada hari ke 190.

Hasil analisis lebih mendalam perihal potensi yang didapat dari penelitian ini mengindikasikan bahwasannya daerah Kabupaten Aceh Besar kurang memiliki potensi yang baik apabila dikembangkan menjadi daerah Pembangkit Listrik Tenaga Angin. Alasan tersebut didasari atas pola data yang ditunjukkan oleh hasil pengolahan data dimana dalam rentang satu tahun akumulasi data, rata-rata angin berhembus hanya tercatat sebesar 3.911602 m/s dan kemudian hasil daya listrik yang dihasilkan dengan angka tertinggi hanya terjadi di hari ke 190 dengan total maksimal 853.3333 watt.

Pola yang ditunjukkan oleh data yang peneliti himpun menyatakan bahwasannya daerah Kabupaten Aceh Besar memiliki kecepatan angin yang baik apabila memasuki bulan Juli-Agustus dan akan mengalami penurunan signifikan pada hari-hari berikutnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Abiodun, O. I., Jantan, A., Omolara, A. E., Dada, K. V., Mohamed, N. A., & Arshad, H. (2018). State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey. *Heliyon*, 4(11), e00938.
- Abiodun, O. I. (2019). Comprehensive Review of Artificial Neural Network Applications to Pattern Recognition. *IEEE Access*, Abiodun, O. I., Jantan,

- A., Omolara, A. E., Dada, K. V., Umar, A. M., Linus, O. U., Arshad, H., Kazaure, A. A., Gana, U., & Kiru, M. U. (2019). Comprehensive Review of Artificial Neural Network Applications to Pattern Recognition. *IEEE Access*, 7(February).
- Bermejo, J. F. (2019). A review of the use of artificial neural network models for energy and reliability prediction. A study of the solar PV, hydraulic and wind energy sources. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 3-20.
- Bilgili, M. (2010). Comparative analysis of regression and artificial neural network models for wind speed prediction. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 61-72.
- Fadhli, F., & Syahputra, I. (2019). Identifikasi Potensi Pembangkit Listrik Tenaga Hybrid (PLTH) Angin dan Surya di Kabupaten Aceh Besar. *Jurnal Teknik Sipil Unaya*, 5(2), 87-95.
- Giebel, S. M. (2013). Simulation and prediction of wind speeds: Aneural network for weibull. *Journal of the Iranian Statistical Society*, 293-320.
- Kılıç, F. (2022). Forecasting the Electricity Capacity and Electricity Generation Values of Wind & Solar Energy with Artificial Neural Networks Approach: The Case of Germany. *Applied Artificial Intelligence*, 3-18.
- Kusumodestoni, R. H. (2015). Prediksi kecepatan angin dengan model neural network. *Prediksi*, 7.
- Saputra, H. (2022). Analisa Potensi Energi Angin Di Pantai Lhong Kabupaten Aceh Besar Menggunakan Distribusi Weibull. *VOCATECH: Vocational Education and Technology Journal*, 4(1), 56-64.
- Sary, R., Syuhada, A., & Zulfadli, T. (2022). Analysis of Wind Energy Potential as A Hybrid Power Plant in Banda Aceh and Surrounding Areas. *Jurnal Polimesin*, 20(1), 36-41.
- Vamsidhar, E. (2010). Prediction of Rainfall Using Backpropagation Neural Network Model. *International Journal on Computer Science and Engineering*, 1119-1121.
- Zhang, W. W. (2021). Robust superhydrophobicity: mechanisms and strategies. *Chemical Society Reviews*, 246-250.