

RANCANG BANGUN PENERAPAN JARINGAN SARAF TIRUAN UNTUK MEMREDIKSI ARAH ANGIN PADA PENGONTROLAN YAW PURWARUPA TURBIN ANGIN

Zaky Dzulfikri¹⁾, Nuryanti S.T., M.Sc.²⁾, Dr. Ing. Yuliadi Erdani, M.Sc.²⁾

¹⁾ Teknik Mesin dan Manufaktur, Program Studi Teknik Elektromekanik

²⁾ Teknik Otomasi Manufaktur dan Mekatronika

Politeknik Manufaktur Bandung

Jl. Kanayakan no.21, Bandung – 40135

INDONESIA

E-mail: zakydzul@gmail.com,

Abstrak

Energi angin sebagai salah satu energi baru terbarukan memiliki peranan penting dalam menggantikan sumber energi fosil di Indonesia. Agar bisa lebih mengefisiensikan kinerja turbin angin dalam mengekstrak energi dari angin diperlukan kendali gerakan aktuasi *pitch* maupun *yaw* pada turbin angin *horizontal*. Pengontrolan aktuator *yaw* dapat meningkatkan efisiensi penyerapan daya dengan menghadapkan rotor menuju arah datangnya angin. Permasalahan yang terdapat pada pengendalian *yaw* yang digunakan pada industri adalah belum terdapat pengontrolan yang dapat memprediksi arah datangnya angin untuk digunakan dalam pengontrolan *yaw*. Tujuan dari tugas akhir ini yaitu untuk bisa memprediksi arah datangnya angin, lalu menggerakkan rotor turbin ke arah yang sudah diprediksi. Pada tugas akhir ini digunakan purwarupa turbin angin dengan ketepatan pergerakan sebesar 5,3%, lalu untuk bagian akuisisi data, dibangunlah sensor arah angin untuk merubah besaran arah angin menjadi besaran yang bisa di ukur dalam satuan derajat, dan *anemometer* untuk mengukur kecepatan angin. Pada pembuatan algoritma prediksi arah angin digunakan metoda jaringan syaraf tiruan (JST) dengan masukan parameter berupa kecepatan angin, temperature, kelembapan, tekanan, dan ketinggian. Akuisisi data dilakukan pada interval waktu satu menit dengan lama pengambilan data selama satu hari, didapatkanlah 1072 data, data tersebut lalu diumpankan ke model JST yang telah disiapkan. Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan didapatkan bahwa *Mean Absolute Error* pada model adalah sebesar 0,4%.

Kata Kunci: *Prediksi Arah Angin , Jaringan Syaraf Tiruan, Turbin Angin, Kontrol Yaw*

1. PENDAHULUAN

Angin merupakan salah satu sumber energi terbarukan yang perannya sangat penting bagi keberlanjutan energi terbarukan di dunia. Efisiensi turbin menjadi salah satu faktor utama untuk menopang energi terbarukan

Secara umum, sudah terdapat pengaturan parameter pada turbin angin agar daya yang dihasilkan mejadi optimal, diantaranya adalah, *variable-speed variable pitch* [2]. Hal lainnya adalah dengan pengaturan pergerakan *yaw* turbin [3], penyearahan ini bisa dilakukan dengan metoda *fixed*, pasif dan aktif *yaw*.

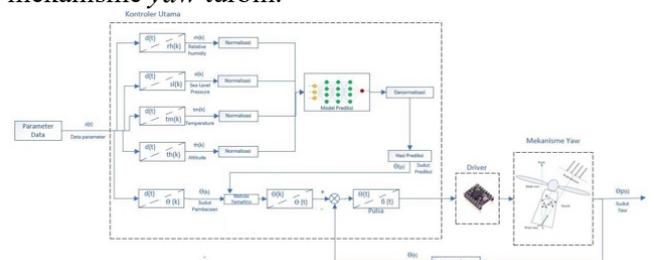
Kontrol aktif pergerakan sumbu *yaw* pada turbin angin telah dibahas oleh beberapa penelitian sebelumnya [4], [5] mencapai kestabilan dan keakurasian yang diinginkan. Beberapa pendekatan kontrol pergerakan mengadaptasi berbagai macam cara pengontrolan seperti, *Fuzzy Logic* [4], dan *Fuzzy-PID* [5]. Arah angin pada suatu daerah bisa membuat pola arah yang sangat acak dan tidak berpola [6], sehingga bisa membahayakan turbin.

Kecerdasan buatan yang salah satunya adalah jaringan saraf tiruan (JST) dapat dilatih dengan mengumpulkan data latihan agar dapat menghasilkan prekdisi dan memahami pola yang rumit dalam suatu sistem. Penggunaan kecerdasan buatan untuk memprediksi kecepatan dan arah angin dapat

mengurangi kecenderungan perubahan arah angin yang terlalu fluktuatif pada periode waktu yang singkat, disisi lain solusi ini juga dapat mengurangi komponen yang butuhkan oleh turbin angin yaitu *Anemometer* dan *Wind vane*, yang tidak efektif ketika digunakan pada turbin angin berukuran sedang dan besar.

2. PERANCANGAN SISTEM

Error! Reference source not found. menjelaskan sistem dari penelitian yang akan dilakukan. Sistem terdiri dari beberapa bagian, yaitu sensor, *slave* untuk mengumpulkan data sensor, kontroler sebagai pengendali utama untuk memisahkan data melakukankn komputasi prediski dan menjalankan algoritma pengontrolan *yaw*, rangkaian penggerak dan motor penggerak yang terangkum dalam satu mekanisme *yaw* turbin.

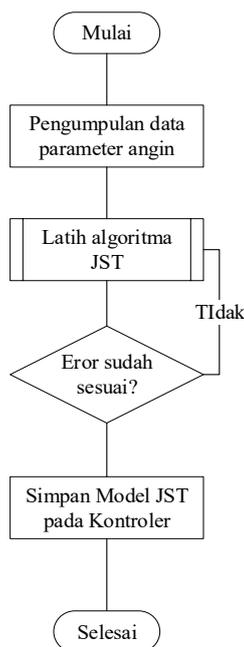


Gambar 2.1 Bagan Alir Kerja Sistem

Penjelasan sistem yang lebih rinci ada pada Gambar 2.1 dimana tiap bagian dijelaskan alir kerjanya,

sistem sensor terdiri dari beberapa elemen sensor diantaranya, *anemometer*, *wind vane*, BME280, dan modul RTC untuk interupsi waktu, lalu nilai—nilai tersebut disimpan oleh *slave* dalam *micro sd* yang selanjutnya data akan digunakan untuk melatih JST, model JST yang sudah memenuhi kriteria lalu disimpan dalam kontroler utama dan akan menjalankan prediksi dengan interval waktu satu menit, atau ketika diberikan oleh *slave*, nilai tersebut di parsing lalu di normalisasi dan dimasukkan kedalam model JST, nilai yang keluar harus di denormalisasi agar nilainya sama dengan nilai sebelum di normalisasi lalu dilakukan perhitungan untuk menggerakkan *yaw*.

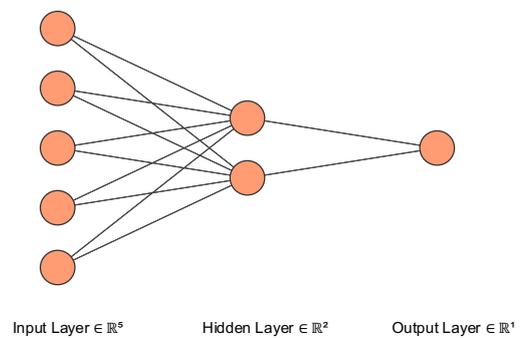
2.1 Perancangan Algoritma JST



Gambar 2.2 Diagram alir pembuatan JST

Gambar 2.2 menjelaskan tentang proses pelatihan dan pembuatan jaringan saraf tiruan (JST) agar bisa menghasilkan hasil prediksi yang mendekati nilai yang sebenarnya. Langkah awal adalah mengumpulkan data parameter sensor yang berhubungan dengan arah angin dengan periode waktu tertentu, lalu data tersebut diumpukan terhadap JST yang telah dirancang, selanjutnya JST akan diuji menggunakan data yang sudah ada dan dilihat error yang terjadi antara hasil prediksi dan hasil sebenarnya, jika hasil error sudah seminimal mungkin maka model JST yang telah dilatih disimpan di kontroler.

Pada perancangannya jenis JST yang digunakan adalah *Multi Layer Perceptron* (MLP) dikarenakan data yang akan di prediksi memiliki tingkat ke—*nonlinear*—an yang tinggi, sehingga jika hanya menggunakan *Single Layer Perceptron* tidak memungkinkan.



Gambar 2.3 Arsitektur JST

Berdasarkan referensi [12] dinyatakan bahwa jumlah *nodes* pada *hidden layer* dengan metoda *forward approach* adalah berjumlah dua buah *nodes* dan metoda *rules of thumb* menginstruksikan jumlah *nodes* berada diantara jumlah *nodes input* dan jumlah *nodes output*, oleh karenanya jumlah *nodes* pada *hidden layer* berjumlah dua. Adapun parameter lainnya yang dipakai untuk membangun JST ada pada Tabel 2.1.

Fungsi aktivasi sigmoid digunakan karena fungsi sigmoid ada di antara (0 hingga 1). Oleh karena itu, ini terutama digunakan untuk model di mana kita harus memprediksi probabilitas sebagai output. Karena probabilitas segala sesuatu hanya ada di antara kisaran 0 dan 1, sigmoid adalah pilihan yang tepat.

Tabel 2.1 Tabel Parameter JST

Fungsi Aktivasi	Sigmoid
Optimizer	ADAM
Nilai <i>Dropot</i>	0,15
Jumlah data <i>training</i>	70% dari keseluruhan data
Jumlah Data validasi	30% dari keseluruhan data
Indeks error	<i>Mean Absolut Error</i> (MAE)

Indeks error yang digunakan untuk menunjukkan parameter keberhasilan jaringan dalam memprediksi arah angin adalah *Mean Absolute Error* (MAE), MAE mengukur besarnya rata-rata kesalahan dalam serangkaian perkiraan, tanpa mempertimbangkan arahnya. MAE mengukur akurasi untuk variabel kontinu. Pada dasarnya, MAE adalah rata-rata di atas sampel verifikasi dari nilai absolut dari perbedaan antara perkiraan dan pengamatan yang sesuai. MAE adalah skor linier yang berarti bahwa semua perbedaan individu diberi bobot yang sama rata-rata. MAE digunakan dalam perhitungan error dikarenakan nilai hasil prediksi karena nilainya yang dihasilkan berupa

skor linier. MAE diekspresikan dengan persamaan matematika sebagai berikut.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |y_j - \hat{y}_j|$$

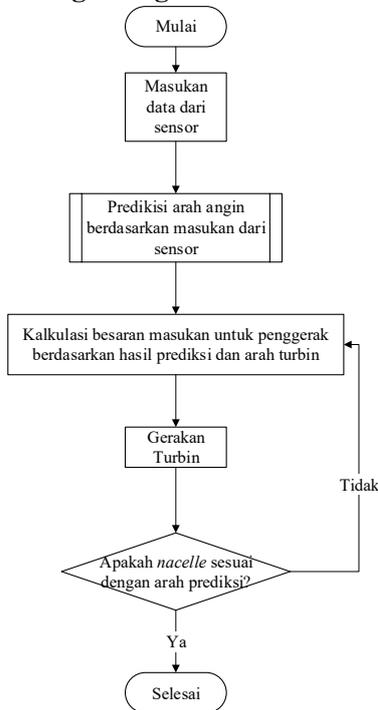
Dimana.

y_j = Nilai hasil prediksi

\hat{y}_j = Nilai Seharusnya

n = jumlah data

2.2 Perancangan Algoritma Kontrol Yaw



Gambar 2.4 Diagram Alir Sistem Kontrol Yaw

Prinsip kerja dijelaskan pada Gambar 2.4, diawali dengan pembacaan beberapa sensor, yaitu sensor kelembapan, tekanan, dan waktu kemudian data tersebut diumpankan menuju kontroler, sistem dikontroler akan memprediksi arah angin berdasarkan data masukan sensor dan model JST yang sudah dilatih sebelumnya, setelah mendapatkan arah angin yang relatif terhadap arah kutub utara bumi lalu dilakukan perhitungan jumlah pulsa yang dibutuhkan oleh penggerak untuk menuju arah yang dituju berdasarkan posisi arah turbin pada saat prediksi, setelahnya maka kontroler akan mengirimkan sinyal menuju penggerak dan hasilnya akan dievaluasi dan jika terjadi eror maka proses kompensasi akan dilakukan.

3. Hasil Pengujian

Data—data parameter diambil berdasarkan dari referensi [13] bahwa parameter—parameter pada Tabel 3.1 dapat digunakan untuk memprediksi arah angin.

Tabel 3.1 Data Masukan Dan Keluaran Pada Data NOAA

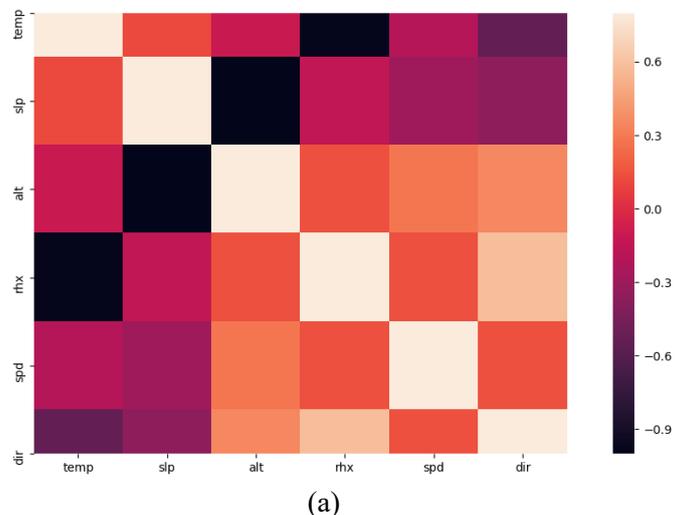
Temp	Dewpt	RHx	Slp	Spd	Dir
25.2	19.6	71	1014.7	2.1	60

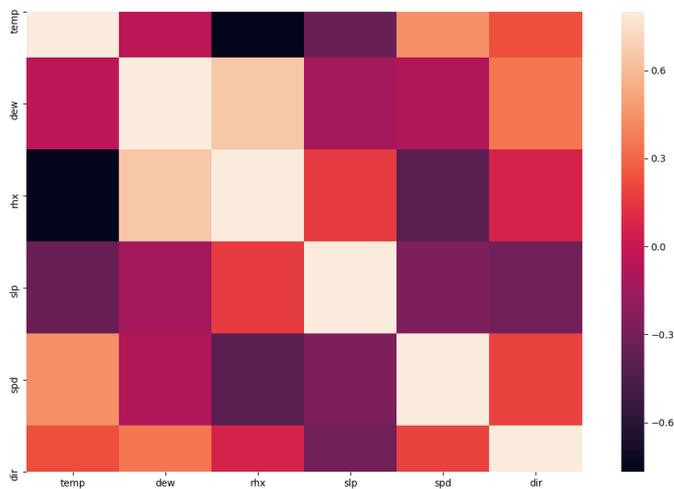
28	20.4	63	1012.8	3.1	330
24	20.9	83	1010.6	2.6	330
22.2	20.7	91	1014.4	2.6	300
21.8	21.2	96	1016	1.5	300
21.8	21.2	96	1012.9	1.5	300
22.2	21	93	1013.8	1.5	330
20.4	19.5	95	1014.9	1.5	120
26.4	20.7	71	1014.7	1.5	90

Tabel 3.2 Data Masukan Dan Keluaran Pada Data Akuisisi

temp	slp	alt	rhx	spd	dir
30.58	919.83	808.58	42.41	10.2	332
30.48	919.84	808.49	42.55	6.9	319
30.57	919.81	808.74	42.42	3	315
30.59	919.85	808.38	42.33	7.8	319
30.56	919.85	808.37	42.6	4.8	243
30.48	919.88	808.09	42.67	0	229
30.44	919.84	808.43	43.27	0.3	240
30.36	919.86	808.29	43.71	16.8	246
29.99	919.8	808.83	44.36	27.6	277

Dataset pertama yang akan dianalisis adalah yang berasal dari hasil akuisisi data sensor dengan interval waktu pengambilan data selama satu menit selama kurang lebih satu hari, dengan jumlah total 1079 data dan enam parameter yang di ukur sedangkan data dari NOAA berinterval selama tiga jam dengan waktu pengambilan data selama satu tahun yang berjumlah 2205 data.





(b)

Gambar 3.1 Grafik Keterkaitan Antar Parameter Data Akuisisi (a), Data NOAA (b).

Gambar 3.1 menunjukkan nilai keterkaitan antar parameter, nilai tersebut didapat dengan menghitung nilai tiap parameter dengan parameter lainnya menggunakan koefisien *pearson* yang diekspresikan dengan.

$$r_{xy} = \frac{N \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{N \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \sqrt{N \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2}}$$

Dimana:

Nilai r berada pada rentang 1 hingga -1.

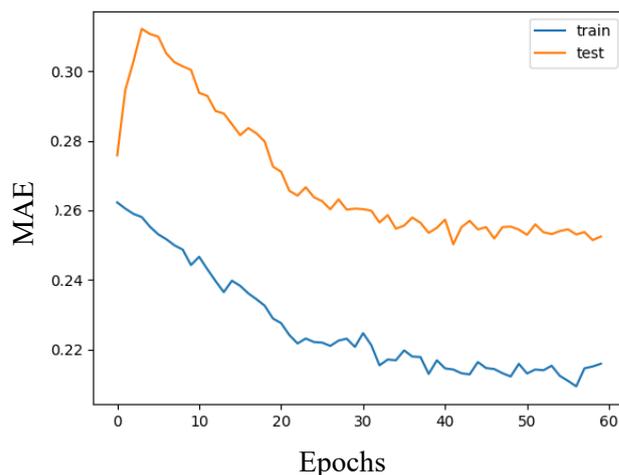
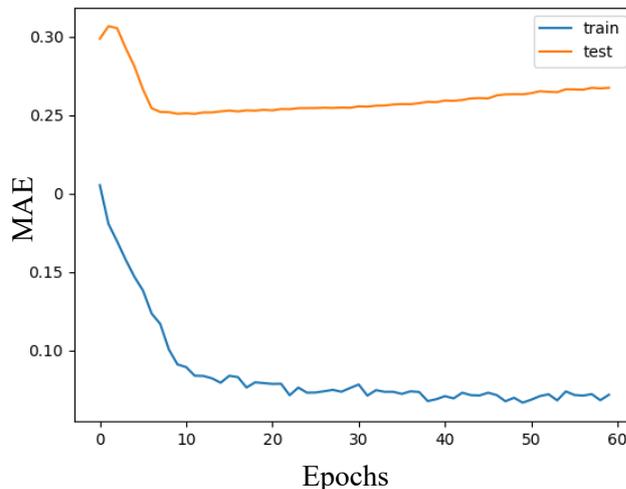
y merupakan parameter target, dan x merupakan parameter variabel.

Sehingga pada Gambar 3.1 menunjukkan warna yang terang adalah memiliki korelasi yang tinggi dan warna gelap memiliki korelasi yang tinggi juga hanya dalam gradien yang berkebalikan

3.1 Analisis Jaringan Syaraf Tiruan

Setelah dilakukan persiapan data lalu dilakukan proses training atau melatih JST dengan data yang sudah disiapkan, parameter yang digunakan dalam melatih JST adalah sebagai berikut. Nilai *batch* menentukan seberapa banyak data *input* yang masuk sebelum nilai bobot di perbaharui.

Jumlah Epochs	60
Nilai Batch	2
Jumlah Data Training	70%
Jumlah Data Validasi	30%



Gambar 3.2 Plot Error Proses *Training* JST Menggunakan Hasil Data Akuisisi (a), Data NOAA (b).

Hasil plot training menunjukkan nilai yang dicapai oleh hasil data akuisisi lebih baik dengan MAE = 0,0482 pada training dan 0,227 pada validasi dibandingkan dengan menggunakan data dari NOAA yang memiliki MAE = 0,2028 pada training dan 0,259 pada validasi, hal ini menunjukkan bahwa nilai interval pengambilan data berpengaruh terhadap model pembelajaran yang dilakukan JST.

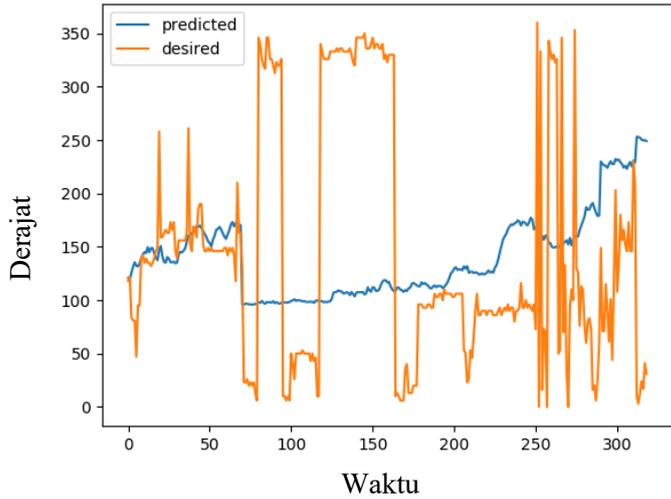
Perbandingan jumlah *epochs* yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 3.3 yang menunjukkan bahwa nilai *epochs* 60 memiliki performa yang optimum dimana model tidak menunjukkan *underfitting* atau *overfitting*.

Tabel 3.3 Perbandingan Jumlah *Epochs*

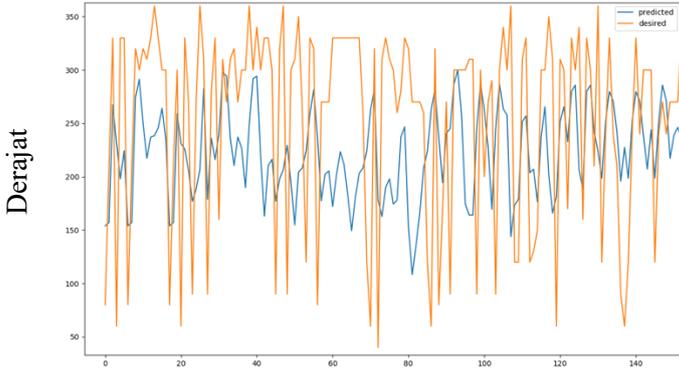
Jumlah Epochs	Nilai MAE Training	Nilai MAE Validasi
30	0,0542	0,230
60	0,0482	0,226
70	0,0472	0,256

Nilai prediksi dibandingkan dengan nilai data yang sudah ada tetapi belum pernah dilihat oleh JST sehingga nilai ini merepresentasikan kasus dimana nilai yang di prediksi belum pernah terjadi sebelumnya,

data validasi menggunakan tiga puluh persen dari data keseluruhan.



(a)



(b)

Gambar 3.3 Hasil Prediksi Menggunakan Hasil Data Akuisisi (a), Data NOAA (b).

Hasil grafik pada Gambar 3.3 terlihat nilai prediksi mendekati nilai target pada fluktuasi daya yang tidak tinggi, ketika dihadapkan dengan data yang naik secara cepat atau turun secara cepat maka model mengalami kesulitan untuk memprediksi nilai yang seharusnya, gambar b mengindikasikan nilai fluktuasi yang tinggi tidak dapat diikuti oleh model JST meskipun sudah memiliki kecenderungan untuk menuju target yang diharapkan. Nilai MAE untuk model dengan data akuisisi adalah 9.924 sedangkan untuk data NOAA adalah 9.566.

3.2 Analisis Kontrol Yaw

Pengujian motor *stepper* dilakukan dengan cara memasukkan nilai *input* dengan penggunaan *serial monitor* pada Arduino IDE. Nilai input berupa banyaknya *step* yang diinginkan pada motor untuk berputar. Kemudian nilai dikonversi menjadi satuan derajat. Dari konversi derajat dilakukan perhitungan untuk menentukan jumlah *step* yang harus diterapkan pada motor, karena motor *stepper* yang dipakai memiliki resolusi 1,8°. *Step* hitungan kemudian dikonversi menjadi tipe data *integer* karena jumlah *step* aktual harus berupa angka nondesimal. Hasil pengujian pergerakan motor *stepper* dapat dilihat pada Tabel 3.4

Tabel 3.4 Hasil Pengujian Pergerakan Motor *Stepper*

Set (Derajat)	Aktual (Derajat)	Error (Persen)
45	42	6,7
135	126	6,7
45	41	8,2
135	125	7,4
30	31	2,7
60	63,7	6,7
90	88,9	1,2
10	9,8	2
270	271,6	0,59
5	4,2	16
2	1,4	30
360	357,7	0,69
120	121,1	0,917
Rataan Error		7

Dikarenakan hasil prediksi yang kadang menunjukkan error yang lebih tinggi dari nilai toleransi (20 derajat) maka diputuskan untuk tetap menggunakan *wind vane* sebagai pengompensasi ketidak tepatan hasil prediksi, lalu nilai prediksi dijadikan sebagai acuan utama dalam proses pengendalian, nilai tersebut di kombinasikan dengan nilai posisi sebelumnya dan dirata-ratakan dengan persamaan.

$$\theta_a = \arctan(c_a, s_a).$$

Dimana.

$$s_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sin \theta_i,$$

$$c_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos \theta_i.$$

Sehingga didapatkan data pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Tabel Pengendalian Arah Turbin

Wind Vane (Derajat)	Posisi Lama (Derajat)	Hasil Prediksi (Derajat)	Posisi Optimal (Derajat)	Delta Posisi Wind Vane (Derajat)	Delta Posisi Optimal (Derajat)
74	74	254,2	280		
81	280	254,1	273	7	7
347	273	253	289	266	16
29	289	254	303,2	318	14.2

12	303,2	254,6	308,4	17	5.2
171	308,4	254,9	248	159	60,4
230	248	254	244	59	4
42	244	254,4	272	188	28
25	272	254,9	293,8	17	21.8
Rata—rata Delta				128,875	19,575

Tabel 3.5 menunjukkan bahwa hasil prediksi cenderung tidak berubah pada rentang waktu yang singkat sementara posisi *wind vane* berubah secara drastis pada periode waktu yang singkat, dengan merata—ratakan nilai posisi lama, hasil prediksi dan nilai *wind vane* nilai posisi optimal dicapai dengan penggunaan pergerakan yaw seminimal mungkin, dengan hasil rata-rata delta menunjukkan nilai yang kecil untuk pengontrolan optimal.

Proses pengolahan data sensor tentunya membutuhkan waktu dan proses pergerakan yaw juga membutuhkan waktu, oleh karenanya pada analisa ini dilakukan pengujian waktu pemrosesan pada sistem yang ditampilkan pada Tabel 3.6.

Tabel 3.6 Waktu Pemrosesan Sistem

No.	Waktu Pemrosesan (Detik)
1.	0,197
2.	0,17
3.	0,159
4.	0,166
5.	0,182
6.	0,245
7.	1,1
8.	0,13
9.	1,66
10.	0,17
rata-rata	0,4179

Dari hasil percobaan pada Tabel 3.6 didapatkan bahwa waktu rata—rata pemrosesan data pada sistem adalah 0,4179 detik, hal ini menunjukkan bahwa waktu pemrosesan data dikategorikan cepat berdasarkan interval waktu perubahan sebesar satu menit

Selanjutnya dilakukan pengujian waktu pergerakan yaw yang dibandingkan dengan perhitungan waktu seharusnya, rumus kecepatan pergerakan yaw dapat diekspresikan dengan.

$$\omega = \frac{v}{f}$$

Dimana .

ω = kecepatan sudut dalam (derajat/detik)

f = detik/step

v = step/derajat

Dengan.

f=0,01 detik

v = 0,05625 step/derajat

Maka nilai dengan kecepatan sudut yaw 5,62 derajat/detik dilakukan pengujian dengan hasil pada Tabel 3.7.

Tabel 3.7 Pengujian Waktu Pergerakan Yaw

No.	Perubahan sudut (Derajat)	Waktu Perhitungan (Detik)	Waktu Percobaan (Detik)	Perbedaan (Detik)
1.	10	1,78	1,82	0,04
2.	20	3,56	3,72	0,16
3.	60	10,68	10,88	0,2
4.	90	16,01	17,02	1,01
5.	120	21,35	21,45	0,1
6.	150	26,7	26,94	0,24
7.	210	37,4	38,2	0,8
8.	260	46,3	47,4	1,1
Rata-rata				0,456

Dari hasil Tabel 3.7 didapatkan bahwa nilai rata-rata perbedaan waktu pada perhitungan dan pengujian aktual sebesar 0,456 detik dengan kecepatan sudut 5,62 derajat/detik.

beban yaw dihitung dari gaya maksimum yang bisa ditahan oleh yaw turbin sebelum, analisa ini tidak mencakup nilai kecepatan angin maksimum yang bisa ditahan. Untuk perhitungan gaya maksimum diekspresikan dengan persamaan berikut.

$$\tau = r . F . \sin\theta$$

Dimana

R = Panjang lengan (m)

F = gaya yang bekerja pada baling-baling (F)

θ = Penyimpangan sudut pada yaw (derajat)

Jika nilai torsi tahan motor stepper adalah 1,3 N-m dan panjang lengan adalah 13 cm maka gaya maksimal yang bisa terjadi pada baling—baling adalah 10 N dengan penyimpangan maksimal sudut sebesar 90 derajat.

Setelah dilakukan pengontrolan terhadap yaw turbin, lalu diambil data putaran rotor dan kecepatan angin pada waktu yang bersamaan, pengontrolan yaw yang digunakan adalah pengontrolan hybrid (*windvane* dan prediksi) dan *wind vane*, dengan hasil pada Tabel 3.8.

Tabel 3.8 Perbandingan Putaran Rotor Pada Pengontrolan Hybrid Dan Wind vane

No	Hybrid		Wind vane	
	RPM Angin	RPM Rotor	RPM Angin	RPM Rotor
1.	29	30	77	4
2.	52	29	91	49
3.	61	43	82	47
4.	74	37	70	65
5.	24	25	68	35
6.	61	22	51	54

7.	71	22	63	77
8.	74	41	77	35
Rata-Rata	56	31	72	46
Rasio	0,55704698		0,633437175	

Tabel 3.8 Menunjukkan bahwa nilai rasio dari metode *hybrid* lebih rendah dibandingkan dengan menggunakan *wind vane*, tetapi nilai tersebut sangat dipengaruhi oleh keadaan angin pada saat itu, sehingga dibutuhkan penelitian yang lebih dalam untuk melihat efek dari kedua metode pengontrolan terhadap kecepatan rotor.

Tabel 3.9 Pengujian Dengan Metode *Hybrid*

Parameter	Pengujian 30 menit	Pengujian 60 menit	Pengujian 120 menit
Rataan RPM Angin	45	37	56
Rataan RPM Rotor	29	22	35
Rasio	0,64	0,69	0,625

Tabel 3.10 Pengujian Dengan Metode *Wind Vane*

Parameter	Pengujian 30 menit	Pengujian 60 menit	Pengujian 120 menit
Rataan RPM Angin	34	43	52
Rataan RPM Rotor	29	33	34
Rasio	0,89	0,76	0,65

Dari hasil pengujian pada Tabel 3.9 dan Tabel 3.10 didapatkan bahwa nilai putaran rotor berpengaruh pada nilai kecepatan angin, dan semakin lama nilai pengujian nilai rasio didapatkan bahwa pada kedua pengontrolan yang berbeda cenderung menuju nilai yang sama dengan dibutuhkan analisis lanjutan nilai waktu percobaan yang lebih lama.

4. Kesimpulan

Berdasarkan pengujian dan analisis yang dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa jaringan syaraf tiruan yang dibangun dapat memprediksi arah datangnya angin dengan *mean absolut error* sebesar 0,482 pada interval data satu menit pada proses training, dan 9,924 untuk hasil testing, sementara untuk data dengan interval tiga jam didapatkan nilai *mean absolut error* sebesar 0,228 pada proses training dan 9,566 pada proses testing. Pergerakan *yaw* turbin didapatkan rata-rata eror pergerakan sebesar 7 persen terhadap *setpoint* yang ingin dicapai.

5. Saran

Pada studi kali ini JST yang dibangun masih menghasilkan eror yang cukup tinggi, hal ini dikarenakan parameter input yang digunakan berjumlah rendah, dan sensor yang digunakan untuk mengakuisisi data bukan merupakan sensor yang biasa dipakai di industri sehingga data yang didapatkan tidak terlalu akurat dan presisi, oleh karenanya disarankan untuk menggunakan sensor yang sudah teruji dengan interval waktu pengambilan data yang beragam dan jumlah parameter input yang diperbanyak.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Global Wind Energy Council, "Global Wind Energy Outlook 2016," GWEC, 2016.
- [2] E. Muljadi and C. P. Butterfield, "Pitch-Controlled Variable-Speed Wind Turbine Generation," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 37, no. 1, pp. 240-246, 2001.
- [3] N. Hure, R. Turnar, M. Vasak and G. Ben'ci'c, "Optimal Wind Turbine Yaw Control Supported with Very Short-term Wind Predictions," *2015 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, pp. 385- 391, 2015.
- [4] A. Torabi, E. Tarsaii and S. K. M. Mashhadi, "Fuzzy Controller Used in Yaw System of Wind Turbine noisy," *Journal of mathematics and computer science* 8, pp. 105-112, 2014.
- [5] F.-Q. Chen and J.-M. Yang, "Fuzzy PID Controller Used in Yaw System of Wind Turbine," *3rd International Conference on Power Electronics System and Applications*, pp. 1-4, 2009.
- [6] G. Li and J. Shi, "On comparing three artificial neural networks for wind speed forecasting," *Applied Energy*, vol. 87, no. 7, pp. 2313-2320, 2010.
- [7] S. P. Kani and M. M. Ardehali, "Very short-term wind speed prediction: A new artificial neural network-Makrov Chain model," *Energy Conversion and Management*, vol. 52, no. 1, pp. 738-745, 2011.
- [8] B. D. Lakshmi and K. Sujatha, "Artificial Neural Networks for Wind Speed Direction," *International Journal of Computer Technology and Applications*, vol. 4, no. 9, pp. 179-185, 2016.
- [9] VDI (2004), VDI 2206 - Design methodology for mechatronic systems, Düsseldorf: The Association of German Engineers (VDI), 2004.
- [10] J. Wieringa, "Evaluation and Design of Wind Vanes," *Journal of Applied Meteorology*, vol. 6, pp. 1114-1122, 1967.

- [11] Á. Sanz-Andrés, S. Pindado and a. F. Sorribes-Palmer, "Mathematical Analysis of the Effect of Rotor Geometry on Cup Anemometer Response," *The Scientific World Journal*, 2014.
- [12] F. S. Panchal and M. Panchal, "Review on Methods of Selecting Number of Hidden Nodes in Artificial Neural Network," *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, vol. 3, no. 11, pp. 455-464, 2014.
- [13] H.-J. Wagner and J. Mathur, *Introduction to Wind Energy System*, Heidelberg: Springer, 2009.
- Z. Whu and H. Wang, "Research on Active Yaw Mechanism of Small Wind Turbines," *Energy Procedia* 16, pp. 53-57, 2012.
- [15] F. A. Farret, L. L. Pfitscher and D. P. Bemardon, "Active Yaw Control with Sensorless Wind Speed and Direction," in *Proceedings of the 2000 Third IEEE International Caracas Conference on Devices, Circuits and Systems (Cat. No.00TH8474)*, Caracas, 2000.
- [16] M. Dalto, J. Maatusko and M. Vasak, "Deep neural networks for ultra-short-term wind forecasting," in *IEEE International Conference on Industrial Technology*, Seville, 2015.
- [17] M. Rouse, "WhatIs.com," Tech Target, January 2016. [Online]. Available: <https://whatis.techtarget.com/definition/wind-turbine>. [Accessed 11 November 2018].
- [18] A. R. Jha, *Wind Turbine Technology*, Florida: Taylor and Francis Group, 2011.
- [19] M. Flasiński, *Introduction to Artificial Intelligence*, Basel: Springer, 2016.
- [20] Y. R. Senoaji, "Rancang Bangun Kontrol YAW Pada Prototipe Turbin Angin," Polman Bandung, Bandung, 2018.
- [21] W.-Y. Chang, "A Literature Review of Wind Forecasting Methods," *Journal of Power and Energy Engineering*, vol. 2, pp. 161-168, 2014.
- [22] D. Svozil, V. KvasniEka and J. Pospichal, "Introduction to multi-layer feed-forward neural networks," *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 39, pp. 43-62, 1997.
- [23] E. Rijanto, A. Muqorobin and A. S. Nugraha, "Design of a Yaw Positioning Control System for," *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. 6, pp. 2327-2340, 2011.
- [24] United States Enviromental Agency, "Meteorological Monitoring Guidance for Regulatory Modeling Applications," United States Enviromental Agency, North Carolina, 2000.
- [25] WebFinance Inc., "BussinesDictionary," [Online]. Available: <http://www.businessdictionary.com/definition/regression.html>. [Accessed 24 July 2019].
- [26] S. Dongran, J. Yang, X. Fan, Y. Liu, A. Liu, G. Chen and Y. H. Joo, "Maximum Power Extraction for Wind Turbines Through a Novel Yaw Control," *Energy Conversion and Management*, pp. 587-599, 2018.
- [27] S. Dongran, Y. Jian, Y. Liu, M. Su, A. Liu and Y. H. Joo, "Wind Direction Prediction for Yaw Control of Wind Turbines," *International Journal of Control, Automation and Systems* 15, vol. X, pp. 1-9, 2017.
- [28] H. S. Pedersen and E. G. Marin, "Yaw Misalignment and Powe Curve Analysis," in *EWEA Analysis of Operating Wind Farms 2016*, Bilbao, 2016.
- [29] T. Ouyang, A. Kusiak and Y. He, "Predictive Model of Yaw Error in Wind Turbine," *Energy*, vol. 123, pp. 119-130, 2017.

