

Dedik Romahadi

Dosen
Universitas Mercu Buana
Jurusan Teknik Mesin
dedik.romahadi@mercubuana.ac.id

Dafit Feriyanto

Dosen
Universitas Mercu Buana
Jurusan Teknik Mesin
dafit.feriyanto@mercubuana.ac.id

Wiwit Suprihatiningsih

Dosen
Universitas Mercu Buana
Jurusan Teknik Mesin
wiwit.suprihatiningsih@mercubuana.ac.id

Wahyu Nur Setiawan

Mahasiswa
Universitas Mercu Buana
Jurusan Teknik Mesin
wahyunursetiawan95@gmail.com

PERANCANGAN SISTEM DIAGNOSIS GETARAN MOTOR MENGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN PROPAGASI MUNDUR

Expert system design is an effective and sophisticated way of diagnosing a fault in a 12 kW DC Motor. This study aims to design an ANN system to determine damage to the motor. The research method uses spectrum data from the vibration analyzer which is collected based on different types of damage. The training data patterns from the spectrum characteristics to be used in the system, the goal is that the systems can recognize the patterns that have been made. The training data patterns that have been successfully recognized by the system are then tested. The results of training and ANN testing are quite good, with the greatest Cross-Entropy value of 9.94, having 0% error value, the largest Mean Square Error value $8.33e-6$ and the smallest regression 0.998. A testing of 8 new spectrums resulted in accurate predictions.

Keywords: Vibration Analysis, Artificial Neural Networks, Motor, Spectrum, Fault Diagnosis.

1. PENDAHULUAN

Dalam dunia industri yang bergerak pada bidang motor dan mesin berputar lainnya, getaran adalah salah satu penyebab utama kerusakan pada komponen-komponen yang ada pada mesin. Getaran sendiri bisa disebabkan karena beberapa hal yang tidak sesuai pada mesin, misalnya bantalan (*bearing*) yang sudah rusak, poros yang tidak lurus (*misalignment*), desain yang tidak sesuai dan lain-lain [1]–[5]. Maka dari itu perlu adanya seorang yang ahli dibidang getaran untuk menganalisis penyebab terjadinya getaran [6], [7]. Pada dunia industri mesin seperti motor pada saat ini kekurangan tenaga ahli di bidang getaran, maka dari itu perlu adanya pengembangan untuk mempermudah semua karyawan pada industri yang bergerak pada bidang motor untuk menganalisis sebuah getaran [8], [9].

Salah satu teknik pemantauan kondisi yang andal, mudah dilakukan dan diterapkan dalam kehidupan nyata adalah analisis getaran [10], [11]. Getaran frekuensi karakteristik mampu menunjukkan sebagian besar jenis kerusakan yang terjadi pada mesin. Analisis getaran dilakukan untuk upaya meminimalkan sebuah kerusakan pada komponen mesin dan bisa menular ke komponen mesin lain akibat terletak pada dudukan yang sama. Teknik terbaru yang biasa digunakan untuk diagnosis motor adalah dengan menganalisis getaran sinyal diambil dari sisi terdekat pada suatu bantalan [12]. Tujuannya adalah untuk mendeteksi lokasi dan jenis kerusakan pada tahap awal pengembangan dan memantau kondisi untuk memperkirakan masa mesin dan menyiapkan perbaikan yang tepat.

Berkembangnya suatu alat diagnosis salah satunya dipengaruhi oleh minat perusahaan untuk mengembangkan suatu alat yang canggih, semakin besarnya minat perusahaan perlu diikuti oleh pengembangan sumber daya manusia, sarana, dan prasarana. Metode ANN dan data deret waktu secara efektif digunakan untuk mendapatkan model prediksi peningkatan suatu getaran pada suatu media yang berputar atau bergerak secara kontinu [13]–[15]. Karena berkembangnya suatu alat perlu juga adanya ketrampilan seorang insinyur untuk mempermudah orang lain mengetahui penyebab getaran itu sendiri dan bagaimana cara penanganannya. Maka dari itu penulis mencoba untuk membuat suatu sistem pintar untuk mendiagnosis suatu motor yang mengalami kendala dengan cara memasukkan data spektrum dari alat ukur getaran [16]–[18]. Dengan menggunakan metode ANN diharapkan dapat membantu dalam mengatasi masalah-masalah yang sering terjadi pada motor [19]–[21].

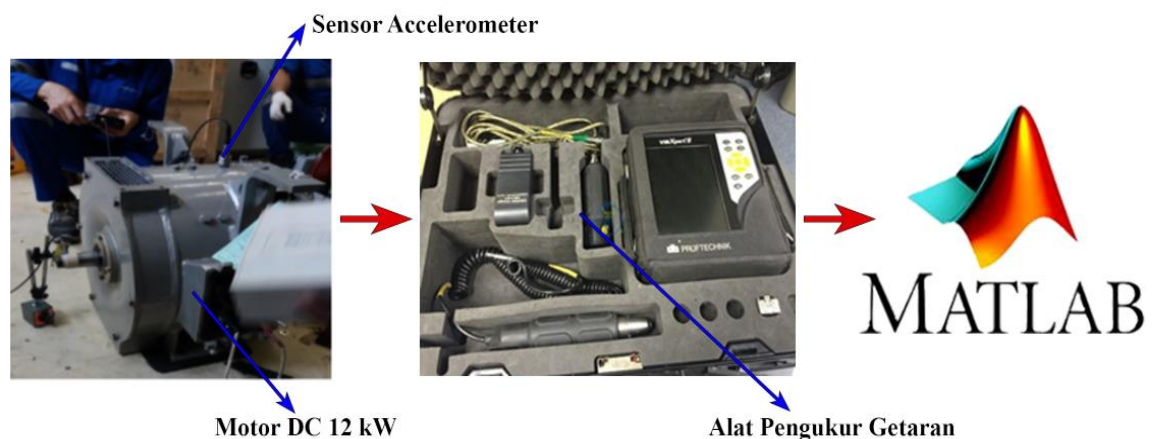
ANN merupakan penangkapan suatu sistem informasi menggunakan sebuah karakteristik tertentu dan kinerja yang mendekati saraf biologi. Jaringan saraf merupakan salah satu perwakilan yang dibuat otak manusia. Hal ini disebabkan pemrosesan arahan terletak pada suatu neuron yang mempunyai sinyal. Pada tiap neuron masukan dan neuron keluaran memiliki sebuah lapisan yang tersembunyi [22]–[24]. Dalam penelitian sebelumnya ANN propagasi mundur digunakan untuk mendeteksi kerusakan pada struktur jembatan dan mesin sentrifugal menggunakan analisis getaran. Sayangnya cara ini belum dicoba diterapkan untuk mendiagnosis getaran pada motor. Jayasundara et al [25] dan Romahadi et al [26] berhasil menerapkan metode ANN jenis propagasi mundur untuk mendeteksi kerusakan dari pola getaran. Di sini penulis mencoba untuk mempraktikkan penelitian sebelumnya dengan cara yang sama namun dengan media yang berbeda.

Banyak metode dapat digunakan dalam klasifikasi kegagalan mesin berdasarkan spektrum getaran. Namun, sebagian besar metode tidak dapat melakukan pembaruan sistem klasifikasi sendiri. ANN merupakan metode klasifikasi yang dapat memutakhirkan tingkat kualitas klasifikasi [27], [28]. Selain itu dengan memanfaatkan data yang ada dan didukung dengan paket-paket pemrograman, ANN sangat mudah dibuat dengan waktu yang cukup cepat dan hasil yang akurat. Pendekatan ANN sangat cocok untuk aplikasi pengenalan pola spektrum getaran. Arsitektur propagasi mundur dipilih karena secara simultan dapat menampilkan berbagai jenis kerusakan motor sebagai keluaran sehingga dapat dilihat identifikasi alternatif berupa faktor korelasi [29], [30]. Konsep berbeda seperti Hebb, Heteroassociative, dan Autoassociative hanya mendefinisikan keluaran yang menyatakan apakah pola yang diuji adalah pola kelas yang disimpan jaringan atau tidak. Oleh karena itu, ANN propagasi mundur diterapkan untuk mendiagnosis getaran Motor DC 12 kW pada penelitian ini karena kemampuan pengenalan polanya sebagai solusi dari permasalahan yang telah disebutkan sebelumnya.

2. METODE DAN BAHAN

2.1. Pengukuran dan Pengolahan Data

Penelitian dibagi menjadi beberapa tahapan dan secara garis besar meliputi persiapan data motor, pengukuran, perancangan ANN sesuai prinsip analisis getaran, pelatihan jaringan, dan pengujian sistem yang dikembangkan. Data getaran diperoleh dari pengukuran motor DC, spesifikasi detailnya ditunjukkan oleh Tabel 1. Pengukuran menggunakan alat pengumpulan data getaran yang disebut VIBXpert, seperti yang ditunjukkan Gambar 2. Alat ini dapat mengukur getaran dan menampilkannya dalam domain waktu dan domain frekuensi. Rentang frekuensi dan jenis pengukuran getaran bisa disesuaikan. Ada 3 jenis pengukuran getaran yang disediakan, yaitu: *displacement*, *velocity* dan *acceleration*. Motor memiliki daya sebesar 12 kW dengan kecepatan putar motor 1000 cpm. Pengukuran dilakukan dengan menggunakan sensor tipe akselerometer bernama VIB 6.142R yang dipasang pada lokasi bantalan motor pada arah radial dan vertikal. Akselerometer ini dapat mengukur getaran hingga 20 kHz pada mesin dengan kecepatan rotasi di atas 600 cpm, untuk deteksi kerusakan pada bantalan dan untuk pengukuran kavitasi pada pompa. Akselerometer biasanya digunakan untuk pengumpulan data di lingkungan industri. Akuisisi dan pemrosesan sinyal dilakukan dengan alat pengumpul data dari VIBXpert. Transfer data dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak pendamping yaitu Omnitrend kemudian diolah menggunakan MATLAB. Selain itu, data yang disiapkan berupa getaran dan spektrum digunakan sebagai *input* dan pelatihan sekaligus pembuatan sistem.



Gambar 1: Proses pengukuran dan pengolahan data.

2.2. Inisialisasi Data

Pada sebuah data spektrum yang didapat dari proses pengukuran motor DC 12 kW dilakukan sebuah inisialisasi untuk mendapatkan jenis karakteristik sebuah kerusakan. Pada karakteristik sebuah kerusakan, karakteristik yang diambil mengacu pada standar yang ada yakni menggunakan standar ISO [2]. Pada data spektrum tersebut terdapat nilai *Root Mean Square* (RMS) yang nantinya akan dimasukkan ke dalam sistem diagnosis.

Tabel 1: Spesifikasi motor DC.

Tipe	Shunt DC Motor
Daya Motor	12 kW
Commutation	Brush
Efisiensi	IE 2
Torsi	90 N.m
Kecepatan Rotasi	1000 RPM
Weight	80 kg
Continuous Current	170 A

Tabel 2: Detail data spektrum.

Path of Location : GMF\Power Generation Workshop.srveas			
Number of Meas. <i>Values</i> : 1600			
Meas. Task : Machine			
Meas. Type : Spectrum			
Unit: mm/s (RMS)			
Date	Time	f (cpm)	Value
16/09/2019	13:29:47	0,00	0.56
16/09/2019	13:29:47	60,00	0.62
16/09/2019	13:29:47	120,00	0.51
16/09/2019	13:29:47	180,00	0.08
16/09/2019	13:29:47	240,00	0.11
16/09/2019	13:29:47	300,00	0.16
16/09/2019	13:29:47	360,00	0.07
16/09/2019	13:29:47	420,00	0.06
16/09/2019	13:29:47	480,00	0.08
16/09/2019	13:29:47	540,00	0.13
16/09/2019	13:29:47	600,00	0.09
16/09/2019	13:29:47	660,00	0.08
⋮	⋮	⋮	⋮
16/09/2019	13:29:47	95940,00	0.01

Pada inisialisasi data ini terdapat 4 jenis karakteristik data *spectrum* yang berbeda antara lain *unbalance* dengan kerusakan dominan pada 1 kali frekuensi, lalu *missalignment* dengan kerusakan yang dominan muncul pada 1 kali, 2 kali dan terkadang 3 kali frekuensi, untuk *bearing defect* dominan muncul pada frekuensi-frekuensi komponen *bearing*, di mana *bearing* yang digunakan adalah SKF 6309 dan yang terakhir yakni masalah fondasi yang dominan terjadi pada 0,5 kali frekuensi. Detail data spektrum hasil dari pengukuran motor DC 12 kW ditunjukkan oleh Tabel 2.

Kapasitas spektrum sebagai data latih yang dimiliki terbatas sehingga data *input* dibuat lebih sederhana dengan menampilkan komponen frekuensi-frekuensi utama sentrifugal. Penyederhanaan data dilakukan dengan cara mengekstraksi nilai frekuensi dan amplitudo berdasarkan perhitungan frekuensi pada komponen sentrifugal. Komponen frekuensi secara detail ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3: Frekuensi komponen Motor DC 12 kW.

No.	Komponen/Atribut		Frekuensi (cpm)
1		0.5X	500
2		1X	1000
3		2X	2000
4		3X	3000
5		4X	4000
6		5X	5000
7	Bearing	BPFI	4923
		BPFO	3044
		FTF	380.4
		BSF	5192

2.3. Persiapan Data Latih

Data latih adalah sebuah sekumpulan data yang dibuat dari data spektrum motor DC 12 kW. Data latih dikelompokkan sebanyak 4 jenis kerusakan yakni *unbalance*, *misalignment*, kerusakan *bearing* dan masalah fondasi. Dari ke 4 data latih ini penulis membuat masing-masing 20 sampel pada setiap jenis kerusakannya. Data latih terdiri dari nilai amplitudo di setiap frekuensi yang dijadikan sebagai *input* di MATLAB dan hasil yang diinginkan sebagai target. Selain itu data latih dibuat sesuai dengan rentang yang telah ditetapkan yakni pada frekuensi 0.5X, 1X, 2X, 3X, 4X, 5X, dan frekuensi *bearing* seperti yang terlihat pada Tabel 4. Diharapkan data latih dapat terbaca saat dimasukkan dalam sistem yang ada pada MATLAB. Kemudian setiap proses pengolahan data spektrum yang dimasukkan, sistem mampu mengenali kerusakan yang terjadi.

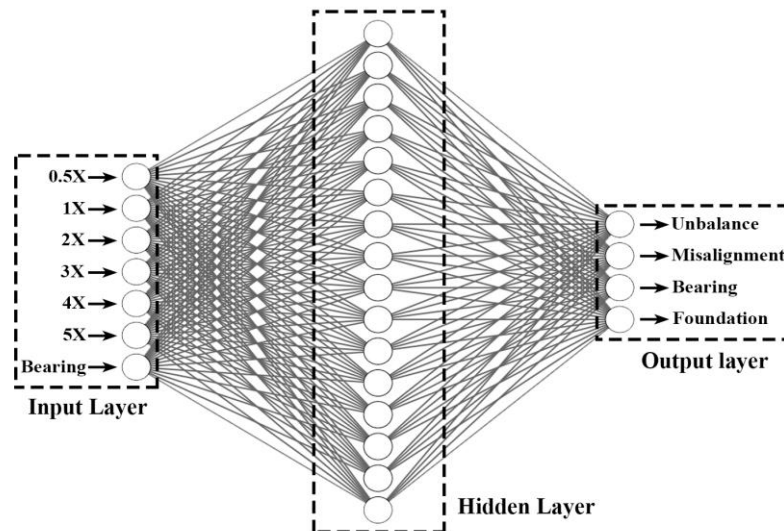
Tabel 4: Data *input*.

Jenis Kerusakan	0.5X	1X	2X	3X	4X	5X	Bearing
Unbalance	0.21	4.89	0.56	0.72	0.61	0.76	0.56
	0.32	7.13	0.38	0.76	0.82	0.67	0.89
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	0.35	5.46	0.56	0.85	0.42	0.47	0.75
Misalignment	0.12	4.59	5.83	0.32	0.63	0.21	0.39
	0.42	6.43	4.54	0.73	0.03	0.81	0.63
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	0.31	5.92	6.43	0.96	0.91	0.83	0.54
Bearing	1.54	0.76	0.86	0.89	0.91	0.17	4.64
	1.82	0.58	0.47	0.75	0.45	0.21	3.68
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	0.89	0.73	0.52	0.59	0.54	0.55	4.73
Fondasi	2.89	0.73	0.52	0.59	0.44	0.56	0.89
	3.71	0.41	0.96	0.84	0.45	0.78	0.71
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	3.82	0.54	0.68	0.73	0.73	0.52	0.59

Saat membangun ANN selain data *input*, data target juga harus disiapkan. Data target terdiri dari angka 1 dan 0. Jumlahnya harus sama dengan data *input* latih, yaitu sebanyak 20 sampel dan setiap data terdiri dari 4 atribut. Bobot target dibuat masing-masing 10 untuk setiap jenis kerusakan yang dapat dilihat di Tabel 4.

Pada ANN toolbox bisa dipilih sesuai jaringan yang dibutuhkan. Terdapat 4 pilihan jenis ANN pada panel ini yakni *fitting app*, *patern recognition app*, *clustering app*, dan *time series*. Dari ke empat jenis jaringan tersebut setiap jaringan memiliki kegunaan yang berbeda. Karena di sini menggunakan pengenalan pola agar mampu mendeteksi pola yang sesuai dibuat data latih, penulis memilih jenis jaringan *patern recognition*. Karena jenis jaringan tersebut mampu mengenali sebuah pola yang telah dibuat pada data latih. Selanjutnya proses validasi, proses ini menampilkan sebuah validasi data dari data latih yang dimasukkan. Data validasi meliputi, data *training*, data validasi dan data *testing*. Total ada sebanyak 80 yang dibagi menjadi data latih sebesar 56 sampel, data uji 12 sampel dan validasi sebanyak 12 sampel. Proses komputasi terus dilakukan hingga mendapatkan hasil yang optimal. Jika pelatihan data tidak bisa mencapai target yang optimal maka perlu dilakukan perubahan atau penambahan dari beberapa variabel. Setelah didapatkan hasil

terbaik maka hasil komputasi ANN yang sudah dilatih disimpan untuk diterapkan ke sistem diagnosis motor DC 12 kW.



Gambar 2: Arsitektur *Artificial Neural Networks*.

Jaringan umpan-maju dua-lapisan seperti yang ditunjukkan di Gambar 2, dengan *sigmoid hidden* dan *softmax output neuron* (patternnet), dapat mengklasifikasikan vektor secara acak, dengan neuron yang berjumlah 16 yang berlokasi di *hidden* layer. Jaringan akan dilatih dengan *backpropagation* gradien konjugat yang diskalakan (*trainscg*). Penentuan jumlah neuron berdasarkan uji coba berulang kali hingga mendapatkan hasil *output* yang optimal.

3. HASIL DAN DISKUSI

3.1. Hasil Komputasi ANN

Setelah proses persiapan perancangan sistem selesai maka diperoleh hasil dari data *training* yang menunjukkan bahwa sistem telah mencapai hasil yang maksimal dengan nilai seperti yang ditunjukkan oleh Tabel 5. Dengan hasil latih yang didapat bisa di simpulkan bahwa sistem sudah siap untuk dijalankan.

Tabel 5: Hasil pelatihan ANN.

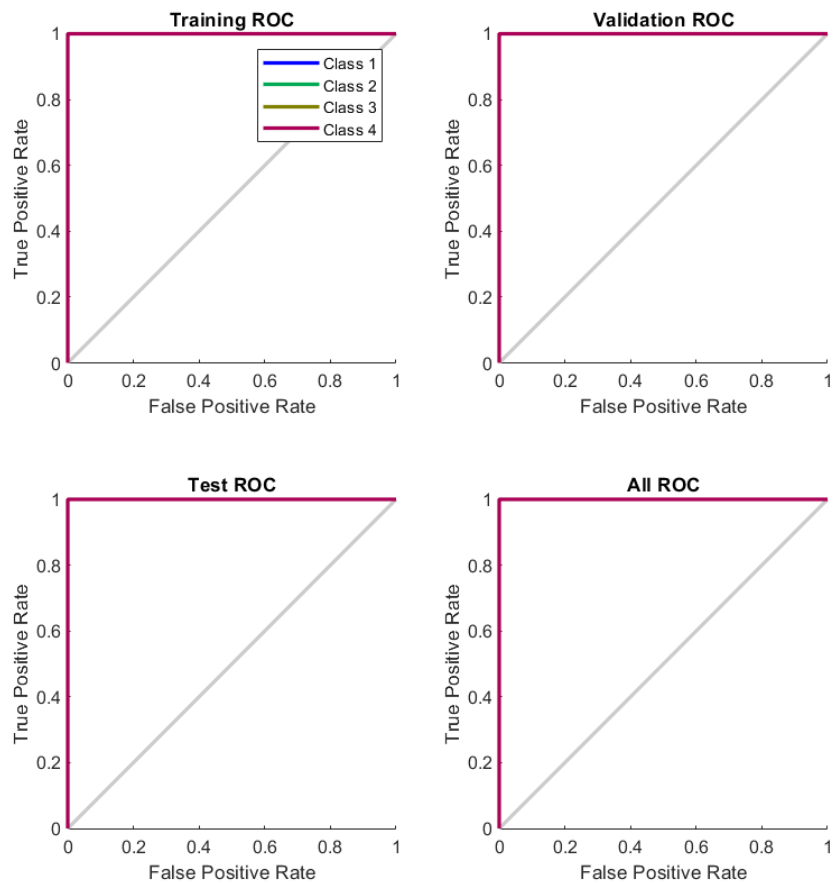
Sampel	Cross-Entropy	%Error	MSE	Regresi
Pelatihan	3.46528	0	2.53e-7	0.999825
Validasi	9.93992	0	4.02e-6	0.998904
Uji	9.89596	0	8.33e-6	0.999791

Jaringan Saraf dilatih menggunakan propagasi mundur gradien konjugat yang diskalakan (*trainscg*). Pelatihan otomatis berhenti ketika generalisasi berhenti membaik, seperti yang ditunjukkan oleh peningkatan kesalahan lintas-entropi dari sampel validasi. Pelatihan yang dilakukan beberapa kali akan menghasilkan hasil yang berbeda karena inisial kondisi dan pengambilan sampel yang berbeda. Pada ANN berbasis pengenalan pola meminimalkan hasil *Cross-Entropy* dalam klasifikasi yang baik. Nilai yang lebih rendah lebih baik. Nilai 0 berarti tidak ada kesalahan. Begitu juga dengan *Mean Square Error* (MSE), semakin kecil nilainya semakin akurat pengklasifikasiannya. Nilai % *Error* menunjukkan fraksi sampel yang salah diklasifikasikan. Nilai 0 berarti tidak ada kesalahan klasifikasi, 100 menunjukkan kesalahan klasifikasi maksimum. Nilai regresi mengukur korelasi antara *output* dan target. Regresi memiliki rentang nilai 0 – 1, nilai 1 bermakna hasil klasifikasi akurat 100%. Pada Tabel 4 memperlihatkan hasil yang baik. Semua jenis sampel memiliki nilai yang mendekati 1. Hal ini juga didukung oleh hasil *Confusion Matrix* seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 3.

Confusion matrix yang ditunjukkan oleh Gambar 3 memberitahu keakuratan ANN yang sudah dilatih. Matriks berukuran 4×4 sesuai dengan jumlah jenis kerusakan sentrifugal yang dibuat sebagai target. Matriks ini akan mencantumkan klasifikasi yang benar sebagai 'benar positif' atau 'benar negatif', dan klasifikasi salah sebagai 'positif salah' atau 'negatif salah'. Terlihat semua data sampel dapat dideteksi dengan benar.



Gambar 3: Confusion matrix.

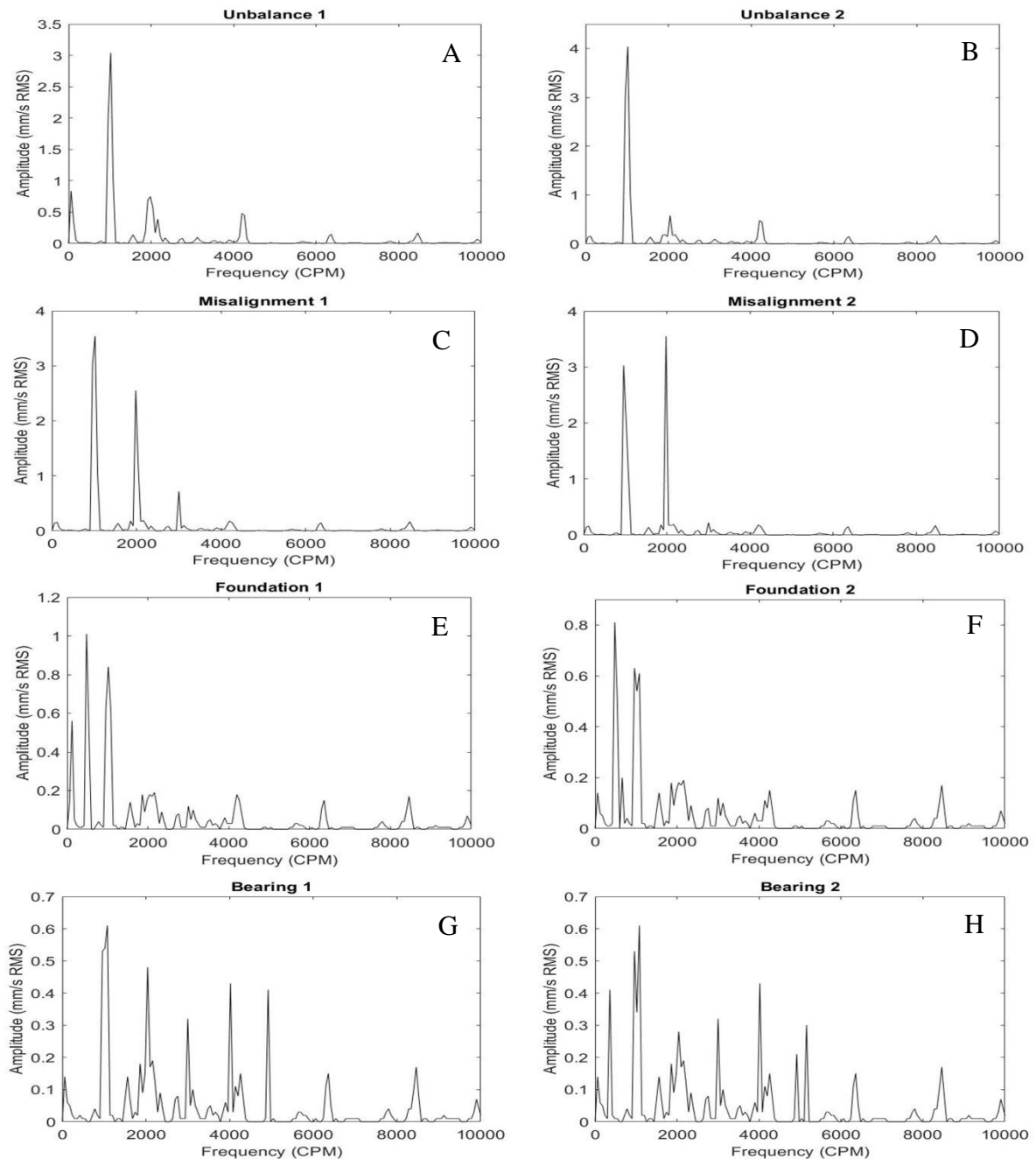


Gambar 4: Receiver operating characteristic.

Kurva ROC ditunjukkan oleh Gambar 4 disajikan untuk menampilkan nilai yang telah didapatkan di perhitungan menggunakan *confusion matrix*, yaitu antara *False Positive Rate* dengan *True Positive Rate*. Di mana mempunyai persamaan:

- *False Positive Rate (FPR) = False Positive / (False Positive + True Negative)*
- *True Positive Rate (TPR) = True Positive / (True Positive + False Negative)*

Dari hasil pembacaan grafik ROC menunjukkan kinerja sistem ANN dalam mengklasifikasi target sudah benar.



Gambar 5: Spektrum uji.

3.2. Data Uji

Selain data besar getaran (*overall vibration*), data spektrum juga diperlukan dalam menentukan kondisi motor. Spektrum merupakan domain frekuensi yang diperoleh dari metode *Fast Fourier Transform*. Data ini diperlukan dalam pencarian lokasi penyebab besarnya getaran. Spektrum biasanya disajikan dalam bentuk grafik amplitudo dan frekuensi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5. Spektrum – spektrum ini sekaligus

menjadi uji *input* untuk ANN yang sudah dibuat. Spektrum ini memiliki total frekuensi 95940 cpm dan intervalnya sebesar 60 cpm, pada grafik spektrum yang ditampilkan di Gambar 5 dilakukan pembesaran tampilannya. Sehingga ada 1600 baris spektrum dan amplitudonya. Data *input* diperoleh dari *value (amplitude)* berdasarkan frekuensi setiap komponen motor. Setiap *input* memiliki 7 atribut dengan bobot nilai yang bervariasi sesuai dengan jenis kerusakan motor.

3.3. Pengujian Sistem

Setelah pelatihan ANN hingga menghasilkan *output* yang sesuai dengan target, uji coba menggunakan data baru dilakukan. Ada sebanyak 8 spektrum getaran seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5. Uji coba dilakukan untuk melihat kinerja ANN ketika dimasukkan spektrum getaran baru. Hasil pengujian bisa dilihat di Tabel 6.

Dari hasil uji coba 8 spektrum yang dimasukkan, sistem ANN dapat mendeteksi semua jenis kerusakan motor dengan benar. Spektrum C diprediksi benar akan tetapi mempunyai tingkat keakuratan yang sangat rendah. Prediksi spektrum C mendekati nilai klasifikasi *unbalance*. Hal ini karena adanya frekuensi komponen 1X pada spektrum. Data latih ANN dapat ditambahkan lagi agar keakuratan dalam memprediksi spektrum meningkat. Banyaknya variasi data latih juga akan mempengaruhi keakuratan prediksi.

Tabel 6: Hasil pengujian.

No.	Spektrum <i>Input</i>	<i>Output</i>	Target	Hasil Uji
1.	A	1,0000	<i>Unbalance</i>	<i>Unbalance</i>
		0,0000		
		0,0000		
		0,9999		
2.	B	0,0000	<i>Unbalance</i>	<i>Unbalance</i>
		0,0000		
		0,0000		
3.	C	0,4420	<i>Misalignment</i>	<i>Misalignment</i>
		0,5558		
		0,0022		
		0,0000		
4.	D	0,0231	<i>Misalignment</i>	<i>Misalignment</i>
		0,9767		
		0,0000		
		0,0003		
5.	E	0,0000	<i>Foundation</i>	<i>Foundation</i>
		0,0000		
		1,0000		
6.	F	0,0000	<i>Foundation</i>	<i>Foundation</i>
		0,0000		
		1,0000		
		0,0000		
7.	G	0,0000	<i>Bearing</i>	<i>Bearing</i>
		1,0000		
		0,0000		
		0,0001		
8.	H	0,0000	<i>Bearing</i>	<i>Bearing</i>
		0,9999		
		0,0000		

Pada penelitian ini bisa disimpulkan bahwa sistem telah berhasil dibuat dan dapat diimplementasikan, serta digunakan untuk membantu pengguna yang kurang mengerti dalam mengetahui jenis kerusakan dari sebuah motor berdasarkan analisis getaran. Karena dari hasil pengujian, sistem ANN mampu mengklasifikasikan data uji dengan benar. Keakuratan hasil dapat lebih ditingkatkan dengan menambah jumlah variasi data latih sesuai jenis klasifikasinya.

4. KESIMPULAN

Jenis-jenis kerusakan motor dapat diagnosis dengan akurat menggunakan metode analisis vibrasi. Penggabungan metode analisis vibrasi dan ANN berhasil dirancang guna mendiagnosis motor. ANN berhasil

dibangun dengan memanfaatkan spektrum motor untuk klasifikasi setiap jenis kerusakan. Diperlukan ekstraksi spektrum terhadap frekuensi komponen motor untuk mengatasi jumlah data spektrum yang terbatas. Hasil pelatihan dan pengujian ANN terbilang sangat baik, dengan nilai *Cross-Entropy* paling besar 9.94, memiliki 0 nilai % *Error*, nilai MSE terbesar $8.33e-6$ dan regresi terkecil 0.998. Hasil pengujian menunjukkan semua *input* spektrum dapat dikenali hanya saja prediksi terhadap 1 data spektrum memiliki nilai akurasi yang rendah. Hal ini disebabkan oleh adanya amplitudo yang tinggi pada 1 kali cpm motor sehingga pola kerusakan yang dibaca memiliki kesamaan dengan *unbalance*.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] SURYADI, D., PRATAMA, M. D., “Desain dan pembuatan alat monitoring kerusakan mesin berdasarkan level getaran”, *Rekayasa Mesin*, v. 11, pp. 21–29, 2020.
- [2] ROMAADI, D., LUTHFIE, A. A., DESTI DORION, L. B., “Detecting classifier-coal mill damage using a signal vibration analysis”, *SINERGI*, v. 23, n. 3, pp. 175-183, 2019.
- [3] CAO, Z., XU, Y., GONG, W., CAI, Y., YUAN, Z., “Probabilistic analysis of environmental vibrations induced by high-speed trains”, *Soil Dynamic and Earthquake Engineering.*, v. 139, Dec. 2020.
- [4] TIAN, L., YE, T., JIN, G., “Vibration analysis of combined conical-cylindrical shells based on the dynamic stiffness method”, *Thin-Walled Structure*, v.159, Feb. 2020.
- [5] LUTHFIE, A.A., ROMAADI, D., GHUFRON, H., MURTYAS, S.D., “Numerical simulation on rear spoiler angle of mini mpv car for conducting stability and safety”, *SINERGI*, v. 24, n.1, pp. 23–28, 2020.
- [6] TUCKMANTEL, F.W.D.S., CAVALCA, K.L., “Vibration signatures of a rotor-coupling-bearing system under angular misalignment”, *Mechanism and Machine Theory*, v. 133, pp. 559–583, Mar. 2019.
- [7] XIANG, B., WONG, W.O., “Vibration characteristics analysis of magnetically suspended rotor in flywheel energy storage system”, *Journal of Sound and Vibration*, v. 444, pp. 235–247, Mar. 2019.
- [8] PLÖGER, D.F., ZECH, P., RINDERKNECHT, S., “Vibration signature analysis of commodity planetary gearboxes”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 119, pp. 255–265, Mar. 2019.
- [9] CHANG'AN, Z., Bin, Y., Kai, G., *et al.*, “Vibration singularity analysis for milling tool condition monitoring”, *International Journal of Mechanical Sciences*, v. 166, Jan. 2020.
- [10] ABBAS, S.H., JANG, J.K., KIM, D. H., LEE, J.R., “Underwater vibration analysis method for rotating propeller blades using laser Doppler vibrometer”, *Optic and Lasers in Engineering*, v. 132, Sept. 2020.
- [11] CHEN, G., LIU, M. CHEN, J., “Frequency-temporal-logic-based bearing fault diagnosis and fault interpretation using Bayesian optimization with Bayesian neural networks”, *Mechanical System Signal Processing*, v. 145, Nov. 2020.
- [12] KAMIEL, B. P., PRASTOMO, N., RIYANTA, B., “Ekstraksi parameter statistik domain waktu dan domain frekuensi untuk mendeteksi kavitas pada pompa sentrifugal berbasis Principal Component Analysis (PCA)”, *Rekayasa Mesin*, v. 10, n. 2, pp. 165–176, 2019.
- [13] AYAT, S.O., KHALIL-HANI, M., RAHMAN, A.A.H., ABDELLATEF, H., “Spectral-based convolutional neural network without multiple spatial-frequency domain switchings”, *Neurocomputing*, v. 364, pp. 152–167, Oct. 2019.
- [14] XU, X., CAO, D., ZHOU, Y., GAO, J., “Application of neural network algorithm in fault diagnosis of mechanical intelligence,” *Mechanical System and Signal Processing*, v. 141, Jul. 2020.
- [15] ZHANG, X., Xu, J., Chen, L., *et al.*, “Understanding the learning mechanism of convolutional neural networks in spectral analysis,” *Analytica Chimica Acta*, v. 1119, pp. 41–51, Jul. 2020.
- [16] ACQUARELLI, J., VAN LAARHOVEN, T., GERRETZEN, J., TRAN, T.N., BUYDENS, L.M.C., MARCHIORI, E., “Convolutional neural networks for vibrational spectroscopic data analysis”, *Anal. Chim. Acta*, v. 954, pp. 22–31, Feb. 2017.
- [17] ASR, M.Y., ETTEFAGH, M.M., HASSANNEJAD, R., RAZAVI, S.N., “Diagnosis of combined faults in Rotary Machinery by Non-Naive Bayesian approach”, *Mechanical System Signal Processing*, v. 85, pp. 56–70, Feb. 2017.
- [18] ROMAADI, D., XIONG, H., PRANOTO, H., “Intelligent system for gearbox fault detection & diagnosis based on vibration analysis using Bayesian Networks”, in *IOP Conference Series: Materials*

Science and Engineering, 694, 2019.

- [19] FAN, G., LI, J., HAO, H., “Vibration signal denoising for structural health monitoring by residual convolutional neural networks”, *Measurement*, v. 157, Jun. 2020.
- [20] SABANCI, K., “Artificial intelligence based power consumption estimation of two-phase brushless DC motor according to FEA parametric simulation”, *Measurement*, v. 155, Apr. 2020.
- [21] AMIRUDDIN, A.A.A.M., ZABIRI, H., JEREMIAH, S.S., TEH, W.K., KAMARUDDIN, B., “Valve stiction detection through improved pattern recognition using neural networks”, *Control Engineering Practice*, v. 90, pp. 63–84, Sep. 2019.
- [22] KAO, L.J., CHIU, C.C., “Application of integrated recurrent neural network with multivariate adaptive regression splines on SPC-EPC process,” *Journal Manufacturing Systems*, v. 57, pp. 109–118, Oct. 2020.
- [23] Z.H., NI, H.J., ZHANG, D., XUE, H.X., “Neural network-based fault detection for nonlinear networked systems with uncertain medium access constraint: Application to motor systems”, *ISA Transactions*, May 2020.
- [24] KAHANI, M., Ghazvini, M., Mohseni-Gharyehsafa, B., *et al.*, “Application of M5 tree regression, MARS, and artificial neural network methods to predict the Nusselt number and output temperature of CuO based nanofluid flows in a car radiator”, *International Communications in Heat Mass Transfer*, v. 116, Jul. 2020.
- [25] JAYASUNDARA, N., THAMBIRATNAM, D.P., Chan, T.H.T., Nguyen, A., “Damage detection and quantification in deck type arch bridges using vibration based methods and artificial neural networks”, *Engineering Failure Analysis*, v. 109, Jan. 2020.
- [26] ROMAHADI, D., ANGGARA, F., SUDARMA, A.F., XIONG, H., “The implementation of artificial neural networks in designing intelligent diagnosis systems for centrifugal machines using vibration signal”, *SINERGI*, v. 25, n. 1, Nov. 2020, 2021.
- [27] ZHANG, Y., ZHANG, Y., HE, K., LI, D., XU, X., GONG, Y., “Intelligent feature recognition for STEP-NC-compliant manufacturing based on artificial bee colony algorithm and back propagation neural network”, *Journal Manufacturing Systems*, Feb. 2021.
- [28] BETELIN, V.B., KRYZHANOVSKY, B.V., SMIRNOV, N.N., *et al.*, “Neural network approach to solve gas dynamics problems with chemical transformations”, *Acta Astronautica*, v. 180, pp. 58–65, Mar. 2021.
- [29] LONGO, G.A., MANCIN, S., RIGHETTI, G., ZILIO, C., ORTOMBINA, L., ZIGLIOTTO, M., “Application of an Artificial Neural Network (ANN) for predicting low-GWP refrigerant boiling heat transfer inside Brazed Plate Heat Exchangers (BPHE)”, *International Journal Heat and Mass Transfer*, v. 160, Oct. 2020.
- [30] SABISTON, T., INAL, K., LEE-SULLIVAN, P., “Application of Artificial Neural Networks to predict fibre orientation in long fibre compression moulded composite materials”, *Composites Sciences Technology*, v. 190, Apr. 2020.