## Terakreditasi SINTA Peringkat 4

Surat Keputusan Dirjen Penguatan Riset dan Pengembangan Ristek Dikti No. 28/E/KPT/2019 masa berlaku mulai Vol.3 No. 1 tahun 2018 s.d Vol. 7 No. 1 tahun 2022

> Terbit online pada laman web jurnal: http://publishing-widyagama.ac.id/ejournal-v2/index.php/jointecs



# **JOINTECS**

## (Journal of Information Technology and Computer Science)

Vol. 6 No. 2 (2021) 109 - 116 e-ISSN:2541-6448

p-ISSN:2541-3619

## Klasifikasi Kerusakan Motor Induksi Menggunakan Metode Transformasi Wavelet Diskrit Dan K-Nearest Neighbor

Gigih Priyandoko Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Widyagama Malang gigih@widyagama.ac.id

#### Abstract

In the industrial field, 3-phase induction motors are often used, this electric motor is known to have a stronger construction than other types of electric motors. However, this electric motor is not free from damage. The damage that often occurs is caused by factors of the work environment and the age of the motorbike. Lack of knowledge about the system in detecting a 3phase induction motor failure results in the engine shut-down and stops operating, resulting in losses in the industrial sector. Discrete Wavelet Transform (DWT) and K-Nearest Neighbor (KNN) signal extraction methods for the classification of induction motor data with various damage conditions are able to produce a high accuracy result. In this research, a classification is carried out on the damaged conditions of the bearing, air gap, rotor and stator of the induction motor. Classification results obtained with an accuracy rate of more than 95%.

Keywords: wavelet transformation; nearest k-neighbor; induction motor.

#### **Abstrak**

Dalam bidang industri, motor induksi 3 fasa sering digunakan, motor listrik ini dikenal memiliki konstruksi yang lebih kuat dari jenis motor listrik lain. Namun motor listrik ini tidak terlepas dari kerusakan. Kerusakan yang sering terjadi disebabkan oleh faktor lingkungan kerja dan umur motor. Kurangnya pengetahuan tentang sistem dalam mendeteksi kerusakan motor induksi 3 fasa mengakibatkan mesin mengalami shut-down berhenti beroperasi, sehingga mengakibatkan kerugian di sektor industri. Metode ekstraksi sinyal Transformasi Wavelet Diskrit (DWT) dan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk klasifikasi data motor induksi dengan berbagai kondisi kerusakan mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi. Dalam penelitian ini dilakukan klasifikasi terhadap kondisi kerusakan bearing, air gap, rotor dan stator motor induksi. Hasil klasifikasi yang diperoleh dengan tingkat akurasi lebih dari 95%.

Kata kunci: transformasi wavelet; k-nearest neighbor; motor induksi.

© 2021 Jurnal JOINTECS

#### 1. Pendahuluan

Penerapan motor induksi sering digunakan pada industri skala menengah maupun besar. Beberapa kelebihan yang dimiliki motor ini, diantaranya handal, memiliki konstruksi kuat dan harganya yang ekonomis [1],[2]. Penelitian tentang deteksi kerusakan motor induksi telah

yang digunakan pada motor [3]. Upaya pencegahan kerusakan motor induksi dapat dilakukan dengan melakukan deteksi kerusakan dini pada sistem menggunakan metode machine learning.

Terlepas dari berbagai kelebihan yang dimiliki, motor dilakukan oleh Unal dan kawan-kawan [4], tentang ini juga memiliki umur pakai terbatas, sehingga klasifikasi data kerusakan bearing motor induksi beberapa komponen akan mengalami kerusakan yang menggunakan metode Genetic Algorithm (GA) dan disebabkan lingkungan kerja, tegangan atau arus kerja Artificial Neural Network (ANN). Pada penelitian

Diterima Redaksi: 01-05-2021 | Selesai Revisi: 18-05-2021 | Diterbitkan Online: 31-05-2021

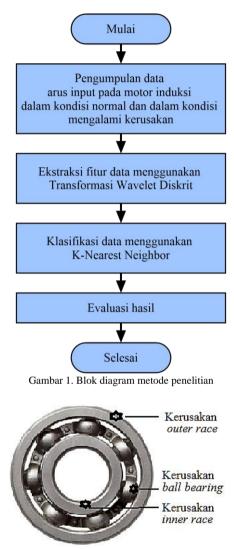
tersebut, sinyal getaran yang dihasilkan oleh motor Kerusakan motor pada bagian mekanik meliputi dianalisis menggunakan ekstraksi fitur sinyal GA yang kerusakan pada bagian bearing dan kerusakan pada dioptimasi menggunakan metode ANN dengan hasil celah sempit (air gap) antara rotor dan stator. Kerusakan yang tingkat akurasi klasifikasi yang didapatkan sebesar pada bagian elektrik yang diamati adalah kerusakan pada 98%. Penelitian lain tentang deteksi kerusakan motor stator dan kerusakan pada rotor. Kondisi kerusakan pada telah dilakukan oleh Andre dan kawan-kawan [5], bearing mencakup bearing yang mengalami kerusakan dengan melakukan analisis terhadap data arus masukan pada bagian inner race, outer race dan pada ball bearing dari masing-masing kondisi motor menggunakan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2. metode Support Vector Machine (SVM), kemudian hasilnya dilakukan klasifikasi menggunakan metode KNN. Hasil tingkat akurasi tertinggi yang mampu didapatkan pada data training adalah sebesar 84%. Zolfaghari dan kawan-kawan juga telah melakukan penelitian tentang monitoring kondisi motor induksi [6], bahwa sinyal arus pada motor induksi dilakukan analisis menggunakan metode ekstraksi fitur Wavelet Transform (WT) kemudian hasil ekstraksi dilakukan klasifikasi menggunakan metode ANN. Didapatkan tingkat akurasi tertinggi sebesar 98%.

Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu tentang penggunaan metode machine learning dan ekstraksi fitur yang menghasilkan tingkat akurasi tinggi, maka pada penelitian ini akan dilakukan deteksi kerusakan pada motor induksi dengan menggunakan metode DWT dan KNN. WT merupakan metode ekstraksi fitur dimana signal akan dianalisis dengan menerapkan mother wavelet. Karena metode WT memiliki kelebihan yang mampu menganalisis frekuensi dan waktu dari sinyal dalam waktu bersamaan, sehingga dapat diterapkan pada sinyal yang memiliki karakteristik berubah secara periodik [7]. Sedangkan metode KNN merupakan metode machine learning yang tergolong dalam supervised learning, dan koordinat data akan diklasifikasikan berdasarkan koordinat pembelajaran yang paling berdekatan [8]. Tujuan dari penelitian ini adalah dengan menerapkan metode ekstraksi fitur WT yang tipe diskrit dan KNN diharapkan menghasilkan tingkat akurasi klasifikasi kerusakan motor induksi yang tinggi dari penelitian-penelitian sebelumnya.

#### 2. Metode Penelitian

Langkah pertama yang dilakukan pada penelitian ini adalah pengambilan data sinyal arus masukan pada motor induksi. Setelah didapatkan data, kemudian dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode DWT menggunakan mother wavelet biorthogonal. Hasil dari data. kemudian dilakukan menggunakan metode machine learning yaitu KNN. Setelah itu dilakukan evaluasi hasil klasifikasi seperti pada Gambar 1.

Jenis kerusakan motor induksi 3 fasa yang diamati pada penelitian ini adalah kerusakan bagian mekanik motor induksi dan kerusakan bagian elektrik motor induksi. Kondisi kerusakan pada air gap terjadi cacat kerusakan



Gambar 2. Kerusakan bearing



Gambar 3. Kerusakan air gap

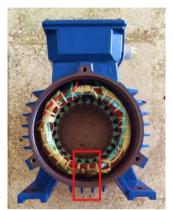
Data yang diperoleh ketika motor induksi yang pada rotor di satu tempat, di dua tempat dan di tiga mengalami kerusakan akan dibandingkan dengan tempat seperti pada Gambar 3. Kondisi kerusakan pada kondisi motor induksi yang dalam keadaan normal. rotor yaitu rotor mengalami mengalami short circuit di

(JOINTECS) Journal of Information Technology and Computer Science Vol. 6 No. 2 (2021) 109 - 116

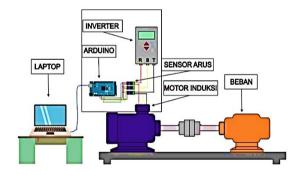
yang mengalami short circuit di satu, dua dan tiga sebesar 1.5 % [10]. tempat seperti pada Gambar 5.



Gambar 4. Kerusakan rotor



Gambar 5. Kerusakan stator



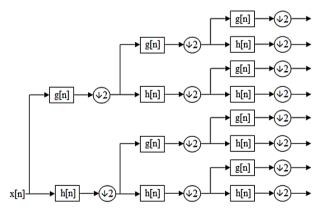
Gambar 6. Skema alat pengambilan data

Gambaran secara umum perangkat untuk pengambilan data sinyal arus dapat dilihat pada Gambar 6. Alat-alat yang digunakan adalah motor induksi 3 fasa, generator DC yang dipakai sebagai beban, perangkat inverter, komputer, Arduino Mega dan sensor arus. Data sinyal arus input motor induksi 3 fasa diambil secara kontinyu selama 120 detik dengan kecepatan sampling 10 Hz. Hasil pengukuran data akan disimpan ke Microsoft Excel menggunakan software aplikasi Data Acquisition PLX-DAO melalui komunikasi serial. mikrokontroler yang digunakan sebagai antar muka antara perangkat keras dan computer adalah Arduino Mega 2560 yang memiliki spesifikasi 54 pin I/O, dimana 16 pin untuk masukan analog dari sensor, sejumlah 15 pin dapat digunakan sebagai Pulse Width Modulation, kecepatan clock sebesar 16 MHz, koneksi USB dan Metode yang digunakan untuk klasifikasi data adalah

satu, dua dan tiga tempat seperti pada Gambar 4. ACS712 dengan spesifikasi pengukuran arus maksimal Sedangkan kondisi kerusakan pada stator yaitu stator 20A, temperatur kerja 25°C dan tingkat kesalahan

### 2.1. Ekstraksi Fitur Data

Data arus input motor induksi yang telah didapat dilakukan analisis dengan melalukan ekstraksi fitur menggunakan metode DWT. Sehingga diperoleh bentuk vang spesifik dari arus input motor induksi. Dengan memberikan perlakukan pada motor induksi yang dalam kondisi normal tentu akan memiliki bentuk tertentu pada arus sebagai input motor. Kemudian bentuk tersebut akan dibandingkan dengan bentuk karakteristik sinyal arus jika motor induksi mengalami kerusakan pada bagian tertentu. Pemilihan metode DWT yang digunakan untuk ekstraksi fitur sinyal input didasarkan pada penelitian oleh Alickovic yang menghasilkan tingkat akurasi di atas 90% bila digabungkan dengan metode K-NN [11]. Metode ini lebih unggul daripada metode ekstraksi Fast Fourier Transform (FFT), karena metode DWT ini mampu melakukan analisis waktu dan frekuensi sinyal dalam waktu bersamaan, sehingga mampu meminimalisir hilangnya informasi penting dari data [12], [13]. Secara umum metode DWT dapat diilustrasikan seperti pada Gambar 7 berikut. Dimana x[n] merupakan sinyal asal, kemudian data asal dibagi dua bagian, Sebagian dilakukan analisis dengan melewatkan pada filter low pass dengan koefisien sebesar g[n]. Sedangkan sebagian data yang lain dilakukan analisis dengan melewatkan pada filter high pass dengan koefisien sebesar h[n]. Setengah dari masing-masing hasil filter tersebut digunakan sebagai sample sebagai operasi sub-sampling. Langkah ini disebut proses dekomposisi satu tingkat. Keluaran dari filter low-pass digunakan sebagai masukkan di proses dekomposisi tingkat berikutnya. Proses ini diulangulang sampai tingkat proses dekomposisi yang diinginkan. Pada Gambar 7 merupakan contoh 3 level dekomposisi pada metode DWT.



Gambar 7. Ilustrasi subsampling 3 dekomposisi pada metode DWT

#### 2.2. Klasifikasi Data

tombol reset [9]. Sensor arus yang digunakan adalah KNN yang merupakan metode supervised machine

(JOINTECS) Journal of Information Technology and Computer Science Vol. 6 No. 2 (2021) 109 – 116

learning. Metode ini memanfaatkan kemiripan dari objek data pembelajaran dan objek yang akan dilakukan klasifikasi [14]. Data akan disimpan dalam bentuk vektor koordinat dan akan dihitung jarak antara data pembelajaran dengan data yang akan diklasifikasi untuk menentukan kemiripan objek [15]. Setelah nilai jarak didapatkan, langkah selanjutnya adalah menentukan anggota objek terdekat sebanyak k yang telah ditentukan dengan objek training [16]. Langkah kerja dari metode KNN adalah sebagai berikut [17]:

- Memasukkan data ke dalam dataset.
- Menentukan parameter k.

Melakukan perhitungan jarak antara data yang akan dievaluasi dengan data training. Dalam penelitian 3.1. Klasifikasi data kerusakan bearing ini metode pengukuran jarak yang digunakan adalah Euclidean distance yang menggunakan rumus (1) [17]. dimana *j* merupakan data *training*, *i* adalah data testing dan k merupakan urutan variabel data, dengan nilai k = 1, 2, ..., n.

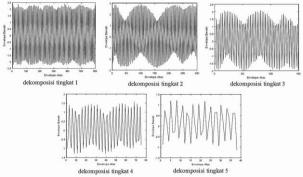
Euclidean distance = 
$$\sqrt{\sum_{k=1}^{n} (j_k - i_k)^2}$$
 (1)

- Mengurutkan data dari jarak yang diperoleh dan menentukan jarak yang terdekat sampai urutan ke-
- Memasukkan data yang bersesuaian dengan kelas
- Menjadikan kategori kelas mayoritas dari tetangga paling dekat sebagai nilai prediksi dari data yang
- Pengujian akurasi adalah suatu ukuran seberapa dekat hasil pengukuran terhadap angka sebenarnya. Akurasi dapat diperoleh dari persentase kebenaran, yaitu perbandingan antara jumlah data yang benar dengan keseluruhan data. Pengujian akurasi klasifikasi dengan metode KNN menggunakan rumus (2) [18].

$$akurasi = \frac{jumlah \ nilai \ yang \ benar}{jumlah \ data \ keseluruhan} x100\%$$
 (2)

#### 3. Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini, data yang digunakan berupa sinyal arus motor induksi dengan 13 macam kondisi. Spesifikasi setiap data adalah sinyal yang berisi 1200 nilai pengukuran arus yang mengin-terpretasikan arus Pada Gambar 9, hasil klasifikasi menggunakan metode motor induksi selama 2 menit dengan kecepatan sampling 10 Hz. Setiap kondisi motor induksi diambil sebanyak 100 data dengan jumlah total 1300 data dari masing-masing 13 kondisi motor induksi yang berbeda. referensi, data bearing yang mengalami kerusakan pada Dari jumlah data yang telah diperoleh pada setiap jenis bagian inner race (IR), outer race (OR) dan ball bearing kerusakan motor induksi, 80% digunakan sebagai data (BB). Hasil klasifikasi data kerusakan bearing training dan 20% digunakan sebagai data testing. Tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur setiap menggunakan metode DWT dengan jenis mother wavelet biorthogonal (bior1.1) dengan 5 tingkat dekomposisi (Gambar 8). Setelah dilakukan ekstraksi data, maka akan dicari niai akurasi dari setiap setiap jenis kerusakan.

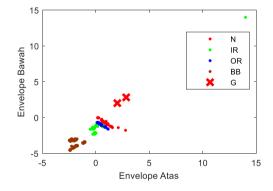


Gambar 8. Hasil ekstraksi sinyal dengan 5 tingkat dekomposisi

Setelah data arus dilakukan ekstraksi menggunakan metode DWT, kemudian dilakukan klasifikasi data. Untuk yang pertama dilakukan klasifikasi apabila motor induksi mengalami kerusakan pada bearing, seluruh data bearing motor induksi yang normal dan 3 macam kondisi motor induksi yang mengalami kerusakan pada bearing dilakukan klasifikasi menggunakan metode KNN.

Tabel 1. Hasil klasifikasi data kerusakan bearing

Jenis Kerusakan	Tingkat Dekomposisi					
	1	2	3	4	5	
Normal	100%	99%	98%	98%	97%	
Inner race	98%	97%	97%	98%	89%	
Outer race	97%	93%	97%	98%	92%	
Ball-bearing	97%	100%	97%	100%	100%	
Akurasi	98,0%	97,3%	97,3%	98,5%	94,5%	



Gambar 9. Klasifikasi data kerusakan bearing

DWT dengan 5 tingkat dekomposisi dan metode KNN. Data pada jenis kerusakan pada bearing ada 4 macam data, yaitu bearing dalam keadaan normal (N) sebagai didapatkan tingkat akurasi seperti pada Tabel 1. data Diperoleh tingkat akurasi tertinggi sebesar 98.5% yaitu pada ekstraksi data menggunakan metode DWT pada dekomposisi ke 4 dan metode klasifikasikan menggunakan KNN. Data yang tidak masuk pada klasifikasi di atas, dan diberi tanda silang, dan ini disebut sebagai Galat (G).

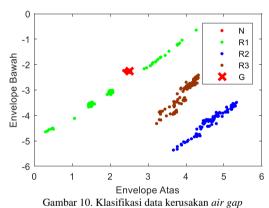
(JOINTECS) Journal of Information Technology and Computer Science Vol. 6 No. 2 (2021) 109 - 116

#### 3.2. Klasifikasi data kerusakan air gap

Klasifikasi data kerusakan pada air gap, digunakan data air gap motor induksi normal (N) dan 3 kondisi air gap motor induksi yang mengalami kerusakan berupa rotor yang terkikis 1 mm di 1 tempat (R1), di 2 tempat (R2) dan di 3 tempat (R3). Ekstraksi data menggunakan metode DWT dan klasifikasi menggunakan metode KNN dengan hasil seperti pada Gambar 10 dan Tabel 2. Hasil klasifikasi data kerusakan motor induksi pada bagian air gap didapatkan tingkat akurasi seperti pada Tabel 2, yaitu diperoleh tingkat akurasi tertinggi sebesar 99.8% pada ekstraksi data menggunakan metode DWT pada dekomposisi ke 1 dan 3 dan menggunakan metode klasifikasikan KNN. Data yang tidak masuk pada klasifikasi di atas, diberi tanda silang disebut sebagai Galat (G).

Tabel 2. Hasil klasifikasi data kerusakan air gap

Jenis	Tingkat Dekomposisi					
Kerusakan	1	2	3	4	5	
Normal	99%	99%	99%	94%	96%	
Rusak di 1						
tempat, R1	100%	100%	100%	85%	87%	
Rusak di 2						
tempat, R2	100%	100%	100%	62%	61%	
Rusak di 3						
tempat, R3	100%	100%	100%	72%	72%	
Akurasi	99,8%	99,8%	99,8%	78,3%	79,0%	

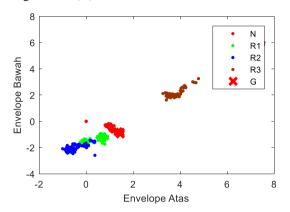


Tabel 3. Hasil klasifikasi data kerusakan rotor

Jenis	Tingkat Dekomposisi				
Kerusakan	1	2	3	4	5
Normal	100%	100%	100%	100%	100%
Rusak di 1					
tempat, R1	91%	89%	93%	97%	94%
Rusak di 2					
tempat, R2	94%	92%	97%	97%	93%
Rusak di 3					
tempat, R3	100%	100%	100%	100%	100%
Akurasi	96,3%	95,3%	97,5%	98,5%	96,8%

#### 3.3. Klasifikasi data kerusakan rotor

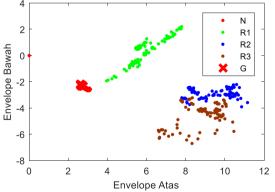
Ekstraksi data menggunakan metode TWD dan klasifikasi menggunakan metode KNN dengan hasil seperti pada Gambar 11 dan Tabel 3. Hasil klasifikasi data diperoleh tingkat akurasi tertinggi sebesar 98.5% pada ekstraksi data menggunakan metode TWD pada dekomposisi ke 4 dan menggunakan metode klasifikasikan KNN. Data yang tidak masuk pada klasifikasi di atas, diberi tanda silang, dan disebut sebagai Galat (G).



Gambar 11. Klasifikasi data kerusakan rotor

Tabel 4. Hasil klasifikasi data kerusakan stator

Jenis	Tingkat Dekomposisi					
Kerusakan	1	2	3	4	5	
Normal	100%	100%	100%	99%	99%	
Rusak di 1						
tempat, R1	100%	100%	100%	91%	92%	
Rusak di 2						
tempat, R2	81%	88%	90%	93%	90%	
Rusak di 3						
tempat, R3	82%	86%	91%	86%	81%	
Akurasi	90,8%	93,5%	95,3%	92,3%	90,5%	



Gambar 12. Klasifikasi data kerusakan stator

#### 3.4. Klasifikasi data kerusakan stator

\_ Klasifikasi data kerusakan pada stator, digunakan data motor induksi dengan kondisi staor yang normal (N) dan 3 kondisi stator motor induksi yang mengalami short Data kerusakan pada rotor yang digunakan untuk circuit di satu tempat (R1), di dua tempat (R2) dan di klasifikasi adalah data rotor motor induksi yang dalam tiga tempat (R3). Ekstraksi data menggunakan metode kondisi normal (N) dan 3 kondisi rotor motor induksi DWT dan klasifikasi menggunakan metode KNN yang mengalami kerusakan berupa short circuit di satu dengan hasil seperti pada Gambar 12 dan Tabel 4. Hasil tempat (R1), di dua tempat (R2) dan di tiga tempat (R3). klasifikasi data kerusakan stator didapatkan tingkat

(JOINTECS) Journal of Information Technology and Computer Science Vol. 6 No. 2 (2021) 109 – 116

akurasi tertinggi sebesar 95.3% yaitu pada ekstraksi data [6] menggunakan metode DWT pada dekomposisi ke 3 dan menggunakan metode klasifikasikan KNN. Data yang tidak masuk pada klasifikasi di atas, dan diberi tanda silang disebut sebagai Galat (G).

#### 4. Kesimpulan

Penelitian telah dilakukan tentang klasifikasi data kondisi kerusakan sebanyak 13 macam pada motor induksi 3 fasa menggunakan metode ekstraksi fitur Transformasi Wavelet Diskrit dan metode klasifikasi K-Nearest Neighbor. Hasil penelitian yang diperoleh secara keseluruhan dengan tingkat akurasi di atas 95% dengan perincian tingkat akurasi sebagai berikut. Tingkat akurasi untuk klasifikasi pada kerusakan bearing pada motor induksi diperoleh tingkat akurasi tertinggi sebesar 98.5%. Pada klasifikasi pada kerusakan air gap motor induksi diperoleh tingkat akurasi tertinggi sebesar 99.8%. Tingkat akurasi tertinggi sebesar 98.5% diperoleh pada klasifikasi kerusakan bagian rotor. Sedang pada kerusakan pada bagian stator, diperoleh tingkat akurasi tertinggi sebesar 95.3%.

#### Ucapan Terimakasih

Penulis mengucapkan rasa terima kasih kepada Direktorat Riset dan Pengabdian Masyarakat (DRPM), Kemenristek/BRIN yang telah mendukung secara penuh penelitian ini melalui skema Penelitian Terapan Unggulan Perguruan Tinggi (PTUPT), Universitas [11] Widyagama Malang pada tahun 2019-2020.

#### **Daftar Pustaka**

- [1] Iradiratu, "Deteksi Kerusakan Inner Race Bearing Menggunakan Motor Current Signature Analysis Berbasis Fast Fourier Transform," *Jurnal Teknik Elektro Dan Komputer Triac*, vol. 6, no. 1, pp. 6–9, 2019.
- [2] E. R. Naufal, G. Priyandoko, and F. Hunaini, "Klasterisasi Kerusakan Bearing Motor Induksi 3 Fasa Menggunakan Metode Transformasi Wavelet Diskrit dan K-Medoids," *Elkha: Jurnal Teknik Elektro*, vol. 12, no. 2, p. 54, 2020.
- [3] D. Meidiasha, M. Rif, and M. Subekti, "Alat Pengukur Getaran, Suara Dan Suhu Motor Induksi Tiga Fasa Sebagai Indikasi Kerusakan Motor Induksi Berbasis Arduino," *Journal of Electrical and Vocational Education and Technology*, vol. 5, no. 1, pp. 366–370, 2020.
- [4] M. Unal, M. Onat, M. Demetgul, and H. Kucuk, "Fault Diagnosis of Rolling Bearings Using a Genetic Algorithm Optimized Neural Network," *Measurement*, vol. 58, pp. 187–196, 2014.
- [5] A. B. Andre, E. Beltrame, and J. Wainer, "A Combination of Support Vector Machine and K-Nearest Neighbors for Machine Fault Detection," Applied Artificial Intelligence, vol. 27, no. 1, pp. 36–49, 2013.

- S. Zolfaghari, S. B. M. Noor, M. Rezazadeh Mehrjou, M. H. Marhaban, and N. Mariun, "Broken Rotor Bar Fault Detection and Classification using Wavelet Packet Signature Analysis Based on Fourier Transform and Multi-Layer Perceptron Neural Network," *Applied Sciences*, vol. 8, no. 1, p. 25, 2018.
- W. P. Ani and H. Hindarto, "Ekstraksi Ciri Sinyal EEG Untuk Gangguan Penyakit Epilepsi Menggunakan Metode Wavelet," *MATICS*, vol. 9, no. 2, pp. 62–65, 2017.
- 8] C. S. Fatoni, F. D. Noviandha, and M. T. Informatika, "Case Based Reasoning Diagnosis Penyakit Difteri dengan Algoritma K-Nearest Neighbor," *Citec Journal*, vol. 4, pp. 220–232, 2017.
- [9] M. S. Soliman, A. A. Alahmadi, A. A. Maash, and M. O. Elhabib, "Design and Implementation of a Real-Time Smart Home Automation System Based on Arduino Microcontroller Kit and Labview Platform," *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. 12, no. 18, pp. 7259–7264, 2017.
- [10] U. Khair, A. J. Lubis, I. Agustha, D. Dharmawati, and M. Zulfin, "Modeling and Simulation of Electrical Prevenion System Using Arduino Uno, GSM Modem, and ACS712 Current Sensor," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 930, no. 1, 2017.
- 11] E. Alickovic, J. Kevric, and A. Subasi, "Performance Evaluation of Empirical Mode Decomposition, Discrete Wavelet Transform, And Wavelet Packed Decomposition for Automated Epileptic Seizure Detection and Prediction," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 39, pp. 94–102, 2018.
- 12] R. Hayati and R. Kurnia, "Simulasi Unjuk Kerja Discrete Wavelet Transform (DWT) dan Discrete Cosine Transform (DCT) untuk Pengolahan Sinyal Radar di Daerah yang Ber-Noise Tinggi," *Jurnal Nasional Teknik Elektro*, vol. 3, no. 1, Art. no. 1, Mar. 2014.
- [13] E. A. Frimpong, P. Y. Okyere, and J. Asumadu, "Wavelet Analysis and Radial Basis Function Neural Network Based Stability Status Prediction Scheme," *Jurnal Nasional Teknik Elektro*, vol. 7, no. 3, Art. no. 3, Oct. 2018.
  - 4] N. D. Mentari, M. A. Fauzi, and L. Muflikhah, "Analisis Sentimen Kurikulum 2013 Pada Sosial Media Twitter Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor dan Feature Selection Query Expansion Ranking," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 8, pp. 2739–2743, 2018.
  - 5] Z. U. Siregar, R. R. A. Siregar, and R. Arianto, "Klasifikasi Sentiment Analysis Pada Komentar Peserta Diklat Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *Jurnal Kilat*, vol. 8, no. 1, pp. 81–92, 2019.

(JOINTECS) Journal of Information Technology and Computer Science Vol. 6 No. 2 (2021) 109 – 116

- [16] A. Zainuddin, "Implementasi Metode K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Penduduk Miskin di Desa Ngemplak Kidul Kabupaten Pati Jawa [18] Tengah," *Jurnal Informatika SIMANTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 21–28, 2019.
- [17] N. Krisandi and B. Prihandono, "Algoritma K-Nearest Neighbor Dalam Klasifikasi Data Hasil Produksi Kelapa Sawit Pada PT Minamas Kecamatan Parindu," *Buletin Ilmiah Math. Stat.*
- dan Terapannya (Bimaster), vol. 2, no. 1, pp. 33–38, 2013.
- M. A. Rahman, N. Hidayat, and A. A. Supianto, "Komparasi Metode Data Mining K-Nearest Neighbor Dengan Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Kualitas Air Bersih (Studi Kasus PDAM Tirta Kencana Kabupaten Jombang)," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 12, pp. 6346–6353, 2018.

Halaman ini sengaja dikosongkan