

Optimasi Parameter *Support Vector Machine* menggunakan *Particle Swarm Optimization* untuk *Bearing Fault Diagnosis*

Rizki Aulia Hawa*, Sutawanir Darwis

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

*rizkiauliahawa@gmail.com, std.darwis@gmail.com

Abstract. To assist industrial activities in generating power, humans create components that are developed through machines. One of the key elements that plays an important role in the process of a shaft rotation movement on the machine is the bearing. Given their widespread use, bearing vibration components can predict machine breakdowns or forecast indicators by leveraging forecasting models to diagnose bearings before failure occurs. One of the popular methods used for forecasting machine failure is the Support Vector Machine (SVM) which was introduced by Cortes and Vapnik in 1995 to overcome the problem of dividing two conflicting groups when demonstrating superiority in nonlinear small sample pattern recognition. SVM is optimized by incorporating Particle Swarm Optimization (PSO). The advantage of the PSO method is that it is able to produce accuracy values that are more precise and accurate than other mathematical algorithms and heuristic techniques (Pambudi, Wihandika, & Putri, 2019).

Keywords: *Support Vector Machine (SVM), and Particle Swarm Optimization (PSO).*

Abstrak. Untuk membantu aktivitas industri dalam menghasilkan tenaga, manusia menciptakan komponen yang dikembangkan melalui mesin. Salah satu bagian elemen kunci yang berperan penting dalam proses suatu gerakan putaran poros pada mesin adalah bearing. Mengingat penggunaannya yang luas, komponen getaran bearing dapat memprediksi kerusakan mesin atau indikator peramalan dengan memanfaatkan model peramalan untuk mendiagnosis bearing sebelum terjadinya kerusakan. Salah satu metode yang populer digunakan untuk peramalan pada kerusakan mesin adalah Support Vector Machine (SVM) yang diperkenalkan oleh Cortes dan Vapnik pada tahun 1995 untuk mengatasi masalah pembagian dua kelompok yang saling bertentangan saat menunjukkan keunggulan dalam pengenalan pola sampel kecil nonlinier. SVM dioptimalkan dengan menggabungkan Particle Swarm Optimization (PSO). Kelebihan dari metode PSO ini adalah mampu menghasilkan nilai akurasi lebih tepat dan cermat daripada algoritma matematika dan teknik heuristik yang lain (Pambudi, Wihandika, & Putri, 2019). Pada Analisis data bearing CWRU, hasil akurasi yang didapat dengan menggunakan algoritma SVM lebih unggul daripada hasil akurasi yang didapat dengan menggunakan PSO.

Kata Kunci: *Support Vector Machine (SVM), Particle Swarm Optimization (PSO).*

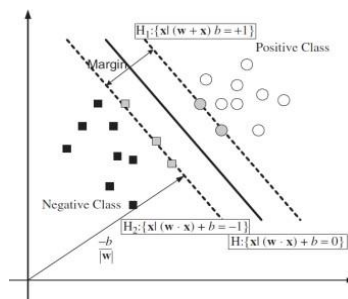
A. Pendahuluan

Komponen yang diciptakan dan dikembangkan manusia untuk membantu aktivitas industri dalam menghasilkan tenaga adalah mesin. Tenaga putar pada proses pembakaran campuran udara dan bahan bakar dalam mesin akan menghasilkan energi panas yang kemudian berubah menjadi energi gerak. Salah satu bagian elemen kunci pada mesin yang berperan penting dalam proses suatu gerakan putaran poros tanpa mengalami gesekan adalah bearing (Asti & Darwis, 2023).

Mengingat penggunaannya yang luas, perkembangan dan permintaan industri membuat sebagian kinerja mesin berputar sangat besar. Perawatan komponen bearing sangat penting karena dampak kegagalannya dapat menyebabkan kerugian besar dalam proses produksi bagi industri, jika kerusakan tidak dapat ditemukan tepat waktu. Untuk memantau kesehatan mesin, pemasangan sensor di setiap posisi bantalan bearing dilakukan guna mengumpulkan sinyal getaran baik secara vertikal maupun horizontal. Indikator peramalan untuk memprediksi kerusakan mesin dan mendiagnosis bearing sebelum terjadinya kerusakan dapat diperoleh dari sinyal getaran bearing. Salah satu metode yang populer digunakan untuk peramalan pada kerusakan mesin adalah Support Vector Machine (SVM).

Support vector machine adalah metode pembelajaran mesin yang diperkenalkan oleh Cortes dan Vapnik pada tahun 1995 saat menunjukkan keunggulan dalam pengenalan pola sampel kecil nonlinier dalam mengatasi masalah pembagian dua kelompok pola sampel yang saling bertentangan. SVM memiliki kemampuan generalisasi baik yang dibuktikan bahwa penggunaan SVM efektif pada pra - pemrosesan data untuk masalah ketidakseimbangan data. Sebagai pengklasifikasi sinyal rolling bearing fault, parameter SVM kemudian dioptimalkan dengan menggabungkan Particle Swarm Optimization (PSO). Wang et al. (2013) mengidentifikasi sifat nonlinier dan nonstasioner bearing dengan algoritma Particle Swarm Optimization (PSO). Kelebihan dari metode PSO ini adalah mampu menghasilkan nilai akurasi lebih tepat dan cermat daripada algoritma matematika dan teknik heuristik yang lain (Pambudi, Wihandika, & Putri, 2019). Sementara kekurangan dari metode PSO belum diketahui dan diungkapkan oleh sumber yang menggunakan metode PSO.

Ilustrasi penjelasan konsep dasar klasifikasi SVM tersebut dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 1. Ilustrasi Hyperplane

Sumber: <https://pemrogramanmatlab.com>

Pada gambar diatas dua kelas dipisahkan oleh dua bidang pembatas sejajar. Bidang pembatas pertama membatasi kelas pertama sedangkan bidang kedua membatasi kelas kedua, sehingga diperoleh persamaan *hyperplane* sebagai berikut:

$$w \cdot x_i + b \geq +1 \text{ untuk } y_i = +1, x_i \in R^2 \quad (1)$$

Dan

$$w \cdot x_i + b \leq -1 \text{ untuk } y_i = -1, x_i \in R^2 \quad (2)$$

Metode yang digunakan untuk preprocessing SVM adalah Principal Component Analysis (PCA), merupakan metode yang mereduksi dimensi suatu data tanpa mengurangi informasi karakteristik data tersebut. Langkah menggunakan fitur parameter statistik pada algoritma PCA untuk analisis sinyal getaran domain waktu antara lain sebagai berikut:

1. Hitung matriks kovarian

2. Mencari nilai eigen dan vektor eigen
3. Menentukan principal component dengan mengalikan variabel asli dengan matriks vektor eigen.
4. Besar varians yang dapat dijelaskan oleh variabel baru tergantung kontribusi λ_i , dari masing-masing nilai eigen.

Kemudian algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) memiliki dua komponen fitur, yakni Global Best atau gBest (posisi terbaik yang pernah dicapai partikel) dan Velocity (kecepatan partikel untuk menentukan perpindahan posisi partikel setiap iterasi). Berikut ini merupakan persamaan mekanisme *updating* status partikel

$$V_i(t) = w \cdot V_{ij}^{(t-1)} + c_1 \cdot r_1 (X_i^L - X_i(t-1)) + c_2 r_2 (X^G - X_i(t-1)) \quad (3)$$

Untuk $i = 1, 2, \dots, N_D$ dan $j = 1, 2, \dots, N_{par}$

dan *update* posisi partikel ditulis dengan rumus:

$$X_i(t) = V_i(t) + X_i(t-1) \quad (4)$$

Peran penting dalam menyeimbangkan tugas eksplorasi dan eksploitasi dalam PSO adalah bobot inersia w . Secara matematis, skema di visualisasi sebagai berikut:

$$\begin{aligned} w_{max} - w_{min} \\ w = w_{max} - \end{aligned} \quad (5)$$

max

Untuk mendapatkan hasil optimasi, maka evaluasi performansi metode klasifikasi disajikan dengan menggunakan Confusion Matrix atau biasa disebut tabulasi silang. Informasi kelas data hasil aktual direpresentasikan pada baris, sedangkan kelas data hasil prediksi direpresentasikan pada kolom matriks. Dicari nilai ketepatan klasifikasi melalui lima persamaandari masing masing klasifikasi berikut:

$$\begin{aligned} \frac{TP}{(TP + FN)} \times 100\% \\ \text{Sensitivity} = \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \frac{TN}{(TN + FP)} \times 100\% \\ \text{Specificity} = \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \frac{TP}{(TP + FP)} \times 100\% \\ \text{Precision} = \end{aligned} \quad (8)$$

$$\text{Akurasi Total} = \frac{X_{11} + X_{22} + \dots + X_{kk}}{N_{Total}} \times 100\% \quad (9)$$

$$F-1 \text{ score} = \frac{2 \times (\text{Sensitivity} \times \text{Precision})}{(\text{Sensitivity} + \text{Precision})} \times 100\% \quad (10)$$

Berdasarkan latar belakang yang telah di uraikan, maka perumusan masalah dalam penelitian ini adalah “bagaimana performa akurasi parameter support vector machine dari setiap ekstraksi fitur rolling bearing fault melalui preprocessing data oleh metode principal component analysis dengan estimasi parameter particle swarm optimization.” Beserta tujuan penelitian ini adalah “mengukur performa tingkat akurasi dari penggunaan estimasi parameter support vector machine dari setiap ekstraksi fitur rolling bearing fault melalui preprocessing data oleh metode principal component analysis dengan parameter particle swarm optimization.”

B. Metodologi Penelitian

Peneliti menggunakan metode optimasi penerapan PSO dengan algoritma SVM. Data yang digunakan adalah sinyal getaran SKF6205 *deep groove ball bearing* yang direkam oleh sensor akselerasi pada kecepatan 1750 rpm dengan frekuensi pengambilan sampel 48 kHz dari pusat data *bearing* Universitas Case Western Reserve.

Dengan teknik pemisah data, pengambilan sampel data training sebesar 70% dan data testing sebesar 30%. Kemudian data di proses dengan hasil akurasi performansi model PCA-

SVM dibandingkan dengan akurasi performansi SVM-PSO.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

PCA untuk Praprocessing data SVM

Berikut adalah ukuran kualitas prediksi algoritma PCA yang dijelaskan pada tabel 1

Tabel 1. Akurasi Terbaik Metode PCA, 70% training dan 30% testing

Parameter Ekstraksi	Status Operasi		
	Ball (1)	IR (2)	OR (3)
Max	47%	96%	86%
Mean	60%	99%	43%
Standard Deviation	66%	100%	99%
RMS	67%	100%	99%
Skewness	42%	43%	77%
Kurtosis	57%	75%	98%
Crest	63%	65%	93%
Form	71%	100%	94%

Keterangan: Nilai yang bercetak tebal menunjukkan nilai persentase tertinggi pada setiap kelompok data

Status operasi *Inner Race* menunjukan nilai unggul dalam performansi akurasi terbaik pada parameter ekstraksi Max, Mean, Standard Deviation, RMS, Skewness dan Form.

Evaluasi Kinerja Metode SVM dan PSO

Dari hasil klasifikasi akurasi terbaik, pada performansi estimasi parameter SVM dan PSO disajikan dari masing-masing parameter ekstraksi data sinyal getaran CWRU feature time 48k drive end bearing fault pada tipe 6205-2RS JEM SKF.

Max

Tabel 2. Evaluasi Kinerja Estimasi Parameter Max Bearing Fault

METODE	Evaluasi Kinerja	Ball(%)	IR(%)	OR(%)	AVG(%)
SVM	<i>Sensitivity</i>	44,31	95,24	89,86	76,47
	<i>Specificity</i>	72,15	97,62	94,93	88,23
	<i>Precision</i>	40,66	95,83	90,06	75,52
	<i>Accuracy</i>	62,87	96,83	93,24	84,31
	<i>F-1 Score</i>	39,54	95,30	89,83	74,89
PSO	<i>Sensitivity</i>	39,13	90,48	82,40	70,67
	<i>Specificity</i>	69,57	95,24	91,20	85,33
	<i>Precision</i>	45,68	92,59	85,47	74,58
	<i>Accuracy</i>	59,42	93,65	88,27	80,45
	<i>F-1 Score</i>	31,64	90,61	81,65	67,97

Keterangan : Nilai yang bercetak tebal menunjukkan nilai persentase tertinggi pada setiap kelompok data

Pada parameter ekstraksi max menunjukan bahwa metode SVM lebih baik daripada metode PSO, yang dapat dilihat dari keunggulan nilai performansi model klasifikasi.

Min**Tabel 3.** Evaluasi Kinerja Estimasi Parameter Min Bearing Fault

METODE	Evaluasi Kinerja	Ball(%)	IR(%)	OR(%)	AVG(%)
SVM	<i>Sensitivity</i>	55,07	94,00	80,54	76,54
	<i>Specificity</i>	77,54	97,00	90,27	88,27
	<i>Precision</i>	37,01	94,91	81,16	71,03
	<i>Accuracy</i>	70,05	96,00	87,03	84,36
	<i>F-1 Score</i>	44,14	94,09	80,36	72,86
PSO	<i>Sensitivity</i>	45,55	85,92	81,57	71,01
	<i>Specificity</i>	72,77	92,96	90,79	85,51
	<i>Precision</i>	51,92	90,10	86,63	76,22
	<i>Accuracy</i>	63,70	90,61	87,72	80,68
	<i>F-1 Score</i>	37,46	86,24	80,33	68,01

Keterangan : Nilai yang bercetak tebal menunjukkan nilai persentase tertinggi pada setiap kelompok data

Pada parameter ekstraksi min menunjukkan bahwa metode SVM lebih banyak unggul daripada metode PSO, yang dapat dilihat hanya satu nilai *Precision* dari performansi model klasifikasi unggul pada metode PSO.

Mean**Tabel 4.** Evaluasi Kinerja Estimasi Parameter Mean Bearing Fault

METODE	Evaluasi Kinerja	Ball (%)	IR(%)	OR(%)	AVG(%)
SVM	<i>Sensitivity</i>	30,85	31,68	30,85	31,12
	<i>Specificity</i>	65,42	65,84	65,42	65,56
	<i>Precision</i>	20,56	33,76	21,90	25,41
	<i>Accuracy</i>	53,90	54,45	53,90	54,08
	<i>F-1 Score</i>	24,45	30,07	15,52	23,34
PSO	<i>Sensitivity</i>	63,56	94,82	46,79	68,39
	<i>Specificity</i>	81,78	97,41	73,40	84,20
	<i>Precision</i>	63,48	95,52	32,51	63,84
	<i>Accuracy</i>	75,71	96,55	64,53	78,93
	<i>F-1 Score</i>	62,99	94,81	37,73	65,17

Keterangan : Nilai yang bercetak tebal menunjukkan nilai persentase tertinggi pada setiap kelompok data

Berbeda dengan parameter ekstraksi max, kali ini mean menunjukkan bahwa metode PSO lebih baik daripada metode SVM, yang dapat dilihat dari keunggulan keseluruhan nilai performansi model klasifikasi.

Standard Deviation

Tabel 5. Evaluasi Kinerja Estimasi Parameter Standard Deviation Bearing Fault

METODE	Evaluasi Kinerja	Ball(%)	IR(%)	OR(%)	AVG(%)
SVM	<i>Sensitivity</i>	56,73	99,17	98,96	84,96
	<i>Specificity</i>	78,36	100	99,48	92,48
	<i>Precision</i>	41,75	99	65,66	68,87
	<i>Accuracy</i>	71,15	99	99,31	89,97
	<i>F-1 Score</i>	43,18	99	66,05	69,47
PSO	<i>Sensitivity</i>	41,61	99,38	99	80,12
	<i>Specificity</i>	70,81	100	100	90,06
	<i>Precision</i>	28,40	99,39	66,67	64,82
	<i>Accuracy</i>	61,08	100	99,59	86,75
	<i>F-1 Score</i>	33,45	99,38	66,35	66,39

Keterangan : Nilai yang bercetak tebal menunjukkan nilai persentase tertinggi pada setiap kelompok data

Sama hal nya dengan parameter ekstraksi max, *standard deviation* menunjukkan bahwa metode SVM lebih baik daripada metode PSO, yang dapat dilihat dari keunggulan keseluruhan nilai performansi model klasifikasi.

RMS

Tabel 6. Evaluasi Kinerja Estimasi Parameter RMS Bearing Fault

METODE	Evaluasi Kinerja	Ball(%)	IR(%)	OR(%)	AVG(%)
SVM	<i>Sensitivity</i>	37,89	55,36	99,17	64,14
	<i>Specificity</i>	68,94	82,40	100	83,64
	<i>Precision</i>	12,64	49,55	66,67	42,95
	<i>Accuracy</i>	58,59	76,54	99,45	78,19
	<i>F-1 Score</i>	13,41	48,34	66,25	42,67
PSO	<i>Sensitivity</i>	43,06	85,43	97,52	75,34
	<i>Specificity</i>	71,53	92,33	98,76	87,54
	<i>Precision</i>	14,54	81,74	64,90	53,72
	<i>Accuracy</i>	62,04	87,99	98,34	82,79
	<i>F-1 Score</i>	18,11	80,78	64,47	54,45

Keterangan : Nilai yang bercetak tebal menunjukkan nilai persentase tertinggi pada setiap kelompok data

Sama hal nya dengan parameter ekstraksi mean, RMS menunjukkan bahwa metode PSO lebih baik daripada metode SVM, yang dapat dilihat dari keunggulan keseluruhan nilai performansi model klasifikasi.

Skewness

Tabel 7. Evaluasi Kinerja Estimasi Parameter Skewness Bearing Fault

METODE	Evaluasi Kinerja	Ball(%)	IR(%)	OR(%)	AVG(%)
SVM	<i>Sensitivity</i>	36,65	45,34	71,84	51,28
	<i>Specificity</i>	68,32	72,67	85,92	75,64
	<i>Precision</i>	11,06	45,69	53,68	36,81
	<i>Accuracy</i>	57,76	63,56	81,23	67,52
	<i>F-1 Score</i>	12,70	44,75	45,50	34,31
PSO	<i>Sensitivity</i>	32,09	44,72	52,38	43,06
	<i>Specificity</i>	66,05	72,36	76,19	71,53
	<i>Precision</i>	9,89	44,56	45,83	33,43
	<i>Accuracy</i>	54,73	63,15	68,25	62,04
	<i>F-1 Score</i>	11,75	42,99	25,47	26,74

Keterangan : Nilai yang bercetak tebal menunjukkan nilai persentase tertinggi pada setiap kelompok data

Parameter ekstraksi *skewness* menunjukkan bahwa metode SVM lebih baik daripada metode PSO, yang dapat dilihat dari keunggulan keseluruhan nilai performansi model klasifikasi.

Kurtosis

Tabel 8. Evaluasi Kinerja Estimasi Parameter Kurtosis Bearing Fault

METODE	Evaluasi Kinerja	Ball(%)	IR(%)	OR(%)	AVG(%)
SVM	<i>Sensitivity</i>	50,72	74,53	94,82	73,36
	<i>Specificity</i>	75,36	87,27	97,41	86,68
	<i>Precision</i>	12,07	74,40	66,67	51,05
	<i>Accuracy</i>	67,15	83,02	96,55	82,24
	<i>F-1 Score</i>	12,91	74,45	63,89	50,42
PSO	<i>Sensitivity</i>	43,48	70,39	89,03	67,63
	<i>Specificity</i>	71,74	85,20	94,51	83,82
	<i>Precision</i>	11,42	70,23	66,67	49,44
	<i>Accuracy</i>	62,32	80,26	92,68	78,42
	<i>F-1 Score</i>	13,01	69,58	60,14	47,58

Keterangan : Nilai yang bercetak tebal menunjukkan nilai persentase tertinggi pada setiap kelompok data

Parameter ekstraksi *kurtosis* menunjukkan bahwa metode SVM lebih baik daripada metode PSO, yang dapat dilihat dari keunggulan keseluruhan nilai performansi model klasifikasi.

Crest

Tabel 9. Evaluasi Kinerja Estimasi Parameter Crest Bearing Fault

METODE	Evaluasi Kinerja	Ball(%)	IR(%)	OR(%)	AVG(%)
SVM	<i>Sensitivity</i>	50,31	61,49	86,54	66,11
	<i>Specificity</i>	75,16	80,75	93,27	83,06
	<i>Precision</i>	13,10	58,78	65,67	45,85
	<i>Accuracy</i>	66,87	74,33	91,03	77,41
	<i>F-1 Score</i>	14,38	59,31	59,28	44,32
PSO	<i>Sensitivity</i>	50,93	59,83	85,30	65,36
	<i>Specificity</i>	75,47	79,92	92,65	82,68
	<i>Precision</i>	13,07	59,06	65,65	45,92
	<i>Accuracy</i>	67,29	73,22	90,20	76,90
	<i>F-1 Score</i>	12,74	59,24	58,52	43,50

Keterangan : Nilai yang bercetak tebal menunjukkan nilai persentase tertinggi pada setiap kelompok data

Parameter ekstraksi *crest* menunjukkan bahwa metode SVM lebih baik daripada metode PSO, yang dapat dilihat dari keunggulan keseluruhan nilai performansi model klasifikasi.

Form

Tabel 10. Evaluasi Kinerja Estimasi Parameter Form Bearing Fault

METODE	Evaluasi Kinerja	Ball(%)	IR(%)	OR(%)	AVG(%)
SVM	<i>Sensitivity</i>	68,94	100	95,45	88,13
	<i>Specificity</i>	84,47	100	97,72	94,06
	<i>Precision</i>	24,40	66,67	63,55	51,54
	<i>Accuracy</i>	79,30	100	96,96	92,09
	<i>F-1 Score</i>	20,02	66,67	64,35	50,35
PSO	<i>Sensitivity</i>	60,46	62,11	81,99	68,18
	<i>Specificity</i>	80,23	81,06	90,99	84,09
	<i>Precision</i>	18,81	48,93	52,75	40,16
	<i>Accuracy</i>	73,64	74,74	87,99	78,79
	<i>F-1 Score</i>	21,64	52,14	56,38	43,39

Keterangan : Nilai yang bercetak tebal menunjukkan nilai persentase tertinggi pada setiap kelompok data

Parameter ekstraksi *form* menunjukkan bahwa metode SVM lebih baik daripada metode PSO, yang dapat dilihat dari keunggulan keseluruhan nilai performansi model klasifikasi.

D. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan dalam penelitian ini, jika dilihat dari hasil akurasi setiap klasifikasi parameter ekstraksi, metode SVM mendominasi nilai unggul pada performansi nya. Dengan arti, metode SVM baik digunakan untuk analisis pada estimasi parameter data data sinyal getaran CWRU feature time 48k drive end fault pada kesalahan *deep groove ball bearing tipe 6205-2RS JEM SKF*. Hanya metode mean dan RMS yang mampu di optimasi oleh PSO.

Acknowledge

Rasa terima kasih yang tidak terhingga kepada Tuhan Yang Maha Esa, Keluarga, Bapak Prof. Dr. Sutawanir Darwis, Ibu Dwi Agustin Nuriani Sirodj, S.Si., M.Stat., Bapak Dr. Yayat Karyana, M.Si., beserta kerabat terdekat.

Daftar Pustaka

- [1] Nur, H. (2021). Peramalan Vibrasi Bearing Melalui Sisa Usia Pakai Menggunakan Regresi Eksponensial. Bandung: Universitas Islam Bandung.
- [2] Aji, K. (2007). Deteksi Kerusakan Bantalan Gelinding Pada Pompa Sentrifugal Dengan Analisa Sinyal Getaran. Surakarta: Universitas Sebelas Maret.
- [3] Mardia, K. V., Kent, J. T., & Bibby, J. M. (1995). Multivariate Analysis. San Diego: Academic Press.
- [4] Pujiyanto, R., Adiwijaya, & Rahmawati, A. A. (2019). Analisis Ekstraksi Fitur Principle Component Analysis pada Klasifikasi Microarray Data Menggunakan Classification And Regression Trees. ISSN : 2355-9365, 2368-2379.
- [5] Suwanda, M. (2020). Principal Component Analysis. Bandung: Universitas Islam Bandung.
- [6] Ud, M. (2015). Implementasi Principal Component Analysis (PCA) dan Euclidean Distance untuk Identifikasi Citra Daging Sapi dan Daging Babi. Semarang: Universitas Dian Nuswantoro.
- [7] Primandari, P. N., & Hardiansyah, B. (2015). Ekstraksi Fitur Menggunakan Principal Component Analisis (PCA). ISBN : 978-602-53170-2-6.
- [8] Nikraves, S. M., Rezaie, H., Kilpatrick, M., & Taheri, H. (2019). Intelligent Fault Diagnosis of Bearings Based on Energy Levels in Frequency Bands Using Wavelet and Support Vector Machines (SVM), MDPI; doi:10.3390/jmmp3010011.
- [9] Zhu, K., Chen, L., & Hu, X. (2018). Rolling Element Bearing Fault Diagnosis by Combining Adaptive Local Iterative Filtering, Modified Fuzzy Entropy and Support Vector Machine, MDPI; doi:10.3390/e20120926.
- [10] Neupane, D., & Seok, J. (2020). Bearing Fault Detection and Diagnosis Using Case Western Reserve University Dataset With Deep Learning Approaches: A Review. IEEE Access, 93155-93178.
- [11] Stanevski, N., & Tsvetkov, D. (2005). Using Support Vector Machine as a Binary Classifier. IAA 14, 1-5.
- [12] Zhang, X., Zhao, B., & Lin, Y. (2021). Machine Learning Based Bearing Fault Diagnosis Using the Case Western Reserve University Data. IEEE Access, 155598-155608.
- [13] Nugraha, I. (2020). Implementasi Metode Klasifikasi Support Vector Machine Untuk Deteksi Angkot Menggunakan Histogram Of Oriented Gradient. Bandung: Universitas Komputer Indonesia.
- [14] Amadi, D. N. (2015). Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Untuk Diagnosis Kerusakan Pada Bantalan Gelinding. Madiun: Universitas Merdeka.
- [15] Parapat, I. M., Furqon, M. T., & Sutrisno. (2018). Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Pada Klasifikasi Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak. Malang: Universitas Brawijaya.
- [16] Octaviani, P. A., Wilandari, Y., & Ispriyanti, D. (2014). Penerapan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) Pada Data Akreditasi Sekolah Dasar (SD) Di Kabupaten Magelang. Semarang: Universitas Diponegoro.
- [17] Fathurrohman, M., H, R. Lulus, & Susilo, D. D. (2019). Diagnosa Kerusakan Bantalan Bola Menggunakan Metode Support Vector Machine. Surakarta: Universitas Sebelas Maret.
- [18] Sulistio, R. P. (2020). Optical Character Recognition Pada Sertifikat Menggunakan Algoritma Least Square Support Vector Machines. Bandung: Universitas Komputer

Indonesia.

- [19] Khaulasari, H. (2016). *Combine Sampling Least Square Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Multi Class Imbalanced Data*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.
- [20] Jihad. (2019). *Ekstraksi Informasi Dokumen Karya Tulis Ilmiah Menggunakan Support Vector Machine*. Bandung: Universitas Komputer Indonesia.
- [21] Ritonga, A. S., & Purwaningsih, E. S. (2018). *Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Dalam Klasifikasi Kualitas Pengelasan SMAW (Shield Metal Arc Welding)*. Surabaya: Universitas Wijaya Putra.
- [22] Adi, F. R. (2017). *Identifikasi Keausan Bantalan Tirus (Tapered Bearing) Berbasis Analisis Vibrasi Dengan Metode Support Vector*. Surakarta: Universitas Sebelas Maret.
- [23] Gao, X., Wei, H., Li, T., & Yang, G. (2020). *A Rolling Bearing Fault Diagnosis Method Based On LSSVM*. SAGE Vol.12, 1-10.
- [24] Panigrahi, S. T. S. (2017). *An Improved Envelope Detection Method Using Particle Swarm Optimisation for Rolling Element Bearing Fault Diagnosis*. CDE, 305-317.
- [25] Xiong, J., Zhang, Q., Liang, Q., Zhu, H., & Li, H. (2018). *Combining the Multi-Genetic Algorithm and Support Vector Machine for Fault Diagnosis of Bearings*. Hindawi, 1-13.
- [26] Triyono, A. (2017). *Perbandingan Metode Least Square Support Vector Machine Dan Backpropagation Dalam Peramalan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)*. Medan: Universitas Sumatera Utara.
- [27] Velayaty, A. A. (2017). *Ensemble Least Square Support Vector Machine Menggunakan Algoritma Boosting*. Makassar: Universitas Hasanudin.
- [28] Triyono, A., Trianto, R. B., & Arum, D. M. (2021). *Penerapan Least Squares Support Vector Machines (LSSVM) dalam Peramalan Indonesia Composite Index*. Grobogan: Universitas An Nuur.
- [29] Sidiq, R. (2020). *Implementasi Metode Particle Swarm Optimization Dan Support Vector Machine Dalam Pemilihan Fitur Peringkasan Teks Otomatis*. Bandung: Universitas Komputer Indonesia.
- [30] Deng, W., Yao, R., Zhao, H., Yang, X., & Li, G. (2018). *A novel intelligent diagnosis method using optimal LS-SVM with improved PSO algorithm*. <https://doi.org/10.1007/s00500-017-2940-9>.
- [31] Wu, T., Liu, C. C., & He, C. (2019). *Fault Diagnosis of Bearings Based on KJADE and VNWOA-LSSVM Algorithm*. Hindawi, 1-19.
- [32] Gao, S., Li, T., & Zhang, Y. (2019). *Rolling Bearing Fault Diagnosis of PSO-LSSVM Based on CEEMD Entropy Fusion*. *Transactions of the Canadian Society for Mechanical Engineering*, 1-19.
- [33] Asti, A. P., & Darwis, S. (2023). *Deteksi Kerusakan Bearing Menggunakan Komponen Utama Kernel*. *Jurnal Riset Statistika*, 19–26. <https://doi.org/10.29313/jrs.v3i1.1771>