

## PENDETEKSIAN KERUSAKAN BANTALAN GELINDING MENGGUNAKAN METODE RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK (RBFNN)

Mariza Devega<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Lancang Kuning, Jl. Yos Sudarso KM.8, Umban Sari, Rumbai  
Kota Pekanbaru 28662

email: marizadevega@unilak.ac.id

### Abstract

Bantalan Gelinding memegang peranan penting dalam perputaran mesin. Kerusakan bantalan gelinding pada mesin industri dapat berakibat fatal dan mengakibatkan kerugian yang besar bagi perusahaan. Suatu mesin bisa menjadi sangat berbahaya jika kerusakan bantalan gelinding terjadi pada saat mesin sedang beroperasi. Oleh karena itu pendeteksian kerusakan bantalan gelinding penting dilakukan untuk menghindari kerusakan yang mengakibatkan kerusakan pada komponen mesin yang lain. Beberapa teknik telah diusulkan untuk pendeteksian kerusakan bantalan gelinding. Penelitian ini mendiagnosis dan mendeteksi kerusakan bantalan gelinding berdasarkan data getaran motor yang diklasifikasikan berdasarkan kesamaan kelasnya. Metode klasifikasi yang digunakan adalah Radial Basis Function Neural Network (RBFNN). RBFNN mengklasifikasikan data getaran berdasarkan kesamaan pola. Selain itu performa RBFNN lebih cepat jika dibandingkan dengan Back Propagation yang membutuhkan waktu lama. Lebih jauh lagi, RBFNN cocok digunakan untuk data-data dengan skala besar, dan Gaussian digunakan sebagai fungsi aktivasi dari RBFNN ini. Hasilnya tingkat kesalahan yang terjadi pada bantalan gelinding.

**Keywords:** Pendeteksian kerusakan, bantalan gelinding, RBFNN, Data mining, Klasifikasi

### 1. PENDAHULUAN

*Machine learning* merupakan suatu bagian dalam *artificial intelligence* atau kecerdasan buatan yang berhubungan dengan pengembangan teknik-teknik yang bisa diprogramkan dan belajar dari masa lalu. Dalam kecerdasan buatan terdapat proses pembelajaran dengan pelatihan (*supervised learning*) dan proses pembelajaran tanpa pelatihan (*unsupervised learning*). Seringkali *machine learning* ini dijadikan alat analisis dalam *data mining*.

*Data Mining* merupakan suatu proses menemukan hubungan yang berarti, pola, kecenderungan dengan memeriksa sekumpulan besar data yang tersimpan dalam penyimpanan dengan menggunakan teknik pengenalan pola, seperti teknik statistik dan matematika (Larose, 2005). Mengacu pada (Larose, 2005) terdapat enam fungsi atau sub kegiatan yang ada dalam *data mining* dalam menemukan, menggali, atau menambang pengetahuan, yaitu: fungsi deskripsi, estimasi, prediksi, klasifikasi, pengelompokan dan fungsi asosiasi.

Fungsi yang akan dibahas lebih jauh adalah fungsi klasifikasi. Teknik Klasifikasi dan Pengenalan Pola adalah suatu alat untuk menyelesaikan masalah-masalah dalam

mesin/komputer cerdas, yang digunakan pada tahap pra-pemrosesan data dan pembuat keputusan. Tujuan klasifikasi dan pengenalan pola adalah mencirikan suatu pola untuk dicari perbedaan dan kesamaannya untuk kemudian dikelompokkan berdasarkan kesamaan atau perbedaannya tersebut.

Objek dari penelitian ini adalah bantalan gelinding pada mesin industri. Penggunaan bantalan gelinding dalam berbagai kondisi pembebanan pada banyak sistem permesinan akan mengakibatkan kerusakan pada bantalan tersebut. Modus yang dominan dalam rusaknya bantalan gelinding mesin disebabkan ketika apabila suatu bantalan gelinding itu mengalami kelelahan, kemudian menyebabkan terjadinya celah/kerusakan kecil mulai dari bawah permukaan logam kemudian menjalar menuju permukaan logam atau *spall*.

Berikut adalah gambar dari objek penelitian ini yaitu bantalan gelinding (*Bearing*)



Gambar 1.1 Bantalan gelinding (*Bearing*)

Bantalan gelinding (*bearing*) adalah suatu bagian atau komponen yang berfungsi untuk menahan/mendukung suatu poros agar tetap pada kedudukannya. Bearing mempunyai elemen yang berputar dan bagian yang diam saat bekerja yang terletak antara poros dan rumah *bearing*.

Ada 3 bagian utama *bearing* yaitu:

- Elemen yang berputar (ball, cylinder, barrels, taper, needle) selalu dipasang pada jarak yang telah ditentukan dan letaknya selalu dalam “sangkaranya”.
- Cincin dalam (inner race) merupakan bagian yang berputar dan kecepatan putarnya sama dengan poros.
- Cincin luar (outer race) merupakan bagian yang diam dan dipasang pada lubang.

## 2. METODE PENELITIAN

Ada beberapa metode yang sering digunakan dalam proses klasifikasi, salah satunya adalah Jaringan saraf fungsi basis radial (*Radial Basis Function Neural Network = RBFNN*). RBFNN merupakan suatu metode jaringan saraf basis radial yang terbentuk dengan baik karena kemampuannya untuk fungsi aproksimasi dan masalah klasifikasi (Zhang et al., 2006). RBFNN memiliki kelebihan yaitu struktur jaringan yang sederhana sehingga proses pembelajarannya cepat dan juga memiliki kemampuan aproksimasi lebih baik jika dibandingkan dengan jaringan saraf tiruan (Jili and Ning, 2007).

RBFNN dapat diaplikasikan dalam berbagai domain permasalahan antara lain regresi, klasifikasi dan prediksi *time series* (Orr, 1996), sedangkan menurut (Purwitasari et al., 2011) pengaplikasiannya selain klasifikasi dan *time series* juga diaplikasikan pada pengenalan suara, restorasi gambar, estimasi gerak dan segmentasi benda bergerak.

Selain itu penelitian dalam penggunaan data mining dan teknik visualisasi numerik untuk diagnosis dan prognosis dari data getaran bantalan juga dilakukan. Dengan menggunakan teknik ini pemahaman yang komprehensif dari sekumpulan data getaran yang besar dapat dicapai. Pendekatan ini menggunakan agen cerdas untuk mengisolasi karakteristik getaran bantalan gelinding tertentu dengan menggunakan analisis statistik

dan pemrosesan sinyal untuk kompresi data. Hasil dari kompresi data ini bisa divisualisasikan dalam plot 3-D yang digunakan untuk melacak sumber dan perkembangan dari kerusakan getaran data bantalan gelinding. Paket perangkat lunak untuk pemantauan kondisi mesin telah dikembangkan dengan banyak modul fungsional untuk analisis beban dan diagnosis kerusakan bantalan gelinding, namun perlu adanya pengembangan untuk melacak kecenderungan dan korelasi dari kerusakan yang berbeda atau keganjilan tertentu tentang kondisi mesin, sehingga dapat memaksimalkan proses diagnosis dan prognosis dari bantalan gelinding (Blair dan Shirkhodaie, 2001).

Model jaringan saraf fungsi basis radial adalah model jaringan saraf dengan satu unit dalam lapisan tersembunyi. Jaringan saraf fungsi basis radial merupakan jaringan saraf feed forward bersifat khusus yakni mentransformasikan input secara non linier pada hidden layer yang selanjutnya diproses secara linier pada output layer.

RBFNN dapat diaplikasikan ke berbagai domain permasalahan antara lain seperti pemodelan data time series, pengklasifikasian, pengenalan suara, restorasi gambar, estimasi gerak dan segmentasi benda bergerak (Purwitasari et al., 2011). Pada penelitian ini akan dibahas penggunaan RBFNN untuk pengklasifikasian.

### 2.1 Fungsi Basis Radial

RBFNN didesain untuk membentuk pemetaan nonlinier dari variable input ke unit hidden layer dan pemetaan linear dari hidden layer ke output. Sehingga pada RBFNN dilakukan pemetaan input dari ruang berdimensi  $p$  ke output ruang berdimensi 1.

$$s : \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}^1 \quad (2.1)$$

Berdasarkan teori interpolasi multivariate : jika diberikan  $N$  buah titik yang berbeda  $\{x_i \in \mathbb{R}^p \mid i=1,2,\dots,N\}$  yang berhubungan dengan  $N$  buah bilangan real  $d_i \in \mathbb{R}^1 \mid i=1,2,\dots,N\}$ , maka fungsi  $F : \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}^1$  adalah fungsi yang memenuhi  $F(x_i) = d_i, i = 1,2,\dots,N$ .

Agar memenuhi teori diatas, interpolasi dengan menggunakan fungsi  $F(x)$  harus meloloskan semua data. Teori interpolasi multivariate secara ringkas dapat dinyatakan dengan:

$$F: \mathcal{R}^N \rightarrow \mathcal{R}^1$$

$$F(x_i) = d_i \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.2)$$

Ada beberapa fungsi basis radial, diantaranya adalah Fungsi Thin Plate Spline, Fungsi Multikuadratik, Fungsi Invers Multikuadratik dan Fungsi Gaussian.

Fungsi basis radial yang dipilih adalah fungsi Gaussian, dikarenakan mempunyai sifat lokal, yaitu bila input dekat dengan rata-rata (pusat), maka fungsi akan menghasilkan nilai 1, sedangkan bila input jauh dari rata-rata maka fungsi akan memberikan nilai nol (Orr,1996). Selain itu fungsi Gaussian merupakan salah satu fungsi basis radial yang memberikan hasil terbaik dalam pengenalan pola.

Adapun persamaan dari fungsi Gaussian adalah sebagai berikut:

Fungsi Gaussian

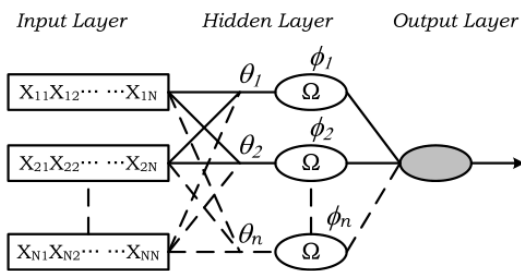
$$\phi(z) = \exp\left[-\frac{(z-\mu)^2}{\sigma^2}\right] \quad (2.3)$$

Dimana,  $z$  adalah data,  $\mu$  adalah means dan  $\sigma$  adalah varian/ standar deviasi.

Sebelum masuk pada pencarian output layer, jarak euclidean harus dicari terlebih dahulu dengan persamaan sebagai berikut :

$$\text{Dist}(i,k) = \sqrt{\sum_{j=1}^D (i_j - k_j)^2} \quad (2.4)$$

Dimana,  $\text{dist}(i,k)$  adalah jarak euclidean antara vektor  $i$  dan vektor  $k$ .  $i_j$  adalah komponen ke  $j$  dari vector  $i$ ,  $k_j$  adalah komponen ke  $j$  dari vector  $k$ . Sedangkan  $D$  adalah jumlah komponen pada vektor  $i$  dan vektor  $k$ .



Gambar 2.1 Arsitektur RBFNN

Pada pemodelan RBFNN dilakukan dengan memilih suatu fungsi  $F(x)$  sehingga (2.2) dipenuhi. Interpolasi input-output (2.2)

dengan melihat disain model RBFNN (gambar 2.1), maka output dapat didefinisikan dengan persamaan (2.5)

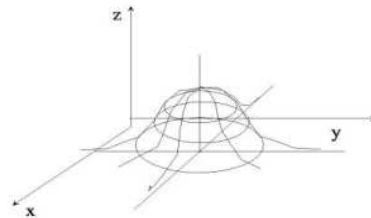
$$y = F(x) = \exp[-\|x - c_i\|^2 / (\sigma^2)] \quad (2.5)$$

Dimana  $x$  adalah input vektor dari jaringan,  $c_i$  adalah vector center ke- $i$ , maka  $\|x - c_i\|$  adalah jarak antara input vector ke pusat vector.  $\|\cdot\|$  adalah norm jarak euclidean, sedangkan  $y$  adalah output dari fungsi basis radial.

Bobot dari neuron antara hidden dan output neuron dihitung menggunakan persamaan (2.6). Dimana pseudo invers memiliki peran yang sama sebagai jaringan dengan metode least mean square (LMS).

$$y = WA(x,c) , W = yA^T(AA^T)^{-1} \quad (2.6)$$

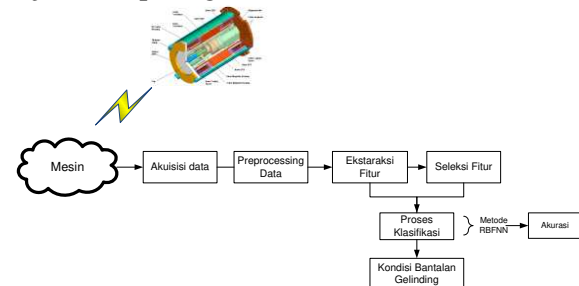
$W$  adalah bobot matriks,  $A$  adalah output dari hidden layer dan  $y$  adalah keluaran dari output layer. Fungsi basis radial pada ruang fitur berdimensi 2 ditunjukkan oleh grafik sederhana (gambar 2.3) dibawah ini. Nilai jarak dari pusat kesegala arah sama



Gambar 2.2 Fungsi basis radial 2D

## 2.2 Prosedur Penelitian

Proses pembuatan sistem cerdas untuk mendeteksi kerusakan bantalan gelinding dengan metode *Radial Basis Function Neural Network* (RBFNN) secara garis besar dijelaskan pada gambar berikut:



Gambar 2.3 Alur penelitian

Dari gambar diatas dapat dijelaskan bahwa penelitian dimulai dari proses akuisisi getaran dari mesin yang mejadi obyek studi. Namun, karena data getaran sudah didapatkan makan proses penelitian dimulai pada langkah ekstraksi fitur, seleksi fitur dan klasifikasi kondisi bantalan dengan RBFNN.

Proses ekstraksi fitur statistik dilakukan dari data getaran yang sudah didapatkan tersebut, dimana hal ini bertujuan untuk mendapatkan ciri dari sebuah karakter. Sebagai pengklasifikasi digunakan untuk identifikasi kesalahan lebih lanjut.

Pemrograman sistem cerdas disini merupakan tahap yang penting untuk menentukan akurasi sistem, selain itu performa klasifikasi juga sangat bergantung pada pemrograman sistem cerdas ini. Pemrograman sistem cerdas dilakukan dengan memasukkan metode RBFNN untuk proses klasifikasi.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Moment statistik yang baru untuk pendeteksian dini dari bantalan gelinding disajikan dalam penelitian ini. Sebuah deskripsi terpadu dari normalisasi statistik juga diusulkan. Didalam persamaannya nilainya dijadikan riil, hal ini bertujuan untuk membuat nilai lebih fleksibel sehingga memudahkan dalam pengoperasian dilapangan. Pendekatan yang disajikan ini memberikan lebih banyak fleksibilitas untuk memilih moment statistik yang tepat untuk mendeteksi kerusakan bantalan gelinding. Moment statistik yang dinormalisasi  $NM_a^2$  dan  $M_a^3$  dibandingkan dengan moment ke 3 (S) dan moment ke 4 (K). Hasil dari simulasi dan tes percobaan menunjukkan bahwa dua parameter statistik baru  $NM_a^2$  dan  $NM_a^3$  menunjukkan hasil yang hampir sama dengan parameter statistik sebelumnya S dan K.

Berikut adalah persamaan yang digunakan untuk penambahan moment statistik yang baru.

$$NM_a^2 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k)^2}{\left[ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k) \right]^2} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x_k|^2}{\left[ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x_k| \right]^2} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k)^2}{\left[ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k) \right]^2} \quad (3.1)$$

$$NM_a^3 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k)^3}{\left[ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k) \right]^3} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x_k|^3}{\left[ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x_k| \right]^3} \quad (3.2)$$

$$NM_s^{3/2} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k)^{3/2}}{\left[ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k) \right]^{3/2}} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N ((x_k)^2)^{3/2}}{\left[ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k)^2 \right]^{3/2}} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x_k|^3}{\sigma^3} \quad (3.3)$$

$$NM_s^2 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k)^2}{\left[ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k) \right]^2} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N ((x_k)^2)^2}{\left[ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k)^2 \right]^2} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x_k|^4}{\sigma^4} \quad (3.4)$$

Objek penelitian ini adalah himpunan data yang berasal dari pengukuran getaran bantalan gelinding menggunakan sensor akselerometer. Akselerometer adalah sensor getaran yang digunakan untuk mengukur besarnya percepatan getaran pada sebuah sistem. Sensor ini biasanya dipakai untuk pemantauan kondisi mesin rotasi dengan memasangnya pada rumah bantalan (*bearing housing*). Pengukuran getaran dilakukan pada mesin dengan memasang sensor akselerometer pada posisi arah vertikal dan horisontal. Pada mesin dengan poros horisontal, posisi arah vertikal (y) dan horisontal (x) tegak lurus dengan sumbu poros mengukur getaran radial, sedangkan posisi horisontal (z) sejajar dengan sumbu poros mengukur getaran aksial.

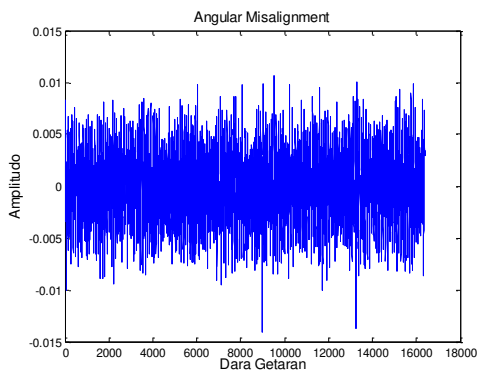
Pengukuran data getaran diambil dari perangkat simulator kerusakan mesin (machine fault simulator-MFS) yang ada di laboratorium Getaran dan Mesin Diagnosis, Training Center UNDIP. Perangkat MFS merupakan alat yang digunakan untuk simulasi kerusakan mesin rotasi dengan mengambil/mengukur data getaran pada mesin tersebut. Perangkat tersebut mampu mensimulasikan beberapa jenis kerusakan yang biasa terjadi pada mesin rotasi misalkan kerusakan bantalan, *misalignment* poros, unbalance dan lain-lain. Gambar 3.1 menunjukkan perangkat MFS



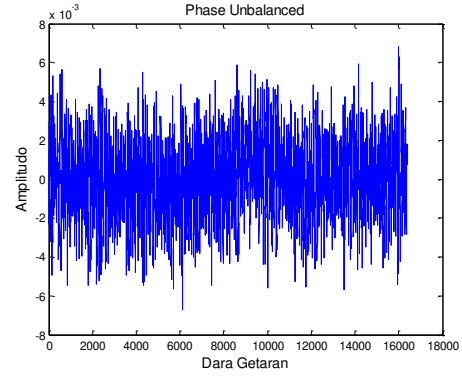
Gambar 3.1 Perangkat simulator kerusakan mesin (MFS)

Pengukuran getaran pada bantalan gelinding diukur berdasarkan dua besaran yaitu amplitudo, waktu dan frekuensi. Amplitudo merupakan simpangan paling besar, sedangkan simpangan didefinisikan sebagai jarak benda dari titik seimbangnya, untuk waktu/periode merupakan selang waktu yang diperlukan untuk menempuh satu getaran, dan frekuensi adalah banyaknya getaran dalam satu detik. Frekuensi maksimum getaran adalah 5000Hz dengan waktu 2,133 detik dalam sekali pencuplikan.

Berikut akan ditampilkan beberapa sinyal data getaran yang berjumlah 16384 untuk kelas *Angular Misalignment* dan kelas *Phase Unbalance* yang sudah melalui proses *preprocessing* :



Gambar 3.2 Sinyal getaran kelas *Angular Misalignment*



Gambar 3.3 Sinyal Getaran kelas *Phase Unbalance*

Dari gambar data getaran untuk kelas *Angular Misalignment* dan *Phase Unbalanced* terlihat bahwa terdapat perbedaan bentuk grafiki, dimana masing-masing kelas kerusakan ini memiliki karakteristik getaran tersendiri.

Fitur yang diekstraksi dari data getaran ini akan digunakan untuk mengidentifikasi karakteristik getaran yang ditimbulkan oleh 8 jenis kerusakan yang umumnya terjadi pada bantalan gelinding. Untuk lebih jelasnya berikut akan dijelaskan skema proses diagnosis kerusakan bantalan gelinding mulai dari akuisisi data sampai mengetahui jenis kerusakan bantalan gelinding.

### 3.1 Skenario

Didapatkan data getaran bantalan gelinding sebanyak 16384 data. Kemudian dilakukan ekstraksi fitur untuk data-data tersebut untuk mengelompokkan data-data getaran berdasarkan kemiripan ataupun kesamaan ciri.

Ada 21 fitur yang diekstraksi dari data tersebut, dan daftar fitur ditampilkan pada Tabel 3.1.

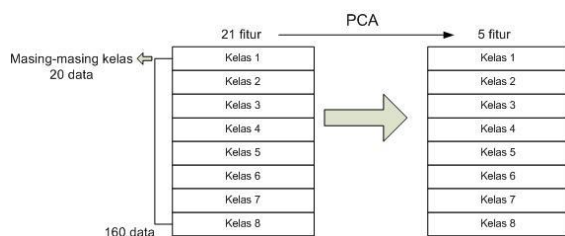
Tabel 3.1 Tabel fitur statistik

No	Fitur Statistik
1.	Mean
2.	Root mean square (RMS)
3.	Shape factor (SP)
4.	Skewness (c3)
5.	Kurtosis (c4)
6.	Crest Factor (CP)
7.	Estimation
8.	Error
9.	Histogram Upper
10.	Histogram Lower
11.	Root mean Square frequency (RMSF)
12.	Frequency Center
13.	Root Variance frequency

14.	Auto Regression (Ar) 2
15.	Ar 3
16.	Ar 4
17.	Ar 5
18.	Ar 6
19.	Ar 7
20.	Ar 8
21.	Ar 9

Ekstraksi fitur ini bertujuan untuk mengidentifikasi ciri-ciri yang dapat membentuk representasi yang baik dari objek dan menyederhanakan sejumlah besar data yang diperlukan untuk menjelaskan sebuah dataset secara akurat. Hasil ekstraksi sebanyak 21 fitur (Tabel 3.1) didapatkan berdasarkan besarnya kontribusi fitur tersebut terhadap sistem dalam mendiagnosa kerusakan bantalan gelinding. Masing-masing fitur statistik ini terdiri dari 160 data yang nantinya akan diklasifikasikan menjadi 8 kelas. Sebelum dilakukan proses pelatihan dan pengujian fitur akan direduksi terlebih dahulu menggunakan PCA (Gambar 3.4.).

Data yang digunakan untuk tahapan pelatihan dan pengujian adalah data dari fitur yang telah direduksi dari 21 fitur menjadi 5 fitur. Jumlah data dari masing-masing kelas adalah 20 data, dimana 16 datanya digunakan untuk proses pelatihan dan sisanya untuk pengujian.



Gambar 3.4 Format Data

Sedangkan untuk format data pelatihan dan pengujian adalah sebagai berikut :



Gambar 3.5 Data latih dan data uji

Berdasarkan format data latih dan uji diatas, maka bentuk matriks untuk data latihnya adalah  $[128 \times 5]$  sedangkan untuk pengujiannya adalah  $[32 \times 5]$ .

### 3.2 Ekstraksi Fitur

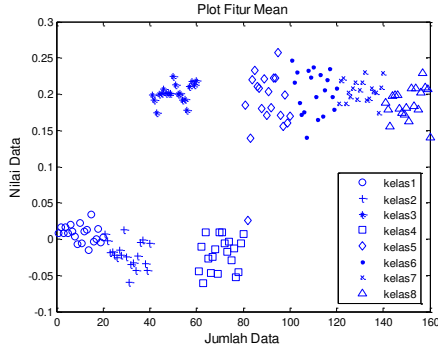
*Moment* statistik yang baru untuk pendeteksian dini dari bantalan gelinding disajikan dalam penelitian (Niu et al., 2005). Pada persamaannya moment statistik merupakan nilai riil. Dua moment statistik baru A2 dan A3 akan dibandingkan dengan moment statistik *Skewness* (S) dan *Kurtosis* (K).

Penambahan fitur dilakukan menggunakan persamaan (3.1), (3.2), (3.3), (3.4). Total fitur sekarang menjadi 25 fitur. Penambahan 4 fitur tersebut merupakan suatu percobaan dari penelitian yang dilakukan (Niu et al., 2005), dimana peneliti memperbaiki data getaran bantalan gelinding dengan membuat nilai-nilai yang absolut dan nilai kuadrat dari data aslinya, untuk memastikan bahwa data yang diproses bernilai positif. Hal ini bertujuan untuk memudahkan dalam pengoperasiannya jika nilainya riil.

Hasil penelitian (Niu et al., 2005) menunjukkan bahwa empat parameter statistik meningkat dengan timbulnya tiga sifat kerusakan, dan rentang perubahan *moment* bantalan gelinding berbeda antara yang sehat dan yang rusak, dimana bantalan gelinding yang rusak jauh lebih lebar dibanding bantalan yang sehat. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa dua moment statistik yang baru A2 dan A3 sebaik dan seefektif indikator sebelumnya yaitu S dan K dalam mendeteksi kerusakan bantalan gelinding. Jadi metode ini merupakan alat bantu yang murah dan mudah untuk pemeliharaan dan pengendalian mutu.

### 3.3 Fitur

*Plotting* fitur bertujuan untuk merepresentasikan 8 kelas bentuk grafis data pada fitur kedalam bentuk gambar. Berikut akan ditampilkan *plotting* beberapa fitur sebagai contoh yaitu fitur 1 (Mean) dan fitur 22(A2).

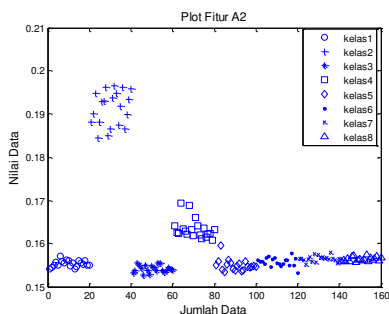


Gambar 3.6 Plot Fitur Mean

Gambar 3.6 diatas menunjukkan sebaran data dalam suatu fitur. Sumbu X menyatakan jumlah data dan sumbu Y menyatakan nilai data. Data dengan jumlah 160 akan direpresentasikan kedalam bentuk (*marker*) yang berbeda tiap kelasnya. Hal ini bertujuan agar memudahkan dalam melihat pengelompokan-pengelompokan data tiap kelasnya. Kelas 1 dengan *marker* 'o' data mengelompok pada kisaran nilai -0.015 sampai dengan 0.033, sedangkan pada kelas 2 terlihat bahwa nilai minimumnya lebih kecil dari pada nilai minimum kelas 1, akan tetapi karena ada nilai yang berdekatan dengan selisih yang sangat kecil jadi data ke 21 dan 22 terlihat berhimpit dengan data-data yang ada pada kelas 1. Data-data pada kelas 3 terlihat mengelompok sangat bagus, terlihat pada gambar diatas bahwa nilai-nilai pada data kelas 3 tidak ada yang berdekatan dengan kelas-kelas lain, begitu juga dengan data yang ada pada kelas 4, terlihat data-data yang mengelompok tanpa berdekatan dengan kelas lain. Data-data pada kelas 5, kelas 6, 7 dan 8 terlihat pengelompokan data tidak terlalu bagus, karena data dari masing-masing kelas tersebut berada pada nilai yang berdekatan dengan selisih yang cukup kecil, jadi ada data-data yang terlihat seolah berhimpit yang dikarenakan selisihnya yang sangat kecil.

*Plotting* selanjutnya akan ditampilkan hasil penambahan fitur baru dari persamaan moment statistik berdasarkan penelitian yang dilakukan (Niu et al., 2005).

Fitur 22 (A2)

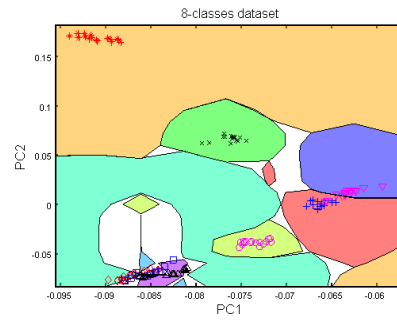


Gambar 3.7 Plot Fitur 22

### 3.4 Klasifikasi

Percobaan ini dilakukan dengan menggunakan metode RBFNN. Hal ini dilakukan untuk melihat bentuk-bentuk individu perkelas dalam bentuk gambar 2D. Data yang digunakan adalah data bawaan dari PRTTools dan di *generate* secara random untuk multi *class problem*, dalam hal ini 8 kelas. Diasumsikan *generate* data sebanyak 500, dan didalam gendat(*generate data*) itu sendiri sudah terdapat fungsi-fungsi untuk mengenerate kelas dan label. Karena data bawaan PRTTools merupakan data yang bagus maka hasil klasifikasinya juga bagus. Terlihat sangat sedikit data yang *misclassify*.

Gambar klasifikasi dengan data original :



Gambar 3.8 Klasifikasi dengan data getaran

Gambar 3.8 merupakan hasil *plotting* 2D untuk data getaran bantalan gelinding. Dari gambar terlihat area-area pada individu-individu dalam suatu fitur. Area inilah yang memperlihatkan klasifikasinya. Gambar yang sudah terklasifikasi dalam 8 kelas disini adalah nilai dari fitur yang sudah direduksi menggunakan PCA. Bentuk matriks dari fitur yang sudah direduksi adalah [160x5]. Untuk menampilkan plot tidak bisa ke 5 fitur yang sudah direduksi, maksimal *plotting* hanya 3D yaitu sumbu X, Y dan Z, akan tetapi hasil *plotting* yang dipilih ditampilkan yaitu *plotting* 2 fitur atau 2D.

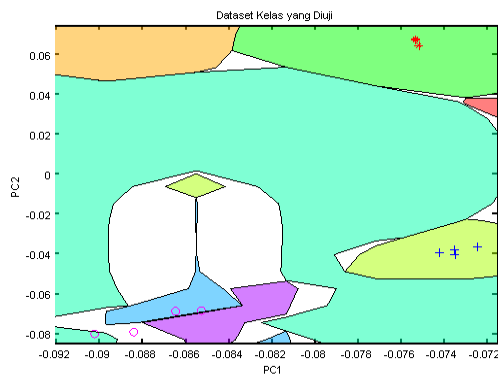
### 3.5 Pelatihan dan Pengujian

Pelatihan dan pengujian dilakukan pada data fitur yang sudah direduksi menjadi 5 fitur. Berikut akan ditampilkan tabel pengujian untuk individu-individu yang *missclassify* pada masing-masing kelas:

Tabel 3.2 Tabel Missclassify

No	Pengujian untuk masing-masing kelas	Jumlah individu Missclassify
1.	Angular Misalignment	1
2.	Bowed Rotor Shaft	1
3.	Broken Rotor Bar	0
4.	Faulty Bearing (Out race)	0
5.	Rotor Unbalanced	0
6.	Normal Motor	2
7.	Parallel Misalignment	0
8.	Phase Unbalanced	1
Total		5

Berikut ini akan ditampilkan salah satu *plotting* dari pengujian *multi class*:



Gambar 3.9 Klasifikasi pengujian *multi class*

Gambar 3.9 diatas merupakan *plotting* pengujian dari kelas 3,4, dan 6. Area hijau dengan *marker* biru merupakan kelas 3, area hijau dengan *marker* merah merupakan kelas 4 dan area biru dengan *marker* 'o' merupakan kelas 6. Dari *plotting* diatas memperlihatkan bahwa akurasi untuk kelas 3 dan 4 adalah 100%, karena tidak ada *marker* yang keluar dari areanya. Sedangkan untuk kelas 6 terlihat ada 2 buah data yang keluar dari area kelas tersebut.

### 3.6 Akurasi

Berdasarkan pada table(3.2) pada sub bab diatas dapat dihitung tingkat keakurasiannya. Berikut akan ditampilkan Akurasi dari masing-masing kelas.

Tabel 3.3 Tabel Akurasi

No	Kelas	Tingkat akurasi
1.	Angular Misalignment	75%
2.	Bowed Rotor Shaft	75%
3.	Broken Rotor Bar	100%
4.	Faulty Bearing (Out race)	100%
5.	Rotor Unbalanced	100%
6.	Normal Motor	50%
7.	Parallel Misalignment	100%
8.	Phase Unbalanced	75%

Untuk pengujian *multiply* kelas dapat dilihat pada table berikut:

Tabel 4.4 Pengujian *Multi Class*

No	Kelas	Tingkat akurasi
1.	Amis, fbo	87,5
2.	Amis, br	75%
3.	Amis, nor	62,5%
4.	Amis, mun, fbo	91,67%
5.	Amis, br, brb	83.33
6.	Amis, br, pun	75%
5.	Amis, brb,fbo, mun	93,75%
7.	Amis,br,fbo,pmis	87,5%
8.	Amis,br,mun,pun	81,25%
9.	Amis, brb,fbo,mun, pmis	95%
10.	Amis, br, fbo, mun, pmis	90%
11.	Amis, br,fbo ,pmis,pun	85%
12.	Amis,br,brb,fbo,nor	80%
13.	Amis, br, brb, nor, pun	75%

Dengan mengetahui jumlah individu-individu yang keluar dari target kelas maka tingkat akurasi dapat dihitung dengan rumus :

$$e = \frac{\text{jumlah yang misclassification}}{\text{jumlah data Uji}} \times 100\% \quad (3.5)$$

Jadi tingkat akurasi adalah  $100\% - e$  (3.6)

Akurasi secara keseluruhan adalah sebagai berikut :

$$e = \frac{5}{32} \times 100\% = 15,625\%$$

akurasi adalah  $100\% - 15,625 =$   
**84,375%**



#### 4. SIMPULAN

Diagnosis kerusakan bantalan gelinding menggunakan metode RBFNN menunjukkan akurasi cukup bagus yaitu sebesar 84,375%. misclassification terbanyak terjadi pada kelas normal motor. Dengan adanya sistem ini diharapkan dapat memberikan informasi tentang kondisi bantalan gelinding untuk perlindungan dan pemeliharaan prediktif sehingga dapat menghindari kerusakan fatal dan meningkatkan prosedur perawatan.

#### 5. UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terimakasih kepada Allah Subhanahu Wata'ala atas berkat dan rahmat Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian ini, serta kepada kedua orang tua dan Universitas Lancang Kuning atas dukungan moral dan materil

#### 6. DAFTAR PUSTAKA

- Blair, Julian., Shirkhodaie, Amir., 2001, Diagnosis and Prognosis of Bearings Using Data Mining and Numerical Visualization, Proceedings IEEE Machinery Condition Laboratory Department of Mechanical Engineering, Nashville, 385-399.
- M. Orr, "Introduction to Radial Basis Function Networks", unpublished, 1996.url:www.anc.ed.ac.uk/~mjo/papers/in tro.ps
- Niu, Xinwen., Zhu, Limin., dan Ding, Han., 2005, New Statistical Moments for Detection of Defects in Rolling Element Bearings, Int J Adv Manuf Technol, 1268-1274.Purwitasari, Diana., Pusposari, Glory, Intani., Sulaiman, Rully., 2011, Pembelajaran Bertingkat pada Arsitektur Jaringan Fungsi Radial Basis, Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan, ISBN 979-26-0255-0.
- Rao., Pai, Srinivasa, P., dan Nagabushana, T.N., 2012, Failure Diagnosis and Prognosis of Rolling-Element Bearings Using Artificial Neural Networks: A critical Overview, International Journal of Physics : Conference Series 364, 1-14.
- Sarfaz, Muhammad., 2005, Computer-Aided Intelligent Recognition Techniques and Application , John Wiley&Sons,Ltd, England.
- Smith, Lindsay,I., A Tutorial of Principal Component Analysis, Unpublished, 2002.
- Vachtsevanos, G., Lewis,F., Roemer,M., Hess,A., Wu,B., 2006, Intelligent Fault Diagnosis and Prognosis for Engineering Systems, John Wiley & Sons, Hoboken, New Jersey.
- Widodo, Achmad., Application of Intelligent System for Machine Fault Diagnosis and Prognosis, 2009, Badan Penerbit Universitas Diponegoro, Semarang.
- Williams, T., Ribadeneira, X., Billington, S., dan Kurfess, T., 2001, Rolling Element Bearing Diagnostics in Run-to failure Lifetime Testing, Mechanical Systems and Signal Processing 15(5), 979-993.
- Yang, Hongyu., Mathew, Joseph., dan Ma, Lin., 2005, Fault Diagnosis of Rolling Element Bearings Using Basis Pursuit, Mechanical Signal and Processing, 341-356.
- Yang, Zhenyu., Merrild, Uffe, C., dan Runge, Morten, T., 2009, A Study of Rolling- Element Bearing Fault Diagnosis Using Motor's Vibration and Current Signatures, Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes,354-359.