



TESIS- TE142599

**IDENTIFIKASI KERUSAKAN *BEARING* MOTOR
INDUKSI BERDASARKAN KARAKTERISTIK ARUS
STATOR DENGAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL
NETWORK***

RAHMAT
2213201014

DOSEN PEMBIMBING

Dr. Eng. I Made Yulistya Negara, ST., M.Sc
Dr. Dimas Anton Asfani, ST., MT.

**PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN TEKNIK SISTEM TENAGA
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016**



THESES- TE142599

**BEARING FAULT IDENTIFICATION OF INDUCTION
MOTOR BASED ON STATOR CURRENT
CHARACTERISTICS USING ARTIFICIAL NEURAL
NETWORK**

RAHMAT
2213201014

ADVISOR

Dr.Eng. I Made Yulistya Negara, ST., M.Sc
Dr. Dimas Anton Asfani, ST. MT.

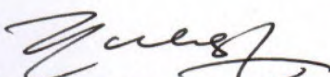
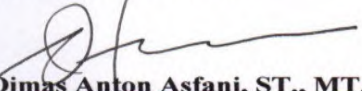
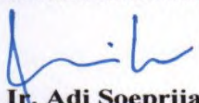
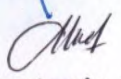

**MAGISTER PROGRAM
POWER SYSTEM ENGINEERING
DEPARTMENT OF ELECTRICAL ENGINEERING
FACULTY OF INDUSTRIAL TECHNOLOGY
SEPULUH NOPEMBER INSTITUTE OF TECHNOLOGY
SURABAYA
2016**

Tesis ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Teknik (MT)
Di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :
Rahmat
NRP. 2213201014


Tanggal Ujian : 2 Agustus 2016
Periode Wisuda : September 2016

Disetujui Oleh :

- 
1. Dr. Eng. I. Made Yulistya Negara, ST., M.Sc. (Pembimbing)
NIP. 197007121998021001
- 
2. Dr. Dimas Anton Asfani, ST., MT. (Pembimbing)
NIP. 198109052005011002
- 
3. Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, MT. (Penguji)
NIP. 196404051990021001
- 
4. Heri Survoatmojo, ST., MT., Ph.D (Penguji)
NIP. 198006032006041003
- 
5. Dr. Ir. Soedibyo, M.MT. (Penguji)
NIP. 195512071980031004

Direktur Program Pascasarjana




Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc, Ph.D
NIP. 196012021987011001

IDENTIFIKASI KERUSAKAN BEARING MOTOR INDUKSI BERDASARKAN KARAKTERISTIK ARUS STATOR DENGAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Nama Mahasiswa : Rahmat
N R P : 2213201014
Pembimbing : 1. Dr. Eng. I Made Yulistya Negara, ST., M.Sc
2. Dr. Dimas Anton Asfani, ST., MT.

Abstrak

Dalam studi ini dibahas sistem deteksi kerusakan bearing motor induksi 3 fasa rotor sangkar. Kerusakan bearing direkonstruksi dalam 3 jenis kerusakan yang tiap jenis mempunyai kondisi kerusakaan yang bervariasi. Karakteristik arus stator akibat kerusakan bearing pada *outer race*, *inner race*, dan *ball* dianalisis menggunakan teknik *Fast Fourier Transform* (FFT). Karakteristik arus akibat kerusakan bearing tersebut dianalisa menggunakan metode *Artificial Neural Network* untuk mengklasifikasi jenis kerusakan bearing pada motor induksi 3 fasa. Dengan metode ini dapat dihasilkan suatu analisa identifikasi dan klasifikasi kerusakan bearing yang lebih akurat.

Kata kunci : Arus stator, Bearing, Identifikasi, Fast Fourier Transform, Artificial Neural Network.

**BEARING FAULT IDENTIFICATION OF INDUCTION
MOTOR BASED ON STATOR CURRENT CHARACTERISTICS
USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK**

Student Name : Rahmat
Student ID : 2213201014
Advisor : 1. Dr. Eng. I Made Yulistya Negara, ST., M.Sc
2. Dr. Dimas Anton Asfani, ST., MT.

Abstract

In this study discussed bearing damage detection system 3-phase induction motor rotor cage. Bearing damage reconstructed in three types of damage that each type has varied damage condition. Stator current characteristics due to damage to the bearing outer race, inner race, and ball are analyzed using Fast Fourier Transform (FFT). Current characteristics due to bearing damage was analyzed using Artificial Neural Network for classifying types of bearing damage on 3-phase induction motor. This method may produce an analysis of the identification and classification of bearing damage is more accurate.

Keywords : Current Stator, Bearing, Identification, Fast Fourier Transform, Artificial Neural Network.

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
LEMBAR PERNYATAAN KEASLIAN	iii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	xi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	3
2.1 Jenis Kerusakan Bearing Motor Induksi	3
2.2 Analisis Arus Stator.....	5
2.3 <i>Fast Fourier Transform</i>	6
2.4 Artificial Neural Network.....	8
2.4.1. Algoritma <i>ANN Backpropagation</i>	9
2.4.2. Parameter Pelatihan	11
2.4.3 <i>Mean Squared Error (MSE)</i>	12
BAB 3 METODE PENELITIAN	13
3.1 Rekonstruksi Kerusakan Bearing	13
3.2 Perancangan Sistem Deteksi Kerusakan <i>Bearing</i>	16
3.3 Pembebanan Elektrik.....	21
3.4 Perancangan Sistem Pengukuran dan Pengolahan Data.....	21
3.5 Membuat Arsitektur Artificial Neural Network	23
3.6 Pelatihan Artificial Neural Network.....	24
3.7 Pengujian Artificial Neural Network.....	26
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	27
4.1 Sistem Deteksi Kerusakan <i>Bearing</i>	27
4.2 Deteksi Kerusakan <i>Bearing</i> menggunakan <i>FFT</i>	32
4.3 Analisa Kerusakan <i>Bearing</i> Menggunakan <i>ANN</i>	39
4.3.1. Penentuan Input Data Training dan Testing.....	39

4.3.2. Pelatihan <i>ANN</i>	40
4.3.3. Penentuan Fungsi Aktivasi	40
4.3.4. Penentuan Jumlah Lapis Tersembunyi dan jumlah Neuron	41
4.3.5. Hasil Pelatihan <i>ANN</i>	41
4.3.6. Hasil Simulasi Deteksi Kerusakan <i>Bearing</i>	43
BAB 5 KESIMPULAN	45
5.1 Kesimpulan.....	45
5.2 Saran	46
DAFTAR PUSTAKA.....	47

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Konstruksi <i>Bearing</i> Motor Induksi	3
Gambar 2.2 Kesalahan Instalasi <i>Bearing</i>	4
Gambar 2.3 Arsitektur <i>Artificial Neural Network</i>	8
Gambar 3.1 Rekonstruksi <i>Bearing</i> Rusak Bola.....	14
Gambar 3.2 Rekonstruksi <i>Bearing</i> Rusak <i>Inner-race</i>	15
Gambar 3.3 Rekonstruksi <i>Bearing</i> Rusak <i>Outer-race</i>	15
Gambar 3.4 Rotor Motor Induksi	16
Gambar 3.5 Motor Induksi 3 Fasa	17
Gambar 3.6 Perangkat Pembebanan Elektrik	18
Gambar 3.7 Synchronous Generator	18
Gambar 3.8 Alat Akusisi Data NI cDAQ – 9171	19
Gambar 3.9 Implementasi Sistem Deteksi Kerusakan <i>Bearing</i>	20
Gambar 3.10 Konfigurasi Pembebanan Elektrik	21
Gambar 3.11 Flowchart Penelitian	22
Gambar 3.12 Jendela NNTOOL	23
Gambar 3.13 Arsitektur ANN	24
Gambar 3.14 a. Diagram Alir Pelatihan, b. Diagram Alir Pengujian	26
Gambar 4.1 Sinyal Arus Stator Untuk <i>Bearing</i> Normal	30
Gambar 4.2 Sinyal Arus Stator Untuk <i>Bearing Outer-race</i>	30
Gambar 4.3 Sinyal Arus Stator Untuk <i>Bearing Inner-race</i>	31
Gambar 4.4 Sinyal Arus Stator Untuk <i>Bearing Ball</i>	31
Gambar 4.5 Perbandingan Arus Stator <i>Bearing</i> Normal Dengan <i>Bearing</i> Rusak	31
Gambar 4.6 Spektrum Arus Hasil FFT Untuk <i>Bearing</i> Normal	33
Gambar 4.7 Spektrum Arus Hasil FFT Untuk <i>Bearing Outer-Race</i>	34
Gambar 4.8 Spektrum Arus Hasil FFT Untuk <i>Bearing Inner-Race</i>	34

Gambar 4.9 Spektrum Arus Hasil FFT Untuk Bearing Ball	35
Gambar 4.10 Frekuensi Kerusakan Bearing	35
Gambar 4.11 Variasi Nilai Variable Deteksi Setiap Kerusakan	38
Gambar 4.12 Hasil Pelatihan ANN	42
Gambar 4.13 Performa Pelatihan ANN	42
Gambar 4.14 Hasil Simulasi Output ANN	43

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1	Statistik Kerusakan Motor Induksi 3
Tabel 3.1	Spesifikasi <i>Bearing</i>14
Tabel 3.2	Rekonstruksi Kerusakan Bearing.....14
Tabel 3.3	Spesifikasi Motor Induksi 3 Fasa.....17
Tabel 3.4	Parameter ANN.....23
Tabel 3.5	Parameter Jumlah Lapis dan Aktivasi ANN.....23
Tabel 3.6	Parameter pelatihan ANN.....25
Tabel 4.1	Arus Motor Induksi Normal dan rusak <i>Ball</i>28
Tabel 4.2	Arus motor induksi rusak <i>Inner-race</i>29
Tabel 4.3	Arus motor induksi rusak <i>Outer-race</i>29
Tabel 4.4	Frekuensi Kerusakan <i>Bearing</i>33
Tabel 4.5	Sideband Frekuensi pada <i>Bearing</i> Normal36
Tabel 4.6	Sideband Frekuensi <i>bearing</i> dengan kerusakan <i>outer</i> 5 mm36
Tabel 4.7	Sideband Frekuensi <i>Bearing</i> Dengan Kerusakan <i>Inner</i> 5mm37
Tabel 4.8	Sideband Frekuensi <i>Bearing</i> Dengan Kerusakan 3 Bola.....37
Tabel 4.9	Data Training dan Data Testing.....40
Tabel 4.10	Hasil Pengujian Aktivasi40
Tabel 4.11	Hasil Pengujian ANN dengan Variasi Jumlah Neuron.....41
Tabel 4.12	Jumlah Keakuratan Hasil Testing Metode ANN.....44
Tabel 4.13	Persentase Keberhasilan Metode ANN44

BAB 1

PENDAHULUAN

Motor induksi adalah peralatan elektromekanik yang digunakan dalam berbagai aplikasi industri untuk mengubah energi listrik menjadi energi mekanik. Motor induksi merupakan peralatan yang memiliki peranan sangat penting di industri. Hal ini dikarenakan begitu banyak proses operasi di industri yang menggunakan motor induksi sebagai penggerak utamanya. Alasan utamanya karena motor induksi memiliki kehandalan yang tinggi dan biaya yang relatif lebih rendah. Hampir sekitar 70 % [Rodríguez, 2006] proses di industri menggunakan motor induksi sebagai komponen penggerak utamanya. Beberapa proses yang biasanya ditangani oleh motor induksi antara lain pompa, kompresor, dan menjadi penggerak utama beberapa mesin industri yang lain. Meskipun memiliki konstruksi yang kuat, bukan berarti motor induksi tidak akan mengalami kerusakan. Ada saatnya dimana motor induksi mengalami kerusakan dan harus dihentikan operasinya. Hal ini tentunya akan sangat merugikan karena mempengaruhi proses di industri. Selain itu kerusakan yang terjadi pada motor induksi dapat membahayakan pekerja yang berada di sekitarnya. Solusi untuk mengatasinya adalah dengan melakukan pengawasan secara rutin sehingga kondisi dari motor induksi dapat terus diamati.

Kerusakan bearing merupakan salah satu jenis kerusakan terbesar yang sering ditemui pada motor induksi. Hampir sekitar 41-44% [Da Silva, 2006] kerusakan motor induksi terjadi pada bearing. Bearing merupakan komponen motor induksi yang membantu rotor agar dapat bergerak secara bebas. Kerusakan bearing dapat menyebabkan terjadinya vibrasi, *noise* (bising), peningkatan suhu kerja, dan timbulnya bunga api yang dapat menyebabkan kerusakan pada bagian motor induksi yang lain. Salah satu metode deteksi kerusakan bearing yang umum digunakan adalah metode analisis arus stator.

Penelitian ini akan menganalisa karakteristik arus stator dengan metode *Artificial Neural Network*, diaplikasikan pada motor induksi untuk melakukan

deteksi kerusakan bearing. Dalam penelitian ini akan dilakukan beberapa eksperimen berupa rekonstruksi kerusakan bearing serta pemberian beban elektrik yang bervariasi untuk mengetahui performa dari metode deteksi kerusakan yang diajukan. Eksperimen dilakukan dengan menggunakan beberapa peralatan pengujian yang dilengkapi dengan *software* LabVIEW dan MATLAB untuk memudahkan proses pengukuran dan pengolahan sinyal arus stator motor induksi.

Permasalahan yang dibahas dalam penelitian ini adalah penggunaan metode *Artificial Neural Network* untuk menganalisa karakteristik arus stator untuk melakukan deteksi kerusakan bearing pada motor induksi.

Batasan masalah yang terdapat dalam penelitian ini yaitu motor induksi yang digunakan merupakan jenis rotor sangkar, rekonstruksi kerusakan bearing pada tiga bagian *outer race*, *inner race* dan *ball*, proses pengukuran dan pengolahan sinyal arus stator dilakukan pada salah satu fasa motor induksi yang beroperasi pada keadaan *steady state* melalui *software* LabVIEW dan MATLAB

Tujuan penelitian ini, melakukan deteksi terhadap kerusakan *bearing* pada motor induksi, dapat mengetahui karakteristik sinyal arus stator yang dihasilkan oleh motor induksi yang mengalami kerusakan *bearing*, dengan metode *ANN* dapat mengetahui jenis kerusakan *bearing* yang terjadi.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

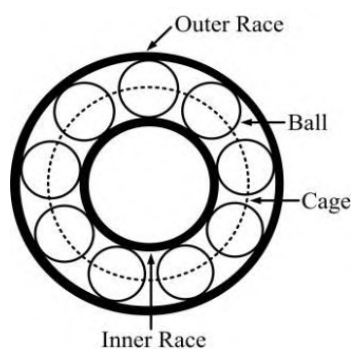
2.1. Jenis Kerusakan *Bearing* Motor Induksi

Salah satu komponen dari motor induksi yang membantu rotor agar dapat berputar secara bebas adalah *bearing*. Berdasarkan hasil survei oleh *Electric Power Research Institute* (EPRI) dan *Institute of Electrical and Electronics Engineers Industry Applications Society* (IEEE-IAS) dari beberapa motor di industri diperoleh bahwa kerusakan terbesar terletak pada bearing motor induksi [Aderiano M da Silva, 2006]. Hasil survei oleh EPRI dan IEEE-IAS dapat dilihat pada tabel 2.1.

Tabel 2.1. Statistik Kerusakan Motor Induksi

Jenis Kerusakan	Persentase Kerusakan (%)	
	EPRI	IEEE-IAS
Kerusakan Bearing	41	44
Kerusakan Belitan	36	26
Kerusakan Rotor	9	8
Kerusakan Lainnya	14	22

Konstruksi *bearing* pada umumnya terdiri dari 4 bagian penting, yang terdiri dari *outer race*, *inner race*, *ball*, dan *cage*. Setiap bagian tersebut memiliki fungsi masing-masing untuk membantu rotor agar dapat berputar secara bebas [Rodriguez Irahis, 2006]. Konstruksi *bearing* dapat dilihat pada gambar berikut

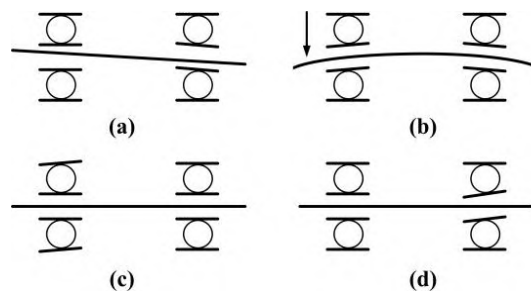


Gambar 2.1. Konstruksi *Bearing* Motor Induksi

Kerusakan pada bearing dimulai dengan adanya retakan kecil karena motor induksi bekerja di bawah kondisi normal, kondisi pembebanan yang bervariasi dan ketidaksejajaran posisi rotor. Hal ini tentu saja dapat menjadi penyebab kerusakan pada bagian motor induksi yang lain. Selain faktor mekanis, kerusakan pada bearing dapat juga disebabkan karena adanya faktor eksternal seperti kontaminasi, korosi, kesalahan lubrikasi, kesalahan instalasi. [Nandi Subhasis, 1999].

Kontaminasi dan korosi merupakan faktor eksternal yang dapat menyebabkan kerusakan pada bearing. Hal ini tentu saja dipengaruhi oleh kondisi lingkungan yang buruk dan penempatan motor induksi yang kurang baik. Kotoran dan debu merupakan partikel yang dapat menyebabkan kontaminasi pada bearing. Sedangkan korosi disebabkan karena adanya proses kimia antara motor induksi dengan zat-zat lain disekitarnya seperti air, asam, dan zat lainnya [Schoen R.R, 1994]. Kesalahan lubrikasi seperti kurang atau lebihnya pelumasan pada elemen bearing sangat tidak dianjurkan karena dapat menyebabkan pemanasan berlebih yang dapat mempercepat proses kerusakan pada bearing sehingga bearing mengalami kerusakan dini [Onel Izzet,2005].

Kesalahan instalasi terjadi karena tidak benarnya pemasangan bearing pada *shaft* atau pada rumah bearing. Hal ini menyebabkan kerusakan fisik pada motor induksi [Randy R.Schoen, 1995]. Ketidaksejajaran posisi rotor seperti pada Gambar 2.2 merupakan penyebab kerusakan bearing karena kesalahan instalasi dimana (a) merupakan ketidaksejajaran posisi rotor, (b) merupakan pembelokan posisi rotor, (c) merupakan kemiringan *outer race*, dan (d) merupakan kemiringan *inner race*. Ketidaksejajaran posisi rotor yang paling sering terjadi adalah karena kemiringan *outer race* dan *inner race*.



Gambar 2.2. Kesalahan Instalasi *Bearing*

2.2. Analisis Arus Stator

Kerusakan yang terjadi pada bearing dapat menyebabkan motor induksi mengalami gerakan secara radial. Hal ini menyebabkan kerapatan fluks pada *air-gap* menjadi tidak simetri dan mempengaruhi induktansi di stator sehingga arus stator motor induksi mengandung harmonisa dengan frekuensi kerusakan yang dapat diprediksi dengan persamaan. [Randy R.Schoen, 1995].

$$f_{bng} = |f_e \pm m \cdot f_v| \quad (2.1)$$

Keterangan :

f_{bng} = Frekuensi Prediksi Kerusakan Bearing

f_e = Frekuensi Sumber Listrik (50 atau 60 Hz)

m = Konstanta (1, 2, 3, . . .)

f_v = Frekuensi Kerusakan Bearing

Kerusakan yang terjadi pada bearing motor induksi memiliki frekuensi kerusakan yang berbeda-beda tergantung letak kerusakannya. Frekuensi kerusakan untuk setiap bagian dari bearing pada persamaan (2 s/d 5).

$$f_o = \frac{N_B}{2} f_{rm} \left(1 - \frac{D_B \cdot \cos \theta}{D_P} \right) \quad (2.2)$$

$$f_i = \frac{N_B}{2} f_{rm} \left(1 + \frac{D_B \cdot \cos \theta}{D_P} \right) \quad (2.3)$$

$$f_b = \frac{D_B}{2D_B} f_{rm} \left(1 - \frac{D_B^2 \cdot \cos \theta}{D_P^2} \right) \quad (2.4)$$

$$f_c = \frac{1}{2} f_{rm} \left(1 - \frac{D_B \cdot \cos \theta}{D_P} \right) \quad (2.5)$$

Keterangan :

f_o = Frekuensi Kerusakan Pada *Outer Ra*

f_i = Frekuensi Kerusakan Pada *Inner Race*

- f_b = Frekuensi Kerusakan Pada *Ball*
- f_c = Frekuensi Kerusakan Pada *Cage*
- N_B = Jumlah *Ball*
- f_{rm} = Frekuensi Kecepatan Putaran Rotor
- D_B = Diameter *Ball*
- D_P = Diameter Antar *Ball*
- θ = Sudut Kontak *Ball* (Diasumsikan 0°)

Persamaan (2) sampai (5) merupakan persamaan yang digunakan untuk menentukan nilai frekuensi kerusakan pada bearing berdasarkan konstruksinya. Apabila diamati, persamaan tersebut membutuhkan informasi konstruksi bearing secara lengkap dan spesifik [Lucia Frosini, 2010]. Untuk jumlah *ball* sebanyak 6 sampai 12 buah, frekuensi karakteristik kerusakan untuk *outer race* dan *inner race* dapat ditentukan dengan menggunakan persamaan (6) dan persamaan (7).

$$f_o = 0,4 \cdot N_B \cdot f_{rm} \quad (2.6)$$

$$f_i = 0,6 \cdot N_B \cdot f_{rm} \quad (2.7)$$

Keterangan :

- f_o = Frekuensi Kerusakan Pada *Outer Race*
- f_i = Frekuensi Kerusakan Pada *Inner Race*
- N_B = Jumlah *Ball* Bearing
- f_{rm} = Frekuensi Kecepatan Putaran Rotor

2.3 Fast Fourier Transform

Fast Fourier Transform (FFT) adalah suatu teknik perhitungan cepat dari *Discrete Fourier Transform* (DFT) atau dengan kata lain *Fast Fourier Transform* merupakan pengembangan dari DFT. DFT merupakan suatu metode perhitungan yang mengubah sinyal dari domain waktu ke domain frekuensi. Biasanya DFT digunakan untuk keperluan analisis spektrum dalam domain frekuensi. Dengan

menggunakan DFT, suatu sinyal dapat dilihat sebagai objek dalam domain frekuensi. DFT lebih cocok digunakan pada sinyal diskrit yang periodik dan simetri. Sinyal diskrit yang periodik dan simetri adalah sinyal diskrit yang terus berulang pada rentang waktu tertentu dan memiliki pencerminan disekitar titik tengahnya. Secara matematis, DFT dari suatu sinyal diskrit $x[n]$ dengan menggunakan N titik dapat dilihat pada persamaan (2.8) dan (2.9).

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cdot W_N^{nk}$$

$$nk = 0, 1, 2, 3, \dots, N-1 \quad (2.8)$$

$$W_N = e^{-j\frac{2\pi}{N}} \quad (2.9)$$

Secara numeris beban komputasi DFT cukup berat karena memerlukan sejumlah N^2 perkalian kompleks. Sedangkan FFT memiliki beban komputasi yang lebih ringan dengan hanya memerlukan sejumlah $\frac{N}{2} \times \log_2 10 N$ perkalian kompleks. FFT dengan beban komputasi tersebut adalah untuk FFT jenis radix-2.

Frekuensi resolusi dari FFT berhubungan dengan total panjang rentang waktu untuk memperhatikan banyaknya jumlah sampel dan frekuensi *sampling* yang digunakan. Semakin banyak jumlah sampel yang digunakan maka representasi sinyal akan semakin detail, sedangkan semakin besar frekuensi *sampling* yang digunakan maka rentang frekuensi dalam FFT akan semakin panjang. Secara matematis frekuensi resolusi dapat dilihat pada persamaan (2.10).

$$\Delta f = \frac{F_s}{N} = \frac{1}{N \cdot T_s} \quad (2.10)$$

Dimana :

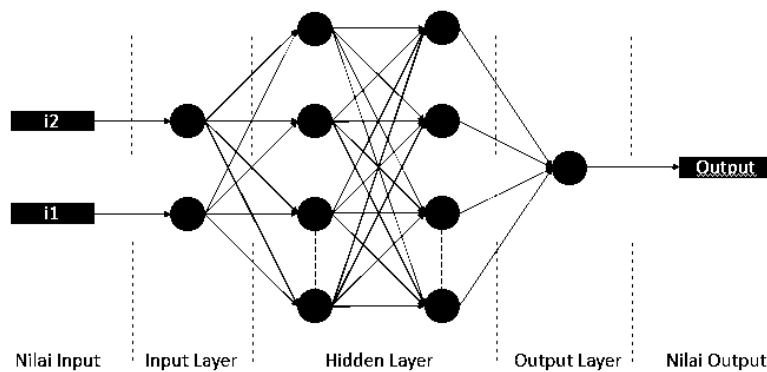
- Δf = Frekuensi Resolusi
- F_s = Frekuensi *Sampling*
- T_s = Periode *Sampling*
- N = Jumlah *Sampling*

2.4. Artificial Neural Network

Artificial Neural Network merupakan unit pemroses yang terdiri dari beberapa masukan serta beberapa keluaran dengan arsitektur seperti Gambar 2.3. Arsitektur *artificial neural network* mengadaptasi struktur jaringan otak manusia. *Artificial Neural Network* membandingkan nilai *threshold* dengan hasil perhitungan *input* yang dikalikan dengan penimbang dan dijumlahkan dengan biasnya. Bila keluaran lebih besar dari *threshold* maka keluaran bernilai 1, sebaliknya bernilai 0. [Mauridhi] 2006.

Salah satu metode *ANN* adalah *backpropagation* yaitu algoritma pembelajaran untuk mengurangi nilai kesalahan / eror dengan cara menyesuaikan penimbang dan bias berdasarkan perbandingan keluaran dan target yang diinginkan. *Backpropagation* termasuk dalam metode pelatihan terbimbing (*supervised*) yang didesain untuk operasi pada *artificial neural network feed forward* lapis jamak (*multi-layer*).

Backpropagation memiliki tiga lapis dalam proses pelatihannya yaitu lapis masukan, lapis tersembunyi dan lapis keluaran. Lapis pada *backpropagation* ini merupakan perkembangan dari jaring lapis tunggal yang memiliki dua lapis yaitu lapis masukan dan keluaran. Dengan adanya lapis keluaran pada *backpropagation* maka nilai eror pada *backpropagation* lebih kecil dibandingkan nilai eror pada jaring lapis tunggal karena lapis tersembunyinya berfungsi untuk memperbarui penimbang.



Gambar 2.3. Arsitektur *Artificial Neural Network*

2.4.1 Algoritma *Artificial Neural Network Backpropagation*

Artificial Neural Network back-propagation terdiri dari lapis masukan, lapis tersembunyi dan lapis keluaran. Pelatihan algoritma *back propagation* terdiri dari dua tahapan, *feed forward* dan *backpropagation* dari erornya, adapun algoritma untuk melakukan pelatihan adalah sebagai berikut:

1. Menginisialisasi penimbang (bernilai kecil dan acak).
2. Mengulangi langkah 3-10 sampai kondisi akhir iterasi dipenuhi.
3. Untuk sepasang data pelatihan, dilakukan langkah 4-9.
4. Masing-masing unit masukan ($X_i, i = 1, 2, \dots, n$) menerima sinyal masukan X_i dan sinyal tersebut disebarkan ke unit-unit bagian berikutnya (unit-unit lapis tersembunyi).
5. Untuk masing-masing unit di lapis tersembunyi ($Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$) dikalikan dengan penimbang dan dijumlahkan serta ditambah dengan biasnya.

$$Z_{inj} = V_{oj} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij} \quad (2.11)$$

kemudian dihitung sesuai dengan fungsi pengaktif yang digunakan:

$$Z_j = f(Z_{inj}) \quad (2.12)$$

bila yang digunakan adalah fungsi sigmoid maka bentuk fungsi tersebut adalah:

$$Z_j = \frac{1}{1 + \exp(-Z_{inj})} \quad (2.13)$$

Sinyal keluaran dari fungsi pengaktif tersebut dikirim ke semua unit keluaran.

6. Masing-masing unit keluaran ($Y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$) dikalikan dengan penimbang dan dijumlahkan serta ditambah dengan biasnya.

$$y_{ink} = W_{0k} + \sum Z_j W_{jk} \quad (2.14)$$

Kemudian dihitung kembali sesuai dengan fungsi pengaktif:

$$y_k = f(y_{ink}) \quad (2.15)$$

7. Masing-masing unit keluaran ($Y_k, k = 1, \dots, m$) menerima pola target yang berhubungan dengan pola masukan data pelatihan dan dihitung erornya:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{ink}) \quad (2.16)$$

Karena $f'(y_{ink}) = y_k$ menggunakan fungsi sigmoid, maka:

$$\begin{aligned} f'(y_{ink}) &= f(y_{ink}) (1 - f(y_{ink})) \\ f'(y_{ink}) &= y_k (1 - y_k) \end{aligned} \quad (2.17)$$

Menghitung perbaikan penimbang (kemudian untuk memperbaiki W_{jk}).

$$\Delta W_{jk} = \alpha \cdot \partial_k \cdot Z_j \quad (2.18)$$

Menghitung perbaikan koreksi:

$$\Delta W_{0k} = \alpha \cdot \partial_k \quad (2.19)$$

dan menggunakan nilai ∂_k pada semua unit lapis sebelumnya.

8. Masing-masing penimbang yang menghubungkan unit-unit lapis keluaran dengan unit-unit pada lapis tersembunyi ($Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$) dikalikan δ_k dan dijumlahkan sebagai masukan ke unit-unit lapis berikutnya.

$$\delta_{inj} = \sum \delta_k \cdot W_{jk} \quad (2.20)$$

Selanjutnya dikalikan dengan turunan dari fungsi pengaktifnya untuk menghitung eror.

$$\delta_j = \delta_{inj} f'(y_{ink}) \quad (2.21)$$

Langkah berikutnya menghitung perbaikan penimbang (digunakan untuk memperbaiki V_{ij}).

$$\Delta V_{ij} = \alpha \cdot \delta_j \cdot X_i \quad (2.22)$$

Kemudian menghitung perbaikan bias (untuk memperbaiki V_{0j}).

$$\Delta V_{0j} = \alpha \cdot \delta_j \quad (2.23)$$

9. Masing-masing keluaran unit ($Y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$) diperbaiki bias dan penimbangnya ($j=0, \dots, p$),

$$W_{jk} (baru) = W_{jk} (lama) + \Delta W_{jk} \quad (2.24)$$

Masing-masing unit tersembunyi ($Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$) diperbaiki bias dan penimbangnya ($j=0, \dots, n$).

$$V_{jk} (baru) = V_{jk} (lama) + \Delta V_{jk} \quad (2.25)$$

10. Uji kondisi pemberhentian (akhir iterasi).

Selain parameter-parameter tersebut, terdapat parameter lain yang menentukan keberhasilan tahap pelatihan pada algoritma *backpropagation* yaitu momentum (α) dan laju pelatihan (η). Momentum dan laju pelatihan digunakan untuk mempercepat dan mengefektifkan konvergensi algoritma *backpropagation*. Sehingga persamaan (2.8) menjadi:

$$\Delta(t + 1) = \alpha \partial_{kzj} + \mu \Delta w_{jk}(t) \quad (2.26)$$

Sedangkan persamaan (2.11) akan berubah menjadi:

$$\Delta v_0(t + 1) = \alpha \delta_j x_i + \mu \Delta v_{ij}(t) \quad (2.27)$$

2.4.2 Parameter Pelatihan

Adapun parameter-parameter yang berpengaruh terhadap keberhasilan tahap pelatihan pada algoritma *backpropagation*:

1. Inisialisasi Penimbang

Penimbang sebagai interkoneksi *ANN* yang akan dilatih biasanya diinisialisasi terlebih dahulu dengan nilai kecil dan acak. Banyak studi empiris membuktikan bahwa meneruskan pelatihan pada saat eror mencapai nilai kecil yang stabil atau datar akan menghasilkan nilai-nilai penimbang yang tak diinginkan, hal ini berpengaruh pada peningkatan eror dan penurunan kualitas *mapping*. Pada banyak penelitian menunjukkan bahwa konvergensi tidak dapat dicapai jika penimbang kurang bervariasi dan jika tidak terlalu acak. Konvergensi hampir selalu tercapai untuk inisialisasi acak pada -0,5 hingga 0,5 atau -1 hingga 1.

2. Jenis Adaptasi Penimbang

Ada dua jenis adaptasi penimbang pada pelatihan *ANN*, yaitu:

- a. Adaptasi kumulatif, yaitu penimbang diadaptasi setelah semua penimbang yang masuk dilatih.
- b. Adaptasi biasa, yaitu penimbang diadaptasi pada setiap pola yang masuk.

3. Laju Pelatihan

Parameter laju pelatihan (*learning rate*) sangat berpengaruh pada intensitas proses pelatihan. Begitu pula terhadap efektifitas dan kecepatan mencapai konvergensi dari pelatihan. Nilai optimum dari laju pelatihan tergantung masalah yang diselesaikan, prinsipnya dipilih sedemikian rupa sehingga tercapai konvergensi yang optimal dalam proses pelatihan. Nilai laju pelatihan yang cukup kecil menjamin penurunan gradien terlaksana dengan baik, namun ini berakibat bertambahnya jumlah iterasi. Pada umumnya

besarnya nilai laju pelatihan dipilih dari mulai 0,001 sampai 1 selama proses pelatihan.

4. Momentum

Di samping koefisien laju pelatihan, pada metode ini terdapat koefisien lain yang tujuan penggunaannya untuk mempercepat konvergensi dari algoritma *error backpropagation*. Prinsip dari metode ini adalah menambahkan sebagian dari perubahan penimbang sebelumnya. Penggunaan koefisien momentum ini disarankan apabila konvergensi berlangsung terlalu lama dan juga untuk mencegah terjadinya optimum lokal.

2.4.3 Mean Squared Error (MSE)

Mean Squared Error (MSE) adalah nilai yang diharapkan dari kuadrat eror. Eror yang ada menunjukkan seberapa besar perbedaan hasil estimasi dengan nilai yang akan diestimasi. Perbedaan itu terjadi karena adanya keacakan pada data atau karena estimator tidak mengandung informasi yang dapat menghasilkan estimasi yang lebih akurat.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2 \quad (2.28)$$

BAB 3

METODE PENELITIAN

3.1. Rekonstruksi Kerusakan *Bearing*

Rekonstruksi kerusakan *bearing* dibuat dengan memberi kerusakan pada *bearing*. Kerusakan dibuat dengan melubangi *bearing* dengan diameter 1 mm sampai dengan 5 mm pada bagian *outer-race* dan *inner-race* sedangkan untuk *ball bearing* dibuat lecet. Pelubangan dilakukan menggunakan mesin *EDM* (*Electrical Discharge Machine*) untuk mendapatkan hasil yang bervariasi pada setiap lubang kerusakan yang dibuat. Variasi lubang kerusakan ini dimaksudkan agar data yang dihasilkan dapat terukur tingkatannya, walaupun pada kenyataan di lapangan kerusakan *bearing* terjadi dengan besaran yang tidak dapat ditentukan.

Dalam penelitian ini digunakan 3 tingkatan kerusakan pada bola yang terdiri dari :

- a. Kerusakan 1 (1 *ball*)
- b. Kerusakan 2 (2 *ball*)
- c. Kerusakan 3 (3 *ball*)

sedangkan untuk kerusakan *outer-race* dan *inner-race* dibuat 5 tingkatan kerusakan *bearing* yang terdiri dari :

- a) Kerusakan 1 (1 mm)
- b) Kerusakan 2 (2 mm)
- c) Kerusakan 3 (3 mm)
- d) Kerusakan 4 (4 mm)
- e) Kerusakan 5 (5 mm).

Dalam penelitian ini lubang kerusakan yang dibuat diharapkan dapat memberikan pengaruh tingkatan kerusakan *bearing*. Gambar 3.1 merupakan gambar kerusakan *bearing* yang dibuat dalam penelitian ini, sedangkan

spesifikasinya dapat dilihat pada Tabel 3.1 dan Tabel 3.2 adalah rekontruksi kerusakan *bearing*.

Tabel 3.1 *Spesifikasi Bearing*

Merk	KOYO
Tipe	6325
Diameter Dalam	25 mm
Diameter Luar	52 mm
Lebar Bearing	15 mm
Jumlah Bola	9 buah

Tabel 3.2 Rekonstruksi Kerusakan *Bearing*

Jenis Kerusakan	Variasi
<i>Ball bearing</i>	1 ball, 2 ball, 3 ball
<i>Inner-race</i>	1 mm, 2 mm, 3 mm, 4 mm, 5 mm
<i>Outer-race</i>	1 mm, 2 mm, 3 mm, 4 mm, 5 mm



Gambar 3.1. Rekonstruksi *Bearing Rusak Ball*



Gambar 3.2. Rekonstruksi *Bearing Rusak Inner-race*



Gambar 3.3 Rekonstruksi *Bearing Rusak Outer-race*

Bearing merupakan komponen motor induksi yang membantu rotor agar dapat bergerak secara bebas. *Bearing* terdiri dari 4 bagian, yaitu: *outer race*, *inner race*, *ball* dan *cage*. Seperti yang sudah dijelaskan pada bab sebelumnya, kerusakan pada masing-masing bagian memiliki frekuensi kerusakan yang berbeda-beda. Dalam penelitian ini hanya dipilih kerusakan pada bagian *outer-race*, *inner-race*, *ball* untuk dilakukan dianalisis. Ketika motor induksi 3 fasa beroperasi, *ball* turut berputar mengikuti gerakan dan arah putaran dari rotor. Apabila terjadi kerusakan pada bagian *ball bearing*, maka *bearing* tersebut akan mengalami kontak langsung dengan bagian yang rusak sehingga terjadi efek gesekan. Hal inilah yang menyebabkan vibrasi, *noise* (bising), dan peningkatan suhu kerja pada motor induksi.

Pada umumnya *bearing* terletak pada dua tempat yang berbeda. *bearing* terletak pada *main-shaft* sedangkan pada tempat yang lain *bearing* terletak pada *fan-shaft*. Dalam penelitian ini *bearing* yang uji terletak pada *fan-shaft*. Hal ini dapat dilakukan supaya lebih mudah mengganti *bearing* yang akan diuji. *Main-shaft* *bearing* dan *fan-shaft* *bearing* pada rotor motor induksi 3 fasa dapat dilihat pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4. Rotor Motor Induksi

3.2. Perancangan Sistem Deteksi Kerusakan *Bearing*

Sistem penelitian ini berdasarkan pada pengukuran arus stator motor induksi. Peralatan yang pakai dalam pengukuran yaitu : NI cDAQ – 9171, *software* Labview. Untuk lebih memudahkan dalam penentuan frekuensi sampling. Hasil dari pengukuran diolah dengan teknik *fast fourier transform* dengan menggunakan *software* Diadem.

Untuk melakukan pengukuran arus stator diperlukan suatu beban elektrik pada motor induksi dengan daya 100 s/d 1000 watt. Pengambilan data arus hanya pada salah satu fasa diambil kemudian selanjutnya akan dinalisis. Dalam analisis arus stator, hanya satu masukan arus stator yang digunakan yaitu fasa R. Hal ini dikarenakan pengamatan yang dilakukan adalah perubahan yang terjadi

pada arus masukan stator, sehingga satu fasa sudah cukup mewakili arus input dari stator motor induksi yang mengalami kerusakan *bearing*.

Motor induksi 3 fasa yang digunakan dalam penelitian ini merupakan jenis rotor sangkar merk TATUNG Motor dengan kapasitas 2 HP atau setara dengan 1.5 kW. Dengan belitan terhubung (Y) motor induksi 3 fasa memiliki rating tegangan sebesar 380 V dan rating arus sebesar 5.9 A. Motor induksi 3 fasa yang digunakan memiliki jumlah pasang kutub 4 buah memiliki kecepatan sinkron sebesar 1500 rpm. Spesifikasi motor induksi 3 fasa yang digunakan dapat dilihat Tabel 3.1.

Tabel 3.3. Spesifikasi Motor Induksi 3 Fasa

Merk	TATUNG Motor
Daya	2 HP/ 1,5 kW
Tegangan	220/380 V
Arus	5.9/3.44 A
Frekwensi	50 Hz
Faktor daya	0,72
kecepatan	1500 rpm



Gambar 3.5. Motor Induksi 3 Fasa

Peralatan pembebanan yang dipergunakan pada penelitian ini terdiri dari dua alat yaitu synchronus generator dan load bank. Kedua peralatan ini pakai guna memberikan pembebanan yang bervariasi pada motor induksi 3 fasa. Sistem kerja alat ini adalah generator akan mendapatkan beban dari load bank sehingga daya output generator akan ikut naik, jika daya keluaran generator semakin besar maka torsi generator akan naik. Generator yang di couple dengan motor induksi akan membuat torsi motor ikut naik. Hal ini membuat motor terbebani sesuai keanikan beban lampu pada load bank. Sehingga load bank disini berfungsi sebagai beban elektrik motor. Gambar 3.6 beban elektrik dan Gambar 3.7 merupakan synchronous generator.



Gambar 3.6. Perangkat Pembebanan Elektrik



Gambar 3.7. Synchronous Generator

Peralatan akuisisi data yang digunakan dalam penelitian ini adalah peralatan dari Nasional Instruments (NI) yaitu cDAQ-9171 digunakan untuk mengubah sinyal analog arus stator menjadi sinyal digital dan melakukan akuisisi data untuk keperluan analisis. Alat ini terintegrasi dengan software LabVIEW yang juga merupakan produk dari National Instruments. Sinyal arus stator yang dibaca oleh cDAQ-9171 kemudian diakuisisi, sedangkan software LabVIEW berfungsi untuk menampilkan dan mengkonversi data sinyal arus stator yang telah diakuisisi. Tampilan peralatan akuisisi data dapat dilihat pada Gambar 3.8.



Gambar 3.8. NI cDAQ-9171

Dari beberapa peralatan penunjang yang sudah dijelaskan sebelumnya, peralatan tersebut disusun sedemikian rupa sehingga dapat dibentuk sistem deteksi kerusakan bearing yang implementasinya dapat dilihat pada Gambar 3.6



Gambar 3.9. Implementasi Sistem Deteksi Kerusakan Bearing

Setelah perancangan sistem deteksi kerusakan bearing sudah dilakukan, maka langkah-langkah untuk melakukan pengujian adalah sebagai berikut:

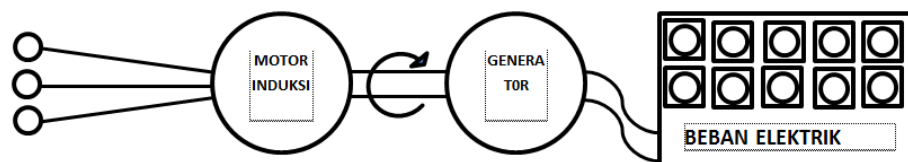
1. Peralatan penunjang disusun seperti pada Gambar 3.9.
2. Semua peralatan penunjang berada dalam keadaan aktif at “ON”.
3. Atur tegangan AC *power supply* sampai tegangan rating saat motor induksi 3 fasa terhubung wye (Y).
4. Setelah motor induksi mencapai kondisi steady state, ukur arus stator menggunakan peralatan akuisisi data yang terintegrasi dengan software LabVIEW.
5. Ulangi langkah 1 sampai 4 dengan kondisi pembebanan yang berbeda.
6. Ulangi langkah 1 sampai 5 dengan kondisi kerusakan bearing yang berbeda.
7. Setelah memperoleh semua data hasil pengukuran yang diperlukan, analisis masing-masing data untuk mendeteksi terjadinya kerusakan pada *bearing*.

Penelitian ini akan melibatkan beberapa kondisi kerusakan yang berbeda pada *bearing* sehingga dapat diperbandingkan dampak yang diberikan oleh setiap kondisi kerusakan. Pada saat melakukan pengukuran, frekuensi sampling yang digunakan sebesar 3125 sampel/detik dengan panjang data sebanyak

50.000 sampel. Nilai ini sengaja dipilih agar didapatkan frekuensi band yang lebih panjang dan detail guna keperluan perubahan data dari domain waktu ke domain frekuensi. Dalam sekali pengujian diambil beberapa sampel data untuk memperkecil kesalahan yang terjadi karena keterbatasan kemampuan alat ukur yang digunakan.

3.3. Pembebanan Elektrik

Pembebanan yang bervariasi perlu diberikan kepada motor induksi 3 fasa supaya dapat menghasilkan data sinyal arus stator yang bervariasi yang sesuai dengan kondisi operasi dilapangan. Dalam penelitian ini motor induksi 3 fasa diberi pembebanan elektrik melalui *generator* yang dihubungkan ke beban elektrik dengan tingkat pembebanan yang bervariasi mulai dari keadaan tanpa beban sampai keadaan berbeban dengan beban terbesar 1.000 watt. Besar beban ini dipilih untuk membuat motor induksi 3 fasa bekerja dalam kondisi operasi pembebanan yang berbeda sehingga dapat diketahui performa dari metode analisis arus stator untuk setiap kondisi pembebanan yang diberikan. Konfigurasi pembebanan elektrik antara beban elektrik generator, dan motor induksi 3 fasa dapat dilihat pada Gambar 3.10.

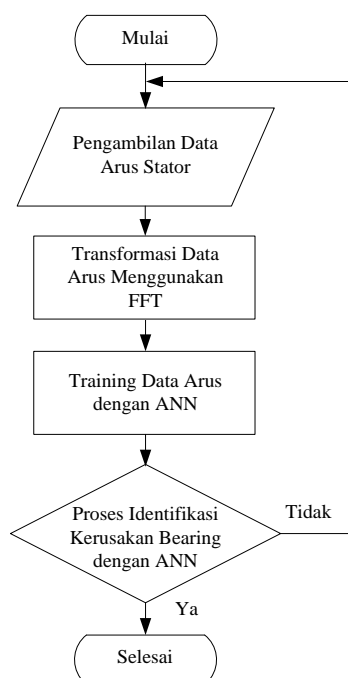


Gambar 3.10. Konfigurasi Pembebanan Elektrik

3.4. Perancangan Sistem Pengukuran dan Pengolahan Data

Dalam penelitian ini, sistem pengukuran sinyal arus stator dilakukan melalui alat dari Nasional Instrument cDAQ-9171 yang terintegrasi dengan *software* LabVIEW dimana *software* ini digunakan sebagai program utama

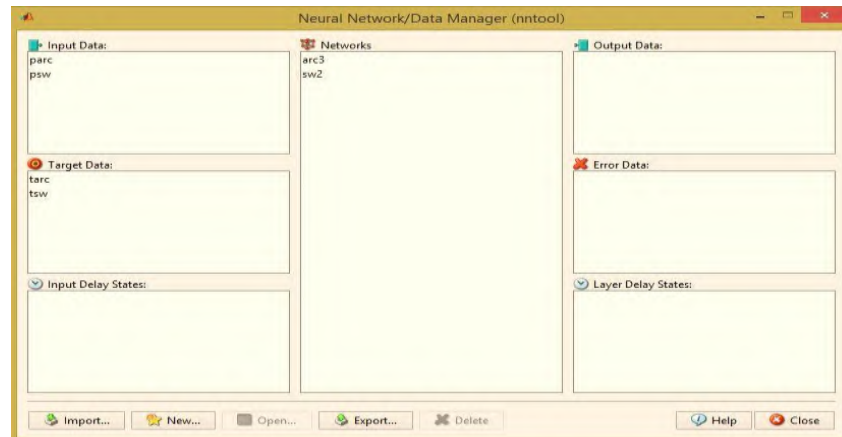
untuk menampilkan dan memberikan perintah akuisisi data sinyal arus stator pada salah satu fasa motor induksi 3 fasa. *Software* LabVIEW dikenal dengan sebutan VI atau *Virtual Instruments* karena tampilan dan sistem operasinya seperti sebuah perlatan instrumentasi. Ada dua komponen penting dalam *software* LabVIEW, yaitu *front panel* dan *block diagram*. *Front panel* adalah bagian *window* yang merupakan tampilan utama dari *software* LabVIEW. *Front panel* digunakan untuk membangun sebuah VI, menjalankan program dan *mendebug* program. *Block diagram* adalah bagian *window* yang berisi *source code* yang menggunakan fungsi representasi grafis untuk mengontrol objek dari *front panel*. Sedangkan pengolahan sinyal arus stator dilakukan melalui *software* Diadem dengan menggunakan algoritma *Fast Fourier Transform* (FFT) yang mengubah sinyal arus stator dari domain waktu ke domain frekuensi. Tujuan digunakannya algoritma FFT adalah untuk melakukan deteksi kerusakan bearing melalui spektrum arus stator. Algoritma FFT yang digunakan merupakan jenis radix-2 yang menampilkan bentuk transformasi dalam 2 dimensi. Hasil transformasi FFT akan digunakan sebagai *training set* yang akan diidentifikasi kedalam metode *Artificial Neural Network*.



Gambar 3.11. Flowchart Penelitian

3.5. Membuat Arsitektur *Artificial Neural Network*

Pada penelitian ini pembuatan arsitektur *ANN* menggunakan *toolbox* yang sudah disediakan oleh MATLAB dengan cara mengetikkan perintah *nntool* pada *command window*. Kemudian masing-masing *input* dan target dimasukkan ke dalam *nntool*.



Gambar 3.12. Jendela *nntool*

Untuk membuat arsitektur *ANN* pada jendela *nntool* klik tombol “*new*” kemudian isikan parameter yang diperlukan. Pada penelitian ini parameter yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 3.4 dan Tabel 3.5

Tabel 3.4. Parameter ANN

Inisial Parameter	Keterangan	Nilai
<i>Network Type</i>	Algoritma ANN	<i>Feed-Forward Backprop</i>
<i>Input Data</i>	<i>Input</i> / Pola masukan ANN	6
<i>Target Data</i>	<i>Target</i> / Pola keluaran ANN	1
<i>Training Function</i>	Algoritma Pelatihan ANN	TRAINRP
<i>Adaptation Learning Function</i>	Fungsi Pembelajaran ANN	LEARNGDM
<i>Performance Function</i>	Metode pencari eror	MSE
<i>Number of Layers</i>	Jumlah lapis	4

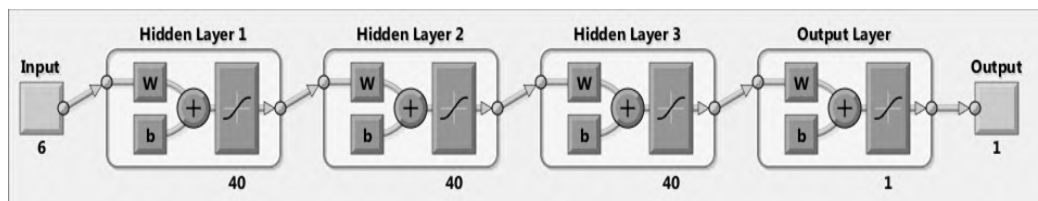
Tabel 3.5. Parameter lapis ANN

Parameter	Lapis 1	Lapis 2	Lapis 3	Lapis 4 (<i>Output</i>)
Jumlah Neuron	40	40	40	1
Fungsi Aktivasi	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG

Tidak terdapat teori pasti dalam menentukan jumlah lapis tersembunyi dan jumlah *node* pada masing-masing lapis tersembunyi. Data pada Tabel 3.7 didapatkan dengan cara memvariasikan jumlah lapis tersembunyi dan *node*-nya, kemudian dicari variasi mana yang memiliki eror terkecil.

TRINRP adalah algoritma pelatihan *ANN* yang memperbarui nilai penimbang dan bias menggunakan algoritma *Resilient Backpropagation* (RProp), *LEARNGDM* adalah fungsi pembelajaran untuk menurunkan gradien berdasarkan momentum penimbang dan fungsi pembelajaran bias, dan fungsi aktivasi yang terdapat pada *toolbox ANN* adalah *TANSIG* (tangen sigmoid), *LOGSIG* (logaritmik sigmoid), dan *PURELIN* (linier).

Pada pembuatan arsitektur *ANN* menggunakan *nntool* tidak terdapat parameter jumlah *input* dan *output*, jumlah *input* dan *output* *ANN* akan otomatis terbentuk berdasarkan jumlah baris pada *array input* dan target.



Gambar 3.13. Arsitektur *ANN*

3.6. Pelatihan Artificial Neural Network

Dari Gambar 3.13 terlihat masing-masing node dari lapis masukan terhubung dengan node pada lapis tersembunyi 1, keluaran dari lapis tersembunyi 1 terhubung dengan node lapis tersembunyi 2, keluaran dari lapis tersembunyi 2 terhubung dengan node lapis tersembunyi 3, keluaran dari lapis tersembunyi 3 terhubung dengan node lapis keluaran.

Pada proses pelatihan saat *ANN* mendapat masukan suatu pola, maka lapis masukan akan menyalurkan pola tersebut ke masing-masing *node* pada lapis tersembunyi 1. Pada masing-masing *node* lapis tersembunyi 1 pola tersebut dikalikan dengan penimbang, kemudian hasilnya dijumlahkan dengan bias. Begitu pula pada lapis tersembunyi 2, dan lapis keluaran, apabila pola keluaran belum sesuai dengan pola target pelatihan maka akan dilakukan perbaikan

penimbang dan bias pada seluruh lapis tersembunyi dan lapis keluaran hingga didapatkan eror terkecil.

Setelah *ANN* dibuat, kolom “*Networks*” pada jendela *nntool* akan berisi nama *ANN* yang telah dibuat. Doppel klik pada *ANN* yang akan dilatih, maka jendela konfigurasi akan muncul, kemudian pilih opsi “*Training*”, pada opsi *training info* masukkan *input* dan target pelatihan. Pada opsi *training parameters* dikonfigurasi seperti terlihat pada Tabel 3.6.

Tabel 3.6. Parameter pelatihan *ANN*

Training Parameter	Keterangan	Nilai
<i>showWindow</i>	Menampilkan GUI pelatihan	<i>True</i>
<i>showCommandLine</i>	Menampilkan <i>coding</i> pelatihan	<i>False</i>
<i>show</i>	Epoch antar tampilan (NaN untuk tanpa tampilan)	1000
<i>epochs</i>	Epoch / iterasi maksimal pelatihan	1000
<i>time</i>	Waktu pelatihan maksimal (detik)	<i>Inf</i>
<i>goal</i>	Target performa (MSE)	0
<i>min_grad</i>	Performa gradien terendah	1e-07
<i>max_fail</i>	Maksimum kesalahan validasi	1000
<i>delta0</i>	Penimbang awal	0.001
<i>delt_inc</i>	Perubahan Penambahan penimbang	1.0
<i>delt_dec</i>	Perubahan Pengurangan penimbang	0.1
<i>deltamax</i>	Maksimal perubahan penimbang	100000

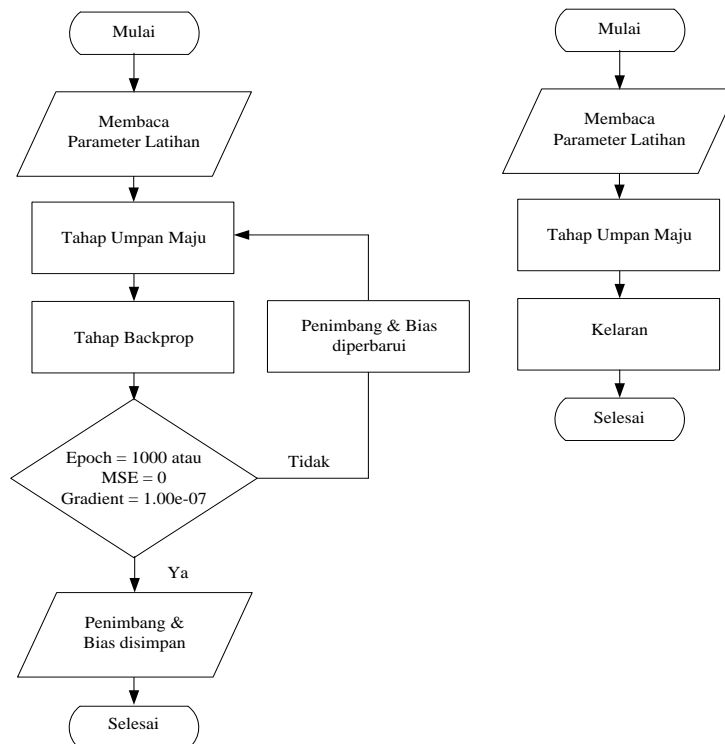
Dari Tabel 3.7 proses pelatihan akan berakhir jika target performa (MSE) tercapai, atau jika minimum gradien tercapai, atau jika maksimum kesalahan validasi tercapai, atau epoch / iterasi maksimal terpenuhi.

Hasil pelatihan yang terbaik adalah saat target performa tercapai. Tetapi jika target performa tidak tercapai maka proses pelatihan akan dilanjutkan sampai iterasi pelatihan maksimal, saat iterasi maksimal terpenuhi maka nilai penimbang dan bias dengan MSE terendah akan disimpan.

3.7. Pengujian *Artificial Neural Network*

Tujuan dari tahap ini adalah untuk mengetahui kemampuan *ANN* dalam membentuk pola keluaran masing-masing *ANN*. Algoritma yang digunakan pada tahap pengujian sama dengan pelatihan yaitu *feed-forward backprop*. Namun yang membedakannya kali ini tidak dilakukan perbaikan penimbang dan bias, karena penimbang dan bias yang digunakan sudah merupakan hasil terbaik yang diperoleh saat tahap pelatihan.

Pada penelitian ini dilakukan pengujian *ANN* yaitu secara *offline*. Pengujian secara *offline* dilakukan saat *ANN* masih berada pada *nntool* dengan cara double klik pada salah satu *ANN* pada kolom “*Networks*”, kemudian jendela konfigurasi *ANN* akan muncul, pilih opsi “*simulate*” kemudian pilih *input* yang diinginkan, setelah itu tekan tombol “*simulate network*”.



Gambar 3.14. (a) Diagram alir proses pelatihan JST,
(b) Diagram alir proses pengujian

BAB 4

HASIL PENGUJIAN DAN ANALISA DATA

Pada bab ini akan dibahas mengenai hasil pengujian dan analisa dari sistem deteksi kerusakan *bearing* motor induksi tiga fasa. Data yang diukur dan dianalisa merupakan data rekonstruksi *bearing* yang telah dibuat untuk mengetahui tingkat kerusakan serta jenis kerusakan yang ada. Rekonstruksi *bearing* ini terbagi menjadi 3 bagian yaitu *outer-race*, *inner-race*, dan *ball*. Data arus stator yang telah diukur sebelumnya akan diubah dulu menggunakan teknik transformasi *fast fourier transform (FFT)* guna memudahkan proses analisa. Kemudian akan diidentifikasi dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network*.

Dalam penelitian ini diperlukan beberapa tingkat pembebanan elektrik untuk analisis arus stator dengan 11 kondisi pembebanan mulai dari 0 sampai dengan 1000 watt. Selama proses pengukuran, frekuensi *sampling* yang digunakan sebesar 12.500 sampel/detik dengan panjang data sebanyak 50.000 sampel.

4.1. Sistem Deteksi Kerusakan *Bearing*

Pada bab sebelumnya telah dijelaskan bahwa ketika terjadi cacat pada *bearing*, maka akan timbul vibrasi yang menyebabkan ketidaksimetrisan celah udara (*air gap*). Ketidaksimetrisan tersebut akan mempengaruhi kerapatan fluks saat proses induksi dari stator ke rotor sehingga muncul harmonisa pada frekuensi kerusakan tertentu pada arus stator. Deteksi kerusakan *bearing* motor induksi dengan cara membandingkan perbedaan arus antara *bearing* yang normal dengan yang mengalami kerusakan. Selain itu akan dibandingkan juga tiap jenis kerusakan sehingga akan diketahui karakteristik dari jenis kerusakan *bearing* baik kerusakan *outer-race*, *inner-race* dan *ball*.

Pengujian yang dilakukan meliputi empat kondisi *bearing* yang berbeda yaitu :

- a. Normal,
- b. *Outer-race*.
- c. *Inner-race*
- d. *Ball*

Untuk kondisi *outer-race* dan *inner-race* dibuat lubang dengan ukuran yang bervariasi yaitu 1mm sampai dengan 5 mm sedangkan untuk *ball* dibuat kecacatan dengan jumlah bola yang cacat sebanyak tiga bola yaitu 1 *ball*, 2 *ball*, dan 3 *ball*. Untuk pembebanan elektrik digunakan kondisi yang sama yaitu pembebanan mulai dari 0 sampai dengan 1000 watt.

Penggunaan beban yang sama agar nilai pengukuran menjadi sama pada setiap kerusakan sehingga analisa dapat dilakukan dengan menggunakan variabel yang telah ditentukan serta meminimalisir faktor error pengujian alat. Arus yang terukur ketika dilakukan pengambilan data ditunjukkan oleh tabel 4.1, 4.2, dan 4.3.

Tabel 4.1 Arus Motor Induksi Normal dan Cacat *Ball*

Beban motor (Watt)	Arus stator RMS (ampere)			
	normal	1 <i>ball</i>	2 <i>ball</i>	3 <i>ball</i>
0	2.004	1.987	1.963	1.991
100	2.431	2.462	2.443	2.511
200	2.865	2.913	2.912	2.923
300	3.389	3.451	3.388	3.447
400	3.965	3.972	3.921	3.975
500	4.461	4.924	4.465	4.518
600	5.034	5.042	5.016	5.077
700	5.664	5.658	5.636	5.667
800	6.325	6.445	6.467	6.461
900	6.519	7.281	7.148	7.297
1000	7.595	8.157	8.158	8.177

Tabel 4.2 Arus motor induksi cacat *Inner-race*

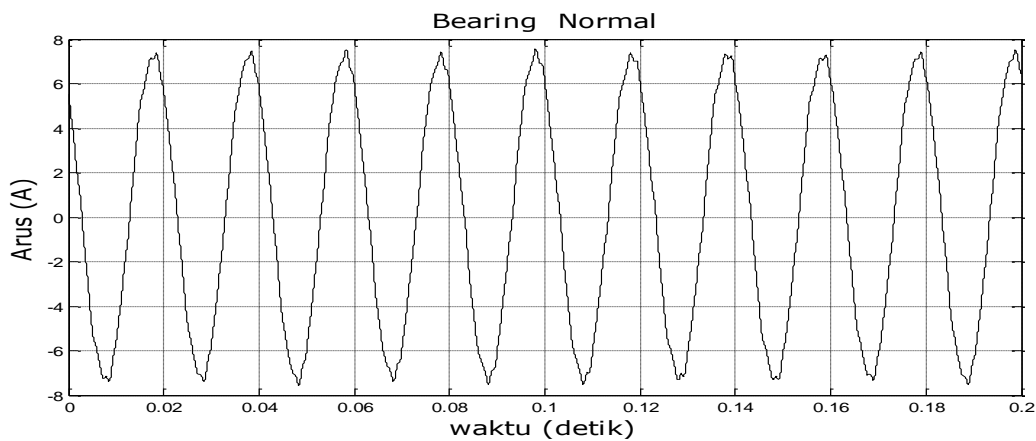
Beban motor (Watt)	Arus stator RMS (ampere)				
	1 mm	2mm	3 mm	4 mm	5 mm
0	1.981	1.982	1.983	2.005	1.952
100	2.422	2.455	2.444	2.432	2.434
200	2.876	2.884	2.895	2.823	2.911
300	3.401	3.405	3.396	3.411	3.414
400	3.899	3.945	3.891	3.935	3.951
500	4.425	4.492	4.424	4.434	4.544
600	4.995	5.019	4.987	5.073	5.034
700	5.611	5.634	5.601	5.612	5.667
800	6.376	6.427	6.382	6.437	6.456
900	7.165	7.274	7.223	7.314	7.215
1000	7.542	8.167	8.129	8.251	8.159

Tabel 4.3 Arus motor induksi cacat *Outer-race*

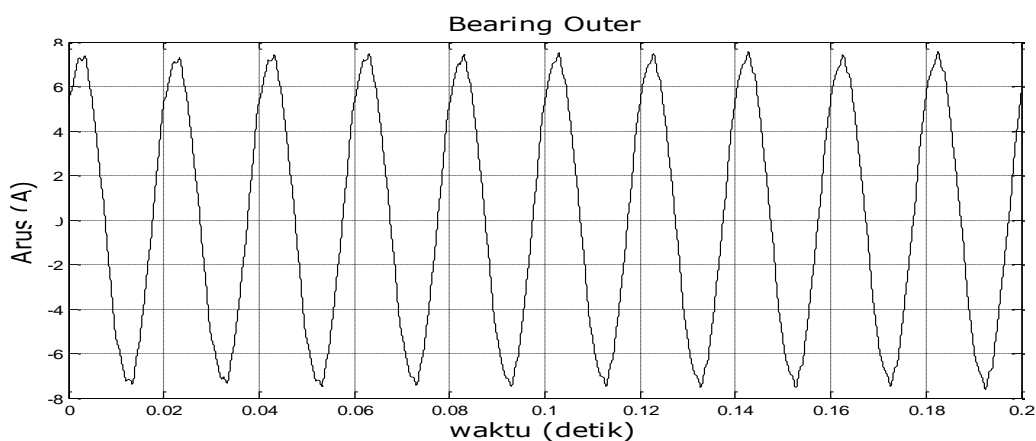
Beban motor (Watt)	Arus stator RMS (ampere)				
	1 mm	2mm	3 mm	4 mm	5 mm
0	1.945	1.973	1.987	1.965	1.987
100	2.365	2.475	2.452	2.454	2.458
200	2.824	2.834	2.876	2.911	2.909
300	3.321	3.301	3.391	3.441	3.443
400	3.823	3.647	3.911	3.958	3.965
500	4.895	4.423	4.445	4.507	4.498
600	5.023	5.056	5.008	5.065	5.053
700	5.633	5.056	5.658	5.667	5.681
800	6.273	6.413	6.401	6.452	6.415
900	6.711	6.716	6.724	6.751	6.727
1000	7.012	7.249	7.065	7.629	7.595

Dari ketiga tabel tersebut dapat dilihat bagaimana kerusakan *bearing* pada motor induksi tidak memiliki pengaruh yang cukup besar terhadap arus stator rms. Terlihat juga bahwa pada setiap kondisi kerusakan *bearing* yang berbeda juga tidak menunjukkan perbedaan. Sehingga dengan melihat arus rms pada motor tidak bisa dilihat perbedaan serta karakteristik kerusakan *bearing*. Perubahan arus lebih terlihat pada variasi beban dimana semakin besar beban motor maka arus yang masuk pada motor akan semakin besar.

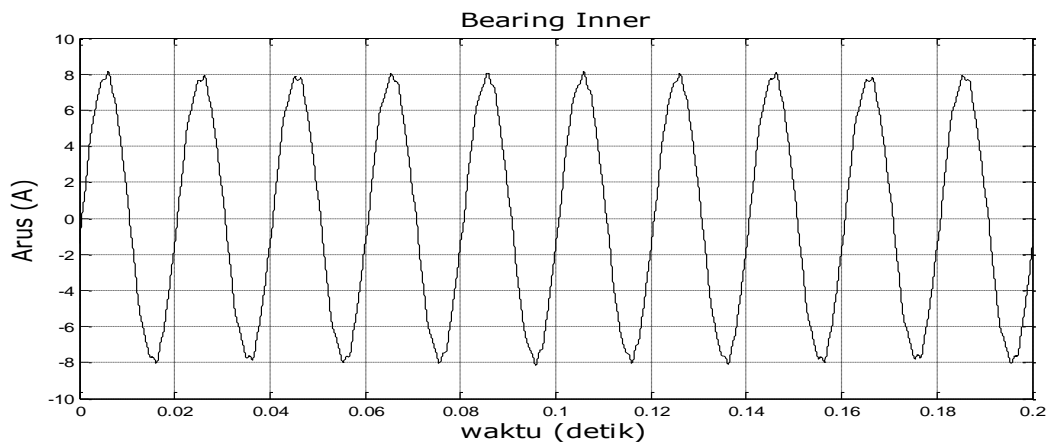
Beberapa contoh dari sinyal arus stator antara *bearing* normal dengan *bearing* yang mengalami kecacatan dapat dilihat pada Gambar 4.1



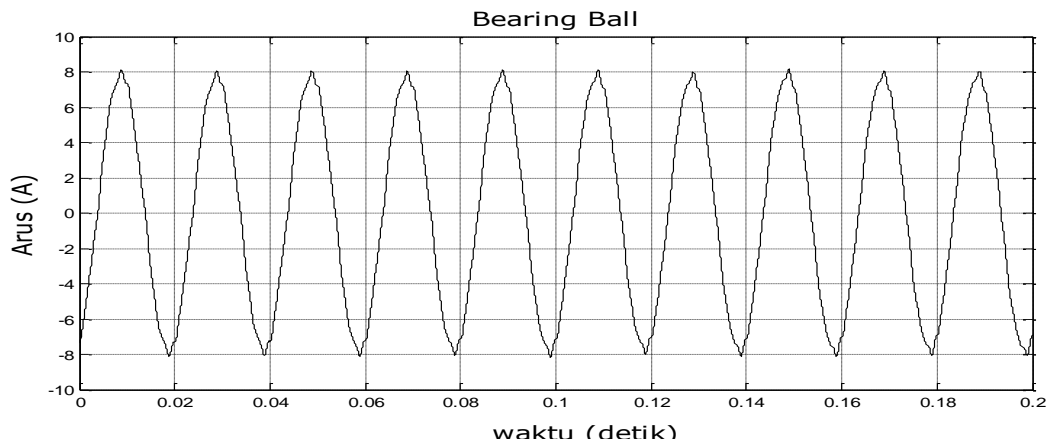
Gambar 4.1 Sinyal Arus Stator Untuk Bearing Normal



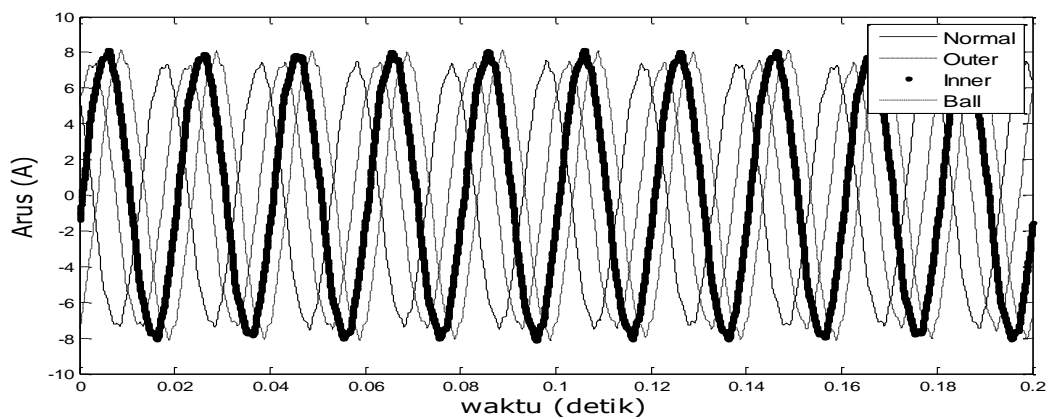
Gambar 4.2 Sinyal Arus Stator Bearing Outer-race



Gambar 4.3 Sinyal Arus Stator Bearing Inner-race



Gambar 4.4 Sinyal Arus Stator Bearing *Ball*



Gambar 4.5 Perbandingan Arus Stator *Bearing* Normal Dengan *Bearing* Rusak

Dapat dilihat bahwa deteksi kerusakan *bearing* melalui sinyal arus stator dalam domain waktu tidak dapat dilakukan karena sinyal arus stator untuk kondisi *bearing* normal dengan *bearing* yang mengalami kecacatan tidak memberikan perbedaan hasil yang signifikan.

4.2. Deteksi Kerusakan *Bearing* menggunakan Fast Fourier Transform

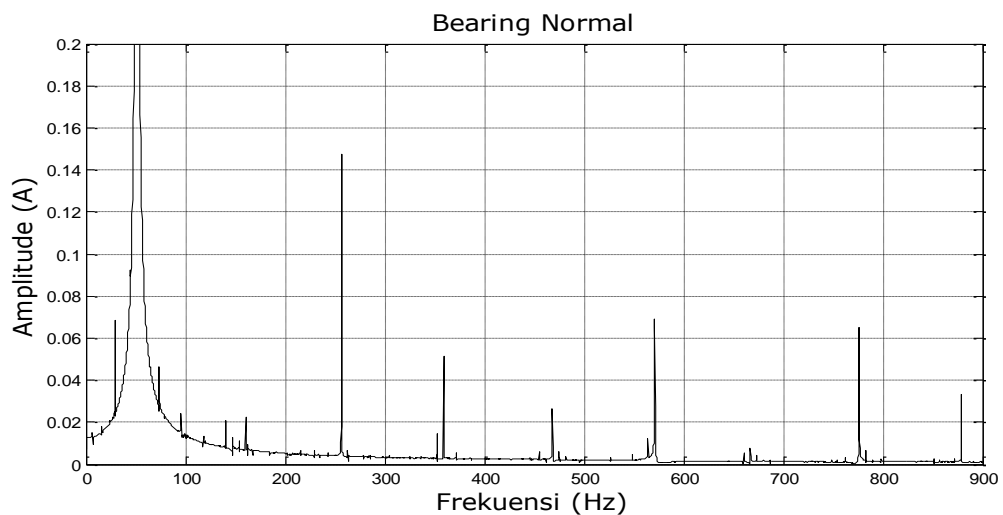
Pada sub bab ini akan dibahas tentang deteksi kerusakan *bearing* pada motor induksi menggunakan *FFT*. Data yang ada masih dalam domain waktu dan akan diubah menjadi domain frekuensi menggunakan metode *fast fourier transform (FFT)* dengan menggunakan persamaan 2.15. Hasil dari transformasi tersebut dapat dilihat bahwa nilai yang dipresentasikan sebagai getaran *bearing*. Data yang telah dirubah dalam satuan frekuensi akan di potong pada frekuensi 1000 karena diatas frekuensi tersebut tidak menunjukkan nilai yang signifikan untuk dapat dianalisis. Hasil transformasi sinyal arus motor menggunakan *FFT* dapat dilihat pada Gambar 4.2 sampai 4.5.

Getaran bias digunakan sebagai spektrum arus stator dengan membandingkan nilai spektrum arus antara *bearing* normal dengan *bearing* rusak yang ditandai dengan adanya kenaikan nilai spektrum arus terhadap kondisi normal pada frekuensi kecacatan tertentu. Prediksi frekuensi kerusakan *bearing* dapat ditentukan dengan menggunakan persamaan 2.1. Pada persamaan 2.1 terdapat fungsi “*m*”, dimana fungsi ini merupakan konstanta yang dipakai untuk menentukan jarak frekuensi kerusakan *bearing*. Satu nilai konstanta memiliki 2 nilai berbeda yang disebut dengan *side band*. Untuk keperluan analisis, dipilih nilai konstanta dengan nilai *side band* tertinggi. Hasil Prediksi Frekuensi kerusakan *bearing* dapat dilihat pada tabel 4.4.

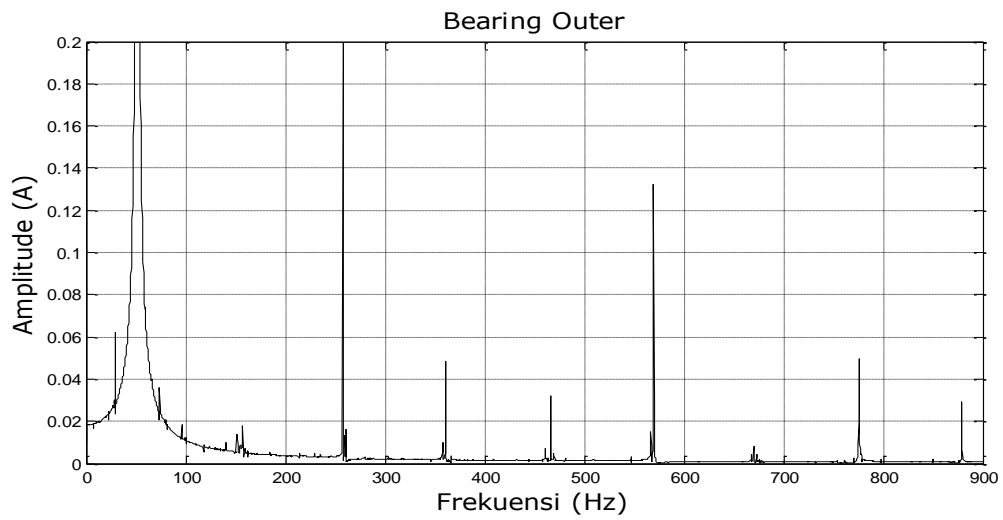
Tabel 4.4 Prediksi Frekuensi Kerusakan *Bearing*

Titik deteksi kerusakan	Prediksi Frekuensi Kerusakan <i>Bearing</i> (Hz)	Jenis Kerusakan
A1	249 - 251	Outer-race
A2	349 - 351	Inner-race
A3	442 - 546	bola
A4	580 - 645	Outer-race
A5	742 - 850	Inner-race
A6	843 - 952	bola

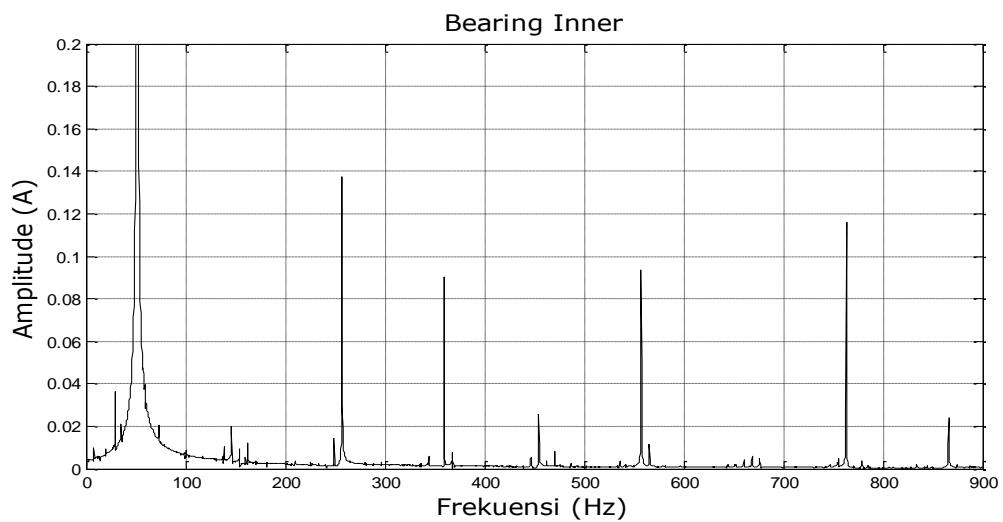
Pemilihan nilai konstanta ini dirasa cukup untuk melakukan analisa kerusakan *bearing* . Hasil transformasi spektrum arus stator dapat dilihat pada gambar berikut.



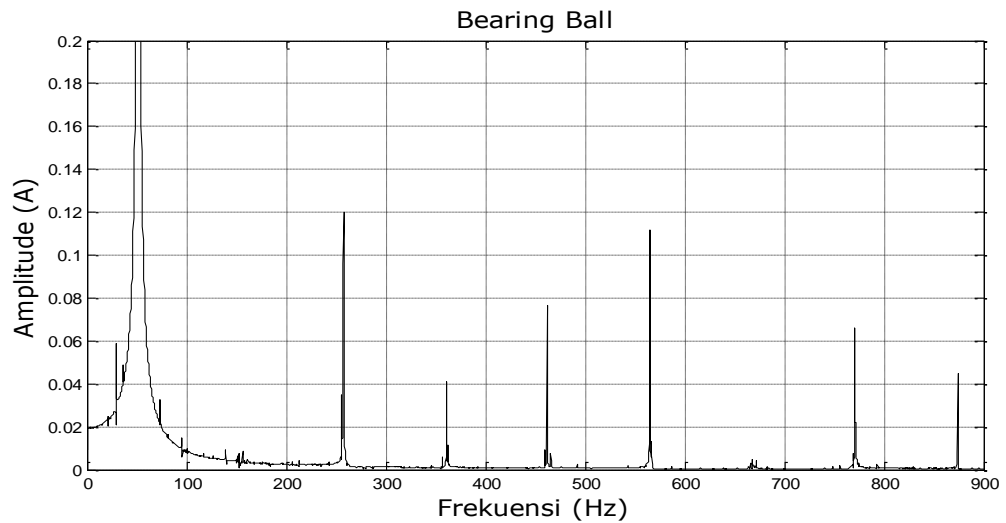
Gambar 4.6. Spektrum Arus Hasil *FFT* Untuk *Bearing* Normal



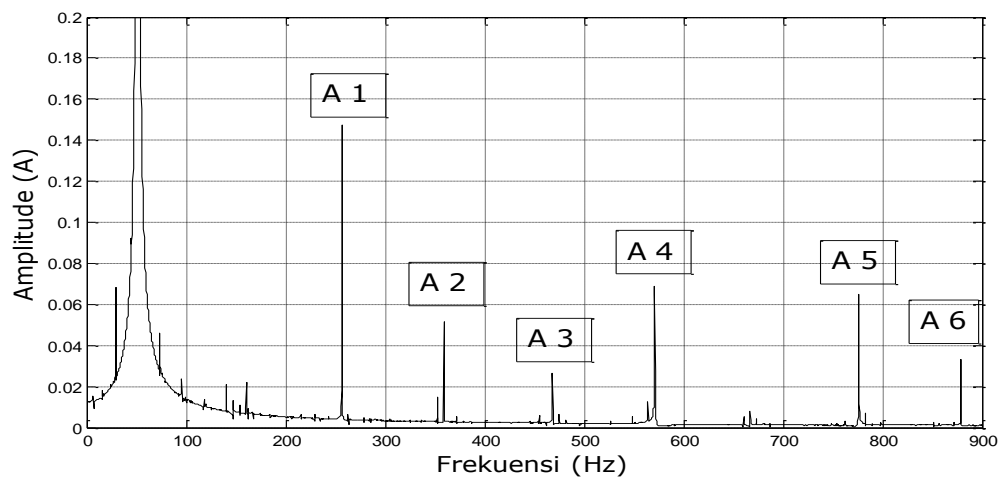
Gambar 4.7. Spektrum Arus Hasil FFT Untuk *Bearing Outer-race*



Gambar 4.8. Spektrum Arus Hasil FFT Untuk *Bearing Inner-race*



Gambar 4.9. Spektrum Arus Hasil *FFT* Untuk *Bearing Ball*



Gambar 4.10. Deteksi Frekuensi Kerusakan *Bearing*

Pada gambar tersebut terlihat beberapa frekuensi lain memiliki harmonisa yang ditunjukkan dengan peningkatan nilai magnitudo pada beberapa frekuensi tertentu. Frekuensi yang digunakan sebagai deteksi kerusakan hanya diambil 6 titik frekuensi yang memiliki amplitude tinggi serta terdeteksi sebagai frekuensi kerusakan. Dari 6 titik tersebut direpresentasikan sebagai A1, A2, A3, A4, A5, dan A6 dimana pada setiap data *bearing* akan diambil ke-enam titik tersebut untuk dianalisa. Nilai dari 6 titik deteksi tersebut akan diambil dari setiap jenis *bearing* baik yang normal, rusak bagian *outer-race*, *inner-race* maupun kerusakan pada *ball*. Nilai dari data tersebut dapat dilihat pada tabel 4.5 hingga 4.8.

Tabel 4.5 Side band Frekuensi pada *Bearing* Normal

Beban (Watt)	Amplitude (Ampere)					
	A1	A2	A3	A4	A5	A6
0	0.02053	0.01741	0.00161	0.00199	0.00107	0.00056
100	0.04642	0.01579	0.00367	0.00519	0.00502	0.00111
200	0.05686	0.01411	0.00644	0.00978	0.00697	0.00199
300	0.06456	0.02141	0.00647	0.01459	0.01273	0.00282
400	0.07205	0.02167	0.00704	0.01614	0.01306	0.00381
500	0.08666	0.03251	0.01462	0.02562	0.02136	0.00824
600	0.08163	0.02303	0.015081	0.03143	0.02091	0.00711
700	0.11032	0.02816	0.018379	0.05482	0.03288	0.01172
800	0.10869	0.03272	0.02002	0.06827	0.04941	0.02027
900	0.08716	0.03029	0.02667	0.07103	0.05051	0.02142
1000	0.14751	0.05123	0.02657	0.06892	0.06521	0.03196

Tabel 4.6 Side band Frekuensi *bearing* dengan kerusakan *outer-race* 5 mm

Beban (Watt)	Amplitude (Ampere)					
	A1	A2	A3	A4	A5	A6
0	0.06968	0.01653	0.00232	0.05315	0.00108	0.00075
100	0.08273	0.01909	0.00347	0.05607	0.00672	0.00187
200	0.09093	0.01786	0.00668	0.05947	0.01181	0.00192
300	0.12346	0.01613	0.00641	0.06564	0.01581	0.00317
400	0.11419	0.01723	0.01226	0.07271	0.01881	0.00574
500	0.14546	0.02438	0.01286	0.08316	0.02604	0.00813
600	0.13701	0.02341	0.01333	0.08421	0.03155	0.01355
700	0.14059	0.02561	0.01882	0.10129	0.04084	0.01831
800	0.18771	0.03623	0.02553	0.11951	0.03902	0.02279
900	0.16233	0.03555	0.02367	0.12285	0.05374	0.02449
1000	0.21531	0.04785	0.03152	0.13241	0.04947	0.02921

Tabel 4.7 Side band Frekuensi *Bearing* Dengan Kerusakan *Inner-race* 5 mm

Beban (Watt)	Amplitude (Ampere)					
	A1	A2	A3	A4	A5	A6
0	0.02679	0.05973	0.00175	0.00325	0.05189	0.00075
100	0.05607	0.05818	0.00388	0.00547	0.05597	0.00122
200	0.05426	0.05691	0.00672	0.00755	0.05926	0.00195
300	0.06316	0.05706	0.01029	0.01624	0.06193	0.00382
400	0.09145	0.05974	0.00968	0.01817	0.06653	0.00515
500	0.07111	0.06037	0.01029	0.02676	0.07569	0.00823
600	0.08667	0.06388	0.01947	0.03464	0.08246	0.01334
700	0.12725	0.06974	0.02179	0.05142	0.08763	0.01609
800	0.09041	0.07281	0.02482	0.07344	0.09308	0.01616
900	0.11674	0.08432	0.02544	0.08643	0.10432	0.02012
1000	0.13745	0.09005	0.02591	0.09361	0.11623	0.02359

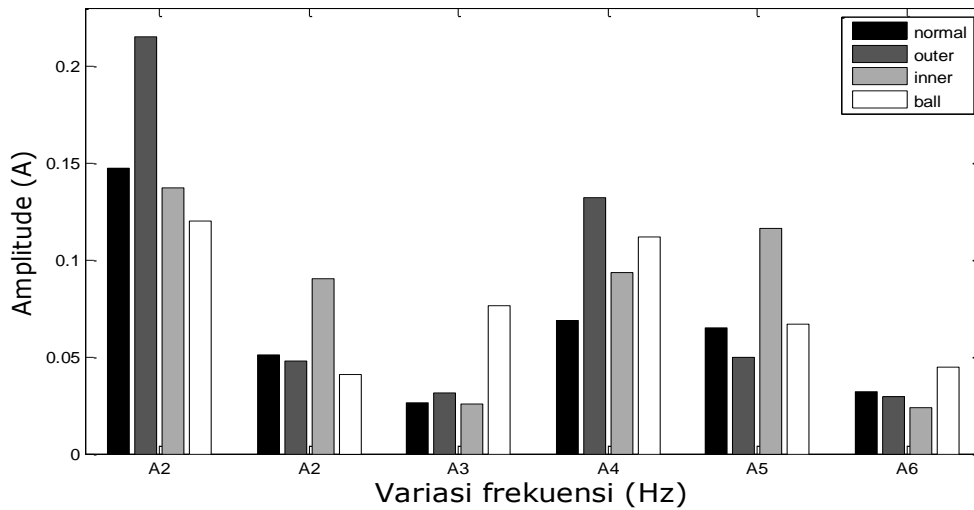
Tabel 4.8 Side band Frekuensi *Bearing* Dengan Kerusakan 3 Ball

Beban (Watt)	Amplitude (Ampere)					
	A1	A2	A3	A4	A5	A6
0	0.02384	0.01247	0.05113	0.00274	0.00172	0.01112
100	0.04811	0.01167	0.05372	0.00529	0.00577	0.01151
200	0.07604	0.00839	0.05662	0.00717	0.00886	0.01207
300	0.08722	0.00918	0.05917	0.01056	0.01572	0.01404
400	0.08018	0.01223	0.05904	0.02312	0.02016	0.01531
500	0.09429	0.01339	0.06176	0.02661	0.02541	0.01671
600	0.10669	0.01828	0.06759	0.04066	0.03311	0.02259
700	0.12903	0.02213	0.07005	0.03671	0.03833	0.02758
800	0.09741	0.01959	0.06861	0.04691	0.03355	0.02538
900	0.11844	0.03317	0.07862	0.06169	0.05381	0.03195
1000	0.12005	0.04077	0.07636	0.11185	0.06661	0.04478

Dari Tabel 4.6 *bearing* dengan kerusakan pada bagian *outer-race* terjadi peningkatan nilai arus pada titik frakuensi A1 dan A4. Peningkatan nilai terjadi pada frekuensi prediksi kerusakan *outer-race* yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya. Pada titik frekuensi lain tidak menunjukkan peningkatan nilai Amlitude karena tidak terdeteksi adanya kerusakan pada bagian *bearing* yang lain.

Pada *bearing* dengan kerusakan pada bagian *inner-race* terjadi peningkatan nilai magnitudo pada titik frakuensi A2 dan A5. Nilai tersebut terdapat pada frekuensi prediksi kerusakan *inner-race* yang merupakan frekuensi dimana terdeteksi kerusakan. Pada tabel 4.7 titik frekuensi lain tidak menunjukkan peningkatan nilai magnitudo karena tidak terdeteksi adanya kerusakan pada bagian *bearing* yang lain sehingga nilai pada titik frakuensi lain cenderung sama dengan *bearing* dengan keadaan normal.

Pada data *bearing* berdasarkan Tabel 4.8 dengan kerusakan pada bagian *ball* terjadi peningkatan nilai arus pada titik frakuensi A3 dan A6. Peningkatan nilai terjadi pada frekuensi prediksi kerusakan *ball bearing* yang menunjukkan bagian *ball* mengalami kerusakan. Pada titik frekuensi lain tidak menunjukkan peningkatan nilai Amplitude karena tidak terdeteksi adanya kerusakan pada bagian *bearing* yang lain.



Gambar 4.11. Variasi Nilai Variable Deteksi Setiap Kerusakan

Pada Gambar 4.11. dapat dilihat karakteristik dari variabel pada semua *bearing* motor induksi. Pada *bearing* normal memiliki karakteristik pada setiap titik A1-A6 memiliki nilai yang selalu kecil bila dibandingkan dengan nilai pada kerusakan *bearing*. Berbeda pada kerusakan bearing yang terdeteksi memiliki

nilai rata-rata serta range nilai yang lebih tinggi sesuai jenis kerusakan. Seperti pada kerusakan *outer-race* nilai yang tinggi pada frekuensi titik A1 dan A4, kerusakan *inner-race* pada frekuensi titik A2 dan A5 dan kerusakan bola pada frekuensi A3 dan A6. Tetapi pada frekuensi lain pada bearing yang rusak menunjukkan nilai yang hampir sama dengan bearing normal.

4.3. Analisa Kerusakan *Bearing* Menggunakan *Artificial Neural Network*

Pada penelitian ini metode yang digunakan dalam mendeteksi kerusakan *bearing* digunakan metode *Artificial Neural Network*. Data yang telah didapatkan dalam domain waktu selanjutnya akan dibuat pengelompokan berdasarkan jenis kerusakan *bearing* masing-masing. Pada analisa ini *bearing* dikelompokkan menjadi 4 jenis. Pembagian tersebut berdasarkan jenis kerusakan *bearing* yaitu ke *Bearing* normal, (1). *Bearing* rusak *outer-race* (2). Rusak *inner-race* (3). Rusak bola. (4).

Jumlah data yang digunakan yaitu 11 data set pada kondisi normal, 55 data set pada kerusakan inner dan outer serta 33 data set untuk kerusakan bola. Perbedaan jumlah data tersebut disebabkan pada rekonstruksi *bearing* setiap jenis kerusakan berbeda. Adapun total data bearing berjumlah 154 data.

4.3.1 Penentuan Input Data Training dan Data Testing.

Dalam penelitian ini data yang digunakan berjumlah 154 set data kerusakan *bearing*. Dari jumlah data tersebut 70% digunakan sebagai data training dan 30 % untuk data *testing*. Tabel 4.4 menunjukkan komposisi data tersebut.

Tabel 4.9. Data *Training* dan Data *Testing*

Jenis Kerusakan Bearing	Data <i>Training</i> (70%)	Data <i>Testing</i> (30%)	Total Data
Normal	8	3	11
<i>Outer-race</i>	40	15	55
<i>Inner-race</i>	40	15	55
<i>Ball</i>	24	9	33
Total Data	112	42	154

4.3.2 Pelatihan *Artificial Neural Network*

Pada bab sebelumnya telah disebutkan bahwa tidak terdapat teori pasti dalam penentuan jumlah lapis tersembunyi dan jumlah neuron di dalamnya. Pada penelitian ini penentuan kombinasi jumlah lapis tersembunyi dan neuron di dalamnya dilakukan dengan cara *trial and error* untuk mendapatkan hasil yang terbaik. Algoritma *feed-forward Backprop* dan algoritma pelatihan TRAINRP dipilih karena algoritma tersebut menghasilkan nilai MSE yang paling rendah dan dapat membentuk pola keluaran paling mirip dengan pola pelatihan.

4.3.3 Penentuan Fungsi Aktivasi

Langkah awal dalam menentukan kombinasi ANN yang terbaik pada penelitian ini setelah menentukan algoritma *feed-forward backprop* dan algoritma pelatihan TRAINRP adalah dengan menggunakan konfigurasi 3 lapis tersembunyi dan 1 lapis keluaran dengan masing-masing lapis tersembunyi memiliki 40 *node*. Kemudian dilakukan pelatihan dengan memvariasikan fungsi aktivasi tiap-tiap lapis dan kemudian hasilnya disajikan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.10. Hasil pengujian aktivasi

No	Konfigurasi Aktivasi JST	Lapis Tersembunyi	Lapis Keluaran	Jumlah Neuron	MSE
1	Tansig_Tansig Tansig Tansig	3	1	40	6.27e-14
2	Logsig_Logsig Logsig Logsig	3	1	40	0.311
3	Purelin Purelin Purelin Purelin	3	1	40	0.0924

Dari Tabel 4.10. dipilih konfigurasi aktivasi ANN yang memiliki MSE terendah 6.27e-14 yaitu, Tansig_Tansig_Tansig_Tansig, Konfigurasi aktivasi

yang digunakan pada penelitian ini adalah. Tansig_Tansig_Tansig_Tansig dikarenakan selain memiliki MSE yang rendah tetapi juga memiliki pola yang paling mirip dengan pola target pelatihan.

4.3.4. Penentuan Jumlah Lapis Tersembunyi dan Jumlah Neuron

Langkah selanjutnya untuk menentukan kombinasi arsitektur terbaik *ANN* adalah dengan melakukan pelatihan yang divariasikan jumlah lapis tersembunyi dan jumlah neuronnya. Kemudian hasil pengujiannya ditampilkan pada Tabel 4.11

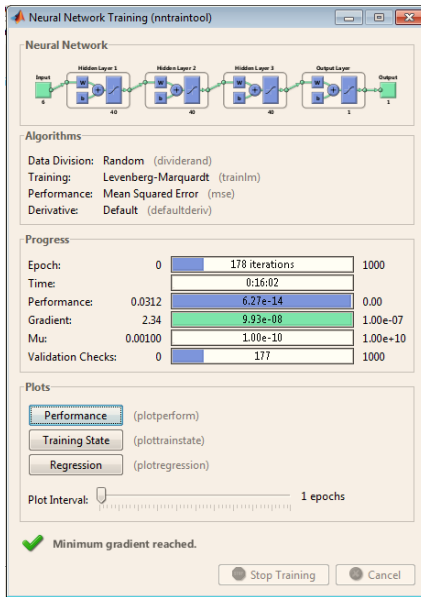
Tabel 4.11 Hasil Pengujian ANN dengan Variasi Jumlah Neuron

No	Konfigurasi Aktifasi JST	Lapis Tersembunyi	Lapis Keluaran	Jumlah Neuron LT	MSE
1	Tansig_Tansig Tansig Tansig	3	1	10	4.13e-11
2	Tansig_Tansig Tansig Tansig	3	1	20	7.58e-12
3	Tansig_Tansig Tansig Tansig	3	1	30	3.35e-12
4	Tansig_Tansig Tansig Tansig	3	1	40	6.27e-14

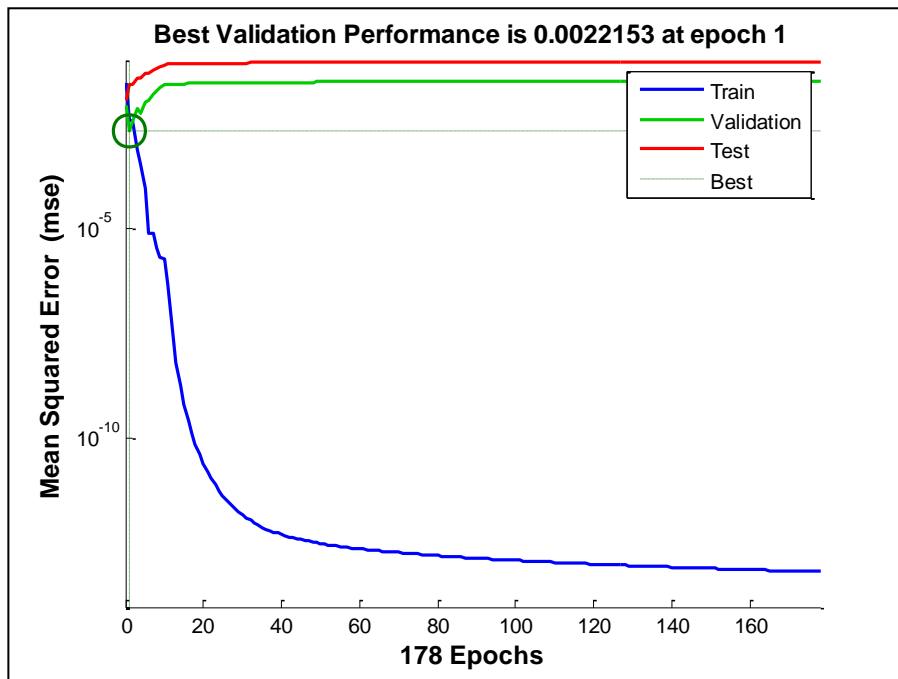
Dari Tabel 4.11 dapat dilihat bahwa semakin banyak jumlah lapis tersembunyi dan semakin banyak jumlah neuron pada lapis tersembunyi maka nilai *MSE* yang dihasilkan akan relatif semakin kecil. Pada penelitian ini dipilih konfigurasi *ANN* nomor 4 yaitu dengan 3 lapis tersembunyi, 1 lapis keluaran, dan 40 neuron pada masing-masing lapis tersembunyi dikarenakan selain memiliki *MSE* yang rendah saat dijalankan dengan rangkaian *ANN* dengan konfigurasi ini memiliki akurasi yang tinggi dan durasi *running* yang relatif singkat.

4.3.5 Hasil Pelatihan *Artificial Neural Network*

Setelah didapatkan arsitektur dan algoritma *ANN* yang tepat seperti yang ditunjukkan pada sub-bab 3.3.4, *ANN* tersebut dilatih kemudian disimulasikan secara *offline*, Hasil pelatihan tersebut disajikan pada Gambar 4.12 dan 4.13.



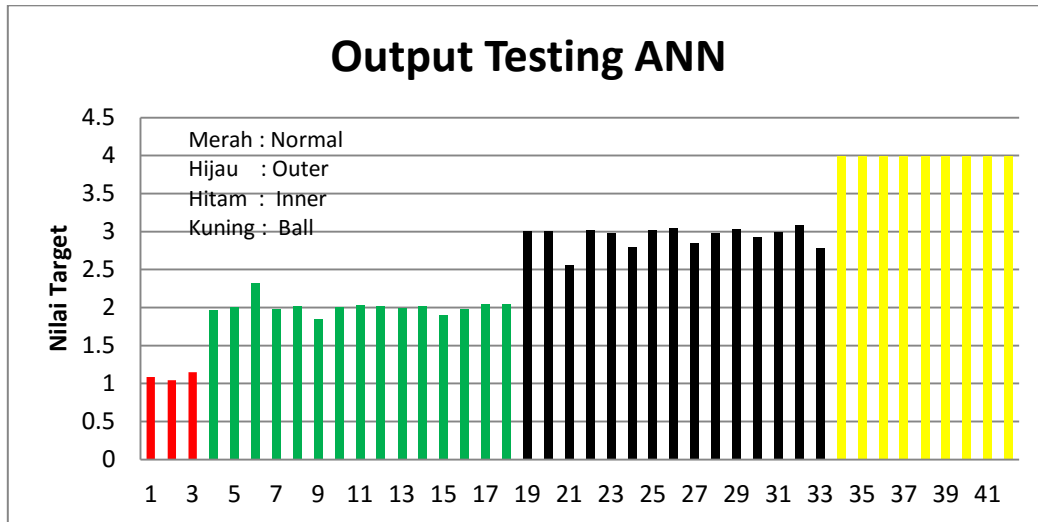
Gambar 4.12. Hasil Pelatihan ANN..



Gambar 4.13. Performa Pelatihan ANN

4.3.6 Hasil Simulasi Deteksi Kerusakan *Bearing* Dengan ANN

Setelah mendapatkan hasil pelatihan yang terbaik dari ANN selanjutnya disimulasikan secara offline, maka dapat dilihat hasil simulasinya pada gambar grafik berikut ini.



Gambar 4.14. Grafik Output Simulasi ANN

Dari gambar 4.14. merupakan hasil simulasi output testing 42 data kerusakan *bearing*, dimana terdapat 3 input kondisi normal, 15 input kondisi kerusakan *outer-race*, 15 input kondisi kerusakan *inner-race*, 9 input kondisi kerusakan *ball*. Dari gambar grafik tersebut dapat dilihat bahwa dari 3 input untuk *bearing* kondisi normal hasil simulasi menunjukkan nilainya mendekati target yang telah ditentukan yaitu (1). Sedangkan untuk kondisi kerusakan *outer-race* nilainya bervariasi antara 1.8461 dan 2.3149 tetapi tetap mendekati target yaitu (2). Untuk kondisi kerusakan *inner-race* nilainya juga bervariasi antara 2.5667 dan 3.0793 juga masih mendekati target yang diinginkan (3). Dan untuk kondisi Kerusakan *ball* hasilnya antara 3.9956 dan 3.9981 sangat mendekati target (4).

Tabel 4.12 Jumlah Data Testing Kerusakan *Bearing* Metode *ANN*

Target	Target Deteksi				Jumlah
	1	2	3	4	
1	3	0	0	0	3
2	0	15	0	0	15
3	0	0	15	0	15
4	0	0	0	9	9

Tabel 4.13 Presentase Keberhasilan Metode *ANN*

Target	Target Deteksi (%)				Jumlah (%)
	1	2	3	4	
1	100	0.00	0.00	0.00	100
2	0.00	100	0.00	0.00	100
3	0.00	0.00	100	0.00	100
4	0.00	0.00	0.00	100	100

Dari table 4.12 dan 413 dapat dilihat bahwa dari 42 data *testing* yang disimulasikan semua nilai output berada pada titik target yang diinginkan dan jumlah keakuratan data persentase keberhasilan metode *Artificial Neural Network*, di mana dari hasil analisa tingkat keberhasilan metode *ANN* untuk masing-masing kondisi bearing yaitu 100%.

BAB 5

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Setelah semua proses penelitian dilakukan, dari mulai studi literatur, rekonstruksi *bearing*, akuisisi data & menentukan pola pelatihan, dan pembahasan hasil pengujian, maka terdapat beberapa hal yang dapat disimpulkan terkait penelitian ini, di antaranya:

1. Teknik *Fourier Fast Transform* (FFT) mampu mendeteksi kerusakan bearing motor induksi dengan mengklasifikasikan sinyal arus menjadi beberapa side band frekuensi berdasarkan frekuensi kerusakan bearing. Sinyal side band pada bearing motor induksi yang cacat pada frekuensi kerusakan akan selalu lebih besar daripada bearing motor kondisi normal.
2. Sinyal sideband paada analisa *FFT* digunakan untuk mengklasifikasikan jenis kerusakan bearing, yaitu kondisi normal kondisi rusak bagian *inner-race*, kondisi *outer-race* serta kondisi kerusakan bola pada motor induksi dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network*. Frekuensi yang digunakan sebagai data kerusakan adalah frekuensi 250-900 karena pada frekuensi ini dapat dideteksi frekuensi kerusakan bearing, dengan metode ini, deteksi kerusakan *bearing* tidak tergantung pada besarnya beban.
3. Algoritma dan arsitektur *ANN* yang terbaik untuk penelitian kali ini adalah dengan konfigurasi *feed-forward backprop*, dengan algoritma pelatihan TRAINRP, 3 lapis tersembunyi dengan masing-masing lapis memiliki 40 *node*, dan 1 lapis keluaran, dan menggunakan fungsi aktivasi Tansig_Tansig_Tansig_Tansig.
4. Metode *Artificial Neural Network* efektif digunakan untuk melakukan deteksi kerusakan *bearing* serta membedakan kerusakan pada motor induksi baik pada bagian *inner-race*, *outer-race* serta bola bearing dikarenakan persentase keberhasilan deteksi 100%.

5.2. Saran

Dari pengamatan dan analisis terhadap metode yang dilakukan pada penelitian kali ini, penulis memberikan beberapa saran agar nantinya dapat meningkatkan akurasi / efisiensi untuk penelitian selanjutnya antara lain:

1. Mengembangkan algoritma *ANN* sendiri, sehingga pilihan pelatihan ANN tidak terbatas pada algoritma yang sudah ada pada *library* MATLAB, dan dengan menggunakan algoritma buatan sendiri diharapkan proses simulasi lebih baik
2. Untuk penelitian selanjutnya mungkin bisa dikembangkan sebuah model portable untuk mendeteksi kerusakan bearing pada motor induksi yang mana proses deteksinya secara *online*.

DAFTAR PUSTAKA

- Benbouzid, Mohamed El Hachemi, (2000). "A Review of Induction Motors Signature Analysis as a Medium for Faults Detection", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 47, No. 5, Oktober.
- Ciprian Harlișca, Ilhem Bouchareb, Lucia Frosini, Loránd Szabó. (2013) "Induction Machine Bearing Faults Detection Based on Artificial Neural Network" *IEEE International Symposium on Computational Intelligence and Informatics*. Budapest, Hungary.
- Da Silva, Aderiano M., "Induction Motor Fault Diagnostic And Monitoring Methods", *Marquette University, Milwaukee, Wisconsin*.
- Debasmita Basak, Arvind Tiwari, S. P. Das, (2006) "Fault diagnosis and condition monitoring of electrical machines - A Review", *Electrical Engineering, Indian Institute of Technology, Kanpur GE Global Research Bangalore, India arvind.tiwaril @ge.com*.
- Ehsan Tarkesh Esfaha, Shaocheng Wang, and V. Sundararajan, (2014) "Multisensor Wireless System for Eccentricity and Bearing Fault Detection in Induction Motors". *Member, IEEE*.
- Frosini Lucia dan Bassi Ezio, (2010) "Stator Current and Motor Efficiency as Indicators for Different Types of Bearing Faults in Induction Motors", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 57, No. 1.
- Mauridhi Hery Purnomo and Agus Kurniawan, "*Supervised Neural Networks dan Aplikasinya*", Yogyakarta: Graha Ilmu, 2006.
- Nandi Subhasis dan Toliyat Hamid A (1999). "Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Electrical Machines - A Review", *Electric Machines & Power Electronics Laboratory, Department of Electrical Engineering, Texas A&M University*.
- Rodríguez Irahis dan Alves Roberto, (2006) "Bearing Damage Detection of the Induction Motors using Current Analysis", *Universidad de Carabobo, Bárbula Edo. Carabobo, Venezuela*.
- Schoen R.R., Habetler T.G., Kamran F., dan Bartheld R.G., (1995). "Motor Bearing Damage Detection Using Stator Current Monitoring", *Georgia Institute of Technology, School of Electrical and Computer Engineering, Atlanta*.

