

# Studi Penerapan ANN (*Artificial Neural Network*) Untuk Menghilangkan Harmonisa Pada Gedung Pusat Komputer

**\*Edo Satrio Noviando, Edy Ervianto, Indra Yasri\*\***

\*Alumni Teknik Elektro Universitas Riau \*\*Jurusan Teknik Elektro Universitas Riau  
Kampus Binawidya Km 12,5 Simpang Baru Panam, Pekanbaru 28293  
Jurusan Teknik Elektro Universitas Riau  
Email: edonoviando@gmail.com

## **Abstrack**

*In electrical systems, power quality is something that must be considered, the power quality assessment can be viewed from various aspects, such as the continuity in the supply of electric energy, stable frequency and voltage on the transmission of electrical energy, and power factor. Non-linear load is a contributor of harmonics that can interfere with the quality of electrical power so used filters for the prevention of electrical harmonics. As science, it is increasingly developing technologies to minimize electrical harmonics, one of which is the Artificial Neural Network. This research will discuss the characteristics of the artificial neural network is used to solve the problem of harmonics on PUSKOM building .*

*Keyword: Harmonics, Artificial Neural Network, Non Linier Load*

## **1. Pendahuluan**

Berkembangnya teknologi pada zaman sekarang dapat mempengaruhi kualitas daya listrik, dikarenakan sebagian besar beban yang digunakan adalah beban dengan komponen elektronika yang memerlukan arus searah. Beban tersebut mengakibatkan arus pada jaringan listrik tidak berbentuk gelombang sinusoidal murni, gelombang tersebut telah mengalami penggabungan gelombang, yaitu gelombang fundamental dengan gelombang harmonisa.

Arus harmonisa menyebabkan gelombang arus dan tegangan yang pada awalnya berbentuk sinusoidal berubah menjadi gelombang sinusoidal terdistorsi.

Untuk mengatasi harmonisa listrik tersebut, digunakan filter listrik. Semakin berkembang ilmu pengetahuan pada ilmu kelistrikan, maka semakin berkembang teknologi yang digunakan untuk

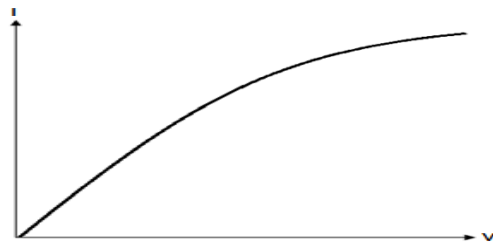
mengatasi harmonisa listrik, salah satunya menggunakan *artificial neural network* untuk meminimalkan arus harmonisa.

## **2. Landasan Teori**

### **a. Beban Non Linier**

Beban *non linier* adalah beban yang nilai impedansinya tidak konstan dalam setiap periode tegangan masukan. Dengan impedansinya yang tidak konstan, maka arus yang dihasilkan tidak berbanding lurus dengan tegangan yang diberikan.

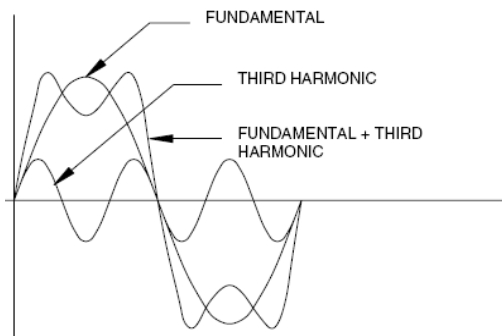
Beban *non linier* umumnya adalah peralatan elektronik yang didalamnya banyak terdapat komponen semi konduktor, dalam proses kerjanya berlaku sebagai saklar yang bekerja pada setiap siklus gelombang dari sumber tegangan.



Gambar 1 Grafik Perbandingan Arus Dan Tegangan Pada Beban Non Linier

### 3. Harmonisa

Harmonisa adalah gangguan yang terjadi akibat cacat gelombang yang disebabkan oleh interaksi antara bentuk gelombang sinusoidal sistem dengan komponen gelombang lain. Harmonisa didefinisikan deretan gelombang arus atau tegangan yang frekuensinya merupakan kelipatan bilangan bulat dari frekuensi dasar.



Gambar 2 Bentuk Gelombang Harmonisa (Dugan dan Mc Granaghan, 1996 dalam Sungkowo H,2013)

Dampak yang ditimbulkan harmonisa antara lain:

1. Panasnya motor – motor listrik
2. Panasnya transformator
3. Panasnya kapasitor
4. Tidak akurasi pembacaan alat ukur
5. Berkurangnya akurasi dari kinerja peralatan proteksi.

Untuk mengukur nilai efektif dari harmonisa digunakan besaran THD (*Total Harmonic Distortion*). THD adalah total besarnya gangguan harmonisa pada sistem tenaga listrik. Gelombang sinusoidal yang baik memiliki THD bernilai 0%. Besarnya nilai THD arus dan tegangan dinyatakan dengan persamaan berikut:

$$ITHD = \sum_{n=2,3,4}^{\infty} \frac{I_n^2}{I_1^2} \times 100\% \quad (1)$$

$$VTHD = \sum_{n=2,3,4}^{\infty} \frac{V_n^2}{V_1^2} \times 100\% \quad (2)$$

Batas distorsi arus yang diakibatkan harmonisa yang diijinkan oleh IEEE 519-1992 ditunjukkan pada Tabel 1 berikut ini.

Tabel 1. Batas Arus Harmonisa Sesuai Standar IEEE 519-1992

Isc / IL	Orde Harmonisa (dalam %)					Total Demand Distortion (TDD)
	<11	11 - 17	17 - 23	23 - 35	>35	
<20	4.0	2.0	1.5	0.6	0.3	5.0
20 < 50	7.0	3.5	2.5	1.0	0.5	8.0
50 < 100	10.0	4.5	4.0	1.5	0.7	12.0
100 < 1000	12.0	5.5	5.0	2.0	1.0	15.0
>1000	15.0	7.0	6.0	2.5	1.4	20.0

Dimana:

*Isc* : Arus hubung singkat pada *Point of Common Coupling* (PCC) (Ampere)

*IL* : Arus beban *fundamental nominal* (Ampere)

*TDD* : *Total Demand Distortion* (%)

Sedangkan Untuk Batas distorsi tegangan yang diakibatkan harmonisa yang diijinkan oleh IEEE 519-1992 ditunjukkan pada Tabel 2 berikut ini

Tabel 2 : Batas distorsi tegangan yang diakibatkan harmonisa menurut IEEE 519-1992

Tegangan Bus Pada PCC	Individual Harmonik	THD
< 69 KV	3.0 %	5.0 %
69.01- 161 KV	1.5 %	2.5 %
>161 KV	1.0 %	1.5 %

#### 4. Artificial Neural Network (ANN)

*Artificial neural network* atau jaringan saraf tiruan adalah jaringan dari sekelompok unit pemroses yang dimodelkan berdasarkan jaringan saraf manusia. ANN merupakan sistem adaptif yang dapat mengubah strukturnya untuk memecahkan masalah berdasarkan informasi *eksternal* maupun *internal*.

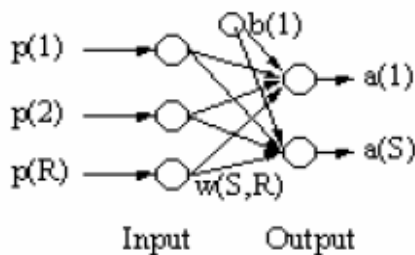
*Neuron-neuron* dalam *neural network* disusun dalam grup, yang disebut dengan *layer* (lapis). Pada dasarnya ANN terdiri dari 3 lapisan (*layer*), yaitu *input layer*, *process*, dan *output layer*. Pada *input layer* berisi variabel data *input*, *process layer* berisi langkah pengenalan objek dan *output layer* berisi hasil pengenalan suatu objek.

##### 4.1 Jenis Jenis Artificial Neural Network

Pada umumnya *artificial neural network* terdapat 2 jenis yang sering digunakan, yaitu: *Single-Layer Neural Network* dan *Multilayer Neural Network*.

##### a. Single-Layer Neural Network

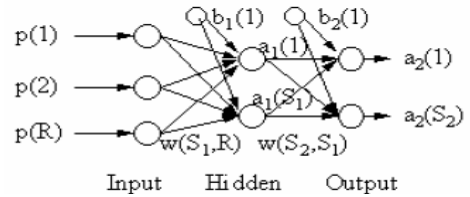
Pada *Single-Layer Neural Network*, *input layer* terhubung langsung ke *output layer*. Kelemahan dari jenis ini adalah hanya bisa digunakan pada kasus sederhana.



Gambar 2.6 Single-Layer Neural Network

##### b. Multilayer Neural Network

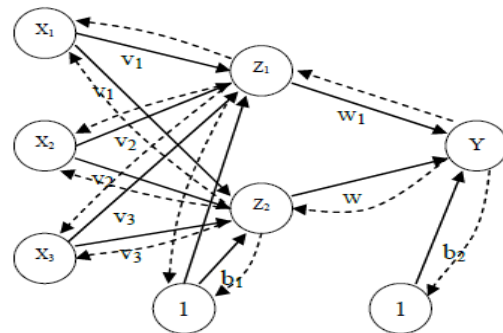
Pada *Multilayer Neural Network*, terdapat hidden layer yang terletak diantara input layer dan output layer.



Gambar 2.7 Multilayer Perceptron Neural Network

##### 4.2 Feed-forward Backpropagation

*Feed-forward Backpropagation* merupakan model *neural network* yang sering digunakan. *Backpropagation* dirumuskan oleh Werbos dan dipopulerkan oleh Rumelhart dan McClelland untuk dipakai pada *Neural Network*. (Sri Kusumadewi, 2004 : 93).



Gambar 2.8 Arsitektur Jaringan *Feed-forward Backpropagation* (Ardana PDH)

Algoritma *Feed-forward Backpropagation* disebut sebagai propagasi balik karena ketika jaringan diberikan pola masukan sebagai pola pelatihan maka pola tersebut menuju ke unit-unit pada lapisan tersembunyi untuk diteruskan ke unit lapisan keluaran. Selanjutnya, unit-unit lapisan keluaran memberikan tanggapan yang disebut sebagai keluaran jaringan, saat keluaran jaringan tidak sama dengan keluaran yang diharapkan maka keluaran akan menyebar mundur (*backward*) pada lapisan tersembunyi diteruskan ke unit pada lapisan masukan.

Pelatihan algoritma *Feed-forward Backpropagation* untuk menentukan nilai output dapat di uraikan sebagai berikut:

Langkah 0: Inisialisasi bobot awal, konstanta laju pelatihan ( $\alpha$ ), dan nilai bobot.

Langkah 1: lakukan tahap *feed-forward* untuk mendapatkan nilai *error*, tahap *feed-forward* adalah sebagai berikut:

- Tiap nilai input ( $X_i$ ) menerima sinyal  $x_i$  dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*)
- Unit tersembunyi ( $Z_j$ ) menjumlahkan sinyal – sinyal input berbobot:

$$Z_{in j} = B_{1j} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij} \quad (3)$$

Dimana:

$B_{1j}$  :Nilai bias yang menghubungkan bias *node* 1 dengan *hidden layer* 1

$X_i$  : Nilai di *input node* i

$V_{ij}$  :Nilai bobot yang menghubungkan *input node* i dengan *hidden node* j

- setiap nilai dari unit *output* ( $Y_k$ ) menjumlahkan sinyal input terbobot (*Output* dari *hidden layer* 1) kemudian dikalikan dengan nilai bobot dan ditambahkan dengan bias dari *output layer*:

$$Y_{in} = b_{2k} + \sum_{i=1}^p Z_j W_{jk} \quad (4)$$

(4)

Dimana:

$Y_{in}$  : Nilai fungsi aktifasi untuk menghitung sinyal *output*

$B_{2k}$  :Nilai bias yang menghubungkan bias *node* 2 dengan *hidden layer* 2

$Z_j$  : Nilai dari hasil output *hidden layer*

$W_{jk}$  : Nilai bobot yang menghubungkan *input node* 2 dengan *output layer* 2

- Sinyal *output* dari *output node* k dengan memberikan fungsi aktivasi sigmoid biner sebagai berikut:

$$Y = f(Y_{in}) = \frac{1}{1+e^{-y_{in}}} \quad (5)$$

Langkah 2: Lakukan tahap *backward propagation* sebagai berikut:

- Hitung nilai *error* dari *output node* pada *output layer* ( $Y_k$ ):

$$\delta_k = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (6)$$

Dimana:

$\delta_k$  : Nilai *error output layer* ( $Y_k$ )

$t_k$  : Nilai *output* yang diharapkan

$y_k$  : Nilai fungsi aktivasi pada *output layer* ( $Y_k$ )

- Hitung nilai koreksi bobot yang akan digunakan untuk memperbaiki nilai  $W_{jk}$ :

$$\Delta W_{jk} = \alpha \cdot \delta_k Z_j \quad (7)$$

- Hitung koreksi bias yang akan digunakan untuk memperbaiki  $W_{0k}$ ,

$$\Delta W_{0k} = \alpha \cdot \delta_k \quad (8)$$

Setelah itu kirim nilai  $\delta_k$  ke unit yang ada di lapisan bawahnya

- Tiap unit tersembunyi ( $Z_j$ ) menjumlahkan delta *input* nya (dari unit – unit yang berada pada lapisan atasnya):

$$\delta_{in j} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk} \quad (9)$$

- Kalikan nilai tersebut dengan turunan dari fungsi aktivasi untuk menghitung nilai *error*:

$$\delta_j = \delta_{in j} f'(Z_{in j}) \quad (10)$$

- Hitung nilai koreksi bobot yang akan digunakan untuk memperbaiki nilai  $V_{ij}$

$$\Delta V_{ij} = \alpha \cdot \delta_j x_i \quad (11)$$

- Hitung koreksi bias yang akan digunakan untuk memperbaiki  $V_{0j}$ :

$$\Delta V_{0j} = \alpha \cdot \delta_j \quad (12)$$

- Tiap unit *output* ( $Y_k$ ) memperbaiki bias dan bobotnya:

$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \Delta W_{jk} \quad (13)$$

- Tiap unit tersembunyi memperbaiki bias dan bobotnya:

$$V_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta V_{ij} \quad (14)$$

Dari bobot – bobot inilah yang akan digunakan sebagai bobot awal pada proses *epoch* selanjutnya, proses ini dilakukan

sampai target *error* sekecil mungkin (maksimum *epoch*).

## 5. Strategi Penerapan Artificial Neural Network pada Gedung PUSKOM

### 5.1 Pengelompokan Panel Berdasarkan Ruangan.

Pada gedung PUSKOM Universitas Riau, terdapat 5 panel yang akan dilakukan pengukuran, yaitu panel 1 (*wing* kanan), panel 2 (*wing* kiri), panel 3 (panel AC), panel 4 (*Main Panel*) dan panel 5 (panel ruangan *server*).

Beban pada panel 1 adalah beban pada ruangan kemuning, server, krisan, seroja, *video conference*, sekretariat, toilet, mushola, pemegang kas, dan lorong dimana bebannya dominan adalah beban non linier, seperti komputer, dan lampu hemat energi.

Beban pada panel 2 adalah beban pada ruangan asoka, melati, teratai, mawar, anggrek, dahlia, lobi dan lorong dimana bebannya dominan adalah beban non linier, seperti komputer, dan lampu hemat energi.

Beban pada panel 3 adalah *air conditioner* (AC) untuk semua ruangan pada gedung PUSKOM.

Panel 4 adalah panel utama, dimana pada panel ini total dari seluruh beban yang digunakan.

Beban pada panel 5 adalah beban pada ruangan server, dimana pada panel ini menanggung beban non linier seperti UPS, *Router*, *Switch*

### 5.2 Pengelompokan Beban

Gedung PUSKOM pada penelitian ini dominan adalah beban non linier, seperti komputer, UPS, *air conditioner*, router, lampu hemat energi, kipas angin, printer, dan mesin foto copy. Sedangkan untuk beban linier pada gedung PUSKOM hanya dispenser.

### 5.3 Prosedur Penerapan *artificial neural network*

Algoritma pelatihan yang digunakan adalah *feed forward back propagation*. Pada jenis pelatihan tersebut terdapat 2 langkah yaitu *feed forward* dan *back propagation*.

Pada tahap pelatihan *feed forward*, tahap awal harus menentukan besarnya nilai bias dan bobot. Metode untuk menentukan nilai bobot awal menggunakan metode Nguyen –

Widrow, dimana metode Nguyen Widrow menggunakan inisialisasi bobot antara -0.5 sampai 0.5.

Setelah nilai bias dan bobot ditentukan, input yang akan diproses dikalikan dengan bobot, dimana bobot awal yang akan digunakan ditentukan dengan setelah dikalikan, nilai tersebut ditambahkan dengan nilai bias sehingga didapat nilai *hidden layer* 1 (*Zin*).

Setelah didapat nilai *Zin*, tentukan nilai bias dan bobot untuk *hidden layer* kedua. Nilai *Zin* dikalikan dengan bobot kedua, nilai tersebut ditambahkan dengan nilai bias sehingga didapat nilai *hidden layer* 2 (*Yin*).

Untuk menentukan nilai *Y*, gunakan persamaan 5, apabila nilai keluaran (*Y*) yang dihasilkan masih belum memenuhi target atau masih jauh dari target maka lakukan langkah *back propagation*.

Pada tahap *back propagation* langkah awal hitung nilai *error* ( $\delta_k$ ), dimana nilai *error* tersebut didapat menggunakan persamaan 6. Setelah didapat nilai *error*, hitung nilai koreksi bobot ( $\Delta W_{jk}$ ) menggunakan persamaan 7 dan koreksi bias ( $\Delta W_{0k}$ ) menggunakan persamaan 8.

Setelah didapat nilai koreksi bobot dan bias, tentukan nilai  $\delta_{inj}$  menggunakan persamaan 9 dan tentukan nilai *error* ( $\delta_j$ ) menggunakan persamaan 10. Hitung nilai koreksi bobot ( $\Delta V_{ij}$ ) menggunakan persamaan 11 dan koreksi nilai bias ( $\Delta V_{0j}$ ) menggunakan persamaan 12. Tiap unit output akan memperbaiki nilai bobot dan nilai bias menggunakan persamaan 13 dan 14. Langkah selanjutnya lakukan langkah *feed forward* seperti langkah awal sampai didapat nilai *Y* mencapai target atau mendekati target.

## 6. KESIMPULAN DAN SARAN

### A. Kesimpulan

berdasarkan literatur dan analisa strategi, penerapan artificial neural network pada Gedung PUSKOM, maka berdasarkan spesifikasi dan mekanisme yang dimiliki ANN dapat disimpulkan bahwa permasalahan harmonisa pada Gedung PUSKOM diharapkan dapat dihilangkan dan diminimalkan sesuai standar IEEE 519 – 1992

## B. Saran

Dari hasil yang diperoleh, diharapkan dapat ditindak lanjuti berupa sistem *automation* yang dapat mendeteksi dan mengeliminasi dampak harmonisa listrik.

## DAFTAR PUSTAKA

- Apriyanti, Novi. (2005). Optimasi Jaringan Syaraf Tiruan dengan Algoritma Genetika untuk Peramalan Curah Hujan. Bogor: Jurusan Ilmu Komputer FMIPA IPB.
- Dahlan, M. Desain Konfigurasi Paralel Filter Hybrid Untuk Meminimalis Ukuran Filter Aktif.
- Fauzi M, Minarni Nur Trilita (2005). Aplikasi Artificial Neural Network Untuk Peramalan Aliran Sungai Blega. Jurnal rekayasa perencanaan Vol 1, No. 3, Juni 2005
- Hanny, H. Tumbelaka, Thiang, Sorati. Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan pada Shunt Active Power Filter Tiga Fasa.
- Ir. Nanan Tribuana. 1999, Pengaruh Harmonik pada Transformator Distribusi, [online], (<http://www.elektroindonesia.com/elektr/ener25.html/> diakses pada tanggal 28 juli 2015)
- Juniawan A . R, Wasimudin Surya S, Dadang Lukman Hakim. Perancangan Dan Simulasi Filter Aktif 3 Fasa Untuk Mereduksi Harmonisa Akibat Penggunaan Beban Non Linier. ISSN 1412 – 3762, ELECTRANS, VOL.13, NO.2, SEPTEMBER 2014, 99-106.
- Kristanto, Andri. (2004). Jaringan Syaraf Tiruan: Konsep Dasar, Algoritma dan Aplikasi. Yogyakarta: Penerbit Gava Media.
- Kusumadewi, Sri. (2004). Membangun Jaringan Syaraf Tiruan menggunakan Matlab dan Excell Link. Yogyakarta: Penerbit Graha Ilmu.
- Manyuk Fauzi, Minarni Nur Trilita. Aplikasi Artificial Neural Network Untuk Peramalan Aliran Sungai Blega.
- Menda, Appalanaidu. Neural network based shunt active filter for harmonic reduction: A technological review. International Journal of Engineering Research and Development, e-ISSN: 2278-067X, p-ISSN: 2278-800X, www.ijerd.com, Volume 2, Issue 11 (August 2012), PP. 32-41
- Ruben JH, Rony Seto Wibowo, dan Ontoseno Penangsang. Analisis Unjuk Kerja Filter Pasif dan Filter Aktif pada Sisi Tegangan Rendah di Perusahaan Semen Tuban, Jawa Timur. JURNAL TEKNIK POMITS Vol. 1, No. 1, (2012) 1-5
- Skvarenina, Timothy.L., 2001, The Power Electronics Handbook, CRC Press, New York.
- Sunanda W, Yuli Asmi Rahman. Aplikasi Filter Pasif Sebagai Pereduksi Harmonik Pada Inverter Tiga Fase. Jurnal Ilmiah Foristek Vol. 2, No. 1, Maret 2012