

OPTIMALISASI KUALITAS DAYA LISTRIK MENGGUNAKAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)* BERDASARKAN *TOTAL HARMONIC DISTORTION*

Naufal Nur Taufiqurrahman¹, Unit Three Kartini²

Fakultas Teknik, Prodi Teknik Elektro, Universitas Negeri Surabaya

Naufal.21063@mhs.unesa.ac.id

Abstract (English)

Harmonic distortion has been one of the major power quality challenges in the propulsion systems of electric rail vehicles, primarily due to the widespread use of voltage source inverters. These harmonics have been known to reduce overall system efficiency and pose a risk of equipment malfunction at the Point of Common Coupling. This study addressed the issue by implementing a Dynamic Voltage Restorer equipped with a control system based on an artificial neural network. The artificial neural network was trained to recognize harmonic induced error patterns and to generate rapid and adaptive control signals capable of mitigating non linear disturbances in real time. The system model was developed and tested using MATLAB/Simulink simulation under two operating scenarios: without control and with artificial neural network-based control. In the uncontrolled scenario, the measured total harmonic distortion values were 38.30 percent in phase R, 38.51 percent in phase S, and 38.30 percent in phase T. After the artificial neural network control was applied, these values were successfully reduced to 2.00 percent, 2.14 percent, and 2.06 percent, respectively. The results demonstrated a harmonic reduction of over 36 percent across all three phases. It was concluded that the artificial neural network-based control system integrated with the voltage restorer significantly improved voltage waveform quality, thereby enhancing the reliability and performance of the electric rail propulsion system.

Abstrak (Indonesia)

Distorsi harmonisa merupakan salah satu tantangan utama kualitas daya pada sistem propulsi kereta listrik, yang terutama disebabkan oleh luasnya penggunaan inverter sumber tegangan. Kehadiran harmonisa ini diketahui dapat menurunkan efisiensi sistem secara keseluruhan serta menimbulkan risiko gangguan peralatan pada Point of Common Coupling (PCC). Penelitian ini mengatasi permasalahan tersebut dengan menerapkan Dynamic Voltage Restorer yang dilengkapi sistem kendali berbasis artificial neural network. Artificial neural network dilatih untuk mengenali pola kesalahan yang disebabkan oleh harmonisa serta menghasilkan sinyal kendali yang cepat dan adaptif guna mereduksi gangguan nonlinier secara real time. Model sistem dikembangkan dan diuji menggunakan simulasi MATLAB/Simulink pada dua skenario operasi, yaitu tanpa kendali dan dengan kendali berbasis artificial neural network. Pada kondisi tanpa kendali, nilai total harmonic distortion yang terukur adalah 38,30% pada fasa R, 38,51% pada fasa S, dan 38,30% pada fasa T. Setelah kendali artificial neural network diterapkan, nilai tersebut berhasil ditekan menjadi 2,00%, 2,14%, dan 2,06% pada masing-masing fasa. Hasil penelitian menunjukkan penurunan harmonisa lebih dari 36% pada ketiga fasa. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa sistem kendali berbasis artificial neural network yang terintegrasi dengan Dynamic Voltage Restorer secara signifikan meningkatkan kualitas bentuk gelombang tegangan, sehingga meningkatkan keandalan dan kinerja sistem propulsi kereta listrik.

Article History

Submitted: 31 March 2026

Accepted: 8 April 2026

Published: 10 April 2026

Key Words

Masculinity, High and Low the Worst X Cross Film, Denotation, Connotation and Myth.

Sejarah Artikel

Submitted: 31 March 2026

Accepted: 8 April 2026

Published: 10 April 2026

Kata Kunci

Maskulinitas, film High and Low the Worst X Cross, Denotasi, Konotasi dan Mitos

INTRODUCTION

Electric Multiple Units (EMU) banyak digunakan pada sistem transportasi perkotaan modern karena efisiensinya yang tinggi, emisi yang rendah, serta keandalannya dalam operasi. Pada inti mekanisme propulsinya digunakan motor induksi tiga fasa yang dikendalikan melalui inverter Variable Voltage Variable Frequency (VVVF). Meskipun metode ini efektif dalam pengaturan kecepatan dan torsi, pengoperasian inverter berbasis VVVF juga menjadi salah satu sumber utama distorsi harmonisa dalam sistem tenaga. Harmonisa tersebut menurunkan kualitas daya, mengurangi efisiensi sistem, serta dapat mempercepat penuaan komponen kelistrikan, terutama pada Point of Common Coupling (PCC).

Untuk mengatasi permasalahan kualitas daya, strategi kendali konvensional seperti Proportional-Integral (PI) controller pada kerangka referensi berputar sinkron (dq0) telah digunakan untuk mengatur tegangan dan mereduksi harmonisa. Namun, pengendali jenis ini seringkali memiliki keterbatasan dalam menghadapi dinamika sistem yang nonlinier serta perubahan beban yang cepat, yang umum terjadi pada sistem propulsi kereta listrik.

Artificial Neural Network (ANN) mulai banyak dikembangkan sebagai alternatif metode kendali karena kemampuannya mempelajari perilaku sistem dari data dan menghasilkan respons adaptif secara real time. Dalam konteks mitigasi harmonisa, ANN dapat dilatih untuk merespons sinyal kesalahan tegangan pada sumbu d dan q, kemudian menghasilkan sinyal kendali yang optimal untuk kompensasi aktif.

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi pengaruh kendali berbasis ANN terhadap kualitas daya dengan membandingkan dua skenario operasi, yaitu: (1) sistem propulsi dasar tanpa kendali, dan (2) sistem yang sama dengan pengendali ANN yang terintegrasi pada Dynamic Voltage Restorer (DVR). Fokus utama penelitian ini adalah untuk mengetahui sejauh mana ANN mampu menurunkan nilai Total Harmonic Distortion (THD) yang disebabkan oleh operasi inverter VVVF. Kebaruan penelitian ini terletak pada analisis komparatif antara sistem tanpa kendali dan sistem dengan kendali ANN, khususnya dalam konteks mitigasi harmonisa pada sistem propulsi kereta listrik.

METHOD

Penelitian ini dilakukan melalui simulasi menggunakan MATLAB/Simulink untuk mengevaluasi pengaruh kendali berbasis artificial neural network (ANN) terhadap kualitas daya pada sistem propulsi kereta listrik. Studi ini berfokus pada perbandingan dua skenario, yaitu sistem dasar tanpa kompensasi harmonisa dan sistem yang telah dimodifikasi dengan penambahan Dynamic Voltage Restorer (DVR) yang dilengkapi kendali ANN.

Fokus pada kompensasi harmonisa didasarkan pada kebutuhan penting untuk membatasi nilai Total Harmonic Distortion (THD) sesuai dengan standar IEEE 519-2022, yang mensyaratkan bahwa distorsi tegangan pada sistem distribusi harus berada di bawah 5% guna menjamin keandalan sistem, umur peralatan yang lebih panjang, serta kepatuhan terhadap regulasi kualitas daya.

1. Konfigurasi Sistem

The propulsion system is modeled to replicate a realistic electric rail vehicle configuration, including a three-phase supply (20 kV, 30 MVA), step-down transformer (20 kV/1.2 kV), three-phase rectifier, two-level voltage source inverter (VSI), and induction motor as the load. In the first scenario, the system operates in open-loop without any active harmonic mitigation. In the second, ANN control is applied to the DVR to generate corrective signals for harmonic compensation. Tabel 1.

Tabel 1. Data Parameter Simulasi Sistem Distribusi

Parameter	Nilai
<i>Step Down Distribution transformer</i>	30MVA 20kV/1200V 50 Hz
<i>Secondary winding resistance</i>	0,002 Ω
<i>Secondary winding Inductance</i>	0,8 H
<i>Magnetization resistance</i>	500
<i>Magnetization inductance</i>	500
<i>Feeder Load</i>	140kW 67 VAR

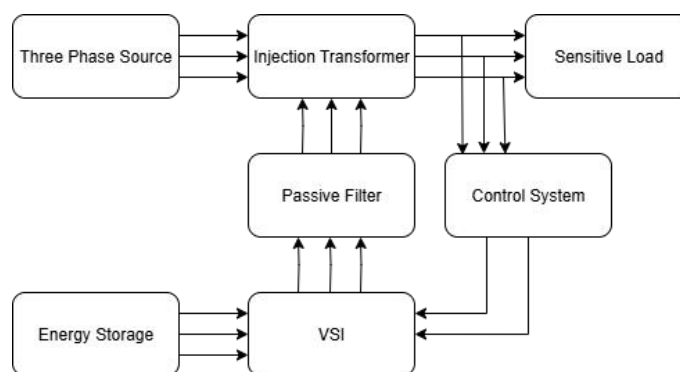
2. Desain Dynamic Voltage Restorer (DVR)

Dynamic Voltage Restorer (DVR) digunakan dalam penelitian ini sebagai kompensator seri untuk meningkatkan kualitas daya dengan cara mereduksi gangguan tegangan, termasuk voltage sag, swell, dan distorsi harmonisa. DVR bekerja dengan menyuntikkan tegangan kompensasi yang terkontrol ke dalam sistem melalui transformator kopling, sehingga tegangan pada sisi beban tetap berada dalam batas yang diperbolehkan.

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1, tegangan sumber (V_s) mengalami gangguan yang berasal dari jaringan. DVR kemudian merespons dengan menghasilkan tegangan injeksi (V_{Inject}) yang ditambahkan ke gelombang tegangan yang terganggu, sehingga menghasilkan tegangan beban (V_L) yang telah distabilkan. Tujuannya adalah memastikan agar V_L tetap berbentuk sinusoidal dan berada dalam rentang tegangan nominal, terlepas dari kondisi V_s .

Beberapa strategi injeksi yang dapat diterapkan pada sistem DVR antara lain:

- Pre-fault compensation, yaitu DVR berupaya mengembalikan tegangan ke kondisi sebelum terjadi gangguan.
- In-phase compensation, yaitu penyuntikan tegangan yang sefasa dengan tegangan sumber tanpa memperhatikan kondisi sebelum gangguan.
- Energy-minimized compensation, yaitu strategi yang berfokus pada pengurangan penggunaan energi selama proses kompensasi.

**Gambar 1.** Blok Diagram DVR

Dalam penelitian ini, DVR beroperasi menggunakan strategi in-phase compensation. Metode ini dipilih karena membutuhkan tegangan injeksi yang relatif lebih kecil, sehingga memungkinkan penggunaan rating tegangan DC link yang lebih rendah serta ukuran konverter yang lebih ringkas. Selain itu, pendekatan ini memungkinkan DVR untuk menyuplai daya aktif

maupun reaktif, sehingga meningkatkan performa dinamis sistem dengan kompleksitas perangkat keras yang lebih minimal.

Gambar 1 memperlihatkan diagram blok Dynamic Voltage Restorer (DVR) yang terintegrasi pada sistem distribusi tenaga. Sumber tiga fasa menyuplai tegangan ke sistem yang dapat terpengaruh oleh gangguan seperti voltage sag maupun distorsi harmonisa. Gangguan ini dideteksi dan dikompensasi sebelum mencapai beban sensitif yang memerlukan suplai daya yang stabil dan bebas distorsi.

Untuk mengoreksi gangguan tegangan, Voltage Source Inverter (VSI) menghasilkan tegangan kompensasi berdasarkan sinyal kendali. Unit penyimpanan energi menyediakan daya yang dibutuhkan oleh VSI, khususnya saat terjadi voltage sag atau kondisi transien. Keluaran VSI kemudian disuntikkan ke saluran melalui transformator injeksi yang berfungsi memberikan isolasi galvanis serta penyesuaian level tegangan antara sisi sumber dan sisi beban.

Sistem kendali memegang peranan penting dengan secara kontinu memantau tegangan sumber dan tegangan beban, menghitung error tegangan, serta menghasilkan sinyal kendali baik melalui metode konvensional maupun artificial neural network (ANN) untuk mengatur keluaran inverter. Sebuah filter pasif dipasang pada sisi inverter untuk meredam harmonisa frekuensi tinggi akibat proses switching, sehingga hanya sinyal kompensasi yang diinginkan yang masuk ke saluran daya.

Seluruh sistem ini bekerja secara terkoordinasi untuk menjaga kualitas tegangan pada sisi beban. Parameter kelistrikan rinci yang digunakan dalam perancangan DVR dirangkum pada Tabel 2.

Tabel 2. Perangkat DVR dan Nilai Parameter

Parameter	Nilai
<i>DC Voltage Source</i>	1500 VDC
<i>Filter R,L,C</i>	1 Ω , 0.006 H, 0.00002 F
<i>Step up Transformer</i>	10/100V
<i>Line Frequency</i>	50Hz
<i>Line Voltage</i>	1.2kV

3. Metode Kontrol *Artificial Neural Network* (ANN)

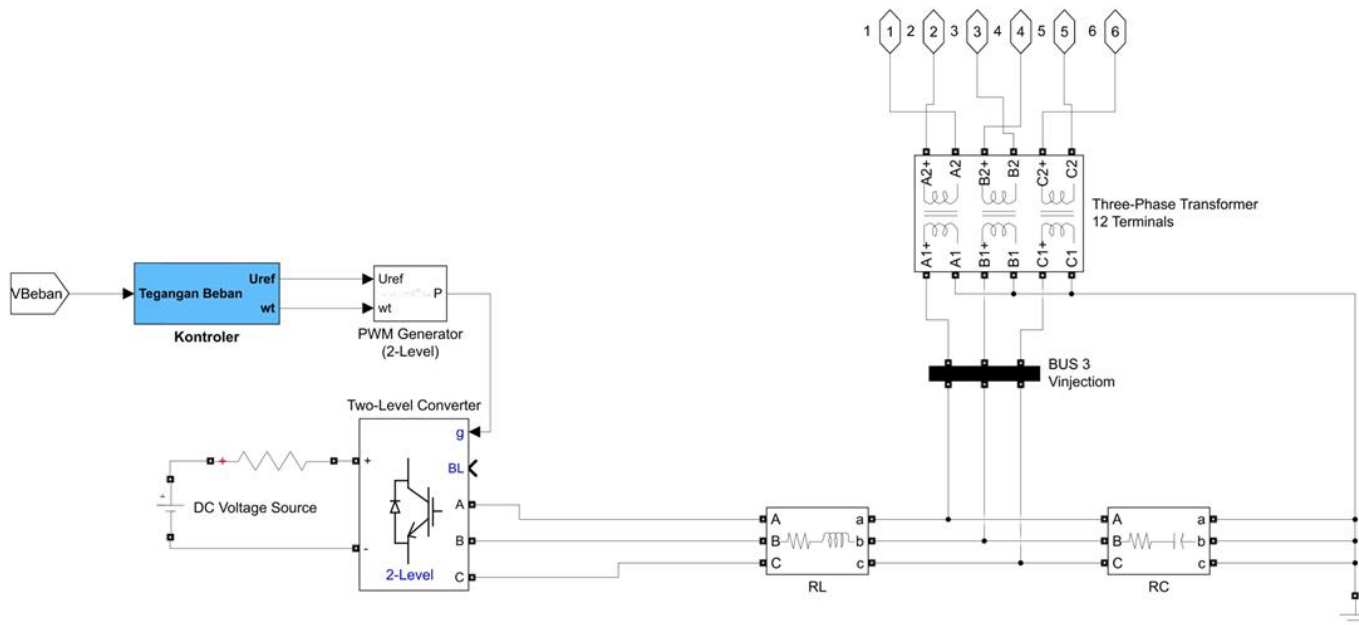
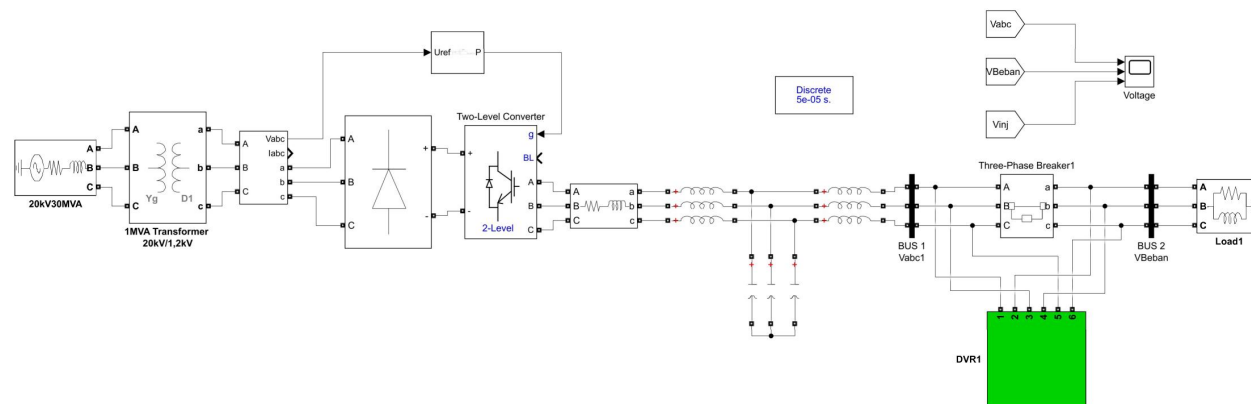
Pada tahap awal, digunakan pengendali Proportional-Integral (PI) konvensional untuk mengatur tegangan injeksi referensi pada kerangka referensi sinkron dq. Tujuan pendekatan ini adalah mengumpulkan dataset pasangan sinyal input–output yang representatif, yang selanjutnya akan digunakan untuk melatih Artificial Neural Network (ANN). Masukan bagi pengendali PI adalah sinyal error yang diperoleh dari selisih antara tegangan referensi :

$$e(t) = V_{ref} - V_{meas} \quad (1)$$

Sinyal error ini kemudian diproses oleh pengendali PI menggunakan persamaan kendali berikut:

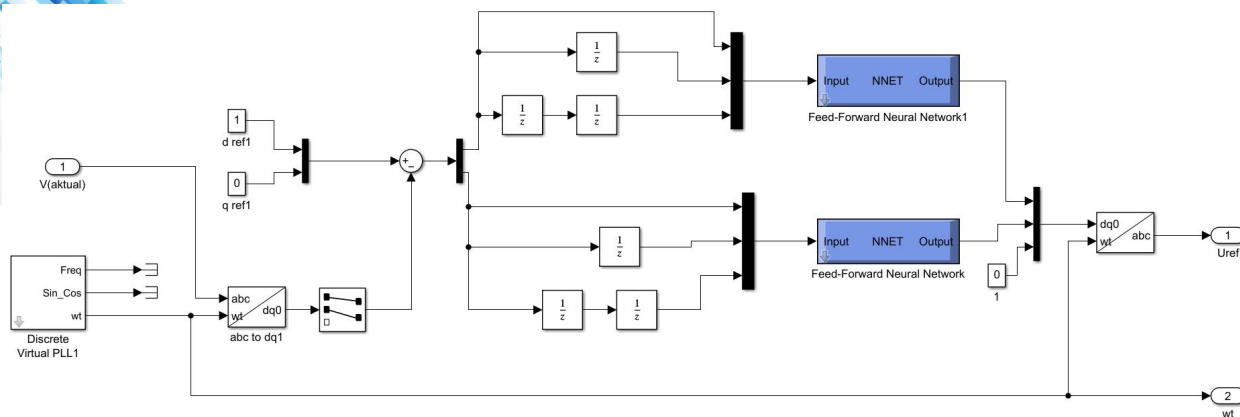
$$u(t) = K_p \cdot e(t) + K_i \cdot \int_0^t e(t) dt \quad (2)$$

Dimana K_p dan K_i masing-masing merupakan penguatan proporsional dan integral, sedangkan $u(t)$ adalah keluaran pengendali. Selama simulasi sistem DVR dengan kendali PI, dataset pelatihan ANN dibentuk dengan merekam nilai error $e(t)$ (termasuk versi tertundanya) beserta keluaran kendali $u(t)$ yang bersesuaian. Dataset yang direkam mencakup error pada sumbu d dan q sebagai masukan, sementara tegangan keluaran PI digunakan sebagai target keluaran dalam proses pelatihan terawasi (supervised learning). Prosedur ini memastikan bahwa ANN dilatih menggunakan respons kendali yang optimal, sehingga mampu mempelajari hubungan nonlinier antara error sistem dan aksi kendali yang dibutuhkan. Setelah proses pelatihan selesai, ANN diharapkan mampu mereplikasi bahkan meningkatkan kinerja pengendali PI konvensional dalam mengompensasi distorsi harmonisa.



Gambar 2. Sistem Propulsi Dengan DVR

Gambar 3. Model Proses DVR



Gambar 4. Sistem Kontrol ANN

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4, penerapan kendali Artificial Neural Network (ANN) pada sistem Dynamic Voltage Restorer (DVR) diawali dengan pengukuran tegangan tiga fasa V_{abc} pada titik Point of Common Coupling (PCC). Sinyal tegangan ini kemudian dikonversikan ke dalam kerangka referensi berputar dq0 menggunakan transformasi Clarke dan Park, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (3) dan (4).

$$\begin{bmatrix} V\alpha \\ V\beta \end{bmatrix} = k \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Va \\ Vb \\ Vc \end{bmatrix} \tag{3}$$

$$\begin{bmatrix} d \\ q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} \tag{4}$$

Transformasi ini memungkinkan penyederhanaan proses kendali dengan menghasilkan sinyal yang bersifat quasi-DC. Proses transformasi dikendalikan oleh sudut fasa $\theta(t)=\omega t$, yang dihitung menggunakan Phase-Locked Loop (PLL). Pada kerangka referensi dq, vektor tegangan jaringan Vgrid diproyeksikan ke sumbu d dan q sehingga diperoleh komponen Vd dan Vq. Secara ideal, kondisi $Vq = 0$ menunjukkan sinkronisasi yang sempurna. Pengendali ANN dilatih untuk mempertahankan kondisi ini dengan meminimalkan distorsi harmonisa. ANN menerima masukan berupa error antara tegangan referensi ($Vd_{ref}=1pu, Vq_{ref} = 0$) dan tegangan aktual pada domain dq, dengan definisi error mengacu pada Persamaan (1). Keluaran dari model ANN yang telah dilatih adalah sinyal kendali berupa $Ud(t)$ dan $Uq(t)$, yang merepresentasikan perintah tegangan injeksi yang diinginkan. Keluaran ini kemudian dikonversikan kembali ke kerangka referensi stasioner $\alpha\beta$ menggunakan inverse Park transform.

$$\begin{bmatrix} U\alpha(t) \\ U\beta(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(t) & -\sin(t) \\ \sin(t) & \cos(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Ud(t) \\ Uq(t) \end{bmatrix} \tag{5}$$

Selanjutnya, sinyal pada kerangka referensi stasioner dikonversikan kembali menjadi tegangan tiga fasa melalui inverse Clarke transform.

$$\begin{bmatrix} Va(t) \\ Vb(t) \\ Vc(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U\alpha \\ U\beta \end{bmatrix} \tag{6}$$

Tegangan keluaran tiga fasa ini kemudian menjadi sinyal kendali akhir bagi pembangkit PWM pada inverter dua level. Dengan demikian, ANN memungkinkan proses kompensasi harmonisa secara real time melalui pengaturan keluaran DVR yang adaptif terhadap gangguan pada sistem.

4. Arsitektur Artificial Neural Network

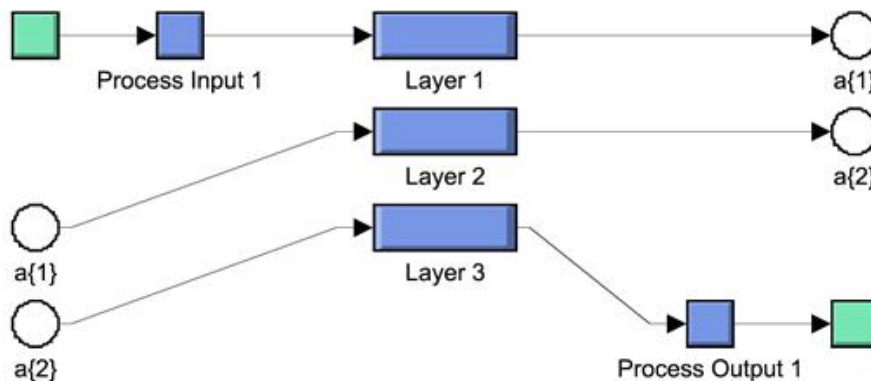
Proses pelatihan Artificial Neural Network (ANN) menggunakan 24.001 sampel data yang dikumpulkan dari sistem DVR dengan kendali PI. Dataset ini terdiri dari pasangan sinyal input output, di mana input berupa sinyal error pada sumbu d dan q, sedangkan output merupakan aksi kendali PI yang bersesuaian. Untuk meningkatkan efisiensi pelatihan dan memastikan kemampuan generalisasi, data dibagi menjadi tiga bagian: 70% untuk pelatihan, 15% untuk validasi, dan 15% untuk pengujian.

Model ANN terdiri dari tiga lapisan, yaitu lapisan input, dua lapisan tersembunyi (hidden layer), dan lapisan output. Algoritma pelatihan secara iteratif memperbarui bobot jaringan untuk meminimalkan nilai mean squared error (MSE) antara keluaran ANN dan sinyal target dari PI. Data validasi digunakan untuk memantau kinerja pelatihan dan mencegah overfitting, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 5, ANN menerima sinyal error yang telah dinormalisasi sebagai masukan. Sinyal ini terdiri dari nilai error tegangan pada sumbu d dan q, masing-masing mencakup tiga komponen pergeseran waktu, yaitu error saat ini $e(t)$, serta dua versi delay $e(t-1)$ dan $e(t-2)$. Struktur matriks input ANN didefinisikan secara matematis sebagai berikut:

$$X_d = \begin{bmatrix} ed(t) \\ ed1(t) \\ ed2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_{dref}(t) & V_d(t) \\ V_{dref}(t-1) & V_d(t-1) \\ V_{dref}(t-2) & V_d(t-2) \end{bmatrix}, X_q = \begin{bmatrix} eq(t) \\ eq1(t) \\ eq2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_{qref}(t) & V_q(t) \\ V_{qref}(t-1) & V_q(t-1) \\ V_{qref}(t-2) & V_q(t-2) \end{bmatrix} \quad (7)$$

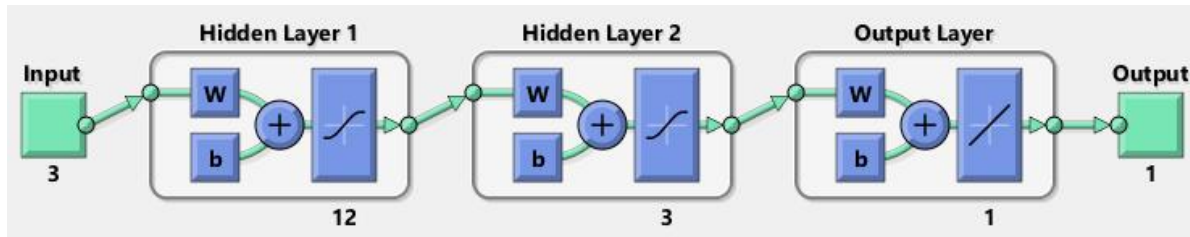
Vektor masukan X_d dan X_q tersebut digabungkan menjadi satu array input yang kemudian diberikan ke ANN. Lapisan tersembunyi (hidden layer) melakukan transformasi nonlinier menggunakan fungsi aktivasi untuk mengekstraksi pola yang kompleks, sedangkan lapisan keluaran menghasilkan sinyal kendali yang akan diterapkan pada sistem inverter.



Gambar 5. Alur Proses Training ANN

Gambar 6 memperlihatkan arsitektur Artificial Neural Network (ANN) yang diimplementasikan pada sistem Dynamic Voltage Restorer (DVR). ANN terdiri dari lapisan

input dengan tiga neuron, dua lapisan tersembunyi masing-masing berisi dua belas dan tiga neuron, serta satu neuron pada lapisan keluaran. Setiap neuron memproses masukan melalui penjumlahan berbobot dan penambahan bias, yang kemudian dilewatkan ke fungsi aktivasi nonlinier. Jaringan ini dilatih menggunakan algoritma Levenberg–Marquardt (`trainlm`), yang dikenal memiliki konvergensi cepat dan akurasi tinggi, khususnya pada jaringan feedforward berukuran menengah.

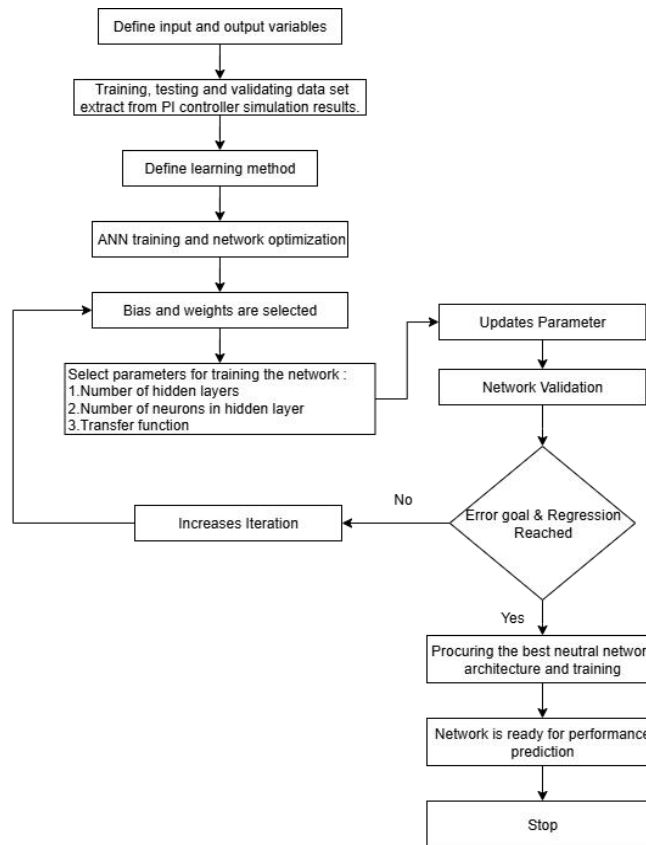


Gambar 6. Arsitektur Jaringan ANN

Tabel 3 menyajikan hiperparameter yang digunakan selama proses pelatihan Artificial Neural Network (ANN), yang dikembangkan untuk menggantikan pengendali PI konvensional pada sistem propulsi atau DVR. Jaringan dilatih menggunakan algoritma Levenberg–Marquardt (`trainlm`), yang dikenal luas karena konvergensi yang cepat serta kesesuaiannya untuk dataset berukuran kecil hingga menengah seperti pada penelitian ini. Jumlah maksimum epoch ditetapkan sebanyak 1000, sehingga memberikan iterasi yang cukup bagi jaringan untuk mempelajari data tanpa berhenti terlalu dini. Untuk mencegah overfitting, diterapkan metode early stopping dengan batas maksimum kegagalan validasi sebanyak 20 kali (`max_fail = 20`), sehingga proses pelatihan akan dihentikan apabila kinerja validasi tidak menunjukkan perbaikan dalam sejumlah iterasi berturut-turut. Target Mean Squared Error (MSE) ditetapkan sebesar 0,0001 sebagai tingkat akurasi minimum yang diharapkan. Selain itu, nilai minimum gradien diatur sebesar $1e^{-7}$, yang berfungsi sebagai ambang sensitivitas dalam pembaruan bobot jaringan. Meskipun tidak terlalu krusial pada algoritma Levenberg–Marquardt, learning rate ditetapkan sebesar 0,001 sebagai bagian dari konfigurasi umum parameter pelatihan. Proses pelatihan jaringan ini dapat dipahami lebih jelas melalui diagram alir yang ditunjukkan pada Gambar 7.

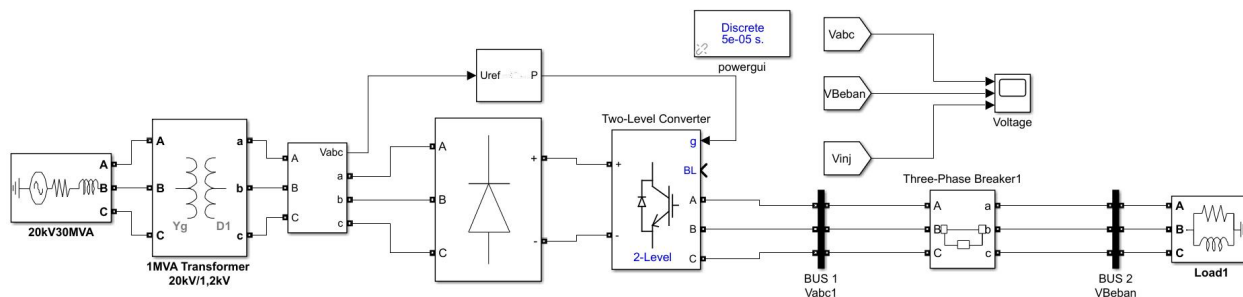
Tabel 3. Paramater Pelatihan ANN

Parameter Pelatihan	Nilai
<i>Training Function</i>	Levenberg-marquardt
<i>Learning Rate</i>	0.001
<i>Max Epoch</i>	1000
<i>Goal (MSE Target)</i>	0.0001
<i>Max Validation Failure</i>	20
<i>Minimum Gradient</i>	$1e^{-7}$
<i>Normalisasi</i>	Tansig Min-Max [-1 1]
<i>Error Calculation</i>	MSE



Gambar 7 Flowchart Pelatihan *Artificial Neural Network*

Gambar 8 menunjukkan konfigurasi sistem propulsi listrik konvensional yang digunakan sebagai referensi dasar dalam penelitian ini. Sistem disuplai oleh jaringan AC tiga fasa berkapasitas 20 kV/30 MVA, yang kemudian diturunkan tegangannya melalui transformator 1 MVA menjadi 1,2 kV. Tegangan AC tersebut selanjutnya disearahkan menggunakan penyearah dioda tiga fasa tak terkendali sehingga menghasilkan tegangan DC untuk inverter. Sebuah voltage source inverter (VSI) dua level mengubah tegangan DC hasil penyearahan menjadi tegangan AC tiga fasa, yang kemudian disalurkan ke beban traksi melalui pemutus tiga fasa. Pada konfigurasi ini, pengendalian inverter didasarkan pada sinyal referensi tetap tanpa adanya kompensasi harmonisa yang adaptif.



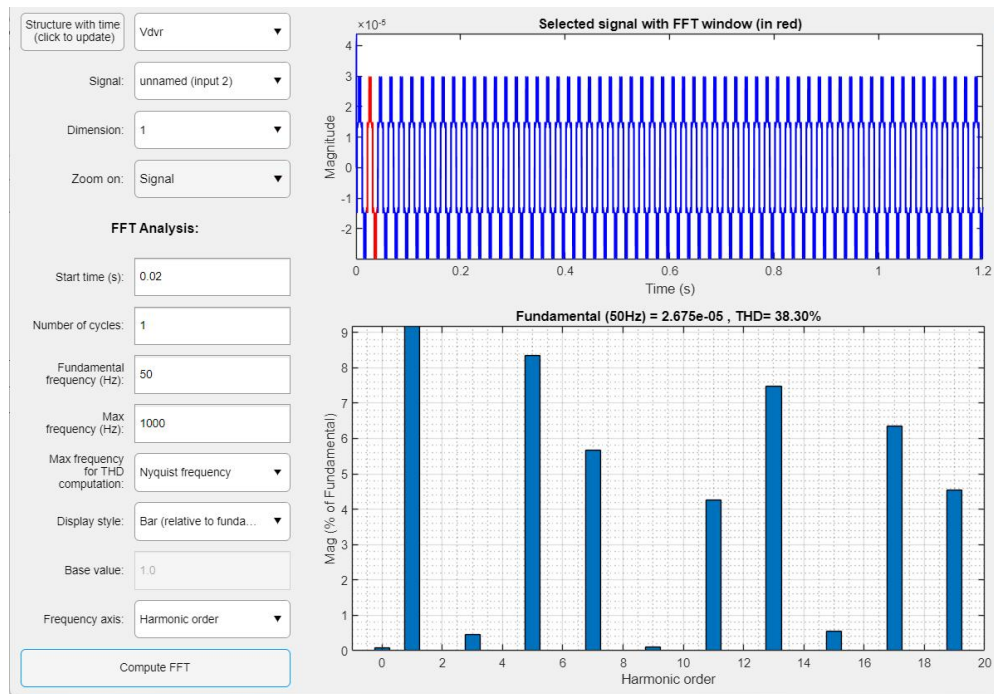
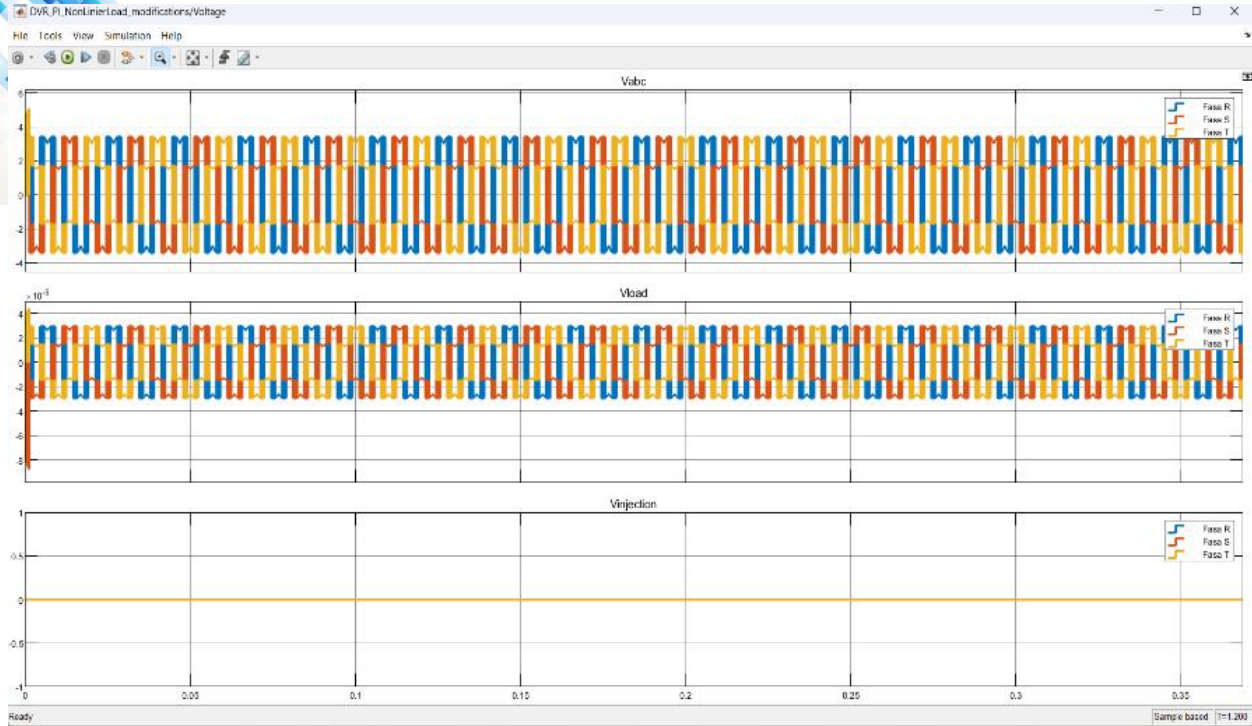
Gambar 8. Sistem Propulsi Konvensional

RESULT AND DISCUSSION

Penelitian ini mengevaluasi kinerja sistem propulsi listrik pada dua kondisi, yaitu tanpa kendali dan dengan kendali berbasis ANN. Kondisi pertama merepresentasikan sistem open-loop tanpa kompensasi, sedangkan kondisi kedua menggunakan ANN yang telah dilatih untuk menghasilkan sinyal kendali berdasarkan masukan error tegangan. Simulasi pada MATLAB/Simulink membandingkan bentuk gelombang tegangan serta tingkat Total Harmonic Distortion (THD) pada kedua skenario tersebut. Hasilnya menunjukkan efektivitas ANN dalam meningkatkan kualitas daya dengan mereduksi harmonisa dan menstabilkan keluaran sistem.

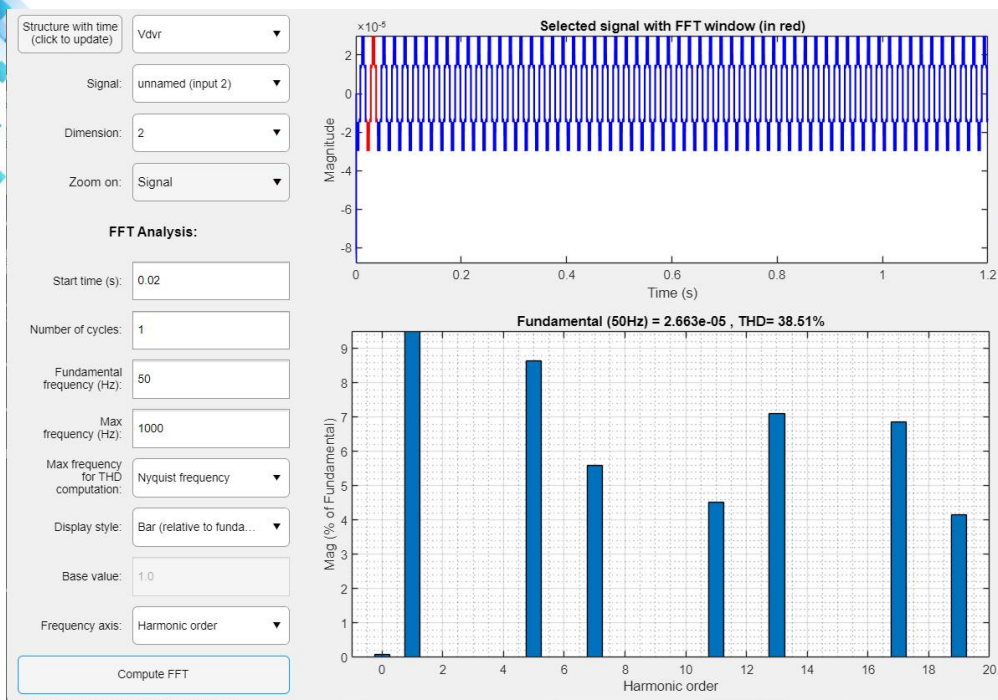
1. Simulasi Sistem Propulsi Konvensional

Gambar 9 menampilkan dua plot bentuk gelombang. Plot pertama menunjukkan tegangan sumber tiga fasa (V_a , V_b , V_c) yang bersifat periodik dan simetris, menandakan suplai sinusoidal yang seimbang. Riak kecil yang terlihat pada gelombang mengindikasikan adanya harmonisa yang dihasilkan oleh komponen sistem yang bersifat nonlinier. Plot kedua memperlihatkan tegangan beban yang secara visual menyerupai tegangan sumber, namun menunjukkan sedikit distorsi. Hal ini mengindikasikan adanya pengaruh distorsi harmonisa dari beban atau inverter, meskipun sistem masih berada dalam kondisi tunak (steady-state).

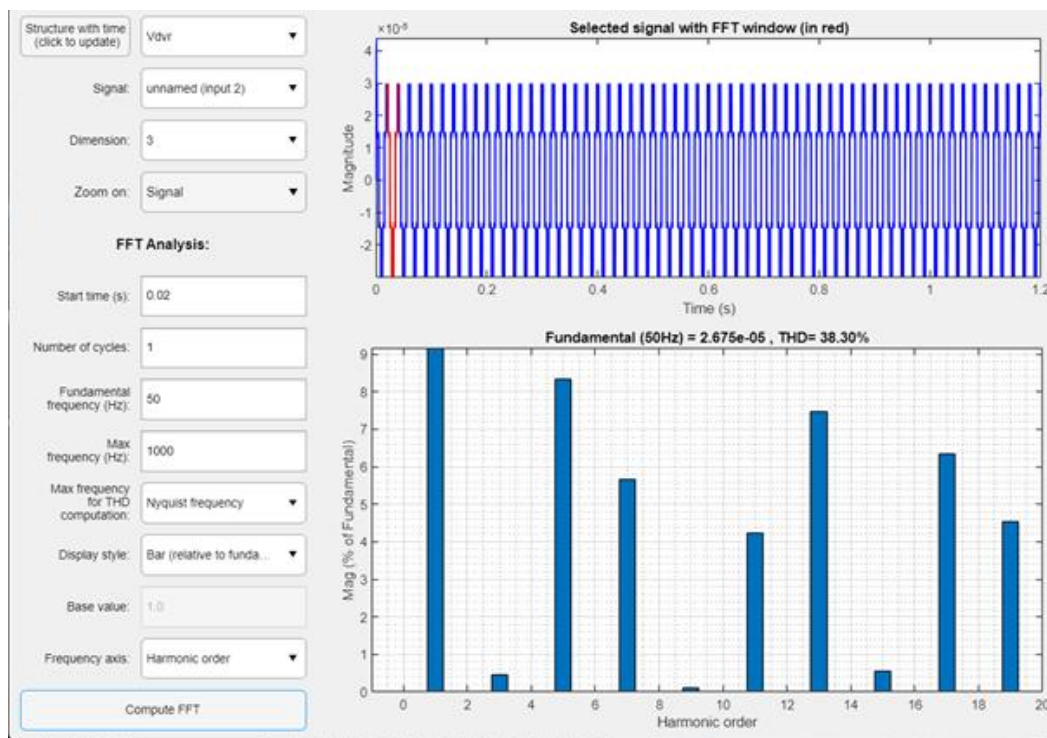


Gambar 9 Bentuk Gelombang Sistem Propulsi Tanpa ANN

Gambar 10 Nilai THD di Bus Beban (Vbeban) Fasa A



Gambar 11 Nilai THD di Bus Beban (Vbeban) Fasa B



Gambar 12 Nilai THD di Bus Beban (Vbeban) Fasa C

Nilai Total Harmonic Distortion (THD) yang terukur pada bus tegangan beban (V_{beban}) menunjukkan tingkat distorsi harmonisa yang tinggi pada ketiga fasa sistem propulsi tanpa kendali. Berdasarkan analisis *Fast Fourier Transform* (FFT), nilai THD tercatat sebesar 38,30%

pada fasa R (Gambar 10), 38,51% pada fasa S (Gambar 11), dan 38,30% pada fasa T (Gambar 12). Nilai-nilai ini jauh melampaui batas kualitas daya yang ditetapkan oleh standar IEEE 519, yang merekomendasikan agar THD pada sistem tegangan berada di bawah 5%. Meskipun bentuk gelombang pada domain waktu terlihat sinusoidal secara visual, analisis pada domain frekuensi mengungkap keberadaan harmonisa orde tinggi, khususnya orde ke-5, ke-7, hingga ke-17, selain komponen fundamental 50 Hz. Hal ini menunjukkan bahwa tanpa adanya kendali atau kompensasi aktif, sistem propulsi rentan terhadap penurunan efisiensi, peningkatan rugi-rugi daya, serta potensi kerusakan pada peralatan sensitif. Oleh karena itu, diperlukan strategi kendali yang lebih canggih, seperti pendekatan berbasis *Artificial Neural Network (ANN)*, untuk menurunkan nilai THD dan meningkatkan kualitas daya secara keseluruhan pada aplikasi propulsi listrik.

2. Simulasi Sistem Propulsi dengan Kendali ANN

Artificial Neural Network (ANN) dilatih pada lingkungan MATLAB/Simulink menggunakan data input - output yang diperoleh dari sistem DVR dengan kendali PI pada kondisi tunak. ANN dilatih menggunakan tiga set data masukan untuk setiap sumbu kendali, yaitu $ed(t)$, $ed(t-1)$, $ed(t-2)$ untuk sumbu d , serta $eq(t)$, $eq(t-1)$, $eq(t-2)$ untuk sudut q . Keluaran target yang digunakan adalah sinyal kendali ud dan uq yang dihasilkan oleh pengendali PI. Dataset ini dimanfaatkan untuk memodelkan hubungan antara kesalahan tegangan (voltage error) dengan aksi kendali yang diperlukan.

Data pelatihan diperoleh dari hasil simulasi yang dijalankan pada rentang waktu 0 hingga 1,2 detik, dengan waktu sampling tetap sebesar $50 \mu s$ ($50e-6$ detik). Konfigurasi ini menghasilkan total 24.001 sampel data, sehingga memberikan resolusi dan kelengkapan data yang memadai untuk proses pembelajaran.

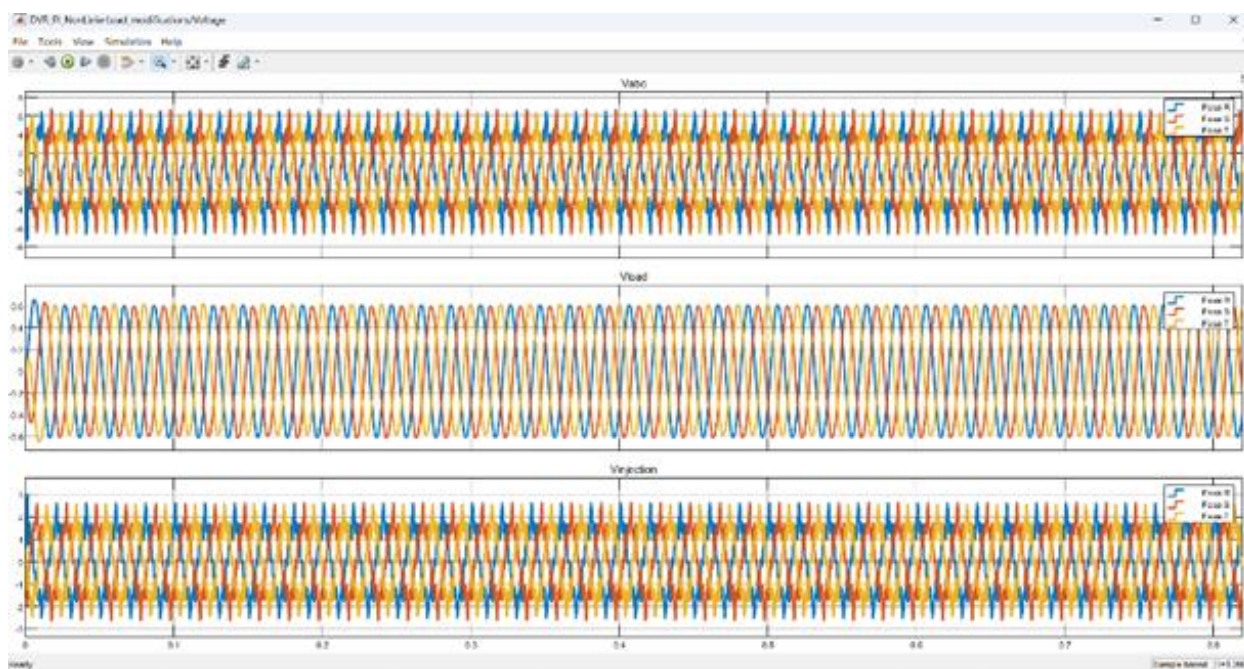
Tabel 4 Sampel Data Input Pelatihan

Simulation time (s)	In-d	In-d1	In-d2	In-q	Inq-1	Inq-2
0	1	0	0	-1.41e-12	0	0
5.00e-05	0.968509	1	0	0.018847	-1.41e-12	0
0.0001	0.939132	0.968509	1	0.024204	0.018847	-1.41e-12
0.00015	0.913452	0.939132	0.968509	0.026053	0.024204	0.018847
0.0002	0.905407	0.913452	0.939132	0.011203	0.026053	0.024204
0.00025	0.89958	0.905407	0.913452	-0.00568	0.011203	0.026053
0.0003	0.891412	0.89958	0.905407	-0.02139	-0.00568	0.011203
0.00035	0.875803	0.891412	0.89958	-0.03133	-0.02139	-0.00568
0.0004	0.852669	0.875803	0.891412	-0.03442	-0.03133	-0.02139

Tabel 5 Sampel Data Target Pelatihan

Simulation time (s)	u-d	u-q
0	100	-1.41E-10
5.00e-05	97.35091	1.88469

0.0001	94.89744	2.429819
0.00015	92.79905	2.626794
0.0002	92.45127	1.154811
0.00025	92.32127	-0.52758
0.0003	91.95425	-2.10169
0.00035	90.83907	-3.10647
0.0004	88.96357	-3.43127

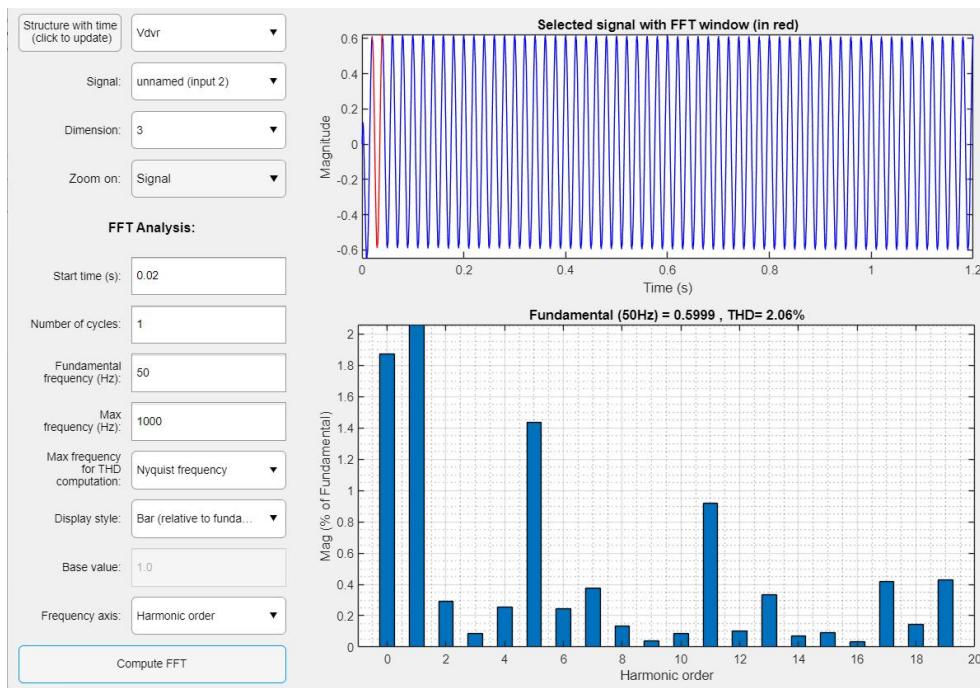
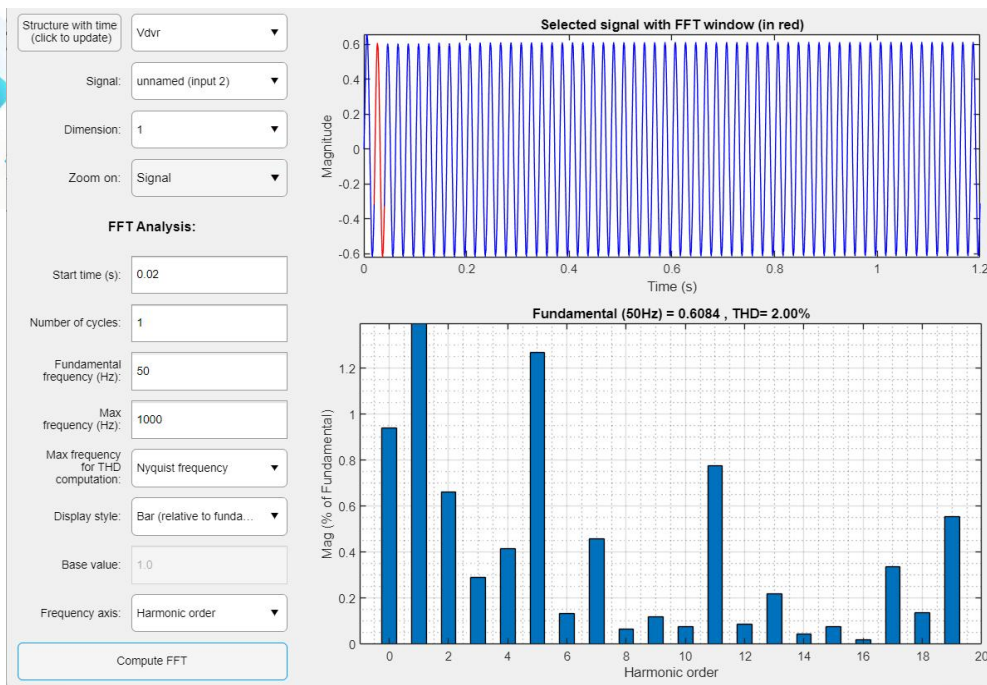


Gambar 13 Bentuk Gelombang Sistem Propulsi dengan ANN

Gambar 13 menampilkan tiga plot gelombang yang berkaitan dengan sistem DVR berbasis kendali ANN. Plot pertama menunjukkan tegangan sumber tiga fasa, di mana terlihat adanya fluktuasi dan distorsi akibat pengaruh beban nonlinier. Meskipun sumber menyediakan tegangan yang seimbang, komponen harmonisa frekuensi tinggi yang disebabkan oleh proses switching menimbulkan distorsi pada bentuk gelombang.

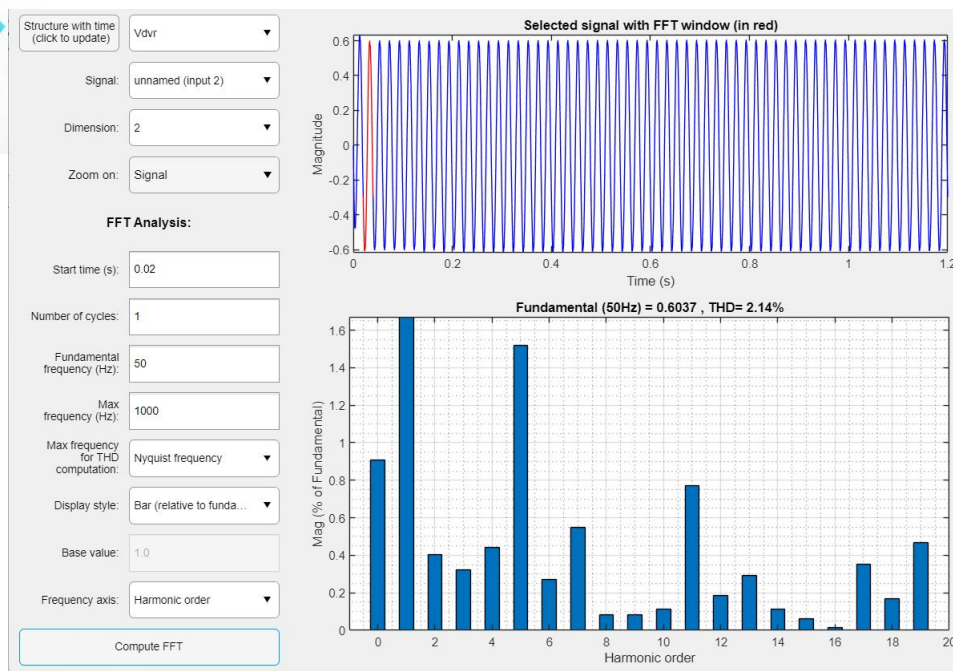
Plot kedua memperlihatkan tegangan sisi beban (Vload) setelah DVR dengan kendali ANN diaktifkan. Bentuk gelombang tampak lebih bersih dan mendekati sinusoidal, yang menunjukkan bahwa sinyal kendali yang dihasilkan oleh ANN berhasil mereduksi distorsi harmonisa serta menstabilkan tegangan beban meskipun terdapat gangguan dari sisi sumber.

Plot ketiga menggambarkan tegangan injeksi DVR pada ketiga fasa. Bentuk gelombang bersifat non-sinusoidal, sebagaimana yang diharapkan, karena DVR menginjeksikan sinyal koreksi yang dibentuk secara khusus untuk menghilangkan komponen harmonisa tertentu. Dengan mengompensasi selisih antara tegangan sumber yang terdistorsi dan tegangan beban ideal, DVR mampu memulihkan kualitas gelombang pada titik kopel bersama (point of common coupling).



Gambar 14 Nilai THD pada Bus Beban (VBeban) Fasa A

Gambar 15 Nilai THD pada Bus Beban (Vbeban) Fasa B



Gambar 16 Nilai THD pada Bus Beban (Vbeban) Fasa B

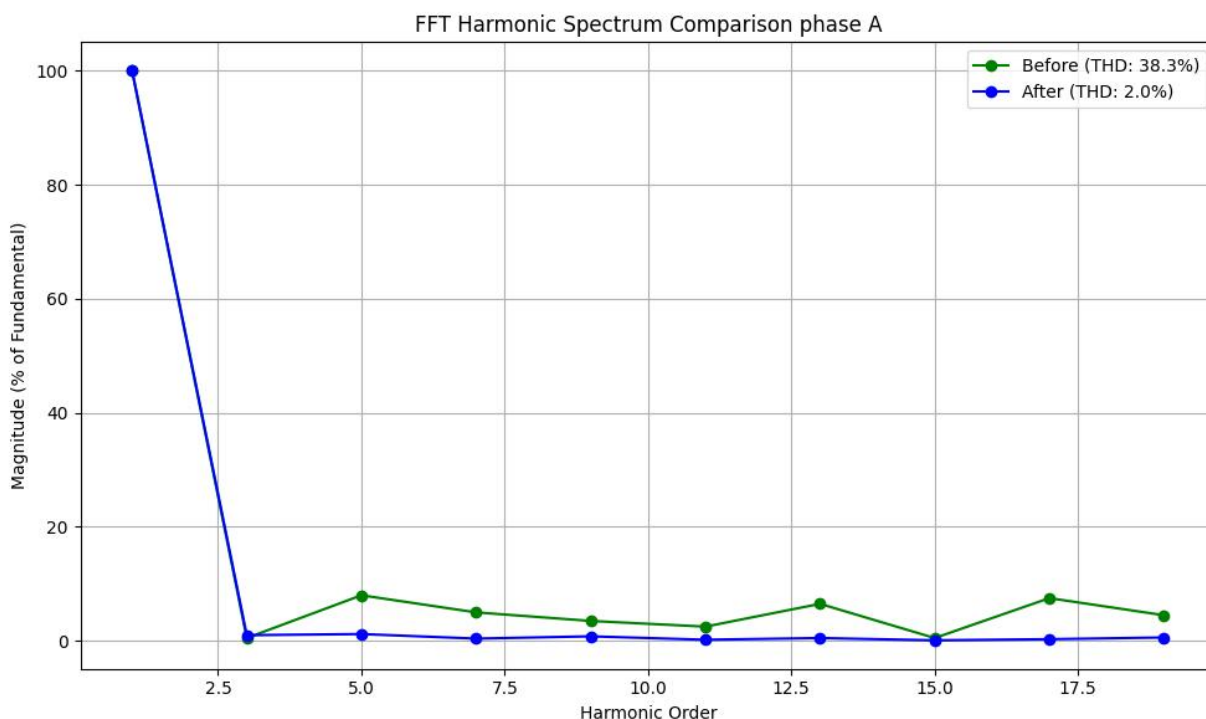
Total Harmonic Distortion (THD) yang diukur pada bus tegangan beban (Vbeban) menunjukkan penurunan yang signifikan setelah penerapan kendali DVR berbasis ANN. Berdasarkan analisis Fast Fourier Transform (FFT), nilai THD turun menjadi 2,00% pada fasa R (Gambar 4.11), 2,14% pada fasa S (Gambar 4.12), dan 2,06% pada fasa T (Gambar 4.13). Nilai tersebut berada jauh di bawah batas 5% yang ditetapkan oleh standar IEEE 519 untuk sistem tegangan rendah hingga menengah. Hasil ini menunjukkan bahwa ANN mampu menghasilkan sinyal kendali yang efektif dalam mereduksi harmonisa orde tinggi yang disebabkan oleh beban nonlinier maupun proses switching inverter. Spektrum harmonisa juga memperlihatkan penurunan amplitudo yang signifikan pada komponen orde ke-5, ke-7, ke-11, dan harmonisa orde tinggi lainnya, dengan komponen fundamental 50 Hz tetap dominan. Dibandingkan dengan sistem tanpa kendali yang memiliki nilai THD di atas 38%, sistem berbasis ANN mampu menurunkan THD lebih dari 36%, sebagaimana dirangkum pada Tabel 6. Peningkatan ini menunjukkan efektivitas ANN sebagai strategi kendali modern yang adaptif dalam menjaga kestabilan tegangan serta memitigasi distorsi harmonisa secara real-time.

Tabel 6 Hasil Pengukuran *FFT Analysis*

Issue	Konvensional			Propulsion System		
	Propulsion System			ANN		
	A-N	B-N	C-N	A-N	B-N	C-N
Total Harmonic Distortion (%THD)	38,3	38,51	38,	2	2,14	2,06
	0		30			

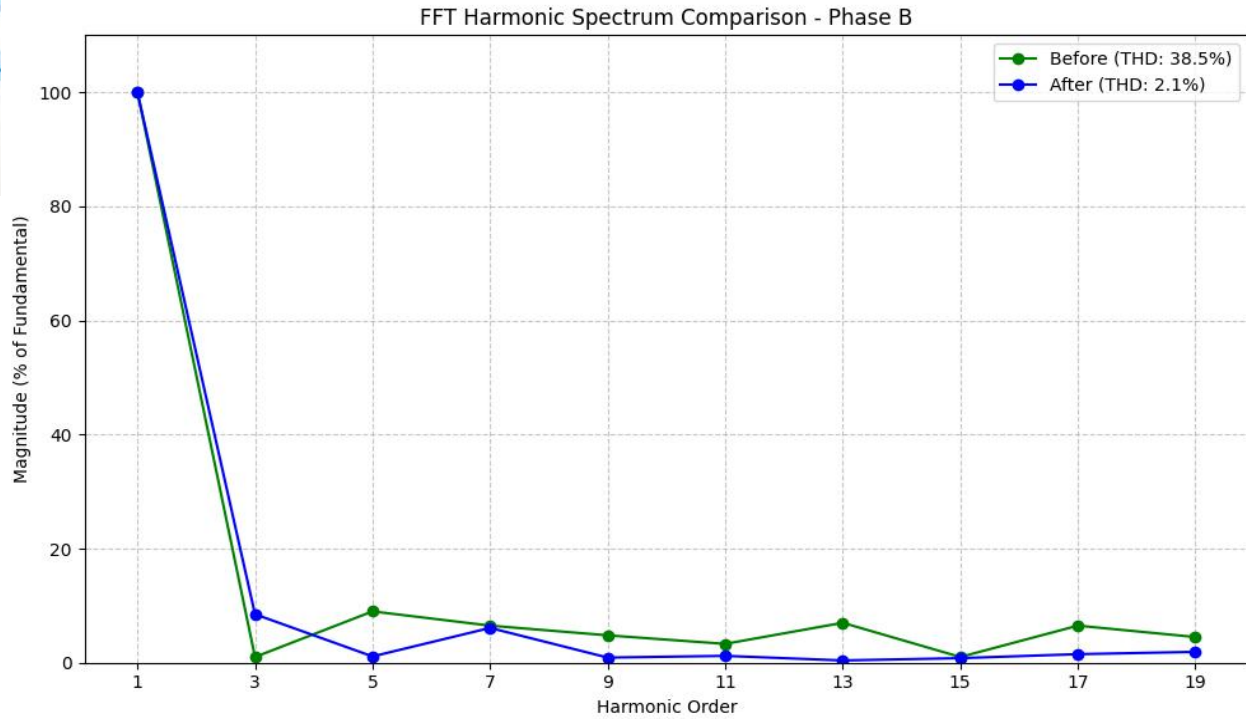
3. Perbandingan Spektrum Harmonisa

Gambar 17 memperlihatkan spektrum harmonisa sinyal tegangan pada fasa A sebelum dan sesudah penerapan pengendali DVR berbasis ANN. Sebelum dilakukan optimasi, sistem mengalami distorsi harmonisa yang cukup besar dengan nilai Total Harmonic Distortion (THD) mencapai 38,3%. Harmonisa yang paling dominan terlihat pada orde ke-5, ke-7, ke-11, dan ke-17, yang masing-masing memberikan kontribusi signifikan terhadap distorsi bentuk gelombang. Setelah penerapan skema kendali ANN, kandungan harmonisa pada fasa A mengalami penurunan yang sangat signifikan. Nilai THD turun menjadi 2,0%, yang menunjukkan bahwa pengendali mampu mereduksi komponen non-fundamental secara efektif. Peningkatan ini menunjukkan kemampuan ANN dalam menghasilkan sinyal kompensasi yang akurat sehingga kualitas daya pada sisi beban menjadi lebih baik.



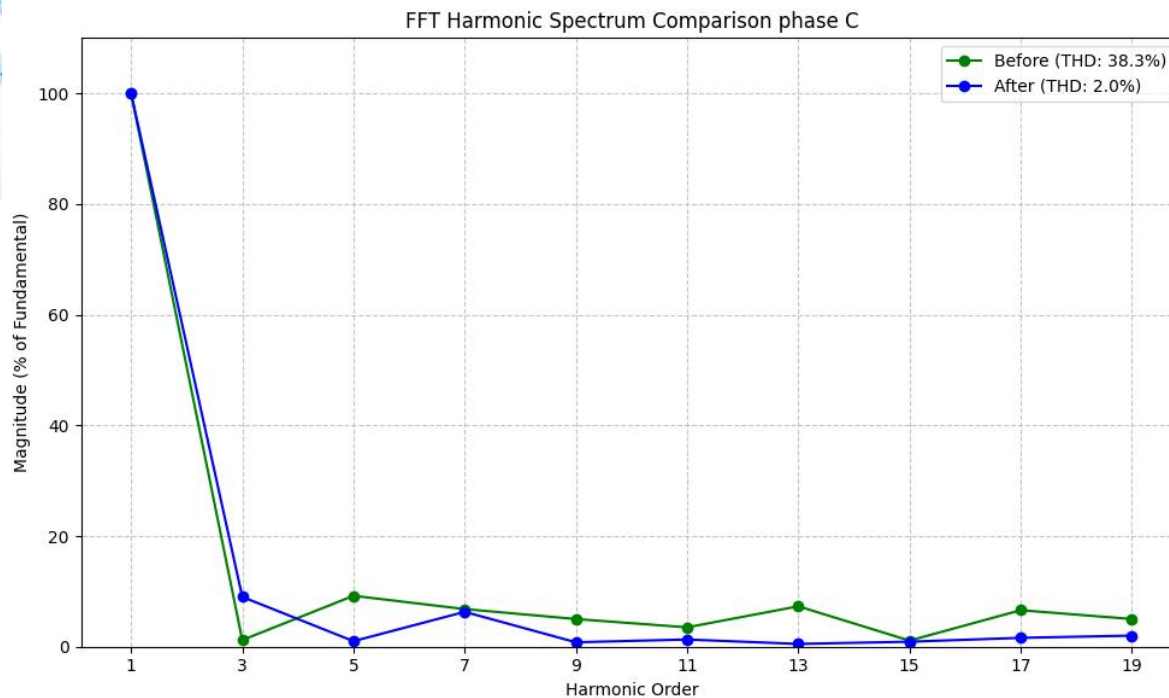
Gambar 17 Perbandingan Spektrum Harmonisa di fasa A sebelum dan Setelah Optimasi

Gambar 18 menunjukkan spektrum harmonisa FFT pada fasa B sebelum dan sesudah penerapan kendali berbasis ANN. Sebelum dikendalikan, sistem mengalami distorsi harmonisa yang signifikan dengan nilai THD sebesar 38,5%. Harmonisa dominan teridentifikasi pada orde ke-5, ke-7, ke-11, ke-13, dan ke-17. Setelah pengendali ANN diterapkan, kandungan harmonisa menurun secara drastis sehingga nilai THD menjadi hanya 2,1%. Amplitudo seluruh harmonisa orde tinggi berkurang secara signifikan, sementara komponen fundamental 50 Hz tetap dominan. Hal ini mengkonfirmasi efektivitas ANN dalam menekan distorsi harmonisa dan meningkatkan kualitas daya pada sistem propulsi.



Gambar 18 Perbandingan Spektrum Harmonisa di fasa B sebelum dan Setelah Optimasi

Gambar 19 memperlihatkan spektrum harmonisa FFT pada fasa C sebelum dan sesudah penerapan kendali berbasis ANN. Pada kondisi awal, sistem menunjukkan nilai THD yang tinggi sebesar 38,3%, yang didominasi oleh harmonisa orde ke-5, ke-7, ke-11, dan ke-17. Setelah kendali ANN diterapkan, nilai THD turun secara signifikan menjadi 2,0%. Amplitudo sebagian besar harmonisa orde tinggi berhasil ditekan, sehingga spektrum menjadi lebih bersih dengan komponen fundamental 50 Hz terlihat dominan. Hasil ini menegaskan efektivitas pengendali ANN dalam mereduksi harmonisa pada fasa C.



Gambar 19 Perbandingan Spektrum Harmonisa di fasa C sebelum dan Setelah Optimasi

Tabel 7 menunjukkan bahwa ketiga fasa mengalami penurunan THD yang sangat signifikan, dengan tingkat perbaikan melebihi 94% dari nilai awal. Hasil ini menegaskan bahwa sistem kendali berbasis ANN mampu mengompensasi tidak hanya harmonisa orde rendah (seperti orde ke-5 dan ke-7), tetapi juga komponen harmonisa orde tinggi hingga orde ke-39. Setelah proses optimasi, nilai THD pada seluruh fasa berada di bawah ambang batas 5% yang direkomendasikan oleh standar IEEE 519 edisi 2022, yang menunjukkan peningkatan kualitas daya sekaligus kesesuaian terhadap standar untuk sistem distribusi dengan beban sensitif. Konsistensi kinerja pada ketiga fasa ini mengonfirmasi bahwa pengendali ANN merupakan solusi yang andal, adaptif, dan responsif dalam mitigasi harmonisa pada sistem berbasis inverter maupun motor induksi tiga fasa.

Table 7 Perbandingan Hasil pengukuran THD FFT Analisis

Phase	THD before Optimization	THD after Optimization	THD Decrease	Presentase Compensation
A	38,30%	2%	36,30%	94,8%
B	38,51%	2,14%	36,37%	94,4%
C	38,30%	2,06%	36,24%	94,6%

KESIMPULAN

Sistem pada awalnya menunjukkan tingkat Total Harmonic Distortion (THD) yang tinggi, yaitu sekitar 38%, yang terutama disebabkan oleh keberadaan beban nonlinier serta proses switching dari inverter yang menimbulkan kandungan harmonisa signifikan pada bentuk gelombang tegangan. Tingkat distorsi seperti ini dapat berdampak serius terhadap efisiensi dan keandalan sistem tenaga, khususnya pada sistem dengan beban yang sensitif. Setelah integrasi Dynamic Voltage Restorer (DVR) yang dilengkapi dengan strategi kendali berbasis Artificial Neural Network (ANN), nilai THD pada tegangan beban turun secara drastis menjadi sekitar 2%. Peningkatan yang signifikan ini menunjukkan bahwa ANN mampu menghasilkan sinyal kendali yang akurat dan adaptif secara real-time, sehingga DVR dapat menginjeksikan tegangan kompensasi yang efektif untuk meniadakan komponen harmonisa. Sebagai hasilnya, bentuk gelombang tegangan keluaran mendekati sinusoidal ideal, yang secara signifikan meningkatkan kualitas daya. Selain itu, nilai THD akhir berada dalam batas yang diizinkan oleh standar IEEE 519, yang mengonfirmasi bahwa sistem yang diusulkan telah memenuhi persyaratan kualitas daya internasional.

REFERENSI

- [1] Y. Fernando, I. Gede, A. Darmawan, and N. U. Putri, “Analisis Penyempurnaan Nilai Harmonisa Pada Gardu Traksi Kereta Rel Listrik (KRL) Jalur Pesing-Duri Menggunakan Filter Pasif,” *Electrician - Jurnal Rekayasa dan Teknologi Elektro*, vol. 18, no. 02, 2024, <http://dx.doi.org/10.23960/elc.v18n2.2560>
- [2] Y. Sugawara and M. Tada, “KRL KCI EMU Project Technical Specification of Propulsion System,” Sep. 2023.
- [3] S. Kamar et al., “Performance analysis of three-phase induction motor for railway propulsion system,” *International Journal of Power Electronics and Drive Systems*, vol. 14, no. 3, pp. 1433–1441, Sep. 2023, <http://doi.org/10.11591/ijpeds.v14.i3.pp1433-1441>
- [4] A. A. Afridi, M. A. E. Ullah, and S. M. Hossain, “Harmonic reduction for non-linear loads using simulink based filter design,” in *Proceedings of 2020 11th International Conference on Electrical and Computer Engineering, ICECE 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Dec. 2020, pp. 459–462, <https://doi.org/10.1109/ICECE51571.2020.9393076>
- [5] ARI WIBOWO, “PERBAIKAN NILAI HARMONISA PADA GARDU TRAKSI KERETA REL LISTRIK JAKARTAKOTA MENGGUNAKAN SOFTWARE ETAP 12.6.0 TESIS,” POLITEKNIK NEGERI JAKARTA, Depok, 2021. <https://repository.pnj.ac.id/id/eprint/1269>
- [6] I. Y. Made Ardita, A. Zamzami, F. Hanif Jufri, and dan Faiz Husnayain, “Studi Harmonisa Akibat Komponen Penyearah pada Gardu Traksi Kereta Rel Listrik (KRL),” *Cyclotron*, vol. 3 Nomor 2, Jul. 2020, <https://doi.org/10.30651/cl.v3i2.5570>.
- [7] R. E. Nambiar, M. Darshan, B. Lavanya, P. K. Aj, and V. Priyadarshini, “Comparative Study between Different Controllers of DVR for Power Quality Improvement,” in

- Proceedings - 2021 International Conference on Design Innovations for 3Cs Compute Communicate Control, ICDI3C 2021, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Jun. 2021, pp. 84–87, <https://doi.org/10.1109/ICDI3C53598.2021.00025>.
- [8] H. Tata and M. Sai Veeraj, “Power quality improvement of a hybrid renewable energy systems using dynamic voltage restorer with ANN controller,” in 2022 IEEE 2nd International Conference on Sustainable Energy and Future Electric Transportation, SeFeT 2022, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, <https://doi.org/10.1109/SeFeT55524.2022.9908896>.
- [9] 519-2022 - IEEE Standard for Harmonic Control in Electric Power Systems. IEEE, 2022. <https://doi.org/10.1109/IEEESTD.2022.9848440>.
- [10] H. Ahnap Alfiansyah and P. Oetomo, “STUDI TENTANG KELISTRIKAN PADA SISTEM KERETA REL LISTRIK,” Jakarta, Jul. 2023, <https://doi.org/10.37277/s.v25i1.1671>.
- [11] Sujito, A. Muazib, M. R. Faiz, Aripriharta, A. I. Syah, and M. Z. Falah, “Compensation Analysis Voltage Sag Using Dynamic Voltage Restorer Based Artificial Neural Network,” in ICEEIE 2023 - International Conference on Electrical, Electronics and Information Engineering, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2023, <https://doi.org/10.1109/ICEEIE59078.2023.10334856>.
- [12] U. Muthuraman, A. Swetha, J. Jasper Gnanachandran, P. Annapandi, N. B. Rajesh, and J. A. Nesa Priya, “Power Quality Improvement Based on Artificial Neural Network Controller and Dynamic Voltage Restorer,” in Proceedings of the 5th International Conference on Trends in Electronics and Informatics, ICOEI 2021, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Jun. 2021, pp. 1646–1652. <https://doi.org/10.1109/ICOEI51242.2021.9452990>.
- [13] A. A. K. Dhalayat and R. P. Hasabe, “Dynamic Voltage Restorer for Power Quality Enhancement with Improved Efficiency using Artificial Neural Networks,” in 2022 2nd International Conference on Intelligent Technologies, CONIT 2022, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, <https://doi.org/10.1109/CONIT55038.2022.9848191>.
- [14] P. Aldi, S. Shrigiri, and K. Smita, “Study of Topologies, Power Converters, and Control Techniques for the Dynamic Voltage Restorer (DVR),” in International Conference on Integrated Intelligence and Communication Systems, ICIICS 2023, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2023. <https://doi.org/10.1109/ICIICS59993.2023.10421409>.
- [15] B. M. T. L. Simbolon and A. Rajagukguk, “Simulation and Analysis of the Use of Dynamic Voltage Resoster (DVR) on the Power Line Against the Effect of Voltage Sag and Voltage Swell,” in Proceedings of the International Conference on Electrical Engineering and Informatics, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2024, pp. 22–27. <https://doi.org/10.1109/IConEEI64414.2024.10748235>.
- [16] N. V. K. Reddy, R. S. Reddy, S. M. Vikram, P. V. Manitha, K. Deepa, and V. Sailaja, “Voltage Sag Compensation with DVR based on Machine Learning Controller,” in Proceedings - International Conference on Applied Artificial Intelligence and Computing, ICAAIC 2022, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, pp. 508–514. <https://doi.org/10.1109/ICAAIC53929.2022.9793314>
- [17] S. Vanam and B. S. P. Bharath, “Power Quality Improvement in Grid System with PV Based SVPWM-DVR for Sag & Swell Mitigation with a Novel ANN Controller,” in

- Proceedings of the 2022 International Conference on Electronic Systems and Intelligent Computing, ICESIC 2022, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, pp. 200–205, <https://doi.org/10.1109/ICESIC53714.2022.9783590>
- [18] P. Arya and P. Jain, “Assesment of DVR Using Conventional VSI and NPC-MLI To Mitigate Voltage Sag/Swell,” in 2022 IEEE International Students’ Conference on Electrical, Electronics and Computer Science, SCEECS 2022, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022. <https://doi.org/10.1109/SCEECS54111.2022.9741037>.
- [19] P. Kumar, S. R. Arya, K. D. Mistry, and S. Yadav, “A Self-Tuning ANFIS DC Link and ANN-LM Controller Based DVR for Power Quality Enhancement,” CPSS Transactions on Power Electronics and Applications, vol. 8, no. 4, pp. 424–436, Dec. 2023, doi: 10.24295/CPSSTPEA.2023.00032. <https://doi.org/10.24295/CPSSTPEA.2023.00032>
- [20] S. Tiwari, R. Agrawal, D. Agrawal, and D. Verma, “Performance Analysis of DVR and UPQC to Improve Power Quality of Three-Phase Distribution System,” in 2021 IEEE 2nd International Conference on Electrical Power and Energy Systems, ICEPES 2021, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2021. <https://doi.org/10.1109/ICEPES52894.2021.9699503>.
- [21] K. Pal, A. K. Akella, K. Namrata, and S. Pati, “Classification of Fault Using Artificial Neural Network and Power Quality Improvement Using DVR in a PV Integrated Hybrid Power System,” in 2022 International Conference on Intelligent Controller and Computing for Smart Power, ICICCSP 2022, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, <https://doi.org/10.1109/ICICCSP53532.2022.9862499>.
- [22] C. Putri, M. #1, H. Hasan, and R. Syafutra, “Transformasi Besaran Tegangan dan Arus Tiga Fasa Menjadi Space Vector Menggunakan Arduino Mega 2560,” 2020. <https://doi.org/10.24815/kitektro.v5i1.15538>.
- [23] S. Y. Heng et al., “Artificial neural network model with different backpropagation algorithms and meteorological data for solar radiation prediction,” Sci Rep, vol. 12, no. 1, Dec. 2022, <https://doi.org/10.1038/s41598-022-13532-3>.
- [24] N. A. Mohammed and A. Al-Bazi, “An adaptive backpropagation algorithm for long-term electricity load forecasting,” Neural Comput Appl, vol. 34, no. 1, pp. 477–491, Jan. 2022, <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06384-x>.
- [25] K. Gulati, J. Gupta, L. Rani, and P. K. Sarangi, “Crude Oil Prices Predictions in India Using Machine Learning based Hybrid Model,” in 2022 10th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (Trends and Future Directions), ICRITO 2022, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022. <https://doi.org/10.1109/ICRITO56286.2022.9964577>.
- [26] D. Rao, D. Nandi, F. Perez-Fontan, V. Pastoriza, and F. MacHado, “Long Term Prediction of Rain Rate and Attenuation using ANN and RNN Algorithms,” in 2021 IEEE India Geoscience and Remote Sensing Symposium, InGARSS 2021 - Proceedings, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2021, pp. 230–233. <https://doi.org/10.1109/InGARSS51564.2021.9791895>.
- [27] W. Aribowo, S. Muslim, Munoto, B. Suprianto, U. T. Kartini, and A. I. G. P. Buditjahjanto, “Tuning of Power System Stabilizer Using Cascade Forward Backpropagation,” 2020 the third International Conference on Vocational Education and Electrical Engineering (ICVEE), no. Power System Stabilizer, 2020.

- <https://doi.org/10.1109/ICVVEE50212.2020.9243204>.
- [28] ♦ Q. R. Adebawale et al., “Effect of Training Algorithms and Network Architecture on the Performance of Multi-Band ANN Based Path Loss Prediction Model,” in Proceedings of the 2022 IEEE Nigeria 4th International Conference on Disruptive Technologies for Sustainable Development, NIGERCON 2022, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022
- <https://doi.org/10.1109/NIGERCON54645.2022.9803057>.