



Analisis Kinerja Sistem Kontrol *Hybrid Electric Vehicle (HEV)* Menggunakan Metode *Neuro-Fuzzy*

Aulia Rahma Annisa¹, Yudi Andika², Sholahuddin Muhammad Irsyad³, Dwi Sasmita Aji Pambudi⁴

^{1,3,4}Jurusan Teknik Kelistrikan Kapal, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya, Indonesia

²Jurusan Teknik Bangunan Kapal, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya, Indonesia

¹auliaannisa@ppns.ac.id^{*}, ²yudi.andika@ppns.ac.id, ³mohammad.irsyad@ppns.ac.id, ⁴dwi.sasmita@ppns.ac.id

Abstract

Electric cars are an environmentally friendly vehicle alternative developed to reduce exhaust gas emissions and air pollution. One example is the Hybrid Electric Vehicle (HEV), which combines an Internal Combustion Engine (ICE) and an electric motor (DC motor) to improve efficiency and torque performance. HEVs generally have a smaller capacity compared to conventional vehicles, making them more fuel-efficient and energy efficient. The system in an HEV is complex and nonlinear, requiring dynamic model approaches and appropriate control methods to maintain optimal performance. This research aims to analyze the performance of the inverse model neuro-fuzzy control system predictor implemented on an HEV. The test results show that applying a neuro-fuzzy controller can significantly improve the system's ability to achieve a response that matches the reference model. The performance of the DC motor is able to help reduce the speed *error* difference by up to 50 rpm with a Root Mean Square *Error* (RMSE) value of 0.582%. Additionally, there is a 1.411% decrease in *error* value compared to when the ICE is operating without using a neuro-fuzzy controller. Based on these results, the neuro-fuzzy method has proven effective in improving the accuracy and stability of the control system in HEVs.

Keywords: Hybrid Electric Vehicle (HEV), Predictor Model, Neuro-fuzzy

Abstrak

Mobil listrik merupakan alternatif kendaraan ramah lingkungan yang dikembangkan untuk mengurangi emisi gas buang dan polusi udara. Salah satu contohnya adalah *Hybrid Electric Vehicle (HEV)*, yaitu kendaraan yang menggabungkan *Internal Combustion Engine (ICE)* dan motor listrik (motor DC) untuk meningkatkan efisiensi serta performa torsi. Pada HEV umumnya berkapasitas lebih kecil dibandingkan dengan kendaraan konvensional, sehingga lebih menghemat bahan bakar dan efisien dalam penggunaan energi. Sistem pada HEV bersifat kompleks dan nonlinier, sehingga diperlukan pendekatan model dinamis dan metode kontrol yang tepat untuk menjaga performa optimal. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis performa prediktor sistem kontrol berbasis *neuro-fuzzy invers model* yang diimplementasikan pada HEV. Hasil pengujian menunjukkan bahwa penerapan kontroler *neuro-fuzzy* secara signifikan dapat meningkatkan kemampuan sistem dalam mencapai respon yang sesuai dengan model referensi. Kinerja dari *motor DC* mampu membantu mengurangi selisih *error* kecepatan hingga 50 rpm dengan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 0,582%. Selain itu, terdapat penurunan nilai *error* sebesar 1,411% dibandingkan saat ICE bekerja tanpa menggunakan kontroler *neuro-fuzzy*. Berdasarkan hasil tersebut, metode *neuro-fuzzy* terbukti efektif dalam meningkatkan akurasi dan stabilitas sistem kontrol pada HEV.

Kata kunci: Hybrid Electric Vehicle (HEV), Model Prediktor, *Neuro-fuzzy*

Diterima Redaksi : 8-10-2025 | Selesai Revisi : 30-12-2025 | Diterbitkan Online : 31-12-2025

1. Pendahuluan

Hybrid Electric Vehicle (HEV) adalah kendaraan yang menggabungkan *Internal Combustion Engine (ICE)*, motor listrik (*motor DC*), dan sistem penyimpanan energi. Bentuk kombinasi sumber penggerak HEV dilakukan untuk peningkatan efisiensi bahan bakar sekaligus dapat mengurangi emisi gas buang secara signifikan jika dibandingkan dengan kendaraan konvensional [1], [2], [3]. Dengan menggunakan HEV maupun bergantian. Konfigurasi tipe paralel dapat mengurangi konsumsi bahan bakar sebesar 18–32% dan menurunkan emisi CO₂ hingga 30% [2], [3].

HEV juga dapat mengurangi ketergantungan terhadap minyak bumi dan memperkuat ketahanan energi nasional [4].

Berdasarkan konfigurasi sumber penggerak, HEV diklasifikasikan menjadi tiga tipe yaitu: seri, paralel, dan seri-paralel [5]. Pada penelitian ini menggunakan konfigurasi tipe paralel, dengan konfigurasi tersebut ICE dan *motor DC* dapat bekerja secara bersama menggunakan ICE dengan kapasitas yang lebih kecil dibandingkan kendaraan konvensional, sehingga

konsumsi bahan bakar lebih efisien. *Motor DC fuzzy* dengan kemampuan pembelajaran dari jaringan berperan memberikan tenaga tambahan saat ICE tidak saraf tiruan. Pendekatan ini memungkinkan sistem mampu mempertahankan performa, sehingga performa kendaraan tetap optimal dengan konsumsi bahan bakar yang minimal [6]. Pengendalian pada sistem HEV bertujuan untuk menekan konsumsi bahan bakar, mengurangi emisi gas buang, serta memaksimalkan torsi guna menjaga kenyamanan dan performa berkendara [7], [8].

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa sistem kontrol yang adaptif pada HEV dengan tipe seri-paralel mampu mengatur distribusi tenaga antara ICE dan *motor DC* secara *real-time*, sehingga efisiensi bahan bakar meningkat sebesar 92% dan pemanfaatan baterai mencapai 65%. Hal ini menunjukkan pentingnya pengendalian yang bersifat prediktif dalam strategi pengaturan energi pada HEV. Dalam konteks yang sama, pada penelitian ini dilakukan evaluasi performa sistem kontrol prediktor berbasis *neuro-fuzzy*. Pendekatan *neuro-fuzzy* diharapkan mampu beradaptasi dengan lebih baik dalam pengaturan torsi *motor DC* untuk membantu kinerja ICE dalam meningkatkan efisiensi energi dan menjaga kestabilan pengendalian HEV dalam berbagai kondisi pengoperasian. [9], [10].

Pada HEV tipe paralel, pengaturan torsi dilakukan untuk memastikan *motor DC* dapat secara efektif mendukung ICE, terutama pada saat akselerasi atau beban tinggi. Perlu dilakukan pemantauan kebutuhan torsi secara *real-time* dan mengalokasikan bantuan *motor DC* sesuai beban, sehingga mengurangi beban dari ICE. Penggabungan sistem HEV dan metode kontrol dilakukan agar distribusi daya dapat lebih optimal dan efisien, serta menghemat konsumsi bahan bakar [10], [11].

Sebagai pembanding terhadap metode kontrol prediktif berbasis *neuro-fuzzy*, sejumlah penelitian telah menerapkan metode kontrol PID dan *fuzzy* konvensional pada sistem HEV. Kontrol PID digunakan karena menggunakan struktur yang sederhana dan lebih mudah diimplementasikan, namun memiliki keterbatasan dalam menangani karakteristik sistem HEV yang bersifat nonlinier dan dinamis. Penelitian menunjukkan bahwa kinerja PID menurun pada kondisi perubahan beban dan akselerasi yang cepat, sehingga distribusi torsi antara ICE dan motor listrik menjadi kurang optimal [12]. Metode *fuzzy* konvensional dikembangkan untuk mengatasi keterbatasan tersebut dengan pendekatan berbasis aturan linguistik dan terbukti lebih fleksibel dibandingkan PID. Meskipun demikian, kinerja kontrol *fuzzy* sangat bergantung pada perancangan aturan dan fungsi keanggotaan yang bersifat statis, sehingga kemampuan beradaptasi menjadi terbatas ketika sistem beroperasi pada kondisi yang berubah secara signifikan [13].

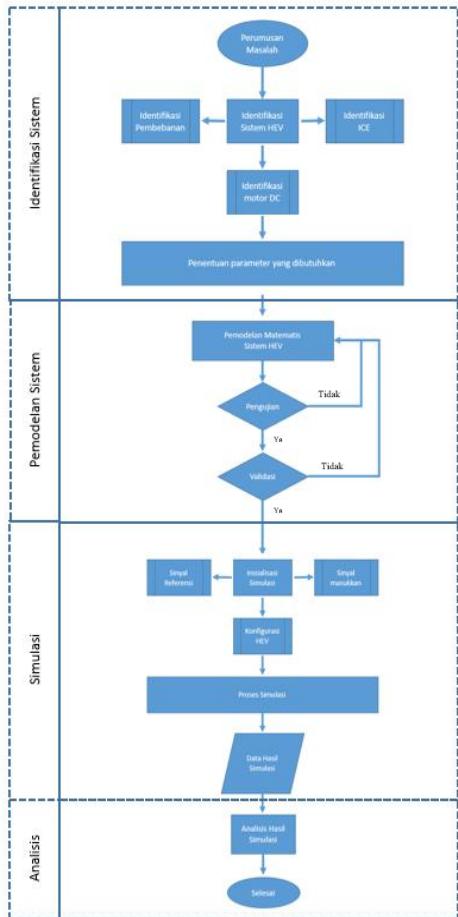
Perkembangan lebih lanjut mengarah pada penerapan metode *neuro-fuzzy* yang mengombinasikan logika

kontrol untuk menyesuaikan parameter secara adaptif berdasarkan kondisi operasi aktual. Penelitian terkini menunjukkan bahwa kontrol *neuro-fuzzy* mampu meningkatkan efisiensi energi dan menghasilkan respon torsi yang lebih halus dibandingkan metode PID dan *fuzzy* konvensional, serta menjaga kestabilan *State of Charge* (SoC) baterai yang lebih baik pada berbagai kondisi berkendara [14]. Dengan kemampuan adaptasi dan sifat prediktif tersebut, metode *neuro-fuzzy* dinilai lebih unggul dalam pengaturan distribusi daya antara ICE dan motor DC. Oleh karena itu, penerapan kontrol prediktor berbasis *neuro-fuzzy* pada penelitian ini dinilai relevan dan berpotensi memberikan peningkatan performa sistem HEV tipe paralel secara menyeluruh [15].

Penelitian ini menggunakan *software Matlab-Simulink* untuk melakukan simulasi dan menganalisis performa sistem kontrol dalam mengatur traksi pada HEV. Pemilihan metode *neuro-fuzzy* didasarkan pada kemampuan dalam melakukan penalaran dan pembelajaran secara adaptif saat terjadi perubahan kondisi sistem, terutama saat terjadi adanya variasi kecepatan yang dinamis [10], [11]. Kontroler prediktif yang dirancang diharapkan mampu memperkirakan kebutuhan torsi *motor DC* dalam membantu kinerja ICE agar lebih optimal [14], [15].

2. Metode Penelitian

Terdapat empat tahapan utama dalam metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini yaitu, identifikasi sistem, pemodelan matematis, simulasi, dan analisis data. Pada tahap identifikasi sistem, dilakukan pengumpulan dan pengolahan data input dan output untuk memperoleh parameter sistem yang merepresentasikan karakteristik plant secara akurat. Selanjutnya, tahap pemodelan matematis bertujuan membangun model formal yang menggambarkan perilaku dinamis sistem berdasarkan hasil identifikasi. Tahap simulasi menggunakan model matematis yang telah dibuat diuji dengan berbagai kondisi masukan untuk melihat bagaimana sistem merespons setiap perubahan. Tahap ini bertujuan untuk memvalidasi model serta memastikan bahwa model tersebut mampu merepresentasikan fenomena nyata secara konsisten. Tahap terakhir yaitu, analisis data digunakan untuk mengevaluasi hasil simulasi serta menginterpretasikan performa sistem secara kuantitatif. Secara keseluruhan, keempat tahapan tersebut membentuk suatu alur penelitian yang terstruktur dan saling berkaitan seperti yang terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Tahapan Penelitian

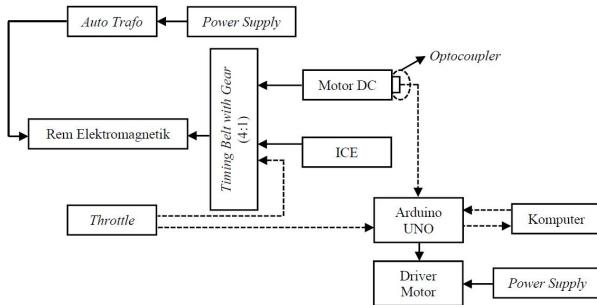
2.1. Hybrid Electric Vehicle (HEV)

HEV merupakan kendaraan yang memanfaatkan dua atau lebih sumber energi untuk menggerakkan kendaraan. Umumnya sumber energi tersebut berupa *Internal Combustion Engine* (ICE) dan motor listrik. Berdasarkan struktur mekanik, HEV dibagi menjadi tiga konfigurasi utama yaitu seri, paralel, dan seri-paralel. Pada konfigurasi paralel, ICE dan motor listrik diposisikan secara paralel pada poros penggerak yang sama. Dalam konfigurasi ini, tenaga penggerak dapat berasal dari ICE, motor listrik, atau kombinasi keduanya.

Motor listrik memiliki fungsi ganda sebagai motor penggerak dan generator untuk mengubah energi kinetik saat terjadinya akselerasi dan menjadi listrik yang disimpan dalam baterai. Pengoperasian motor listrik menjadi aspek utama dalam melakukan efisiensi energi sistem kendaraan secara keseluruhan [16].

Simulator HEV yang digunakan dalam penelitian ini merupakan HEV dengan konfigurasi paralel, dimana setiap komponen utama saling terhubung dan berfungsi secara terintegrasi dalam sistem penggerak. Setiap komponen memiliki peran spesifik dalam proses pembangkitan dan pengaturan torsi kendaraan. Bentuk

blok diagram sistem simulator HEV paralel dapat dilihat pada Gambar 2.

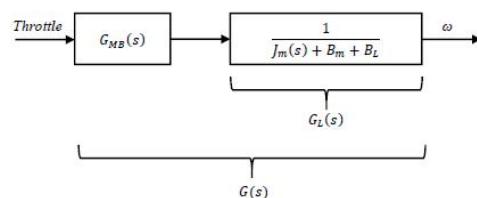


Gambar 2. Konfigurasi Simulator Sistem HEV Paralel

Pengaturan kerja ICE dan motor DC dikendalikan oleh Arduino UNO sebagai komponen sistem kontrol, yang menerima sinyal masukan dari *throttle* untuk menentukan kebutuhan torsi secara *real-time*. Motor DC dioperasikan melalui *driver* motor dengan *power supply* terpisah, sementara sistem ICE dikontrol menggunakan rangkaian pengendali berbasis *relay* dan *optocoupler* meningkatkan keandalan sistem dan melindungi rangkaian kendali. Dengan konfigurasi paralel ini, beban kerja ICE dapat dikurangi melalui bantuan motor DC, sehingga konsumsi bahan bakar menjadi lebih efisien, performa kendaraan tetap optimal, dan emisi gas buang dapat berkurang.

2.2. Identifikasi dan Pemodelan *Internal Combustion Engine* (ICE)

ICE merupakan jenis mesin yang bekerja mengubah bahan bakar menjadi energi panas melalui proses pembakaran, yang selanjutnya digunakan untuk menghasilkan tenaga mekanik untuk menjalankan mesin [17]. Model dinamis ICE dirancang melalui proses identifikasi berbasis metode Strejc. Metode ini mengevaluasi respon sistem terhadap sinyal masukan berupa input step untuk mendapatkan beberapa parameter. Nilai parameter tersebut selanjutnya digunakan untuk menyusun model matematis yang dapat menggambarkan karakteristik respon transien dan *steady-state* ICE dengan pendekatan yang tinggi mendekati kondisi aktual.



Gambar 3. Model Dinamis ICE

Model dinamis ICE seperti pada Gambar 3 dilakukan untuk melakukan pemodelan dengan metode pembebanan nominal. Pembebanan ini dilakukan dengan menambahkan beban melalui rem

elektromagnetik dengan tegangan sebesar 40 V. Nilai perubahan bobot pada *neural network*. Model kontroler X_{in} menunjukkan bukaan *throttle* yang dihasilkan yang akan dirancang pada penelitian ini ditunjukkan ketika pedal gas diinjak hingga kecepatan putar mesin mencapai 1500 rpm. Data hasil pengujian digunakan sebagai dasar dalam proses pemodelan dan pengujian *propagation*. kontroler *neuro-fuzzy* terhadap respon sistem HEV.

2.3. Identifikasi dan Pemodelan Motor DC

Motor DC merupakan komponen perangkat elektromekanis yang berfungsi mengubah energi listrik arus searah menjadi energi gerak sebagai hasil kerja elektromagnetik. Prinsip kerja motor DC didasarkan pada hukum gaya Lorentz, dimana ketika kawat penghantar dialiri arus listrik dan ditempatkan dalam medan magnet, maka akan muncul gaya magnetik yang menyebabkan penghantar tersebut mengalami gaya dorong atau tarik. Gaya inilah yang akan menghasilkan torsi dan menyebabkan rotor pada motor dapat berputar. Salah satu keunggulan motor DC adalah memiliki kemampuan berputar dalam 2 arah dengan hanya melalui pembalikan polaritas sumber daya listrik.

Identifikasi parameter motor DC dilakukan untuk memperoleh karakteristik sistem berdasarkan pengukuran input-output dari plant. Parameter yang diperoleh ditunjukkan pada Tabel 1, kemudian digunakan untuk membangun model matematis yang merepresentasikan dinamika dari motor DC.

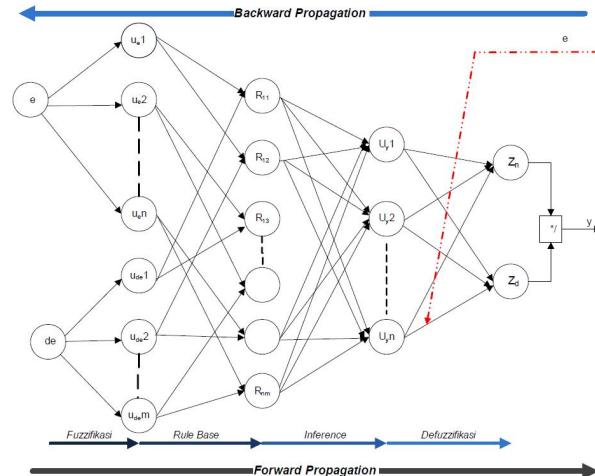
Tabel 1. Hasil Identifikasi Parameter Motor DC

Parameter	Keterangan	Nilai
K_{gg}	Konstanta Gaya Gerak Listrik Balik Motor DC	0,7154 V·sec/rad
K_{TMD}	Konstanta Torsi Motor DC	0,624 V·sec/rad
L_a	Indukatansi Kumparan Jangkar	0,09116 H
R_a	Resistansi Kumparan Jangkar	19,7480 Ω
L_f	Induktansi Kumparan Medan	23,3400 H
R_f	Resistansi Kumparan Medan	2377,12 Ω

2.4. Kontroler Neuro-fuzzy

Pada penelitian ini menggunakan *neuro-fuzzy Fuzzy Modelling Networks* (FMN) Tipe II sebagai kontroler dalam mekanisme *learning* dan *mapping*. FMN bekerja berdasarkan prinsip sistem inferensi *fuzzy*, namun sistem ini memiliki kelemahan dalam penentuan parameter yang digunakan untuk membangkitkan fungsi keanggotaan. Sehingga untuk mengatasi keterbatasan tersebut, FMN mengintegrasikan *neural network* ke dalam sistem inferensi *fuzzy*. Dengan kemampuan *neural network* yang bersifat adaptif tersebut dapat dimanfaatkan dalam proses *learning*.

Melalui pendekatan FMN dan *neural network* ini, parameter pada sistem inferensi *fuzzy* dapat diperbarui secara otomatis melalui mekanisme



Gambar 4. Struktur Kontroler *Neuro-Fuzzy* dengan 2 Input

Dalam metode kontrol *neuro-fuzzy*, tahap *forward propagation* berfungsi untuk meneruskan sinyal input melalui beberapa lapisan yang merepresentasikan mulai dari fuzzifikasi hingga defuzzifikasi. Setiap lapisan menjalankan peran spesifik sesuai fungsi logika *fuzzy* yang diwakilinya. Pada tahapan backward propagation, digunakan untuk menyesuaikan parameter sistem agar dapat meminimalisir adanya *error*. Pada struktur Mamdani, penyesuaian dilakukan terbatas pada nilai tengah fungsi keanggotaan sinyal kontrol, dan biasanya hanya sekali dalam satu siklus pembelajaran [18].

2.5. Prediktor Sistem Kontrol

Untuk memprediksi nilai keluaran pada sistem HEV, pada penelitian ini dilakukan perancangan prediktor sistem kontrol. Pada prediktor ini, motor DC dikendalikan berdasarkan nilai selisih antara output dari ICE dan model referensi. Selisih *error* inilah yang akan menjadi variabel kontrol utama. Dengan memanfaatkan prediksi beberapa langkah ke depan, kontroler dapat mengambil tindakan korektif lebih awal, sehingga dapat mencapai model referensi yang diinginkan dan meminimalisir adanya *error* kecepatan.

Model referensi yang menjadi acuan bagi HEV dirumuskan dalam bentuk persamaan orde satu sebagai berikut:

$$G(s) = \frac{35,14}{0,14s + 1} \quad (1)$$

Berdasarkan Persamaan (1) dibuatlah bentuk pemodelan diskrit dengan *time sampling* sebesar 0,05 s dan diperoleh persamaan (2).

$$G(z) = \frac{10,55}{z-0,6997} \quad (2)$$

sehingga diperoleh,

$$y_r(k) = b_r y_r(k-1) + a_r x(k-1) \quad (3)$$

$$y_r(k) = 0,6997 y_r(k-1) + 10,55 x(k-1) \quad (4)$$

dengan keterangan:

$G(s)$: Fungsi alih

$G(z)$: Fungi alih dalam diskrit

$y_r(k)$: Output referensi sistem pada waktu diskrit ke- k

$y_r(k-1)$: Output referensi sistem pada waktu diskrit sebelumnya

$x(k-1)$: Input sistem pada waktu diskrit sebelumnya

2.5. Simulasi Sistem Kontrol

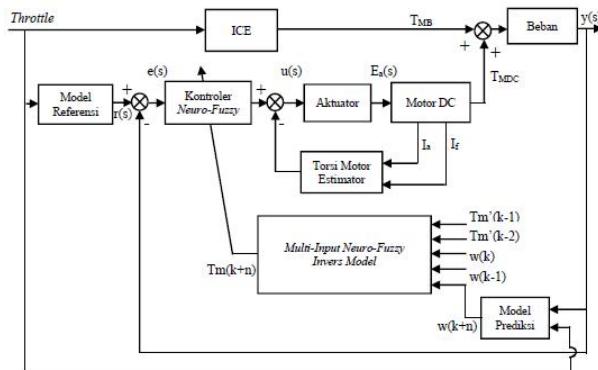
Pada penelitian ini, perancangan sistem kontrol HEV dilakukan menggunakan perangkat Matlab-Simulink. Dalam implementasinya, sistem Simulink dibuat dengan menggabungkan beberapa komponen utama, antara lain: ICE, kontroler *neuro-fuzzy*, motor DC, beban, *torque estimator*, model prediksi, serta *multi-input neuro-fuzzy inverse model*. Masing-masing komponen memiliki keterkaitan fungsional sehingga mampu membentuk sistem kontrol HEV yang utuh dan adaptif terhadap perubahan kondisi operasi.

Pemodelan diawali dari blok ICE yang mewakili karakteristik mesin pembakaran dalam hasil identifikasi sistem. Keluaran berupa torsi mesin ini dihubungkan dengan motor DC yang berfungsi membantu ICE mencapai kecepatan referensi. Model motor DC bersifat nonlinier dengan parameter hasil identifikasi. Interaksi antara ICE dan motor DC diatur oleh kontroler *neuro-fuzzy* berbasis metode, yang melakukan *tuning* terhadap torsi motor DC menggunakan hasil prediksi dari *multi-input neuro-fuzzy inverse model*.

Selain itu, beban direpresentasikan melalui model rem elektromagnetik yang memengaruhi dinamika sistem, sedangkan torsi motor estimator digunakan untuk memperkirakan nilai torsi secara *real-time* dari parameter K_a , K_f , dan K_{TM} . Model prediksi kemudian memperkirakan kecepatan beberapa langkah ke depan dan mengirimkan hasilnya ke *multi-input neuro-fuzzy inverse model*, yang memetakan hubungan input-output untuk menghasilkan torsi prediksi.

Secara keseluruhan, integrasi antarblok dalam sistem Simulink menghasilkan mekanisme kontrol HEV yang adaptif dan prediktif. Torsi hasil prediksi digunakan sebagai acuan *tuning* kontroler *neuro-fuzzy*, sehingga sistem mampu mencapai respon kecepatan dan torsi yang sesuai dengan model referensi serta menjaga kinerja stabil pada berbagai kondisi pemberatan.

Bentuk blok simulasi yang sudah terintegrasi ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Blok Diagram Simulasi Sistem HEV

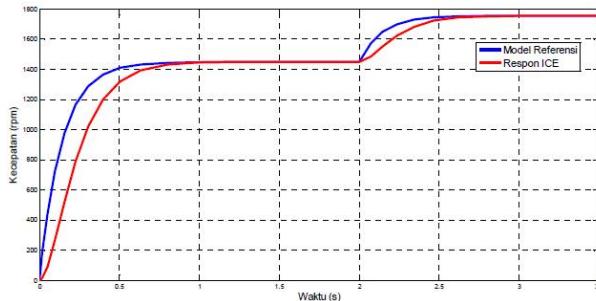
Berdasarkan konfigurasi blok diagram simulasi pada Gambar 5 tersebut menunjukkan bahwa sinyal referensi kecepatan dibandingkan dengan keluaran sistem untuk menghasilkan sinyal *error* $e(s)$, yang selanjutnya diproses oleh kontroler *neuro-fuzzy* untuk menghasilkan sinyal kontrol $u(s)$. Sinyal ini akan mengatur aktuator motor DC sehingga menghasilkan torsi (T_{MDC}) yang dikombinasikan dengan torsi dari ICE (T_{ICE}) untuk menggerakkan beban.

Sistem HEV dilengkapi dengan estimator torsi motor yang memanfaatkan arus motor sebagai umpan balik, serta *multi-input neuro-fuzzy invers model* yang digunakan untuk memperkirakan respon sistem pada beberapa langkah ke depan. Informasi prediksi tersebut diproses oleh model prediktif untuk menyesuaikan aksi kontrol secara adaptif, sehingga distribusi daya antara ICE dan motor DC dapat diatur secara optimal. Dengan struktur ini, sistem diharapkan mampu meningkatkan efisiensi energi, menghasilkan respon torsi yang lebih halus, serta menjaga kestabilan performa HEV pada berbagai kondisi operasi.

3. Hasil dan Pembahasan

Pengujian pertama dilakukan dengan memberi masukan berupa sinyal unit step yang memiliki perubahan amplitudo. Sinyal masukan menggambarkan adanya perubahan presentase *throttle* dari 41,25% menjadi 50%. Perubahan ini sebagai penggambaran akselerasi atau kenaikan kecepatan pada HEV. Respon pada pengujian ini ditunjukkan pada Gambar 6. Pengujian berikutnya dilakukan dengan memberikan masukan sinyal step dengan variasi amplitudo. Sinyal masukan ini merepresentasikan peningkatan persentase *throttle* dari 41,25% menjadi 50%, yang dapat menggambarkan kondisi akselerasi atau peningkatan kecepatan pada HEV. Respon sistem terhadap perubahan input ini ditampilkan pada Gambar 6. Pengujian ini memiliki tujuan untuk evaluasi performa dinamis HEV dalam

menghadapi perubahan beban dan kondisi operasional yang berbeda.

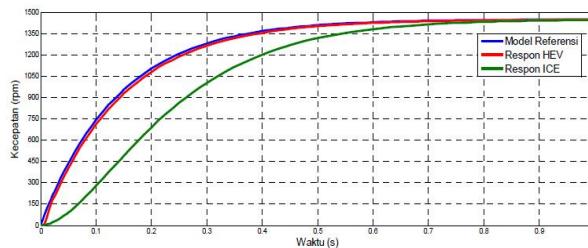


Gambar 6. Respon Pengujian ICE dengan Perubahan Amplitudo

Dari hasil pengujian pada Gambar 6 menunjukkan bahwa pada interval waktu ke-0 sampai ke-1 terdapat nilai *error* maksimum mencapai 460 rpm. Sedangkan pada interval ke-2 sampai ke-2,8 detik nilai *error* maksimum sebesar 100 rpm.

Berdasarkan hasil pengujian pertama dapat disimpulkan bahwa simulator HEV yang hanya mengandalkan ICE sebagai penggerak utama masih membutuhkan tenaga tambahan agar mampu mengikuti model referensi secara akurat dalam berbagai kondisi operasional. Hal ini menyinggungkasi bahwa kombinasi ICE dengan motor listrik sangat diperlukan untuk meningkatkan respon dinamis dan presisi kontrol sistem HEV.

Pada pengujian yang kedua, diterapkan model *multi-input neuro-fuzzy inverse* yang bertujuan untuk mengatasi keterbatasan pada sistem kendali yang sebelumnya hanya memanfaatkan metode *neuro-fuzzy*. Hasil pengujian dari penerapan *neuro-fuzzy* tersebut dapat diamati pada Gambar 7.



Gambar 7. Respon HEV Menggunakan *Neuro-fuzzy* Prediktif

Berdasarkan hasil respon sistem pada Gambar 7, diketahui bahwa penggunaan motor DC sebagai aktuator membantu HEV dalam mengikuti model referensi yang telah ditetapkan. Meskipun demikian, masih terdapat selisih antara respon HEV dan model referensi sebesar 50 rpm. Melalui pengujian *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk mengukur tingkat kesalahan antara keduanya, diperoleh nilai *error* sebesar 0,582%.

4. Kesimpulan

Dari hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa dengan

menggunakan kontroler *neuro-fuzzy*, sistem HEV dapat membantu ICE mencapai model referensi yang diinginkan. Nilai presentase pada pengukuran ini lebih kecil dibandingkan dengan pada saat ICE bekerja sendiri tanpa bantuan motor DC, dengan selisih presentase *error* sebesar 1,411%. Dari hasil pengujian dapat dilihat bahwa hasil evaluasi kinerja tersebut menunjukkan bahwa penerapan kontroler *neuro-fuzzy* pada sistem HEV mampu meningkatkan kemampuan sistem dalam mengikuti model referensi yang diinginkan. Bantuan tenaga yang dihasilkan oleh motor DC membantu memperkecil selisih *error* hingga 50 rpm, dengan nilai RMSE sebesar 0,582%. Selain itu, nilai *error* berkurang tanpa diberikan kontrol *neuro-fuzzy*, sehingga dengan menggunakan metode ini terbukti efektif dalam meningkatkan akurasi sistem kontrol HEV.

Ucapan Terimakasih

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya (PPNS) atas dukungan pendanaan melalui skema penelitian DIPA Tahun 2025, serta fasilitas penelitian yang diberikan sehingga kegiatan penelitian ini dapat terlaksana dengan baik.

Daftar Rujukan

- [1] R. P. Langford and K. Gillingham, "Quantifying the benefits of the introduction of the hybrid electric vehicle," *Int. J. Ind. Organ.*, vol. 87, p. 102904, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijindorg.2022.102904>.
- [2] K. Liu, Z. Han, and J. Feng, "Fuel-Saving Potentials of Hybrid Electric Vehicles with Different Powertrain Configurations," in *SAE 2024 Vehicle Powertrain Diversification Technology Forum*, SAE International, 2025. doi: <https://doi.org/10.4271/2025-01-7031>.
- [3] G. Mukhamadiev, "Hybrid Vehicles: An Analysis of Efficiency and Environmental Impact," *Acad. Open*, vol. 8, no. 2 SE-Engineering, Jun. 2023, doi: 10.21070/acopen.8.2023.6582.
- [4] M. Y. Iqbal, T. Wang, G. Li, D. Chen, and M. M. Al-Nehari, "A Study of Advanced Efficient Hybrid Electric Vehicles, Electric Propulsion and Energy Source," *J. Power Energy Eng.*, vol. 10, no. 07, pp. 1–12, 2022, doi: 10.4236/jpee.2022.107001.
- [5] H. Wang *et al.*, "Optimization of energy management strategies for multi-mode hybrid electric vehicles driven by travelling road condition data," *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, p. 12684, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-97521-2.
- [6] N. Ben Halima, N. Ben Hadj, N. Ben Halima, and R. Neji, "Fuel consumption comparative optimization for parallel hybrid electric vehicle based on PSO and DIRECT algorithms," *Proc. Inst. Mech. Eng. Part D J. Automob. Eng.*, vol. 239, no. 7, pp. 2913–2936, 2025, doi: 10.1177/09544070241233797.
- [7] Y. Li, X. Deng, B. Liu, J. Ma, F. Yang, and M. Ouyang, "Energy management of a parallel hybrid electric vehicle based on Lyapunov algorithm," *eTransportation*, vol. 13, p. 100184, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.etran.2022.100184>.
- [8] B. T. Dawood, Y. Ahmad, and A. A. Kadhim, "Coordination of hybrid vehicles strategies to improve fuel consumption and reduce the economic cost," *Int. J. Power Electron. Drive Syst.*, vol. 15, no. 2, p. 725, Jun. 2024, doi: 10.11591/ijped.v15.i2.pp725-732.
- [9] J. Permatasari, D. B. Santoso, E. Sunardi, and M. B. Laili, "Performance Evaluation of Electronic Control System in Series-Parallel Hybrid Vehicle: A Simulation Study," *Int. J. Electron. Commun. Syst.*, vol. 5, no. 1, pp. 53–68, Jun. 2025, doi: 10.24042/ijecs.v5i1.27629.
- [10] T. Zhu, L. Wang, X. Na, T. Wu, W. Hu, and R. Jiang, "Research

- on Novel Fuzzy Control Strategy of Hybrid Electric Vehicles Based on Feature Selection Genetic Algorithm," *Sensors Mater.*, vol. 33, no. 1, p. 301, Jan. 2021, doi: 10.18494/SAM.2021.3013.
- [11] M. Raeesi, S. Mansour, and S. Changizian, *A novel ML-fuzzy control system for optimizing PHEV fuel efficiency and extending electric range under diverse driving conditions*. 2024. doi: 10.48550/arXiv.2412.09499.
- [12] M. Masri, H. Alam, and Z. Lubis, "Simulation and Implementation of PID-Based HEV Motor Control Using Arduino and MATLAB / Simulink," vol. 7929, pp. 148–154, 2025.
- [13] S. Allam, S. Fattah, and R. Sayed, "Designing and modeling a PID control system for energy management in a hybrid electric vehicle powered by photovoltaics, fuel cells, and batteries.,," *J. Electr. Syst.*, vol. 21, pp. 116–136, Apr. 2025.
- [14] R. Vignesh, B. Ashok, M. Senthil Kumar, D. Szpica, A. Harikrishnan, and H. Josh, "Adaptive neuro fuzzy inference system-based energy management controller for optimal battery charge sustaining in biofuel powered non-plugin hybrid electric vehicle," *Sustain. Energy Technol. Assessments*, vol. 59, p. 103379, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.seta.2023.103379>.
- [15] Q. Zhang and X. Fu, "A Neural Network Fuzzy Energy Management Strategy for Hybrid Electric Vehicles Based on Driving Cycle Recognition," *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 2, 2020, doi: 10.3390/app10020696.
- [16] N. Mustafi, "An Overview of Hybrid Electric Vehicle Technology," 2022, pp. 73–102. doi: 10.1007/978-981-16-8717-4_5.
- [17] S. Reshma, E. R. Samuel, and A. Unnikrishnan, "A Review of various Internal Combustion Engine and Electric Propulsion in Hybrid Electric Vehicles," in *2019 2nd International Conference on Intelligent Computing, Instrumentation and Control Technologies (ICICICT)*, 2019, pp. 316–321. doi: 10.1109/ICICICT46008.2019.8993211.
- [18] Y. Ang, A. Talei, I. Zahidi, and A. Rashidi, "Past, Present, and Future of Using Neuro-Fuzzy Systems for Hydrological Modeling and Forecasting," *Hydrology*, vol. 10, p. 36, Jan. 2023, doi: 10.3390/hydrology10020036.