

PENGATURAN TORSI PADA *HYBRID ELECTRIC VEHICLE* (HEV) MENGUNAKAN METODE *NEURO-FUZZY* PREDIKTIF

*Aulia Rahma Annisa*¹, *Wahyu Kunto Wibowo*¹, dan *Nita Indriani Pertiwi*¹

¹Program Studi Teknik Elektro, Universitas Pertamina, Jakarta, Indonesia

E-mail: aulia.ra@universitaspertamina.ac.id

ABSTRACT

In hybrid electric vehicle, there are two sources of energy, namely Internal Combustion Engine (ICE) and DC motor. ICE as the prime mover has a smaller capacity than conventional vehicles because of the work is assisted by the DC motor. The DC motor acts to help internal combustion engine reach the torque and the speed as desired. Torque control of hybrid electric vehicle provide of how much torque required by the DC motor to assist the performance of ICE. When the ICE are not able to maintain the speed, the DC motor will help to provide the power. To overcome these problems, neuro-fuzzy predictive methods using inverse models are used. Neuro-fuzzy controller has the advantage of adaptability when the parameters in the system change. HEV itself requires a quick response therefore predictive controller used in order to predict the future value of the torque. Testing results showed that neuro-fuzzy predictive method which combines neurofuzzy controller with inverse models, able to assist ICE follows the reference model. The use of neuro-fuzzy predictive showed better control performance. This is shown from the speed response in 0.25 seconds able to produce a torque of 0.161 N-m, so that the HEV system can follow the desired reference model.

Keywords: *Hybrid Electric Vehicle (HEV), torque control strategy, neuro-fuzzy*

ABSTRAK

Pada Hybrid Electric Vehicle (HEV) terdapat dua sumber tenaga, yaitu Internal Combustion Engine (ICE) dan motor DC. ICE sebagai penggerak utama memiliki kapasitas yang lebih kecil dibandingkan kendaraan konvensional karena dibantu oleh kerja dari motor DC. Motor DC berperan membantu ICE mencapai torsi dan kecepatan sesuai dengan yang diinginkan. Pengaturan torsi pada HEV berperan dalam hal seberapa besar torsi yang dibutuhkan oleh motor DC untuk membantu kinerja dari ICE. Pada saat ICE tidak mampu mempertahankan kecepatan, maka motor DC akan membantu memberikan tenaga. Untuk mengatasi permasalahan tersebut digunakan metode neuro-fuzzy prediktif dengan menggunakan invers model. Kontroler neuro-fuzzy memiliki keunggulan pada kemampuan adaptasi pada saat terjadinya perubahan parameter yang ada pada sistem. HEV sendiri membutuhkan respon yang cepat oleh karena itu, digunakan kontroler yang bersifat prediktif agar dapat memprediksi nilai torsi yang akan datang. Hasil pengujian menunjukkan bahwa, metode neuro-fuzzy prediktif yang menggabungkan kontroler neuro-fuzzy dengan invers model, mampu membantu ICE mengikuti model referensi. Penggunaan neuro-fuzzy yang bersifat prediktif menunjukkan performansi kontrol yang lebih baik. Hal ini ditunjukkan dari respon kecepatan pada detik ke-0,25 mampu menghasilkan torsi sebesar 0.161 N-m, sehingga sistem HEV dapat mengikuti model referensi yang diinginkan.

Kata kunci: *Hybrid Electric Vehicle (HEV), strategi pengaturan torsi, neuro-fuzzy*

1. PENDAHULUAN

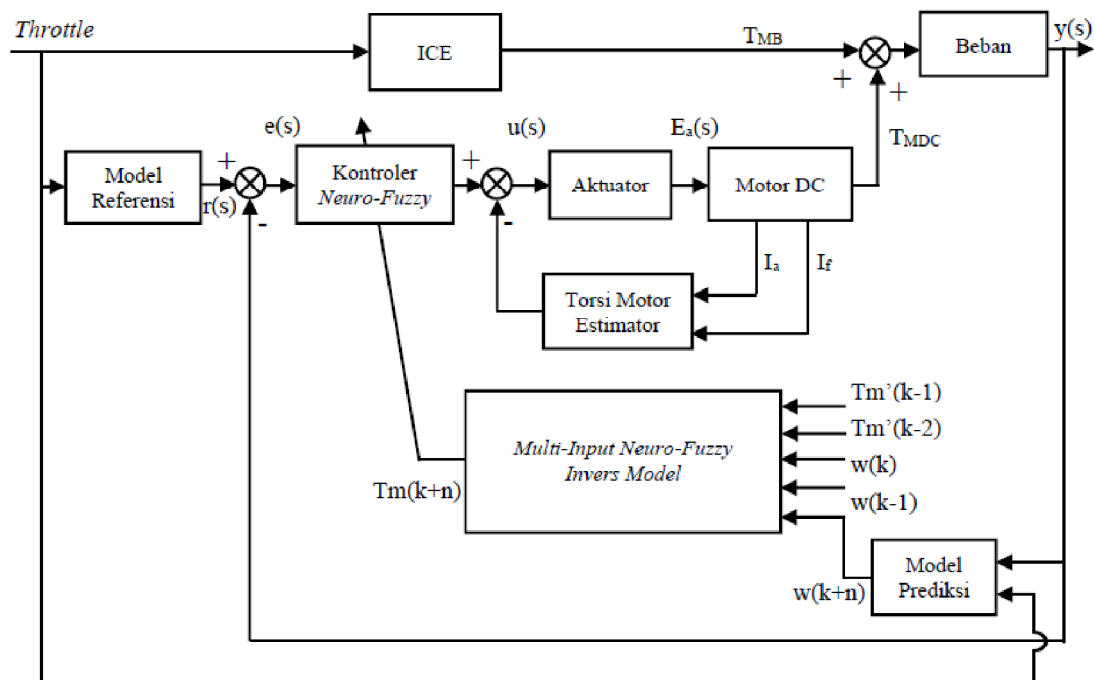
Hybrid Electric Vehicle (HEV) adalah kendaraan yang memiliki minimal dua sumber energi yang berbeda. Kombinasi yang paling umum saat ini adalah *Internal Combustion Engine* (ICE) dan baterai listrik. HEV menggunakan ICE dengan kapasitas yang lebih kecil dibandingkan kendaraan konvensional, hal ini mengakibatkan penggunaan bahan bakar menjadi lebih hemat. Pada saat ICE tidak mampu mempertahankan kecepatan maka motor DC akan membantu memberikan tenaga, sehingga dengan menggunakan bahan bakar yang sedikit kendaraan masih dapat mempertahankan performa terbaiknya [1]. Untuk mengontrol HEV terdapat tiga tujuan utama yaitu, mengurangi pemakaian bahan bakar, mengurangi emisi gas buang kendaraan dan memaksimalkan keluaran torsi kendaraan [2]. Terdapat pula tujuan lain dalam pengontrolan HEV, yaitu untuk mengoptimalkan strategi energi kendaraan [3]. Serta pada [4] tujuannya adalah untuk memaksimalkan torsi kendaraan.

Terdapat beberapa permasalahan yang ada pada HEV, diantaranya adalah upaya yang dilakukan agar motor DC dapat bekerja secara optimal dalam hal membantu ICE mencapai kecepatan yang diinginkan. Salah satu cara untuk mengatasi permasalahan tersebut adalah strategi pengaturan torsi pada HEV [2], [5]-[7]. Strategi pengaturan torsi pada dasarnya adalah pengaturan arus, sehingga dapat diperkirakan berpakah nilai arus yang terukur pada HEV saat terjadi akselerasi.

Pada penelitian ini berkaitan dengan pengaturan kecepatan pada HEV dengan menggunakan metode *neuro-fuzzy* prediktif yang diharapkan dapat memberikan suatu strategi pengaturan kecepatan baru pada HEV berdasarkan pada penelitian yang telah dilakukan. Penggunaan metode *neuro-fuzzy* berkaitan dengan kemampuan dalam hal penalaran serta pembelajaran pada saat terjadi perubahan parameter yang ada pada sistem, terutama saat terjadi perubahan kecepatan. Selain itu, kontroler yang dirancang bersifat prediktif agar dapat diketahui nilai torsi yang dibutuhkan oleh motor DC untuk membantu ICE mencapai model referensi yang diinginkan.

2. IDENTIFIKASI DAN PEMODELAN SISTEM

Untuk melakukan simulasi pada HEV, dibutuhkan model matematis dari HEV. Pada penelitian ini, simulator HEV yang digunakan menggunakan konfigurasi paralel, dimana ICE bertindak sebagai penggerak utama sedangkan motor DC bertindak sebagai penggerak pembantu ketika proses akselerasi. Konfigurasi sistem kontrol pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Blok Diagram Sistem Simulator HEV

Dalam penelitian ini berkaitan dengan strategi pengaturan torsi yang pada dasarnya adalah pengaturan arus, sehingga dapat diperkirakan besar arus yang dibutuhkan untuk dapat mencapai torsi yang diinginkan. Oleh karena itu, terdapat prediktor yang digunakan untuk memprediksi nilai torsi yang dibutuhkan. Dari blok diagram sistem terdapat *invers model* yang digunakan untuk mengestimasi torsi. Model referensi yang digunakan merupakan karakteristik respons plant yang diinginkan. Model referensi memiliki *rise time* yang lebih cepat dibandingkan *rise time* ICE dan tidak memiliki *steady state error*. Dengan adanya model referensi ini, diharapkan motor DC dapat membantu ICE agar dapat mencapai model referensi yang diinginkan.

Identifikasi yang dilakukan pada penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan parameter yang ada pada simulator HEV. Setelah mendapatkan parameter tersebut maka dapat dilakukan pemodelan matematis dari plant. Identifikasi parameter yang dilakukan penelitian ini meliputi: identifikasi pembebanan, ICE dan motor DC.

2.1 Identifikasi dan Pemodelan Pembebanan

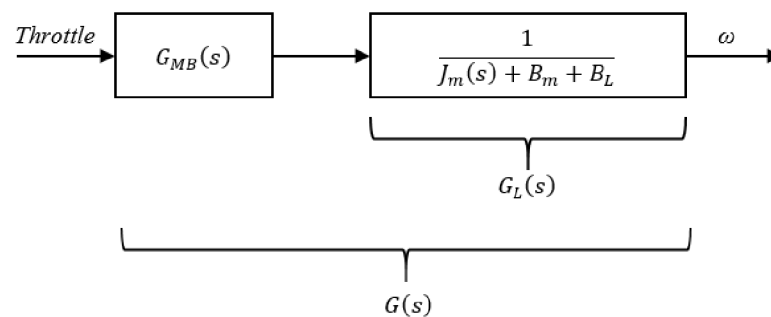
Identifikasi pembebanan dilakukan berdasarkan beban yang ada pada simulator HEV, yaitu beban rem elektromagnetik dan beban komponen penghubung antara ICE dengan motor DC. Parameter yang dibutuhkan yaitu, konstanta rem elektromagnetik (K_d), momen inersia beban (J_m), koefisien gesekan viskos beban (B_m) dan beban rem elektromagnetik (B_l). Hasil identifikasi pembebanan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Parameter Pembebanan

Parameter	Nilai
Konstanta rem elektromagnetik (K_d)	-1.636×10^{-4}
Momen inersia beban (J_m)	$1.231 \times 10^{-5} \text{ kg-m}^2$
Koefisien gesekan viskos beban (B_m)	$2.462 \times 10^{-5} \text{ N-m/rad/s}$
Beban rem elektromagnetik (B_L)	$9.1616 \times 10^{-5} \text{ N-m/rad/s}$

2.2 Identifikasi dan Pemodelan ICE

Untuk mendapatkan pemodelan ICE, dilakukan identifikasi statis menggunakan metode *Strejc*. Proses pemodelan *Strejc* memanfaatkan grafik respons dari ICE saat diberikan masukan berupa sinyal step. Dari grafik respons akan didapatkan parameter yang akan menghasilkan model matematis yang mendekati respons ICE sebenarnya. Model dinamis ICE jika diberi beban (arus beban) dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Model Dinamis ICE

Sehingga model dinamis ICE dapat dituliskan seperti pada persamaan (1) berikut,

$$G_{MB}(s) = \frac{G(s)}{G_L(s)} \tag{1}$$

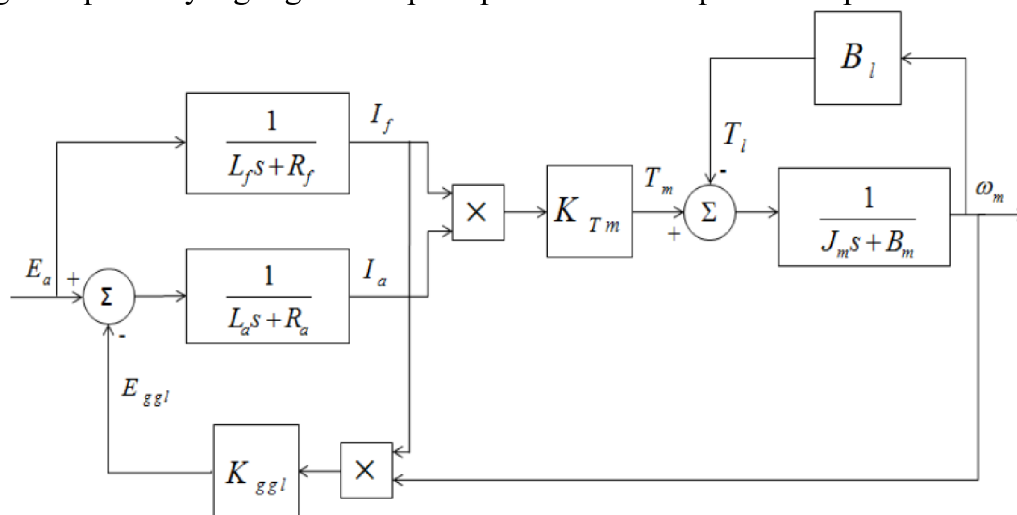
Proses untuk mendapatkan parameter ICE dilakukan pada saat pembebanan nominal. Metode pembebanan nominal dilakukan dengan memberikan tambahan beban dari rem elektromagnetik sebesar 40 V. Dari hasil identifikasi diperoleh pemodelan ICE seperti pada persamaan (2),

$$G_{MB}(s) = \frac{(43.233 \times 10^{-5})s + 408.453 \times 10^{-5}}{0.015625s^2 + 0.25s + 1} \tag{2}$$

2.3 Identifikasi dan Pemodelan Motor DC

Pada pemodelan motor DC dibutuhkan beberapa parameter yaitu, konstanta gaya gerak listrik balik motor DC (K_{ggl}), konstanta torsi motor DC (K_{TMDC}),

induktansi kumparan jangkar (L_a) dan resistansi kumparan jangkar (R_a), induktansi kumparan medan (L_f) dan resistansi kumparan medan (R_f), dan parameter beban (J_m , B_m , dan B_l). Pada penelitian ini motor DC yang digunakan adalah motor DC dengan konfigurasi paralel. Motor DC konfigurasi paralel memiliki karakteristik *non linear* terhadap arus jangkar, arus medan, dan torsi motor. Blok diagram motor DC konfigurasi paralel yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Blok Diagram Motor DC Konfigurasi Paralel

Proses identifikasi parameter dilakukan dengan melakukan beberapa pengujian langsung terhadap motor DC. Hasil identifikasi parameter motor DC dapat dilihat pada Tabel 2,

Tabel 2. Parameter Motor DC

Parameter	Nilai
Konstanta gaya gerak listrik balik motor DC (K_{ggl})	0.7154 V – sec/rad
Konstanta torsi motor DC (K_{TMDC})	0.624
Induktansi kumparan jangkar (L_a)	0.09116 H
Resistansi kumparan jangkar (R_a)	19.7480 Ω
Induktansi kumparan medan (L_f)	23.3400 H
Resistansi kumparan medan (R_f)	2377.12 Ω

3. PERANCANGAN SISTEM

3.1 Model Referensi

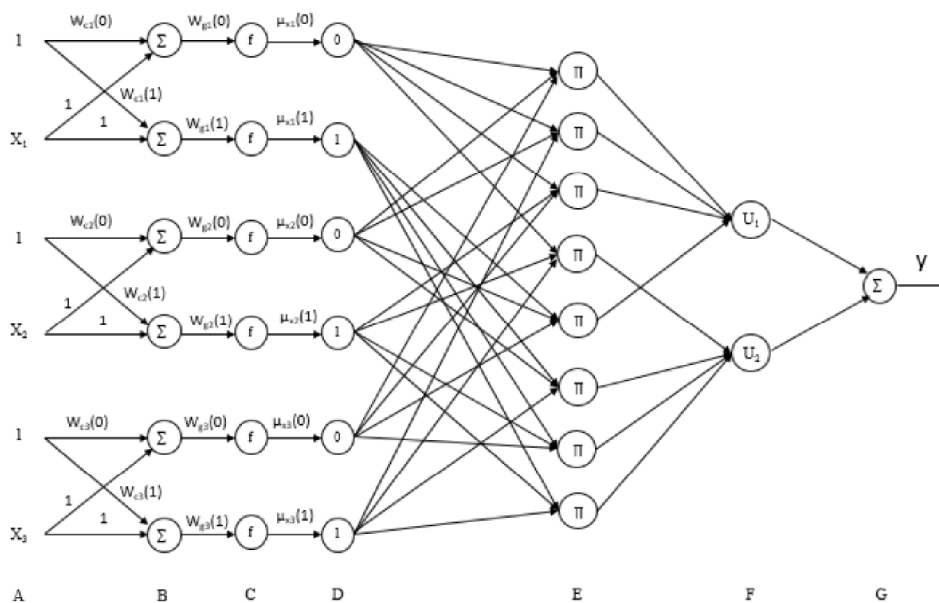
Model referensi digunakan sebagai acuan bagi kontroler saat membantu ICE. Saat dalam kondisi akselerasi, kontroler diharapkan mampu memberikan perintah kepada motor DC untuk membantu ICE, sehingga simulator HEV memiliki keluaran menyerupai model referensi yang telah dirancang. Model referensi dirancang berdasarkan respons model matematis ICE dan dirancang memiliki *rise time* serta *settling time* yang lebih cepat.

Sistem yang digunakan pada penelitian ini termasuk dalam kategori *critically damped*, karena memiliki nilai $\xi = 1$. Dari hasil respons identifikasi plant didapatkan nilai *time constant* ICE sebesar 0.28 s dengan *settling time* sebesar 0.84 s. Model referensi yang dirancang diharuskan memiliki *settling time* yang lebih cepat. Oleh karena itu, dipilih nilai *settling time* sebesar 0.42 dengan nilai *time constant* sebesar 0.14 s. Sehingga model referensi yang digunakan pada penelitian ini seperti pada persamaan (3) berikut,

$$G(s) = \frac{35.14}{0,14s + 1} \quad (3)$$

3.2 Perancangan Kontroler *Neuro-Fuzzy*

Pada penelitian ini menggunakan *neuro-fuzzy Fuzzy Modelling Networks* (FMN) Tipe II digunakan sebagai kontroler pada mekanisme *learning* dan *mapping invers model*. Dengan menggunakan FMN tipe II, maka parameter-parameter untuk membangkitkan fungsi keanggotaan akan berubah secara otomatis seiring dengan perubahan bobot pada jaringan syaraf tiruan. FMN Tipe II menggunakan sistem inferensi fuzzy Sugeno dan memiliki konsekuensi berupa nilai konstan. Perhitungan *neuro-fuzzy* dibagi menjadi dua tahap, yaitu tahap *forward propagation* dan *back propagation*. Struktur FMN Tipe II yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4.

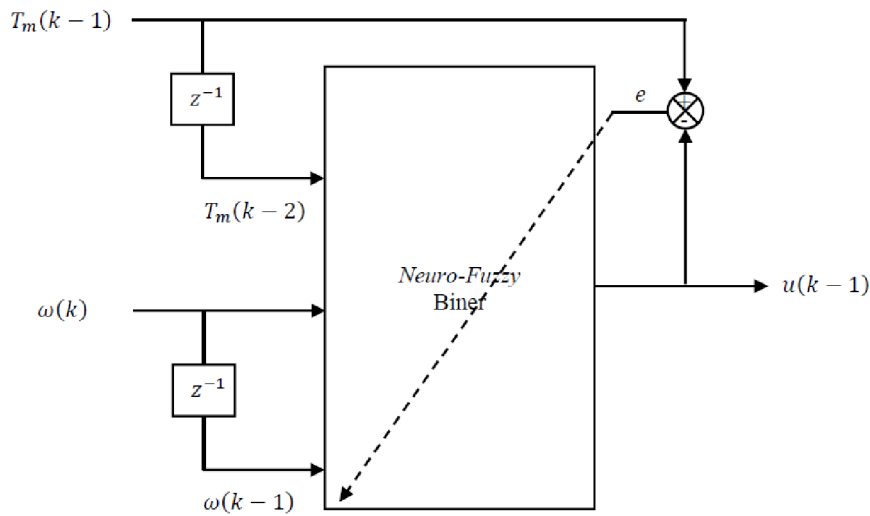


Gambar 4. Struktur FMN Tipe II

3.3 Perancangan *Invers Model*

Pada penelitian ini digunakan *invers model* untuk mengetahui nilai suatu *input* jika diketahui nilai *output* dan nilai *input* sebelumnya. Pada proses ini terbagi menjadi 2 tahap yaitu, proses *learning* dan proses *mapping*. Pada proses *learning* dilakukan perhitungan secara *offline* untuk mendapatkan bobot-bobot yang bersesuaian dengan jaringan *neuro-fuzzy* biner. Sedangkan proses *mapping*, dilakukan perhitungan secara *online* dengan menggunakan bobot-bobot yang telah diperoleh pada proses *learning*.

Pada proses *learning* dibutuhkan parameter-parameter yang digunakan sebagai *input* untuk kontroler *neuro-fuzzy* biner, yaitu $T_m(k - 2)$, $\omega(k)$, dan $\omega(k - 1)$. Target yang digunakan untuk proses *learning* adalah berupa nilai $T_m(k - 1)$, sehingga diharapkan proses *learning* menghasilkan *output* yang dapat mengikuti target yang diinginkan. Gambar 5 berikut menunjukkan mekanisme proses *learning*.



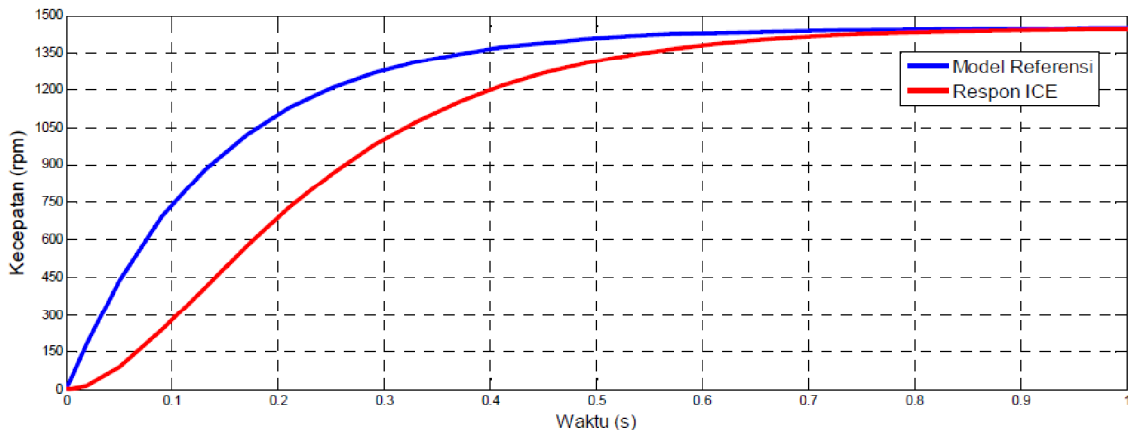
Gambar 5. Mekanisme Proses *Learning*

Setelah mendapatkan bobot-bobot pada proses *learning*, maka selanjutnya bobot tersebut digunakan untuk melakukan proses *mapping*. Parameter yang dibutuhkan sebagai *input* pada proses ini yaitu, $T_m(k - 1)$, $\omega(k + 1)$, dan $\omega(k)$. *Output* pada proses *mapping* adalah sinyal kontrol hasil prediksi menggunakan *invers model*. Selisih antara *output* proses *mapping* dengan proses *learning* inilah yang nantinya digunakan sebagai target pada kontroler utama yaitu, kontroler *neuro-fuzzy* mamdani.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

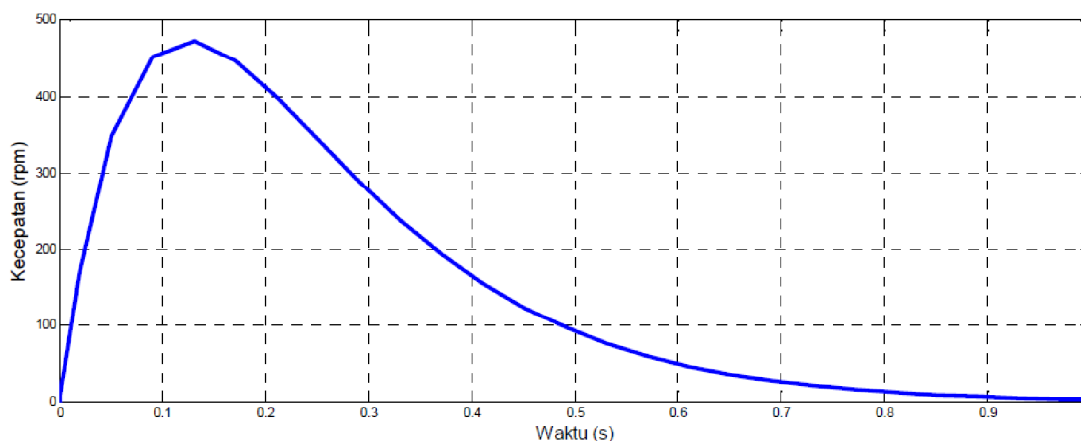
4.1 Pengujian ICE

Pengujian pertama dilakukan untuk mengetahui respons HEV yang digerakkan oleh ICE tanpa bantuan motor DC. Respons ICE akan dibandingkan dengan model referensi yang diinginkan. Pada pengujian ini ICE dan model referensi diberi masukan presentase *throttle* sebesar 41.25% dalam bentuk sinyal *unit step* dan hasil pengujian dapat dilihat pada Gambar 6,



Gambar 6. Respons ICE Tanpa Bantuan Motor DC

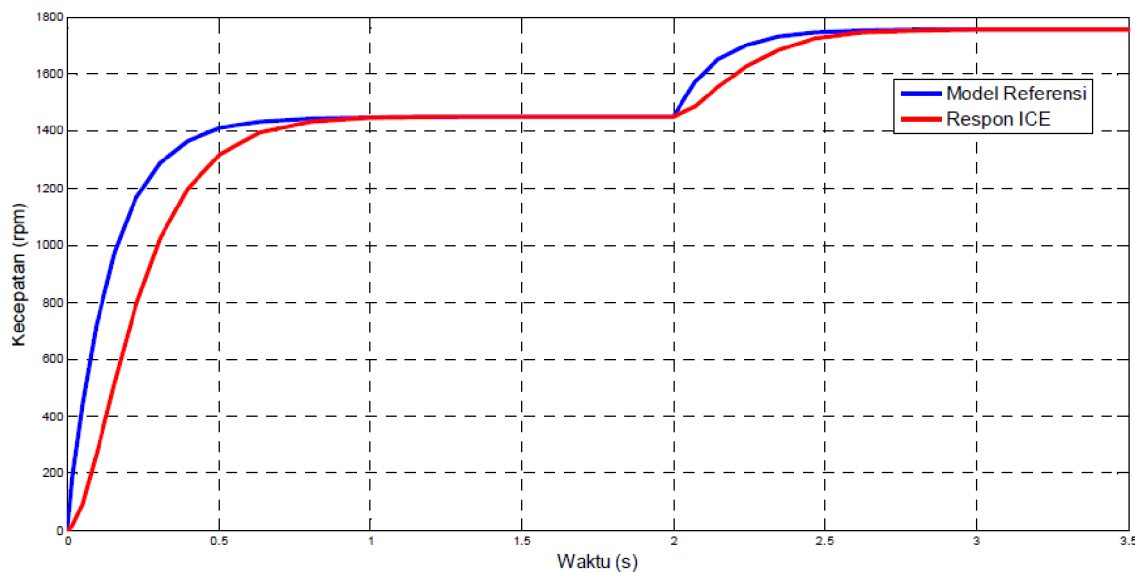
Dari hasil pengujian dapat diketahui bahwa ICE memiliki *rise time* yang lebih lambat dibandingkan dengan model referensi. Model referensi memiliki *rise time* sebesar 0.55 detik, sedangkan ICE sebesar 0.70 detik. Sehingga ICE memiliki *rise time* yang lebih lambat 0.15 detik dibandingkan dengan model referensi yang diinginkan. Gambar 7 berikut menunjukkan data nilai *error* mulai dari detik ke-0 sampai detik ke-1.



Gambar 7. Sinyal *Error* Model Referensi dengan Respons ICE

Mulai dari detik ke-0 sampai ke-1 terdapat nilai *error* sebesar 475 rpm. Hal ini akibat adanya keterlambatan *rise time* yang dimiliki oleh ICE sebesar 0.15 detik, sehingga menyebabkan *error* yang besar pada saat kondisi awal. Dengan melakukan uji RMSE dapat diketahui presentase nilai *error* antara model referensi dengan ICE sebesar 1.99%.

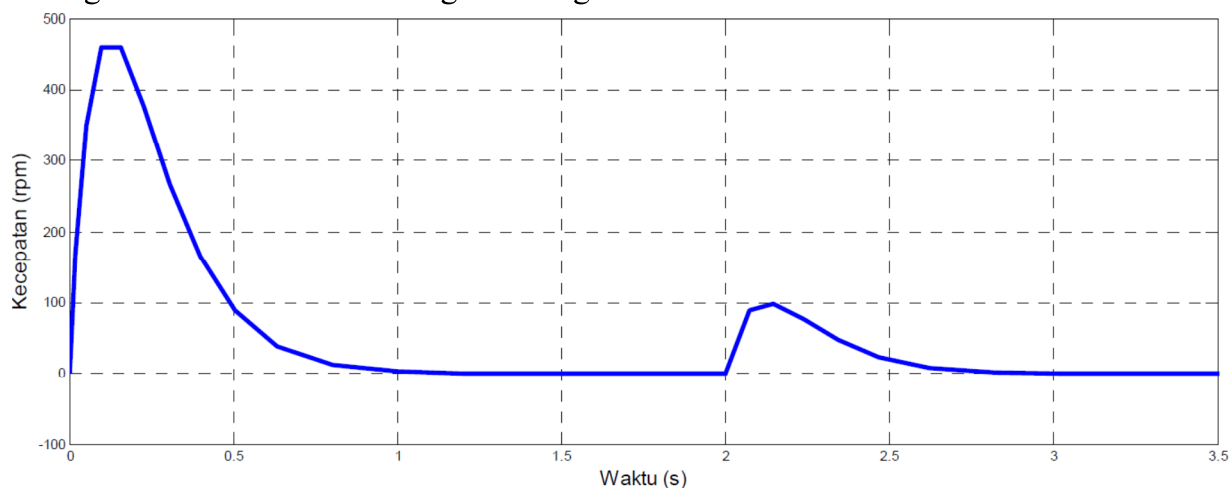
Pengujian selanjutnya dilakukan dengan memberi masukan berupa sinyal *unit step* yang memiliki perubahan amplitudo. Sinyal masukan menggambarkan adanya perubahan presentase *throttle* dari 41.25% menjadi 50%. Perubahan ini sebagai penggambaran akselerasi atau kenaikan kecepatan pada HEV. Respons pada pengujian ini ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Respons Pengujian ICE dengan Perubahan Amplitudo

Dari hasil pengujian didapatkan nilai *error* pada detik 0 sampai 1 dengan nilai *error* terbesar 460 rpm, dan detik ke-2 sampai ke-2.8 dengan nilai *error* terbesar 100 rpm yang ditunjukkan pada Gambar 9.

Berdasarkan hasil pengujian pertama dan kedua dapat disimpulkan bahwa simulator HEV yang digerakkan hanya dengan ICE perlu mendapatkan bantuan untuk dapat mengikuti model referensi dengan berbagai kondisi.



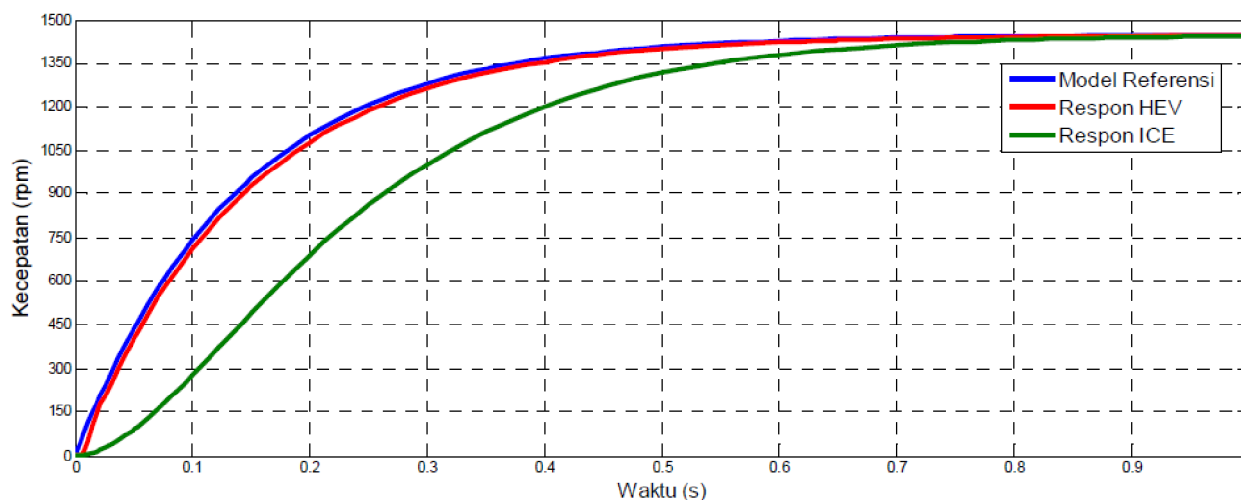
Gambar 9. Sinyal *Error* antara Model Referensi dengan Respons ICE saat Perubahan Amplitudo

4.2 Pengujian ICE dengan Bantuan Motor DC

4.2.1 Pengujian Kontroler *Neuro-Fuzzy* Mamdani

Berdasarkan hasil pengujian pertama dibutuhkan sistem yang dapat membantu kerja ICE sehingga dapat mencapai model referensi. Pada pengujian ini motor DC dikontrol menggunakan metode *neuro-fuzzy* mamdani dan akan bekerja membantu

ICE untuk mencapai model referensi yang diinginkan. Hasil pengujian ICE dengan bantuan motor DC dapat dilihat pada Gambar 10 berikut,

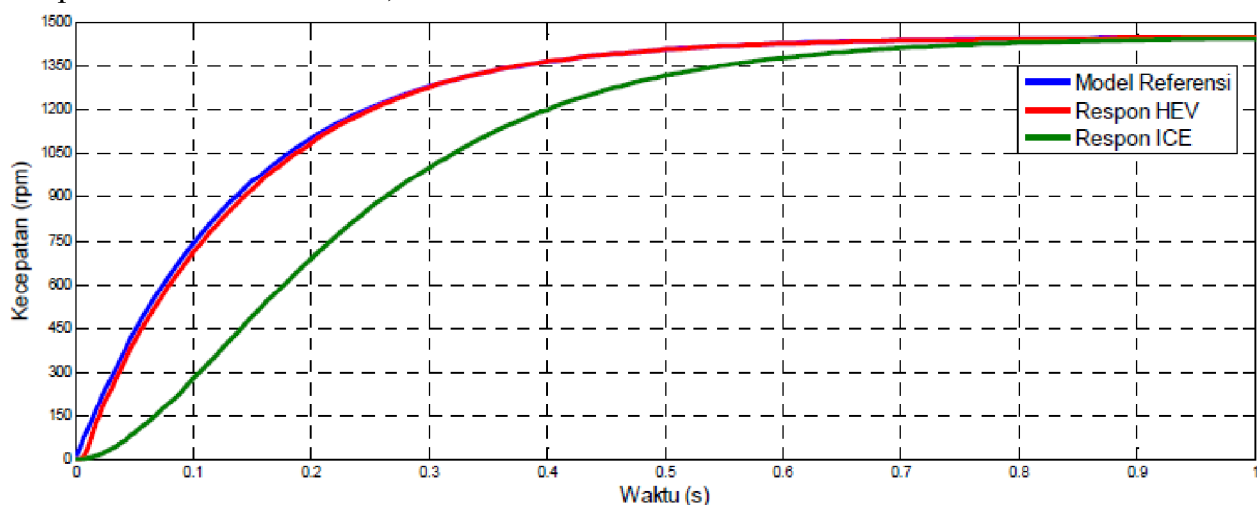


Gambar 10. Respons HEV menggunakan Metode *Neuro-Fuzzy* Mamdani

Dari hasil pengujian dapat diketahui bahwa dengan menggunakan bantuan motor DC, HEV dapat mengikuti model referensi yang diberikan. Namun masih terdapat *error* antara respon HEV dengan model referensi, yaitu sebesar 50 rpm.

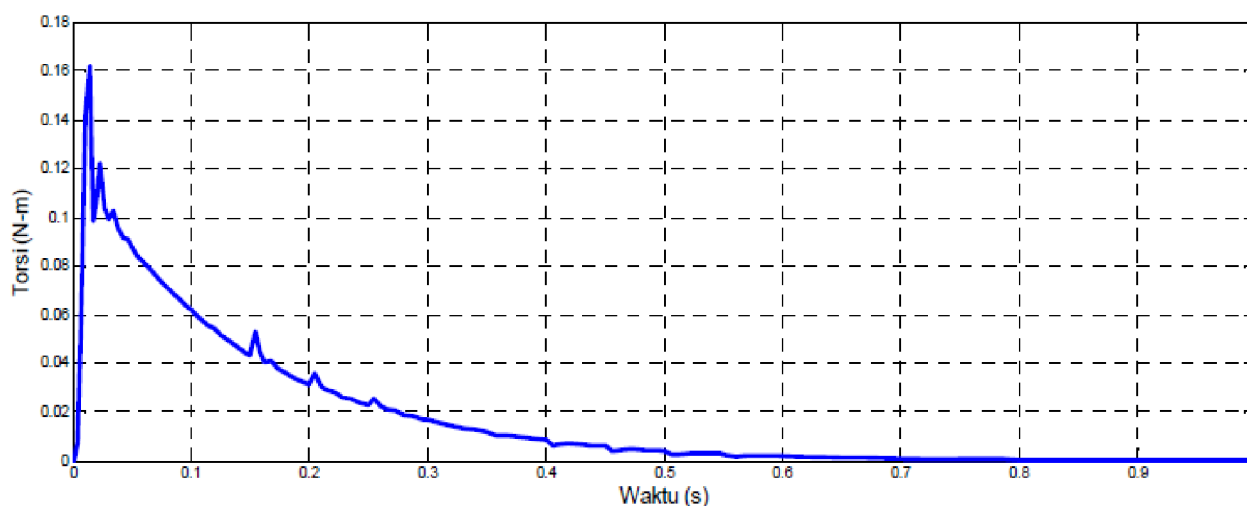
4.2.2 Pengujian Kontroler *Neuro-Fuzzy* Prediktif

Pada pengujian selanjutnya, dilakukan perbandingan hasil uji performa motor DC jika dilakukan penambahan *invers model* pada perancangan kontroler. Dengan adanya penambahan ini diharapkan dapat menjadi suatu kesatuan mekanisme kontroler yang bersifat prediktif. Hasil pengujian *neuro-fuzzy* prediktif dapat dilihat pada Gambar 11 berikut,



Gambar 11. Respons HEV menggunakan Metode *Neuro-Fuzzy* Prediktif

Dari hasil pengujian diketahui bahwa respons HEV dapat mengikuti model referensi, yaitu saat keadaan akselerasi pada detik ke-0.25. Hal ini berarti kontroler prediktif mampu memprediksi nilai torsi yang akan datang, sehingga dapat membantu ICE mencapai model referensi. Besarnya nilai torsi yang dihasilkan oleh motor DC untuk membantu kerja ICE dapat dilihat pada Gambar 12.



Gambar 12. Torsi Hasil Prediksi

Dari Gambar 12 diketahui bahwa untuk mencapai model referensi, motor DC bekerja membantu ICE dengan memberikan nilai torsi sebesar 0.161 Nm. Untuk membuktikan presentase nilai *error* antara model referensi dengan respons HEV dapat dilakukan dengan uji RMSE. Dari hasil uji RMSE dapat diketahui nilai presentase *error* sebesar 0.014%. Hal ini menunjukkan bahwa *error* yang dihasilkan sangat kecil. Dengan nilai hasil uji RMSE dapat diketahui bahwa sistem dengan kontroler *neuro-fuzzy* prediktif memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan dengan hanya menggunakan kontroler *neuro-fuzzy* mamdani. Selisih nilai presentase *error* antara *neuro-fuzzy* mamdani dengan *neuro-fuzzy* prediktif adalah 0.568%.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Metode *neuro-fuzzy* prediktif yang menggabungkan kontroler *neuro-fuzzy* dengan *invers model*, mampu membantu ICE untuk mengikuti model referensi yang diinginkan. Penggunaan kontroler *neuro-fuzzy* yang bersifat prediktif menunjukkan performansi kontrol yang lebih baik, dibandingkan dengan yang hanya menggunakan kontroler *neuro-fuzzy*. Hal ini ditunjukkan dari respons kecepatan pada detik ke-0.25 mampu menghasilkan torsi sebesar 0.161 N-m.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Li Weimin, Guoqing Xu and Yangsheng Xu. (2007). A Hybrid Controller Design for Parallel Hybrid Electric Vehicle. *Integration Technology ICIT'07*. IEEE International Conference on. pp: 450-454.
- [2] Mohebbi M, Charkhgard M, and Farrokhi M. (2005). Optimal Neuro-Fuzzy Control of Parallel Hybrid Electric Vehicles. *IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*. pp: 26-30.
- [3] N. J. Schouten, M. A. Salman and N. A. Kheir. (2003). Energy Management Strategies for Parallel Hybrid Vehicles Using Fuzzy Logic. *Control Engineering Practice*. Volume: 11. pp: 171-177.
- [4] Hyeoun-Dong Lee, Euh-Suh Koo, Seung-Ki sul, Joohn-Sheok Kim, M. Kamiya, H. Ikeda, S. Shinohara and H. Yoshida. (2000). Torque Control Strategy for a Parallel-Hybrid Vehicle Using Fuzzy Logic. *Industry Application Magazine, IEEE*. Volume: 6. Issue: 6. pp: 33-38.
- [5] Yi Zhang, Heping Liu dan Huabin Wang. (2011). Torque Control Strategy for Parallel Hybrid Electric Vehicles using Fuzzy Logic. *WSEAS Transactions on Systems*. Volume: 10. Issue: 4.
- [6] Shicun Yang, Ming Li, Haoyu Weng, Bao Liu, Qiang Li, Yongli Zhu, Xiu Liu. (2010). Research on Genetic-fuzzy Control Strategy for Parallel Hybrid Electric Vehicle. *World Electric Vehicle Journal*. Volume: 4.
- [7] Yun Zhang, Xiumin Yu, Mingshuang Bi, Sina Xu. (2011). An Adaptive Neural PID Controller for Torque Control of Hybrid Electric Vehicle. IEEE. *Computer Science & Education (ICCSE), 6th International Conference on*. pp: 901-903.