

# DESAIN SISTEM KONTROL ADAPTIVE EURAL FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS) UNTUK PENGATURAN IGNITION TIMING PADA MODEL SPARK IGNITION ENGINE

Praptiandari Raras Puspitasari<sup>1)</sup>, Aris Triwiyatno, and Budi Setiyono

Jurusan Teknik Elektro, Universitas Diponegoro Semarang  
Jl. Prof. Sudharto, SH, Kampus UNDIP Tembalang, Semarang 50275, Indonesia

<sup>\*)</sup>E-mail: raras.puspitasari@yahoo.com

## Abstrak

Kebanyakan mesin (kecuali diesel) saat ini menggunakan percikan listrik untuk membakar campuran bensin dan udara. Percikan harus terjadi pada waktu yang tepat atau mesin tidak akan berjalan dengan baik. Salah satu bagian penting dalam proses pembakaran adalah sistem pengapian (ignition). Waktu pengapian dinyatakan dengan sudut (spark advance) yang merupakan perbandingan posisi piston saat terjadi loncatan bunga api pada busi dengan titik mati atas piston. Penelitian dilakukan dengan mensimulasikan kinerja mesin terhadap masukan throttle, spark advance dan beban (external torque) dengan perangkat lunak komputasi. Pengendalian kecepatan mesin dilakukan menggunakan kontrol Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS) sebagai pengendali tiruan PI. Pengujian Sistem dilakukan dengan memberikan beban (external torque) menggunakan sinyal anak tangga dan sinyal random. Hasil pengujian menunjukkan pengendalian menggunakan kontrol ANFIS mampu menjaga kecepatan mesin tepat atau mendekati referensi. Pengujian dengan kontrol ANFIS sebagai pengendali tiruan PI mampu menghasilkan nilai IAE lebih rendah dibandingkan kontrol PI, yaitu rangan rata-rata IAE ANFIS sebesar 118,92 sedangkan IAE PI sebesar 132,36.

*Kata kunci: waktu pengapian, ANFIS, kecepatan mesin, spark ignition engine, spark advance*

## Abstract

Most engines (except diesel) use an electric spark to burn a mixture of gasoline and air. Spark must occur at the right time or the engine will not run properly. The important part of the combustion process is the ignition system. Ignition timing expressed by angle (spark advance) which the ratio of piston position during with a top dead center of the piston. The study was conducted by simulating the performance of the engine to the input throttle, spark advance and load using computation software. Engine speed is controlled using Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS). System testing was done by providing load using a step signal and random signal. The test results show that controlling system with ANFIS is able to keep the engine speed at determined value. Testing the system with ANFIS produces smaller IAE value (118,92) than the PI control (132,36).

*Keywords : ignition timing, ANFIS, engine speed, spark ignition engine, spark advance*

## 1. Pendahuluan

Kebanyakan mesin (kecuali diesel) saat ini menggunakan percikan listrik untuk membakar campuran bensin dan udara. Campuran bahan bakar dan udara terbakar dan akan menghasilkan tenaga untuk kendaraan. Percikan harus terjadi pada waktu yang tepat atau mesin tidak akan berjalan dengan baik[1]. Salah satu bagian penting dalam proses pembakaran adalah sistem pengapian (ignition). Pada motor bensin, terdapat busi pada celah ruang bakar dan udara pada suatu titik tertentu yang diinginkan dalam suatu siklus pembakaran. Penempatan titik penyalan yang tepat, dapat meningkatkan efisiensi pembakaran dan mengoptimalkan energi pembakaran[2]. Waktu pengapian dinyatakan dengan sudut (spark advance) yang

merupakan perbandingan posisi piston saat terjadi loncatan bunga api pada busi dengan titik mati atas piston (top death centre). Pengaturan waktu pengapian dapat dilakukan dengan mengatur derajat spark advance sehingga dapat diperoleh kecepatan mesin (engine speed) sesuai yang diinginkan.

Beberapa penelitian tentang waktu pengapian bisa menjadi referensi dalam membuat sebuah perancangan waktu pengapian mesin pada mesin pembakaran internal. Metode kontrol yang pernah digunakan pada penelitian sebelumnya adalah adaptive control yang dilakukan oleh R.B. Spencer[3], Muhammad Abdul Hady [4] menggunakan metode kontrol fuzzy untuk pengaturan waktu pengapian pada mesin pengapian busi.

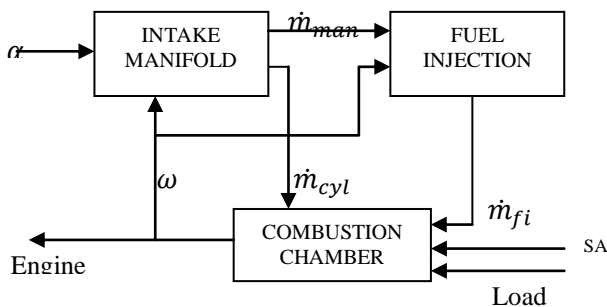
Pada tugas akhir ini, peneliti merancang simulasi kontroler *Adaptive Neural Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk pengaturan waktu pengapian pada model mesin *spark ignition engine*. Model matematika dalam penelitian ini adalah model matematika untuk mesin bakar (*spark ignition engine*) 4 langkah yang dikembangkan oleh John J. Moskwa[5]. Sistem *spark ignition engine* memiliki 3 sub sistem utama dalam pemodelannya yaitu: *air dynamics*, *fuel dynamics*, dan *rotational dynamics*.

Kontroler ANFIS yang memiliki sifat mengadaptasi suatu sistem diharapkan mampu memberikan hasil terbaik pada sistem *spark ignition engine* untuk pengaturan waktu pengapian (*ignition timing*) yang bersifat nonlinier.

## 2. Metode

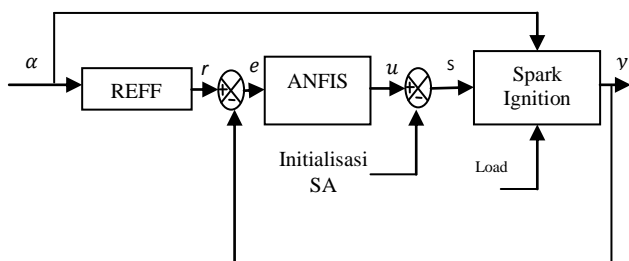
### 2.1 Model Mesin Bensin

Model mesin bensin menggunakan model mesin bensin empat langkah yang dilakukan oleh Polonskii<sup>[8]</sup>. Model mesin bensin memiliki satu keluaran berupa kecepatan mesin (rpm) dan satu variabel kontrol yaitu bukaan *throttle*. Blok diagram *spark ignition engine* ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Blok diagram *spark ignition engine*.

Pengendalian kecepatan mesin dengan mengatur *ignition timing* dengan merancang umpan balik sistem seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2



Gambar 2. Umpan balik sistem

$$\dot{m}_a = \dot{m}_{man} - \dot{m}_{cyl} \quad (1)$$

$$\dot{m}_{man} = MAX.TC.PRI \quad (2)$$

$$TC = \begin{cases} 1 - \cos(1.14459 \alpha_{throttle} - 0.0185) & \text{for } \alpha_{throttle} \leq 79.64 \\ 1 & \text{for } \alpha_{throttle} > 79.64 \end{cases} \quad (3)$$

$$PRI = 1 - \exp\left(9 \left(\frac{P_m}{P_{atm}} - 1\right)\right) \quad (4)$$

$$m_a = \frac{Ma.p_m.V_m}{R.T_m} \quad (5)$$

$$\dot{m}_{cyl} = \frac{V_e}{4.\pi.V_m} . \eta_{vol} . m_a . N \quad (6)$$

$$\eta_{vol} = (24.5N - 31000)m_a^2 + (-0.167N + 222)m_a + (0.00081N + 0.352) \quad (7)$$

$$\dot{m}_{fc} = \tau_f . \dot{m}_{ff} + \dot{m}_{fi} \quad (8)$$

$$\tau_f = 0.050 + \frac{1.5\pi}{N} . \frac{\dot{m}_{fc} . \beta_{AF,desired}}{MAX} \quad (9)$$

$$I_e \dot{\omega}_e = T_i - T_f - T_a \quad (10)$$

$$T_i = C_T . \frac{\dot{m}_{cyl}(t - \Delta t_{it})}{\dot{\omega}_e(t - \Delta t_{it})} . AFI(t - \Delta t_{it}) . SI(t - \Delta t_{st}) \quad (11)$$

$$AFI = \cos(7.3834 . (A/F - 13.5)) \quad (12)$$

$$A/F = \frac{\dot{m}_{cyl}}{\dot{m}_{fi}} \quad (13)$$

$$SI = (1 - (3.8 e^{-4}(SA - MTB))^2) \quad (14)$$

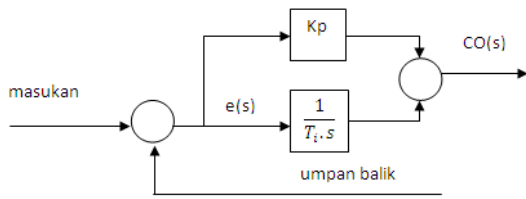
### Keterangan:

- $\dot{m}_a$  = massa aliran udara di dalam saluran masukan
- $\dot{m}_{man}$  = massa aliran udara yang masuk kedalam saluran masukan
- $\dot{m}_{cyl}$  = massa aliran udara yang masuk kedalam ruang bakar
- MAX = aliran udara maksimal yang masuk ke saluran masukan
- TC = karakteristik saluran masukan
- PRI = rasio pengaruh tekanan ternormalisasi
- $P_m$  = tekanan saluran masukan
- $P_{atm}$  = tekanan udara luar
- $V_m$  = volum saluran masukan
- Ma = massa molar
- $T_m$  = suhu saluran masukan
- R = konstanta gas
- $\eta_{vol}$  = efektivitas volum
- $\dot{m}_{fi}$  = massa aliran bahan bakar yang masuk ke ruang bakar
- $\dot{m}_{fc}$  = massa aliran bahan bakar normal
- $\tau_f$  = waktu efektif pemberian bahan bakar
- $\beta$  = rasio perbandingan udara dengan bahan bakar yang seharusnya

### 2.2 Kontroler Proporsional Integral (PI)

Kontroler PI merupakan gabungan dari dua macam kontroler, yaitu kontroler proporsional (*proportional controller*) dan kontroler integral (*integral controller*). Kontroler PI banyak digunakan untuk proses di industri karena permasalahan yang terjadi dapat diatasi secara maksimal hanya dengan kontroler PI. Penambahan kontrol derivatif pada sistem dengan respon yang cepat

justu menyebabkan sistem menjadi tidak stabil. Blok kontroler PI ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Blok Diagram kontroler PI

### 2.3 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) merupakan gabungan antara prinsip belajar dari JST untuk adaptasi fungsi keanggotaan dari *fuzzy*. Kombinasi dari kedua jenis kontroler ini dilakukan untuk saling melengkapi kelebihan dan mengurangi kekurangan masing-masing kontroler. Secara fungsional, arsitektur ANFIS sama dengan *fuzzy rule base* dengan model Sugeno. Dapat dikatakan bahwa ANFIS adalah suatu metode yang menggunakan algoritma pembelajaran terhadap sekumpulan data untuk melakukan penyetelan aturan.

#### 2.3.1 Arsitektur ANFIS

Misalkan terdapat 2 input  $x$  dan  $y$  dengan masing-masing input memiliki 2 buah fungsi keanggotaan. Output jaringan yang dihasilkan yaitu  $f$  dengan 2 buah fungsi keanggotaan [10]. Jika dalam suatu sistem hanya membutuhkan 2 buah aturan sebagai fungsi berikut:

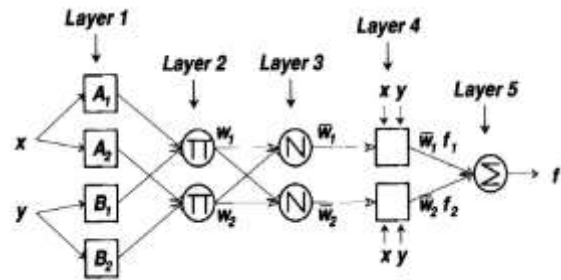
If  $x_1$  is  $A_1$  and  $x_2$  is  $B_1$  then  $f_1 = p_{11}x_1 + q_{12}x_2 + r_{10}$

If  $x_1$  is  $A_2$  and  $x_2$  is  $B_2$  then  $f_2 = p_{21}x_1 + q_{22}x_2 + r_{20}$

maka dapat dihitung nilai rata-rata terbobot sebagai keluaran jaringan ( $f$ ) dengan nilai *firing strength* untuk kedua aturan adalah  $w_1$  dan  $w_2$ :

$$f = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2} = \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \quad (16)$$

ANFIS dibentuk dengan arsitektur jaringan seperti neural network. Jaringan ANFIS memiliki beberapa lapisan yang terdiri dari lapisan input, lapisan tersembunyi, serta lapisan output. Pada setiap lapisan terdapat proses perhitungan yang pada akhirnya akan menghasilkan output jaringan ANFIS. Arsitektur jaringan ANFIS dengan 5 lapisan ditampilkan pada Gambar 2.9 [14].



Gambar 4. Arsitektur Jaringan ANFIS[10]

Jaringan ANFIS pada Gambar 4 terdiri dari lapisan-lapisan sebagai berikut [10],[13]:

Lapisan 1 : Tiap-tiap momen/ pada lapisan pertama adaptif terhadap parameter suatu fungsi aktivasi. output dari tiap neuron berupa derajat keanggotaan yang diberikan oleh fungsi keanggotaan input, yaitu:  $\mu_{A1}(x)$ ,  $\mu_{B1}(y)$ ,  $\mu_{A2}(x)$  atau  $\mu_{B2}(y)$ . Fungsi simpul pada lapisan ini adalah:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \text{ untuk } i=1,2 \quad (17)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_i}(y) \text{ untuk } i=1,2 \quad (18)$$

Sebagai contoh, misalkan fungsi keanggotaan yang digunakan adalah generalized bell berikut:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (19)$$

{a,b,c} adalah parameter-parameter, biasanya  $b=1$ . Jika nilai parameter-parameter ini berubah, maka bentuk kurva yang terjadi pun akan ikut berubah. Parameter-parameter pada lapisan ini biasanya dikenal dengan nama *premise parameters*.

Lapisan 2 : Pada tahap ini berlaku operasi perkalian (AND) antara nilai fuzzifikasi dari titik yang ada sebelumnya sebagai proses implikasi fuzzy. Persamaan keluaran pada simpul tetap ini adalah:

$$O_{2,i} = w_i(x) = \mu_{A1}(x) \cdot \mu_{B1}(y) \text{ untuk } i=1,2 \quad (20)$$

Lapisan 3 : Setiap neuron pada lapisan ini adalah simpul tetap yang merupakan hasil perhitungan rasio dari aturan derajat keanggotaan ke- $i$  dengan jumlah dari seluruh aturan derajat keanggotaan, sehingga dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1,2 \quad (21)$$

Hasil ini dikenal dengan nama *normalized firing strength*.

Langkah 4 : Setiap neuron pada lapisan ini merupakan simpul adaptif terhadap suatu output:

$$O_{4,1} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (22)$$

Dengan  $\bar{w}_i$  adalah *normalized firing strength* pada lapisan ke-3 dan  $(p_i, q_i, r_i)$  adalah parameter-parameter pada neuron tersebut. Parameter-parameter pada lapisan tersebut disebut dengan nama *consequent parameters*.

Lapisan 5 : Output Layer

Setiap neuron pada lapisan ini merupakan simpul tunggal tetap yang menghitung keluaran dengan cara menjumlahkan semua masukan.

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i f_i} \quad (23)$$

### 2.3.2 Algoritma Pembelajaran Hybrid

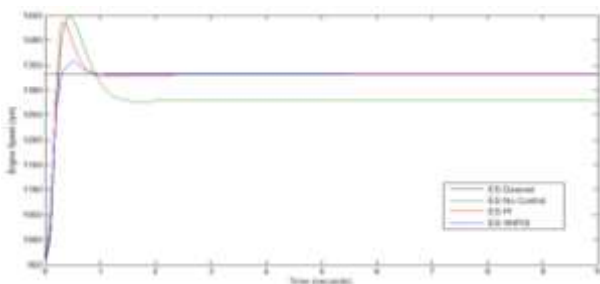
Algoritma pembelajaran hybrid akan mengatur parameter-parameter persamaan  $output$   $p_{ij}$ ,  $q_{ij}$  dan  $r_{ij}$  secara maju (*forward*) dan akan mengatur parameter-parameter himpunan *fuzzy* ( $a_i$ ,  $b_i$ ,  $c_i$ ) secara mundur (*backward*). Pada lapisan ke-empat, dimana parameter-parameter  $p_{ij}$  akan diidentifikasi menggunakan metode *least square*. Sedangkan pada langkah mundur (*backward*), *error* akan merambat mundur dan parameter-parameter ( $a_i$ ,  $b_i$ ,  $c_i$ ) akan diperbaiki dengan menggunakan metode *backpropagation gradient-descent* [15].

## 3. Hasil dan Analisa

Pada sistem *spark ignition engine* yang dirancang oleh penulis menggunakan inialisasi nilai *Spark advance* 10 derajat, inialisasi throttle awal sebesar 18,327 derajat konversi dari 0,3 radian yang menghasilkan nilai referensi kecepatan mesin sebesar 1332 rpm.

### 3.1 Pengujian Tanpa Gangguan

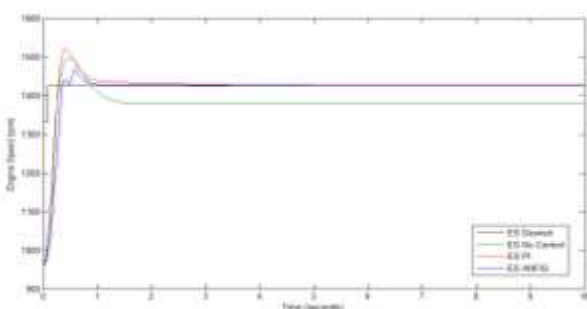
#### 3.1.1 Masukan Throttle 18,327



Gambar 5. Respon Sistem tanpa gangguan throttle 18,327

Respon sistem dengan ANFIS mencapai waktu konstan lebih cepat serta nilai Integral Area Error (IAE) yaitu sebesar 92.98 lebih kecil dibanding IAE pada kontroler PI yaitu sebesar 113.3. Nilai *Spark Advance* (SA) sistem ini setelah dikontrol dimajukan sebesar 2.91 menjadi 12,91 oleh kontroler PI dan 2.87 menjadi 12,87 oleh kontroler ANFIS.

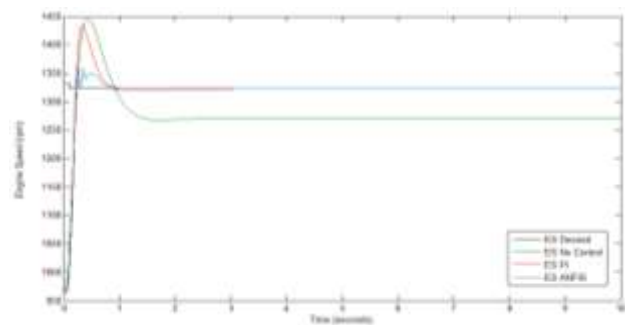
#### 3.1.2 Masukan Throttle Setpoint Naik



Gambar 6. Respon Sistem tanpa gangguan setpoint naik

Respon sistem dengan *setpoint* naik yaitu *throttle* sebesar 19,33 nilai referensi atau *desired engine speed* 1425 rpm, kecepatan yang dihasilkan oleh kontroler PI dan ANFIS mampu mencapai *setpoint*. SA pada masukan 10 dimajukan sebesar 2,36 menjadi 12,36 oleh kontroler PI dengan IAE sebesar 155,1 dan 2,46 menjadi 12,46 oleh kontroler ANFIS dengan IAE sebesar 146,7 dengan waktu konstan yang lebih cepat dibanding kontroler Pi yaitu 1,3s mencapai konstan.

#### 3.1.3 Masukan Throttle Setpoint Turun

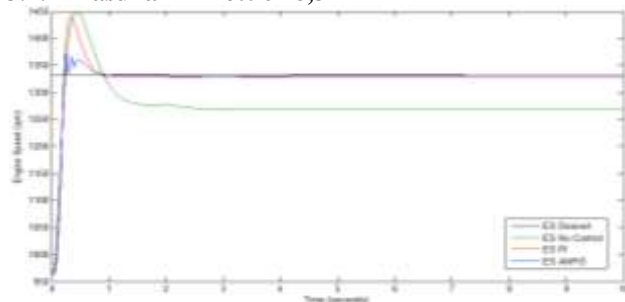


Gambar 7. Respon Sistem tanpa gangguan setpoint turun

Respon sistem dengan *setpoint* turun dengan memajukan nilai SA sebesar 2,97 oleh kontroler PI menghasilkan kecepatan mesin sebesar 1323 dan IAE sebesar 141,6. *Spark Advance* (SA) yang dihasilkan kontroler ANFIS dimajukan sebesar 2,91 dengan menghasilkan kecepatan mesin sebesar 1322 mendekati *setpoint* dan IAE sebesar 134,7.

### 3.2 Pengujian Gangguan Step

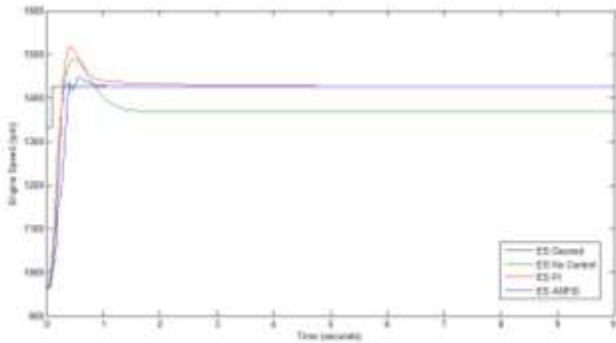
#### 3.2.1 Masukan Throttle 18,327



Gambar 8. Respon Sistem dengan gangguan step throttle 18,327

Pengujian sistem terhadap gangguan *step* yang diberikan pada *external torque* penurunan kecepatan pada sistem tanpa dikontrol menghasilkan nilai 1270 rpm dan kontroler PI berhasil mengatasi gangguan dengan memajukan SA sebesar 3,46 menjadi 13,46 dengan kecepatan mesin mencapai 1332 dan IAE sebesar 118,8. Kontroler ANFIS memajukan SA sebesar 3,27 menjadi 13,27 dengan kecepatan mesin sebesar 1329 rpm dan IAE sebesar 113,7.

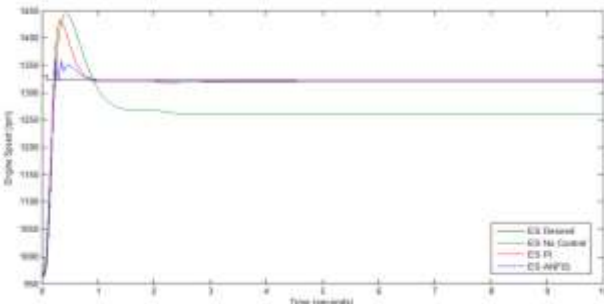
### 3.2.2 Masukan Throttle Setpoint Naik



Gambar 9. Respon Sistem dengan gangguan step setpoint naik

Nilai IAE ANFIS sebesar 116,3 dengan memajukan SA sebesar 2,79 menjadi 12,79 dengan waktu konstan lebih yaitu pada 1,9 s. Kontrol PI menghasilkan IAE sebesar 148,1 dengan SA sebesar 12,8 dengan waktu konstan yang lebih lama dibanding kontroler ANFIS yaitu pada 7,6s.

### 3.2.3 Masukan Throttle Setpoint Turun

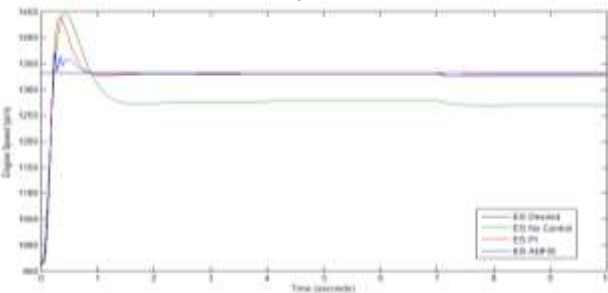


Gambar 10. Respon Sistem dengan gangguan step setpoint turun

Nilai IAE ANFIS sebesar 110,7 dengan memajukan SA sebesar 3,21 menjadi 13,21 dengan waktu konstan lebih cepat yaitu pada 1,1 s. Kontrol PI menghasilkan IAE sebesar 114,6 dengan SA sebesar 13,38 dengan waktu konstan yang lebih lama dibanding kontroler ANFIS yaitu pada 3,7 s.

## 3.3 Pengujian Gangguan Random

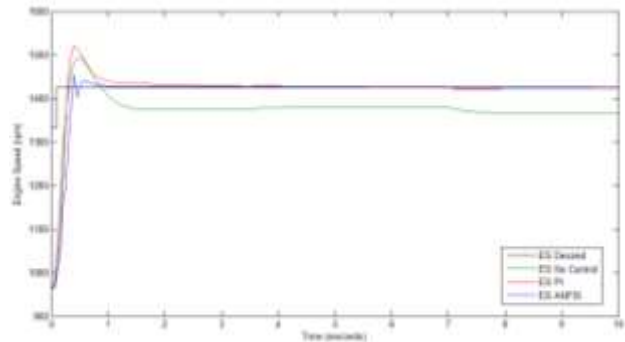
### 3.3.1 Masukan Throttle 18,327



Gambar 11. Respon Sistem dengan gangguan random throttle 18,327

Pengujian sistem terhadap gangguan random yang diberikan pada *external torque* sebesar 0.5431 menyebabkan penurunan kecepatan pada sistem tanpa dikontrol menghasilkan nilai 1270 rpm sama seperti gangguan step, dan kontroler PI berhasil mengatasi gangguan dengan memajukan SA sebesar 3,63 menjadi 13,63 dengan kecepatan mesin mencapai 1332 dan IAE sebesar 120,2. Kontroler ANFIS memajukan SA sebesar 3,42 menjadi 13,42 dengan kecepatan mesin sebesar 1328 dan IAE sebesar 106,8 dengan waktu konstan yang lebih cepat dibandingkan dengan kontroler PI yaitu pada 7,1 s.

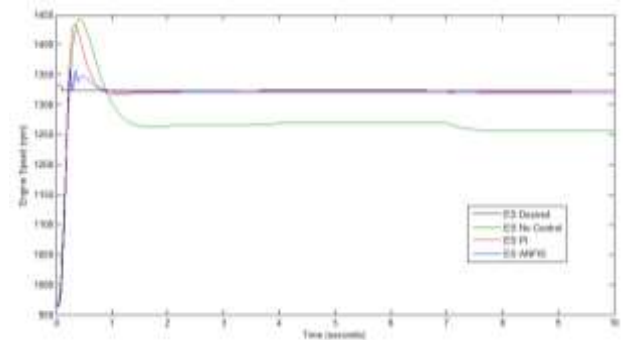
### 3.3.2 Masukan Throttle Setpoint Naik



Gambar 12. Respon Sistem dengan gangguan random setpoint naik

Pengujian sistem terhadap gangguan random yang diberikan menghasilkan kecepatan PI sebesar 1425 rpm serta IAE sebesar 160,8 dengan waktu konstan pada 9,4 s. Kontrol ANFIS menghasilkan kecepatan sebesar 1424 dengan IAE sebesar 141,1 dengan waktu konstan lebih cepat yaitu pada 7,1 s.

### 3.3.3 Masukan Throttle Setpoint Turun



Gambar 12. Respon Sistem dengan gangguan random setpoint turun

Pengujian sistem terhadap gangguan random yang diberikan menghasilkan kecepatan PI sebesar 1323 rpm serta IAE sebesar 118,8 dengan memajukan SA sebesar 3,69 dari initial SA menjadi 13,69 dengan waktu konstan pada 9,3 s. Kontrol ANFIS menghasilkan kecepatan sebesar 1319 dengan IAE sebesar 107,3 dengan

memajukan SA sebesar 3,45 menjadi 13,45 dengan waktu konstan pada 7,1 s lebih cepat dibandingkan waktu PI

#### **4. Kesimpulan**

Berdasarkan hasil simulasi dan analisis sistem dapat disimpulkan dengan konstanta kontroler PI yang tepat untuk digunakan sebagai kontroler “guru” untuk proses training ANFIS adalah  $K_p = 0.1$  dan  $K_i = 0.1$ . Didapatkan hasil pengujian secara keseluruhan pada sistem dengan gangguan maupun tanpa gangguan kontroler ANFIS sebagai pengendali tiruan PI memiliki respon yang lebih baik karena mampu mengadaptasi dan juga memperbaiki error pada pengendali “guru” yaitu dapat dilihat pada nilai IAE ANFIS yang lebih rendah dibanding IAE PI yaitu rerata-rata IAE ANFIS sebesar 118,92 sedangkan IAE PI sebesar 132,36.

#### **Referensi**

- [1] George G Scott, Jr, “ignition Timing,” 2014.[Online] Tersedia : [www.econofix.com/igntime.html](http://www.econofix.com/igntime.html). [Diakses: 20-Juli-2015].
- [2] S. Macmud, U. Surono, dan L. Sitorus, “Pengaruh Variasi Unjuk Derajat Pengapian Terhadap Kerja Mesin,” vol. 3, 2013.
- [3] R. B. Spencer, “Adaptive Control of The Ignition Timing of Spark Ignition Engine Utilising The Combustion Flame Light Emissions,” University of Canterbury, 1985.
- [4] M. A. Hady, “Desain dan Implementasi Sistem Pengaturan Fuzzy Untuk Waktu Pengapian pada Mesin Pengapian Busi,” 2011.
- [5] J. J. Moskwa, “Automotive Engine Modeling for Real Time Control,” Massachusetts Institute of Technology, 1988.
- [6] J. B. Heywood, *Internal Combustion Engine Fundamentals*. United States of America: McGraw-Hill, 1988.
- [7] I. Setiawan, *Kontrol PID Untuk Proses Industri*. Jakarta: Elex Media Komputindo, 2008.
- [8] Sri Kusumadewi, *Neuro-Fuzzy Integrasi Jaringan Syaraf dan Sistem Fuzzy*. Yogyakarta: Penerbit Graha Ilmu, 2006.
- [9] J. Jang, C. Sun, dan E. Mizutany, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. United States of America: Prentice Hall, 1997.
- [10] Nik Kasabov, *Envolving Neuro Fuzzy Inference System*, 2002.
- [11] M. Mizumoto dan Y. Shi, *A New Approach of Neuro-Fuzzy Learning Algorithm*, 1997.
- [12] Sri Kusumadewi, *Artificial Intelligence (Teknik & Aplikasinya)*. Yogyakarta: Penerbit Graha Ilmu, 2003.
- [13] S. Kuswadi, “Kendali Cerdas Teori dan Aplikasi Praktisnya,” Yogyakarta: Penerbit Andi, 2007.
- [14] S. H. Sri Kusumadewi, *Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Syaraf*, 2nd ed. Yogyakarta: Penerbit Graha Ilmu, 2010.
- [15] R. Fuller, *Neural Fuzzy System*, Donner Visiting professor’Abo Akademi University’Abo, 1995.
- [16] Dewanto. R. A. Dkk, “Identifikasi Dinamika Sistem Menggunakan Neuro-Fuzzy,” STIMIK-DCI, 2005.
- [17] Abadi Imam dkk, “Aplikasi Metode Neuro-Fuzzy pada Sistem Pengendalian Antisurge Kompresor,” Institut Teknologi Sepuluh November, 2006.