

Identifikasi Sistem Plant Suhu dengan Metode *Recursive Least Square*

Goegoes Dwi Nusantoro, M. Aziz Muslim dan Teguh Budi W.

Abstrak—Salah satu metode untuk mendapatkan model matematika sistem fisik adalah dengan identifikasi. Pada penelitian ini dilakukan proses identifikasi sistem dengan menggunakan metode *Recursive Least Square* (RLS) dengan struktur model ARX orde 4. Sinyal uji yang digunakan sebagai masukan sistem plant suhu adalah sinyal *Pseudo Random Binary Sequence* (PRBS). Proses pembangkitan sinyal uji dan pengambilan data input-output sistem fisik dilaksanakan menggunakan mikrokontroler atmega 8535. Data yang kirim oleh mikrokontroler akan diterima oleh perangkat lunak identifikasi dan langsung diolah, sehingga proses identifikasi berjalan secara *on-line*.

Perangkat lunak ini menampilkan setiap proses perubahan parameter dan hasil identifikasinya dalam bentuk fungsi alih diskrit. Dari pengujian yang telah dilakukan didapatkan hasil model matematisnya yaitu $y(k) = 0.7239y(k-1) + 0.29944y(k-2) + 0.053383y(k-3) - 0.17119y(k-4) + 0.036707u(k-1) + 0.024597u(k-2) + 0.02324(u-3) + 0.007775u(k-4)$. Sedangkan hasil uji validasi dengan formula Akaike's, FPE adalah 0.0004697, bestfit untuk sinyal uji PRBS = 91.3989, untuk sinyal uji step = 91.532 dan *whiteness test* terbaik adalah $R(0) = 0.00046034$, $RN(0) = 1$, $RN(1) = -0.065968$, $RN(2) = -0.080171$, $RN(3) = 0.04237$, $RN(4) = 0.10554$.

Kata Kunci— Identifikasi sistem, RLS, ARX, PRBS, plant suhu

I. PENDAHULUAN

MENDAPATKAN model matematis dari sebuah sistem fisik dapat dilakukan dengan 2 cara, yaitu melalui pendekatan analisis dan eksperimen. Untuk metode dengan pendekatan analisis, sistem nyata (*real system*) diwakili oleh sebuah gabungan elemen-elemen pembentuk yang dianggap ideal. Cara untuk memperoleh model sistem tersebut adalah dengan menggunakan persamaan-persamaan dari hukum fisika (seperti: Kirchhoff, Newton, dll) dan komponen-komponen yang terpasang didalam sistem fisik (seperti: resistor, kapasitor, dll) [1]. Kelemahan dari metode ini terletak pada pengidealan komponen pembentuk yang tentunya akan mempengaruhi ketepatan model yang akan diperoleh, selain itu kompleksitas persamaan

matematis dari hukum fisika yang harus diselesaikan, semakin rumit dan besar sistem maka tentu akan semakin banyak melibatkan persamaan matematis. Selain kelemahan-kelemahan tersebut biasanya ketidaktersediaan informasi mengenai komponen-komponen yang ada didalam sistem tersebut juga akan mempersulit dalam melakukan pemodelan. Oleh karena kelemahan-kelemahan tersebut, digunakanlah metode yang kedua yaitu dengan metode dengan pendekatan eksperimen.

Metode dengan pendekatan eksperimen (metode identifikasi) adalah melakukan pembentukan model matematis dari sebuah sistem fisik berdasarkan data observasi dari sistem tersebut, maksudnya metode ini bekerja dengan mencatat setiap relasi data masukan dan keluaran dari suatu sistem fisik. Kemudian pasangan-pasangan data tersebut dihitung dengan suatu algoritma dari metode identifikasi sehingga akan diperoleh persamaan matematis yang dapat mewakili sistem fisik yang sebenarnya. Algoritma yang digunakan untuk proses ini ada bermacam-macam, salah satunya adalah algoritma *recursive least square* (RLS). Kelebihan dari metode ini adalah sistem ini menganggap sistem fisik yang akan dimodelkan sebagai sebuah *black box*, sehingga apapun jenis komponen yang ada didalam sistem fisik dan apapun jenis bahannya tidak dipermasalahkan dan tidak perlu diperhatikan. Selain itu, algoritma RLS ini dapat diaplikasikan secara *on-line* [2].

Metode identifikasi ini juga memiliki kendala tersendiri dalam pengaplikasiannya yaitu kendala untuk dapat diintegrasikan dengan sebuah perangkat komputer dan berjalan dengan sistem *real time*, diperlukan perangkat pendukung seperti penghubung antara sistem komputer digital dengan sistem yang akan diidentifikasi yang biasanya analog sementara perangkat untuk identifikasi baik *software* dan *hardware* ini tidak tersedia di laboratorium sistem kontrol universitas Brawijaya. Oleh karena itu dalam penelitian ini akan dikembangkan sebuah perangkat sistem identifikasi secara *real time*. Bekerja dengan metode RLS dan struktur model ARX dan dilakukan secara *on-line*. Orde model tertinggi adalah orde 4. Plant yang diidentifikasi adalah prototipe pengaturan suhu ruangan (73412) yang terdapat pada Laboratorium Sistem Kontrol universitas Brawijaya Malang.

Tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah tercipta suatu perangkat pemodelan sistem yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi sistem secara *real time* dan mudah dalam penggunaannya sehingga dapat

Goegoes Dwi Nusantoro adalah dosen Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Brawijaya Malang Indonesia (Korespondensi penulis melalui HP 081328199511; email goegoesdn@ub.ac.id, goegoesdn@yahoo.com)

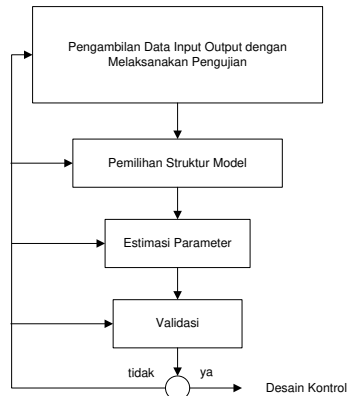
M. Aziz Muslim adalah dosen Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Brawijaya Malang Indonesia.

Teguh Budi W. adalah alumni Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Brawijaya.

digunakan lebih lanjut dalam perancangan sistem kontrol.

II. IDENTIFIKASI SISTEM

Identifikasi sistem adalah suatu cara menentukan model matematis dari sistem dinamis dengan melakukan percobaan pengambilan data *input* dan *output*. Secara umum proses identifikasi ditunjukkan oleh Gambar 1.



Gambar 1. Struktur dari metode identifikasi secara recursive

Untuk melaksanakan proses identifikasi sistem tersebut diperlukan langkah-langkah sebagai berikut:

- Pengambilan data input-output
- Menentukan struktur model
- Estimasi parameter
- Validasi model

A. Pengambilan Data Input-Output

Langkah awal dalam melaksanakan identifikasi sistem adalah pengambilan data input-output. Pengujian ini tentu memerlukan sinyal uji tertentu yang akan diberikan kepada sistem fisik yang akan diidentifikasi. Agar diperoleh model yang tepat maka dalam pemilihan sinyal uji ini tidak boleh sembarangan. Syarat pemilihannya adalah suatu sinyal uji harus memiliki cakupan frekuensi yang lebar dan standard yang digunakan adalah sinyal Pseudo Random Binary Sequences (PRBS). [3].

Pseudo Random Binary Sequence (PRBS) adalah sinyal kotak yang termodulasi pada lebarnya dan berlangsung secara sekuensial. Sinyal ini biasanya dibangkitkan menggunakan *Linear Feedback Shift Register* (LFSR). Pada LFSR memiliki 2 parameter dasar yang menentukan sifat sekuensial yang dihasilkan, yaitu: panjang dari shift register dan susunan umpan balik. PRBS memiliki variasi panjang sekuensialnya, tergantung dari panjangnya shift register seperti ditunjukkan Tabel 1

Panjang dari shift register menentukan periode maksimum yang dapat dihasilkan dari sekuensial PRBS dan tidak berulang yang dapat dinyatakan dengan persamaan:

$$LPRBS = 2n - 1 \dots\dots\dots (1)$$

Dimana *n* adalah panjang dari register LFSR (jumlah bit). Panjang maksimum dari PRBS disebut *M-sequence*.

TABLE 1

TABEL VARIASI PANJANG SEKUENSIAL PRBS

Panjang Register (N)	Panjang Sekuensial L=2N-1	Posisi Tap Umpan Balik
2	3	1 dan 2
3	7	1 dan 3
4	15	3 dan 4
5	31	3 dan 5
6	63	5 dan 6
7	127	4 dan 7
8	255	2, 3, 4, dan 8
9	511	5 dan 9
10	1023	7 dan 10

B. Menentukan Struktur Model

Secara umum struktur dalam identifikasi tampak pada persamaan 2.4, yaitu:

$$A(q)y(k) = \frac{B(q)}{F(q)}u(k - nk) + \frac{C(q)}{D(q)}e(k) \dots (2)$$

Dengan :

- $A(q) = a_1q^{-1} + a_2q^{-2} + \dots + a_naq^{-na}$
- $B(q) = b_1q^{-1} + b_2q^{-2} + \dots + b_nq^{-nc}$
- $C(q) = c_1q^{-1} + c_2q^{-2} + \dots + c_nq^{-nc}$
- $D(q) = d_1q^{-1} + d_2q^{-2} + \dots + d_naq^{-nd}$
- $F(q) = f_1q^{-1} + f_2q^{-2} + \dots + f_nq^{-nf}$
- $y(k)$ = keluaran
- $u(k)$ = keluaran
- $e(k)$ = derau

Struktur model yang didapatkan tergantung pada adanya polynomial A, B, C, D, dan F, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2

TABLE 2

MACAM-MACAM STRUKTUR MODEL

Struktur	Model
B	AR
C	MA
A C	ARMA
A B	ARX
A B C	ARMAX
A B D	ARARX
B F	Ouput-Error (OE)
B F C D	Box-Jenkins (BJ)

Dalam penelitian ini struktur model yang digunakan adalah ARX (*Auto Regresive with Exogenous input*), yang dapat dinyatakan sebagai:

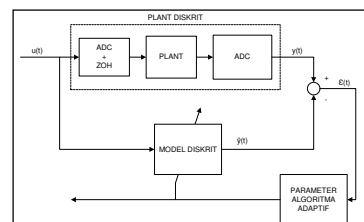
$$A(q)y(k) = B(q)u(k - nk) + e(k) \dots\dots (3)$$

Dengan:

- $A(q) = a_1q^{-1} + a_2q^{-2} + \dots + a_naq^{-na}$
- $B(q) = b_1q^{-1} + b_2q^{-2} + \dots + b_nq^{-nc}$

C. Estimasi Parameter (Landau, 2006)

Proses estimasi parameter adaptif ditunjukkan oleh Gambar 2



Gambar 2. Blok Diagram Estimasi Parameter

Untuk mengestimasi parameter model, sebuah kriteria estimasi harus dinyatakan terlebih dahulu. Kriteria yang akan digunakan di sini adalah *least-squared error*, yang dinyatakan dalam persamaan:

$$V_t(\theta, Z^t) = \sum_{i=1}^t \varepsilon(i)^2 \dots\dots\dots (4)$$

dimana:

$$\varepsilon(t) = y(i) - \hat{y}(i) \dots\dots\dots (5)$$

$$\hat{y} = \theta^T \varphi(i) \dots\dots\dots (6)$$

$$\varepsilon(t) = y(i) - \theta^T \varphi(i) \dots\dots\dots (7)$$

$$\varphi(t) = [-y(i-1) - y(i-2) \dots - y(i - n_a) \quad u(i-1) \dots u(i - n_b)]^T \dots\dots\dots (8)$$

dengan:

- θ = parameter estimasi
- ε = error estimasi
- $y(t)$ = output sebenarnya
- $\hat{y}(t)$ = output estimasi
- φ = vektor regresi

Untuk meminimalkan $\varepsilon(t)$ maka berlaku

$$V_t(\theta, Z^t) = \sum_{i=1}^t [y(i) - \varphi^T(i)\theta]^2 \dots\dots\dots (9)$$

Sehingga

$$\hat{\theta}_t^{LS} = \arg \min V_t(\theta, Z^t) = [\sum_{i=1}^t \varphi(i-1)\varphi^T(i-1)]^{-1} \sum_{i=1}^t \varphi(i-1)y(i-1) \dots\dots\dots (10)$$

Dimana

$$F(t)^{-1} = \sum_{i=1}^t \varphi(i-1)\varphi^T(i-1) \dots\dots\dots (11)$$

Persamaan (10) masih merupakan persamaan *least square* yang belum *recursive*, untuk membuat persamaan tersebut menjadi *recursive* maka diberikan:

$$\hat{\theta}(t+1) = F(t+1) \sum_{i=1}^{t+1} \varphi(i-1)y(i) \dots\dots\dots (12)$$

$$F(t+1)^{-1} = \sum_{i=1}^{t+1} \varphi(i-1)\varphi^T(i-1) = F(t)^{-1} + \varphi(t)\varphi^T(t) \dots\dots\dots (13)$$

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + \Delta\hat{\theta}(t+1) \dots\dots\dots (14)$$

Dari persamaan 13 (dengan menambah persamaan $\varphi(t)\varphi^T(t)\hat{\theta}(t)$), maka diperoleh

$$\sum_{i=1}^{t+1} y(i)\varphi(i-1) = \sum_{i=1}^t y(i)\varphi(i-1) + y(t+1)\varphi(t) \pm \varphi(t)\varphi^T(t)\hat{\theta}(t) \dots\dots\dots (15)$$

Berdasarkan persamaan (10), (12), dan (13), persamaan (15) dapat ditulis kembali dalam persamaan (16)

$$\sum_{i=1}^{t+1} \varphi(i-1)y(i) = F(t+1)^{-1}\hat{\theta}(t+1)$$

$$\sum_{i=1}^{t+1} \varphi(i-1)y(i) = F(t)^{-1}\hat{\theta}(t) + \varphi(t)\varphi^T(t)\hat{\theta}(t) + \varphi(t)[y(t+1) - \hat{\theta}(t)^T\varphi(t)] \dots\dots\dots (16)$$

$$F(t+1)^{-1}\hat{\theta}(t+1) = F(t+1)^{-1}\hat{\theta}(t) + \varphi(t)\varepsilon(t+1) \dots\dots\dots (17)$$

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F(t+1)\varphi(t)\varepsilon(t+1) \dots\dots\dots (18)$$

Untuk membuat formula *recursive* bagi $F(t)$ digunakan persamaan *recursive* $F(t)^{-1}$ pada persamaan (13). Pada persamaan tersebut berlaku *matrix inversion lemma*.

Misalkan F adalah matrix dengan dimensi $(n \times n)$ dan φ adalah vektor dari dimensi n , maka

$$(F^{-1} + \varphi\varphi^T)^{-1} = F - \frac{F\varphi\varphi^TF}{1+\varphi^TF\varphi} \dots\dots\dots (19)$$

Dari persamaan (13) dan (19) maka

$$F(t+1) = F(t) - \frac{F(t)\varphi(t)\varphi^T(t)F(t)}{1+\varphi(t)^TF(t)\varphi(t)} \dots\dots\dots (20)$$

F adalah *adaptation gain* (konstanta atau berubah terhadap waktu), φ adalah vektor regresi, dan ε adalah

error prediksi (selisih antara keluaran yang sebenarnya dengan keluaran model).

D. Validasi Model

Validasi model digunakan untuk membedakan model yang akurat terhadap model yang kurang akurat. Validasi model dapat dilakukan dengan cara uji *whitness (uncorrelation) test*, Akaike's FPE, dan *Fitness test*.

Whiteness Test dilaksanakan dengan menghitung $RN(0)$ dan $RN(i)$ dari error prediksi, dimana kedua nilai tersebut diperoleh dari:

$$R(0) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon^2(t) \dots\dots\dots (21)$$

$$RN(0) = \frac{R(0)}{R(0)} = 1 \dots\dots\dots (22)$$

$$R(i) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon(t)\varepsilon(t-i); i = 1,2,3, \dots, i_{max} \dots (23)$$

$$RN(i) = \frac{R(i)}{R(0)}; i = 1,2,3, \dots, i_{max} \dots\dots\dots (24)$$

dengan N adalah banyaknya jumlah data uji.

Secara teori hasil yang diharapkan adalah error prediksi yang memiliki sifat *white* yaitu $RN(0)=1$ dan $RN(i)=0$, namun hasil tersebut tidaklah mungkin didapatkan pada percobaan yang sebenarnya oleh karena itulah muncul kriteria validasi

$$RN(0) = 1 \dots\dots\dots (25)$$

$$|RN(i)| \leq \frac{2.17}{\sqrt{N}}; i \geq 1 \dots\dots\dots (26)$$

Atau secara lengkap ditunjukkan oleh Tabel 3

TABLE 3
KRITERIA VALIDASI WHITNESS TEST

Tingkat Signifikan	kriteria	N=128	N=256	N=512
3%	$2.17/\sqrt{N}$	0.192	0.136	0.0096
5%	$1.94/\sqrt{N}$	0.173	0.122	0.087
7%	$1.808/\sqrt{N}$	0.16	0.113	0.08

Namun demi penyederhanaan, oleh Landau kriteria tersebut tidak dipergunakan secara praktek dan memberikan kriteria secara umum, yaitu:

$$|RN(i)| \leq 0.15 \dots\dots\dots (27)$$

Kriteria *Akaike's Final Prediction Error (Akaike's FPE)* dikemukakan pertama kali oleh Akaike pada tahun 1969 sebagai error prediksi akhir [4]. Kriteria tersebut menunjukkan bagaimana memodifikasi persamaan *loss function* untuk mendapatkan estimasi yang *reasonable* dari informasi estimasi saja.

Diketahui persamaan ekspektasi dari $\bar{V}_N(\hat{\theta}_N)$ adalah

$$\bar{J}_p(M) = E\bar{V}_N(\hat{\theta}_N) \dots\dots\dots (28)$$

Dengan

$$\bar{J}_p(M) = E\bar{V}_N(\hat{\theta}_N) \approx V_N(\theta, Z^N) + \frac{2\lambda_0}{N} \text{tr}[\bar{V}^p(\theta_0)[\bar{V}^p(\theta_0)]^{-1}]$$

$$\bar{J}_p(M) = V_N(\theta, Z^N) + \lambda_0 \frac{2d_M}{N} \dots\dots\dots (29)$$

$$\hat{\lambda}_N = \frac{V_N(\hat{\theta}_N, Z^N)}{1 - (d_M/N)} \dots\dots\dots (30)$$

Jika d_M merupakan banyaknya parameter hasil estimasi berdasarkan N data yang digunakan dalam validasi suatu model linier (4):

$$V_N(\theta, Z^N) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^n \varepsilon(t)^2$$

Sehingga didapatkan kriteria FPE:

$$\begin{aligned} \bar{J}_p(M) &\approx \frac{1+(d_M/N)}{1-(d_M/N)} V_N(\theta, Z^N) \\ \bar{J}_p(M) &\approx \frac{1+(d_M/N)}{1-(d_M/N)} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^n \varepsilon(t)^2 \dots \dots \dots (31) \end{aligned}$$

Fitness Tes (Uji Keakurasian). Keakurasian model diuji dengan cara membandingkan respon model dengan respon sistem yang sebenarnya terhadap sinyal masukan tertentu seperti step, kotak, dan PRBS. Angka keakurasian ini dinyatakan dalam persentase, semakin besar nilainya (maksimal 100%) berarti keluaran model sudah mendekati keluaran sistem yang sesungguhnya. Nilai Fitness ini dapat dihitung dengan persamaan: (Ljung, 1999)

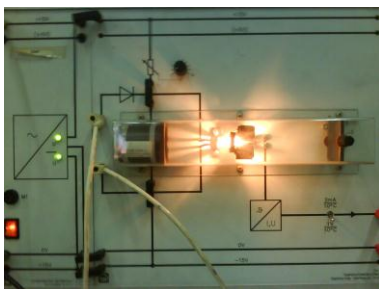
$$FIT = [1 - \text{NORM}(Y - Y_{\text{model}}) / \text{NORM}(Y - \text{MEAN}(Y))] * 100 \dots \dots \dots (32)$$

Dengan:

- FIT = Nilai keakurasian (0-100%)
- Y = keluaran sistem yang sebenarnya
- Y_{model} = keluaran model

E. Sistem Plant Suhu (73412)

Komponen yang mempengaruhi perubahan suhu untuk modul plant suhu terdiri dari kipas angin dan pemanas (lampu 24 Volt) yang diletakkan pada sebuah lorong sempit. Di sebelah pemanas terdapat sensor temperatur (PTC) yang bertujuan untuk mengukur udara panas yang mengalir pada lorong sempit. Kipas angin (ventilator angin) yang diletakkan pada lorong muka bertujuan untuk menyedot udara dari luar. Kipas angin ini dioperasikan dengan kecepatan konstan. Pada lorong ujung akhir dipasang sebuah penyekat yang dapat diatur posisi kemiringannya. Dengan mengatur sudut kemiringan penyekat tersebut aliran udara panas yang keluar dapat diperbesar maupun diperkecil.



Gambar 3. Sistem Plant Suhu (73412)

F. Mikrokontroler ATmega 8535

Mikrokontroler Atmega 8535 merupakan mikrokontroler CMOS 8 bit performa tinggi produksi Atmel dengan teknologi RISC yang terintegrasi dalam Single Chip. Mikrokontroler ini terdiri atas CPU, ADC, timer, paralel dan serial I/O, flash PEROM (Programmable and Erasable Read Only Memory), RAM (Random Access Memory), EEPROM (Electrical Erasable Programmable Read Only Memory), dan on chip clock [5].

III. PERANCANGAN MODUL IDENTIFIKASI SISTEM

Perancangan ini meliputi pengambilan pasangan data input dan output serta proses penentuan parameter dan validasinya. Proses pengambilan pasangan data input dan output dilakukan oleh mikrokontroler sedangkan untuk penentuan parameter dan validasinya dilakukan di PC dengan menggunakan bahasa pemrograman Delphi.

A. Pengambilan Data Input-Output

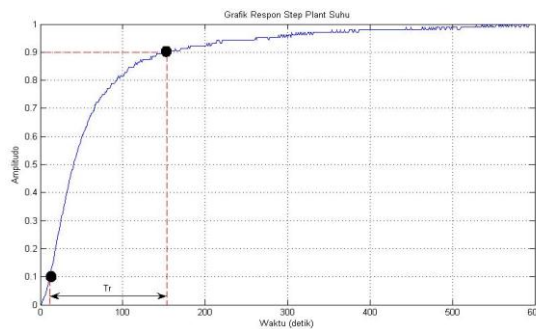
Pengambilan data input/output sistem dilaksanakan dengan mengondisikan sistem dengan rangkaian loop terbuka, seperti ditunjukkan Gambar 4.



Gambar 4 Diagram Blok Pengambilan Data

Pada penelitian ini sinyal uji yang digunakan adalah PRBS (*Pseudo Random Binary Sequence*) dengan jumlah bit 7. Sinyal uji ini akan dibangkitkan oleh mikrokontroler. Karena digunakan panjang register 7 bit maka sesuai dengan Tabel 1, panjang sekuensial yang akan dihasilkan adalah 127 bit untuk 1 kali proses generasi sinyal uji PRBS.

Untuk mengidentifikasi secara tepat penguatan *steady state* dari model dinamis plant, paling tidak ada 1 pulsa dengan durasi pulsa harus lebih besar dari rise time *t_R* dari plant (termasuk *time delay*), oleh karena itu diperlukan data uji plant dengan input step dan diperoleh grafik respon seperti ditunjukkan oleh Gambar 5.



Gambar 5 Grafik Respon Plant terhadap Input Step

Nilai akhir respon yang sebenarnya adalah 6.6275 volt dan pada grafik diatas telah mengalami proses normalisasi. Sesuai dengan pengertian dari *rise time* yaitu waktu yang dibutuhkan respon agar bertambah dari 10% menjadi 90% dari nilai akhir maka dari grafik dapat dilihat bahwa rise time sistem adalah 139 detik atau 2.32 menit. Maka, minimal 1 pulsa dari PRBS harus lebih lama dari 2.32 menit dan pada penelitian ini dipilih 3.5 menit. Periode sampling pengambilan data ADC mikrokontroler ditentukan berdasarkan Tabel 4.

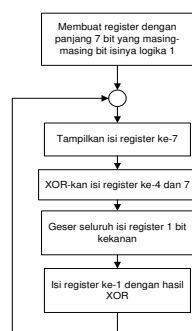
Berdasarkan Tabel 4 maka dapat ditentukan untuk prototipe pengaturan suhu ruangan (plant suhu) adalah menggunakan periode sampling 10 detik. Diagram alir

proses pembentukan sinyal PRBS ditunjukkan dalam Gambar 6. Dan hasilnya dalam Gambar 7.

Perancangan perangkat lunak pada mikrokontroler bertujuan untuk membangkitkan sinyal uji PRBS, mengambil data respon plant, dan mengirimkan kekomputer. Agar dapat melaksanakan tugas-tugas tersebut maka perlu diatur waktu kerja dari mikrokontroler (MK). Pertama yang dilakukan MK adalah menyiapkan register sebanyak 7 bit untuk proses pembangkitan sinyal PRBS. Setelah 7 bit register siap maka MK akan memulai membangkitkan sinyal PRBS, namun keseluruhan sekuensial sinyal PRBS tidak langsung terbentuk sekali proses selesai melainkan secara bertahap tiap bit. Setelah isi logika bit ke-7 dari register dikeluarkan disalahsatu pin MK selanjutnya MK akan melakukan proses PRBS selanjutnya (telah ditampilkan pada Gambar 6.), namun di antara proses itu MK diberi tugas mengambil data respon plant dari ADC dan mengirimkan kekomputer (proses ambil data dan kirim data dilakukan beberapa kali sesuai *delay* waktu yang diinginkan). Setelah rutin ambil data dan kirim data selesai MK akan melanjutkan proses PRBS. Proses ini akan berulang terus. *Flow chart* nya ditunjukkan oleh Gambar 8.

TABLE 4
PERIODE SAMPLING BERDASARKAN JENIS PLANT

Jenis Plant	Periode Sampling (s)
Tingkat Aliran	1-3
Level	5-10
Tekanan	1-5
Suhu	10-180
Distilasi	10-180
Mekanisme servo	0.001-0.05
Katalis reactor	10-45
Proses semen	20-45
Pengering	20-45

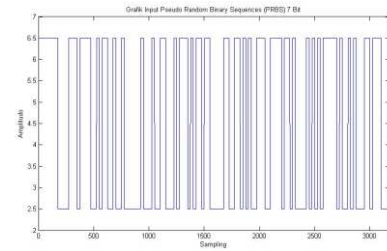


Gambar 6 Diagram alir proses pembentukan sinyal PRBS

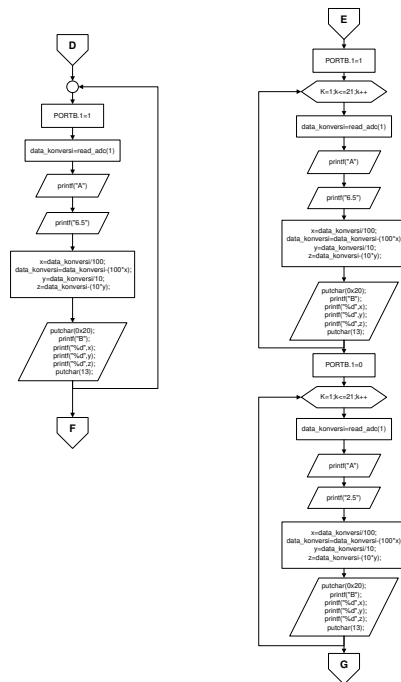
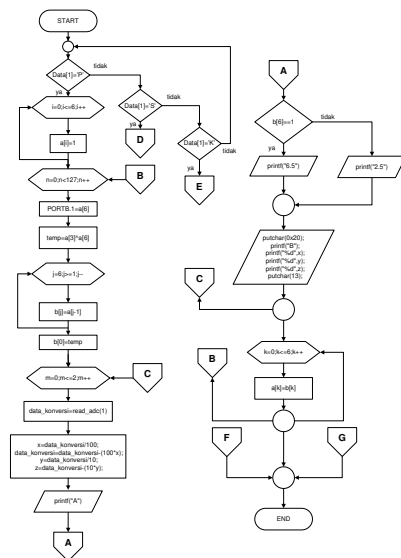
B. Estimasi Parameter dan Validasi Model

Untuk memudahkan dalam pembuatan program estimasi maka dibuat diagram alir (*flow chart*) sesuai dengan persamaan estimasi (12-20) yang telah dijelaskan sebelumnya. Seluruh proses tersebut akan dituliskan dalam bahasa pemrograman Delphi. Untuk diagram alir proses RLS dapat dilihat dalam Gambar 9 sedangkan diagram alir yang menunjukkan proses penerimaan data

dari MK ke komputer serta memprosesnya untuk menentukan parameter modelnya kemudian menampilkan hasilnya ke layar monitor diperlihatkan dalam Gambar 10.



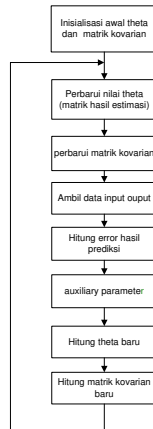
Gambar 7. PRBS (Sinyal Pseudo Random Binary Sequences)



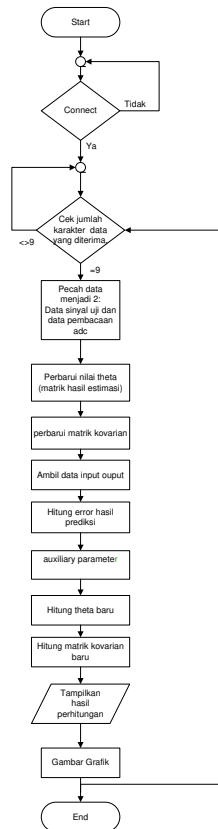
Gambar 8. Diagram alir perangkat lunak pembangkit sinyal uji (PRBS, kotak, step) dan pengirim data input output

Proses validasi hasil identifikasi yang akan digunakan

adalah *whiteness test*, uji dengan akaike's FPE (*Final Prediction Error*), dan uji keakurasian dengan menguji model yang diperoleh dengan member masukan step.



Gambar 9. Diagram alir estimasi Recursive Least Square



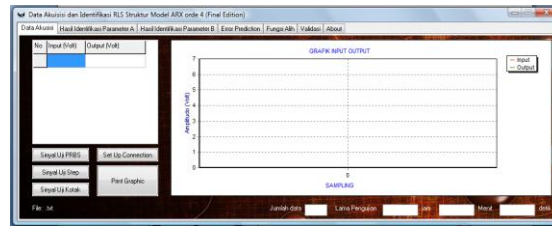
Gambar 10. Diagram alir perangkat lunak pada komputer

IV. PENGUJIAN DAN ANALISIS DATA

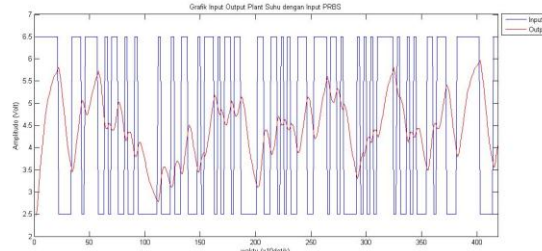
Pengujian ini meliputi pengambilan data input-output, pemilihan orde sistem, proses estimasi parameter dan validasi. Dari pengujian ini akan diketahui kinerja dari modul identifikasi sistem yang telah dirancang.

A. Pengambilan Data Input Output

Proses pengambilan data dimulai dengan menekan tombol salah satu tombol sesuai dengan sinyal uji yang akan dipilih pada jendela perangkat lunak, seperti terlihat pada Gambar 11.



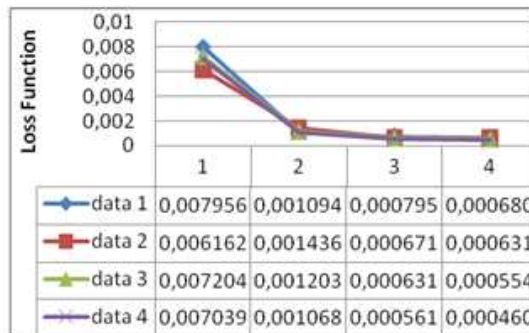
Gambar 11. Tampilan Perangkat Lunak Pengambil Data



Gambar 12. Grafik relasi input output Plant Suhu dengan sinyal Uji PRBS

B. Pemilihan Orde Sistem

Pemilihan orde sistem ditentukan dengan melihat pada orde berapa nilai loss function dari error prediction diperoleh nilai terkecil dan hasil perbandingan antara orde model dengan loss function ditunjukkan oleh Gambar 13.



Gambar 13. Grafik Hubungan Orde dengan Loss Function

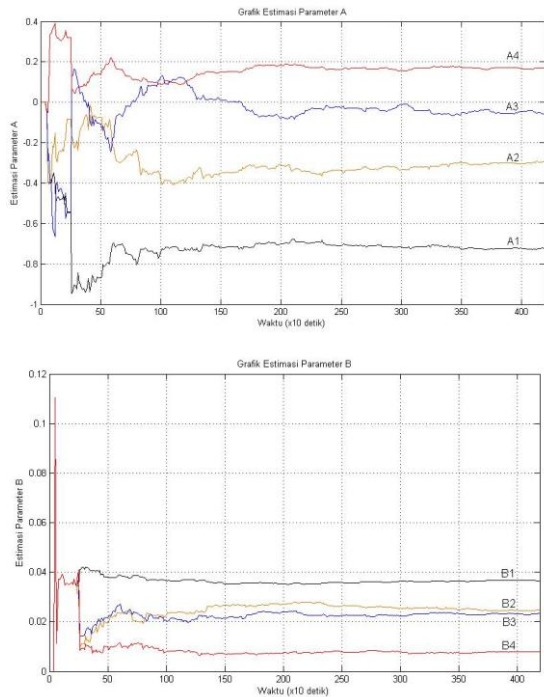
Dari Gambar 13 dapat dilihat bahwa dari 4 data yang ada menunjukkan kecenderungan yang sama yaitu semakin tinggi orde model maka loss function yang diperoleh juga semakin kecil, oleh karena itu orde 4 dipilih sebagai orde dari model ARX.

C. Proses Estimasi Parameter

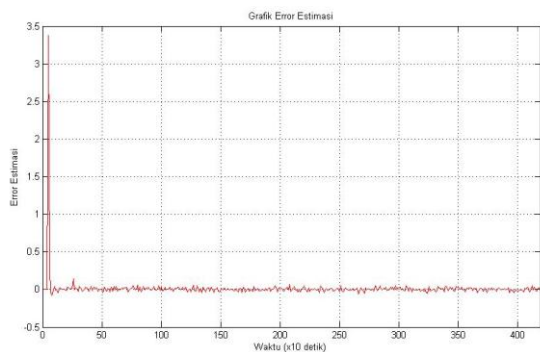
Proses estimasi dimulai secara otomatis setelah data ke-5 diterima oleh perangkat lunak identifikasi dan persamaan yang digunakan untuk proses estimasi ini berasal dari persamaan (14) –(20). Setelah dilakukan proses estimasi maka didapatkan grafik estimasi seperti ditunjukkan oleh Gambar 14. Dan grafik error estimasinya ditunjukkan dalam Gambar 15. Grafik ini

diperoleh dari pengurangan nilai output pengukuran dengan nilai output model dan error estimasi sudah relatif kecil ketika data kurang dari 50.

Proses evolusi estimasi parameter A dan B dan hasil estimasi relatif tidak terlalu besar perubahannya pada kisaran data ke-150 hingga 200 sedangkan estimasi parameter B lebih cepat mencapai daerah *steady*, dimana parameter estimasi sudah tidak mengalami perubahan besar yaitu pada kisaran data ke-100. Sedangkan gambar yang terakhir yaitu Gambar 15 menunjukkan perubahan error estimasi.



Gambar 14. Proses evolusi estimasi parameter A dan B



Gambar 15. Evolusi error estimasi

Hasil akhir dari estimasi ditunjukkan oleh parameter A1 hingga B4 dan hasilnya disajikan dalam Tabel 5.

No	Parameter	
	A	B
1	-0.7239	0.036707
2	-0.29944	0.024597
3	-0.053383	0.02324
4	0.17119	0.007775

D. Validasi

Validasi ini dibedakan menjadi 2 macam berdasarkan cara memperlakukan model hasil identifikasi. Yang pertama, model diberi input dan output hasil dari pengukuran ($y_{model} = \theta \times data_{pengukuran}$). Sedangkan yang kedua, model diberi input yang sama dengan pengukuran namun set data output yang digunakan berasal dari output model sendiri ($y_{model} = \theta \times data_{model}$). Kedua data akan diuji dengan *whiteness test*, *akaike's FPE*, dan *fitness test*.

Syarat minimum lolos *whiteness test* ditentukan dari persamaan (25) dan (26). Dari uji tersebut diperoleh syarat maksimum untuk data dengan sinyal uji PRBS adalah:

$$|RN(i)| \leq \frac{2,17}{\sqrt{417}} = 0,106$$

TABLE 6
ESTIMASI AUTOKORELASI SINYAL UJI PRBS

No.	Perlakuan 1	Perlakuan 2
R (0)	0.00046	0.0039
RN (0)	1	1
RN (1)	-0.064	0.93
RN (2)	-0.079	0.902
RN (3)	0.095	0.876
RN (4)	0.106	0.825

Maka diperoleh syarat maksimum untuk data dengan sinyal uji kotak adalah:

$$|RN(i)| \leq \frac{2,17}{\sqrt{190}} = 0,092135483$$

TABLE 7
ESTIMASI AUTOKORELASI SINYAL UJI KOTAK

No.	Perlakuan 1	Perlakuan 2
R (0)	0.000712	0.0230
RN (0)	1	1
RN (1)	0.2526	0.9855
RN (2)	0.2906	0.9762
RN (3)	0.2968	0.9607
RN (4)	0.4262	0.9407

Maka diperoleh juga syarat maksimum untuk data dengan sinyal uji step adalah:

$$|RN(i)| \leq \frac{2,17}{\sqrt{88}} = 0,2313$$

TABLE 8
ESTIMASI AUTOKORELASI SINYAL UJI STEP

No.	Perlakuan 1	Perlakuan 2
R (0)	0.0003141	0.0061
RN (0)	1	1
RN (1)	0.1563	0.9697
RN (2)	-0.0622	0.9471
RN (3)	0.2585	0.9364
RN (4)	0.3321	0.9086

Dari ketiga macam sinyal uji, terlihat bahwa hanya dengan sinyal uji PRBS dan perlakuan 1 yang lolos *whiteness test*. Hal ini menunjukkan bahwa pada *noise*

pada percobaan dengan sinyal uji lain berkorelasi dengan data percobaan.

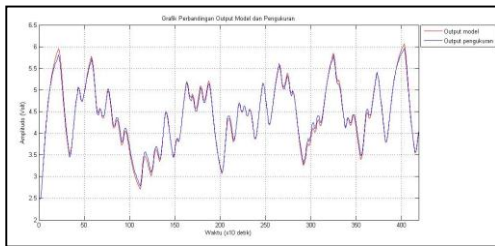
Uji Akaike's FPE (*Final Prediction Error*) mengacu pada persamaan (31) diperoleh hasil FPE yang ditunjukkan sbb:

$$FPE_{\text{perlakuan 1}} = 0,00047884$$

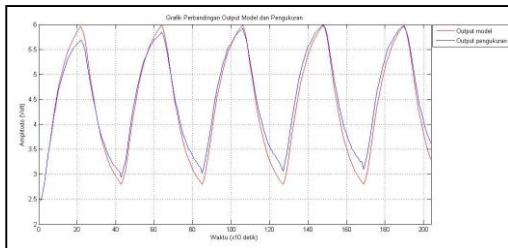
$$FPE_{\text{perlakuan 2}} = 0,0039$$

Terlihat dari perlakuan 1 memperoleh nilai FPE yang lebih kecil dari perlakuan 2 dan itu berarti pada perlakuan 1 error prediksi lebih kecil dan output model mendekati output pengukuran.

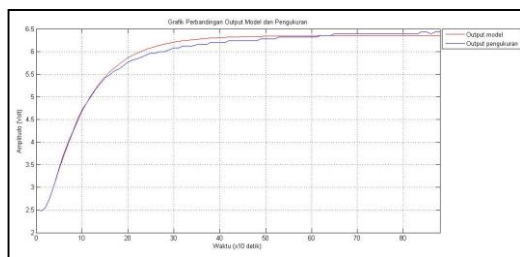
Uji keakuratan dilakukan dengan cara membandingkan antara keluaran model dengan plant yang sebenarnya yang diberi sinyal masukan PRBS, kotak, dan step. Gambar 16–18 menunjukkan perbandingan keduanya.



Gambar 16. Perbandingan Antara Output Plant dan Model dengan Input PRBS



Gambar 17. Perbandingan Antara Output Plant dan Model dengan Input Kotak



Gambar 18. Perbandingan Antara Output Plant dan Model dengan Input Unit Step

TABLE 9
PERBANDINGAN FIT DENGAN SINYAL UJI BERBEDA

Sinyal Uji	FIT (%)
PRBS	91.3989
Kotak	79.922
Step	91.532

Dari persamaan 23 dapat dihitung persentase fit antara data output pengukuran dan data output dari model seperti ditunjukkan oleh Tabel 9.

Dari Tabel 9 terlihat bahwa setiap pengujian menghasilkan nilai fit yang mendekati 100 dan itu berarti output model mendekati output pengukuran.

V. KESIMPULAN DAN PROSPEK

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan diperoleh hasil model identifikasi adalah $TF = \frac{0,036707z^{-3} + 0,024597z^{-2} + 0,02324z^{-1} + 0,007775}{-0,7239z^{-3} - 0,29944z^{-2} - 0,053383z^{-1} + 0,17119}$, hasil validasi Akaike's FPE sudah mendekati 0 yaitu 0.00047884 dan 0.0039 dan hasil Pengujian keakuratan dengan sinyal uji PRBS, kotak, step berturut-turut adalah 91.3989%, 79.922%, 91.532%.

Untuk membandingkan pengaruh hasil identifikasi terhadap struktur model dan metode identifikasi disarankan untuk mencoba struktur model lain seperti AR, ARMA, OE, dll dan metode identifikasi yang lain seperti ELS, RML, OEEPM, dll.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ogata, K. 2002. *Modern Control Engineering* 4th ed, New Jersey, USA. Prentice Hall.
- [2] Bobál V, J. Böhm, J. Fessl dan J. Macháček. 2005. *Digital Self-tuning Controllers Algorithms, Implementation and Applications*. Germany: Springer-Verlag London Limited.
- [3] Landau, Ioan dan Gianluca Zito. 2006. *Digital Control Systems Design, Identification and Implementation*. Germany: Springer-Verlag London Limited.
- [4] Ljung, Lennart. 1999. *System Identification Theory For The User* second edition. New Jersey: Prentice Hall.
- [5] ATMEL. 2007. ATMEGA8535/ATMEGA8535L, 8-bit AVR Microcontroller with 8 Kbytes in System Programable Flash..