

Estimasi Deviasi Parameter pada Motor DC Menggunakan *Sliding-Mode Observer* dan Algoritme *Least-Square*

Dzuhri Radityo Utomo¹, Muhammad Faris²

Intisari—Pemeliharaan suatu *plant* menjadi hal yang penting untuk menghindari terjadinya kegagalan pada operasi *plant* tersebut. Salah satu cara untuk mendeteksi adanya kegagalan pada *plant* adalah dengan melakukan estimasi parameter dari *plant* tersebut. Penyimpangan nilai parameter *plant* yang terlalu jauh dari nilai nominalnya dapat meningkatkan potensi terjadinya kegagalan pada *plant*. Dalam makalah ini, diusulkan suatu metode estimasi deviasi parameter sebuah sistem linear sebagai pengembangan dari metode estimasi deviasi parameter yang telah diusulkan sebelumnya. Komponen utama dalam sistem estimasi deviasi parameter ini adalah sebuah blok *observer* yang mengadopsi metode *sliding-mode observer* dan dikombinasikan dengan sebuah blok tapis adaptif. Blok tapis adaptif yang digunakan dalam metode estimasi deviasi parameter yang diusulkan ini mengadopsi algoritme *least-square*, alih-alih menggunakan algoritme *gradient-descent* yang diusulkan pada metode estimasi sebelumnya. Metode estimasi deviasi parameter yang diusulkan ini kemudian diujikan untuk melakukan proses estimasi deviasi parameter pada kasus *plant* sebuah motor DC. Hasil simulasi menunjukkan bahwa metode ini mempunyai akurasi yang baik dalam proses estimasi deviasi nilai parameter motor DC dengan galat maksimal hasil estimasi kurang dari 4%. Metode estimasi deviasi parameter yang diusulkan ini mampu mengestimasi deviasi nilai parameter motor DC, baik nilai deviasi yang bernilai konstan maupun nilai deviasi yang semakin besar seiring dengan berjalannya waktu. Selain itu, proses estimasi deviasi parameter menggunakan metode ini juga menghasilkan tingkat akurasi yang baik walaupun menggunakan isyarat masukan dengan frekuensi yang tidak terlalu tinggi. Metode estimasi deviasi parameter yang diusulkan ini cocok diadopsi dalam proses *monitoring* parameter sebuah sistem linear sehingga *fault* pada *plant* dapat dideteksi dan ditangani sebelum terjadinya kegagalan pada *plant*.

Kata Kunci—*Sliding-Mode Observer*, Deviasi Parameter, Algoritme *Least-Square*, Sistem Linear, Motor DC.

I. PENDAHULUAN

Pemeliharaan (*maintenance*) suatu *plant* merupakan bagian yang sangat penting dalam kelancaran operasi *plant* tersebut. Adanya kerusakan yang terjadi pada suatu *plant* akan menyebabkan terhambatnya operasi *plant* tersebut. Kerusakan dengan tingkat yang cukup parah dapat berakibat pada berhentinya operasi dari *plant* tersebut. Hal ini tentu saja bukanlah suatu hal yang baik, apalagi bagi *plant* yang berada dalam suatu industri. Kerusakan fatal pada *plant* tersebut dapat

berakibat pada berhentinya proses produksi, sehingga menimbulkan kerugian yang cukup besar, baik dari segi biaya maupun waktu, bagi industri tersebut. Selain itu, proses perbaikan yang dilakukan ketika suatu *plant* sudah berada dalam tingkat kerusakan yang cukup parah juga memerlukan biaya yang cukup tinggi, sehingga akan memperparah kerugian finansial yang dialami oleh industri tersebut.

Proses pemeliharaan yang dilakukan setelah terjadinya kerusakan pada *plant* biasanya disebut sebagai *reactive maintenance* [1]. Ada pula jenis pemeliharaan yang dilakukan melalui pemantuan secara berkala (*periodis*). Akan tetapi, bagi suatu *plant* dengan beban kerja yang tinggi, keterlambatan dalam proses pemeliharaan sering terjadi karena komponen-komponen pada *plant* tersebut mengalami degradasi yang lebih cepat dari yang diperkirakan sebelumnya. Sebagai akibatnya, *plant* tersebut akan terlanjur mengalami kegagalan tanpa terdeteksi sebelumnya. Untuk mengatasi hal tersebut, diperlukan suatu proses *monitoring* yang kontinu sehingga munculnya potensi kegagalan pada suatu *plant* dapat terdeteksi secara dini dan tindakan antisipasi dapat dilakukan sebelum *plant* tersebut mengalami kerusakan yang lebih parah.

Pemeliharaan suatu *plant* banyak menggunakan data statistis sebagai dasarnya [2]-[4]. Akan tetapi, pada perkembangan selanjutnya, pemeliharaan berbasis model menjadi metode pemeliharaan yang lebih populer untuk digunakan [5]-[12]. Dengan berbasis pada model matematis dari *plant* tersebut, cakupan penyelesaian masalah yang ditawarkan menjadi lebih luas. Metode pemeliharaan berbasis model ini juga dapat digunakan untuk melakukan proses identifikasi lokasi kesalahan yang terjadi pada *plant* tersebut. Sebagai contoh, metode deteksi kesalahan yang berhubungan dengan masukan sebuah *plant* (*actuator fault signal detection*) telah diusulkan pada [13]-[16], sedangkan metode deteksi kesalahan yang berhubungan dengan keluaran sebuah *plant* (*sensor fault signal detection*) telah diusulkan pada [17]-[20]. Selain adanya kesalahan pada aktuator (masukan) maupun sensor (keluaran), kesalahan yang mungkin terjadi pada sebuah *plant* adalah akibat adanya deviasi nilai parameter-parameter pada *plant* tersebut dari nilai normalnya. Deviasi nilai parameter tersebut dapat terjadi karena proses pengoperasian *plant* secara terus-menerus, sehingga muncul perubahan pada nilai parameter-parameter tersebut. Proses perubahan nilai parameter tersebut biasanya terjadi secara perlahan. Akan tetapi, dalam waktu yang lama, deviasi nilai parameter dari *plant* tersebut dapat menjadi cukup besar dan berada di luar ambang batas normalnya, sehingga meningkatkan potensi terjadinya kerusakan fatal pada *plant*. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode estimasi deviasi nilai parameter sebuah *plant*. Dengan adanya metode estimasi tersebut, diharapkan proses pendeteksian kesalahan yang terjadi pada suatu *plant* dapat

¹ Departemen Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, Universitas Gadjah Mada, Jl. Grafika No. 2 Kampus UGM, Yogyakarta 55281 INDONESIA (telp: 0274-552305; fax: 0274-547506; email: dzuhri.r.u@ugm.ac.id)

² Department of Electrical Engineering, Chalmers University of Technology, SE-412 96 Gothenburg SWEDIA (telp: +46 (0)31-772 10 00; email: farism@chalmers.se)

dilakukan secara dini, sebelum terjadinya kerusakan fatal pada *plant* tersebut.

Tujuan penelitian yang dipaparkan dalam makalah ini adalah untuk melakukan estimasi deviasi nilai parameter suatu *plant*. Proses estimasi ini dilakukan dengan menggabungkan metode rekonstruksi sinyal kesalahan aktuator menggunakan *sliding-mode observer* (SMO) dengan metode estimasi menggunakan algoritme *least-square* untuk melakukan estimasi deviasi nilai parameter suatu *plant* berdasarkan hasil rekonstruksi sinyal kesalahan aktuator yang telah didapat sebelumnya. Metode yang diusulkan pada makalah ini merupakan pengembangan dari metode yang diusulkan pada [21]. Perbedaan utamanya terletak pada penggunaan algoritme *least-square*, alih-alih menggunakan algoritme *gradient descent* [21]. Penggunaan algoritme *least-square* ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi hasil estimasi parameter *plant* yang baik walaupun hanya menggunakan sinyal dengan frekuensi rendah.

Makalah ini ditulis dengan susunan sebagai berikut. Pertama-tama, Bagian II menjelaskan beberapa tinjauan pustaka mengenai model matematis sebuah *plant* dengan kesalahan aktuator, rekonstruksi sinyal kesalahan aktuator menggunakan SMO, dan metode estimasi deviasi parameter sebuah *plant* yang telah diusulkan pada [21]. Selanjutnya, Bagian III menjelaskan mengenai model matematis sebuah motor DC yang dilanjutkan dengan penjelasan mengenai metode estimasi deviasi parameter motor DC yang diusulkan pada makalah ini. Sebagai verifikasi dari efektivitas metode yang diusulkan, beberapa hasil simulasi dan pembahasannya dijelaskan pada Bagian IV. Terakhir, makalah ini ditutup dengan pemberian beberapa kesimpulan pada Bagian V.

II. KESALAHAN AKTUATOR DAN ESTIMASI DEVIASI PARAMETER

A. Model Matematis Plant dengan Kesalahan Aktuator

Sebuah sistem *linear time-invariant* (LTI) dapat dimodelkan dengan sebuah persamaan keadaan (*state equation*) seperti ditunjukkan oleh persamaan berikut.

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \quad (1)$$

$$y(t) = Cx(t) \quad (2)$$

dengan $x \in \mathbb{R}^n$, $u \in \mathbb{R}^m$, dan $y \in \mathbb{R}^p$ adalah vektor keadaan, vektor masukan, dan vektor keluaran dari *plant* tersebut, serta n , m , dan p adalah jumlah keadaan, masukan, dan keluaran dari *plant* tersebut. Nilai dari matriks $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $B \in \mathbb{R}^{n \times m}$, dan $C \in \mathbb{R}^{p \times n}$ akan menentukan karakteristik *plant* tersebut. Apabila muncul sebuah gangguan pada aktuator dari *plant*, *plant* tersebut dapat dimodelkan menggunakan persamaan matematis berikut.

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + \mu(t) \quad (3)$$

$$y(t) = Cx(t) \quad (4)$$

dengan $\mu \in \mathbb{R}^n$ adalah *disturbance vector* yang muncul akibat adanya gangguan pada aktuator dari *plant* tersebut [14], [15].

Proses estimasi nilai vektor keadaan $x(t)$ dari *plant* tersebut dapat dilakukan dengan menggunakan sebuah sistem *observer* dengan persamaan dinamis berikut,

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + F[y(t) - C\hat{x}(t)] \quad (5)$$

untuk mereplikasi dinamika dari *plant* yang hendak diestimasi, dengan $F \in \mathbb{R}^{n \times p}$ didefinisikan sebagai matriks *gain* dari sistem *observer* ini. Sistem *observer* seperti ini biasa disebut sebagai *observer* Luenberger [22]. Didefinisikan sebuah variabel $e(t)$ dengan nilai sebagai berikut.

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t). \quad (6)$$

Variabel ini disebut sebagai *state estimation error*, yang merepresentasikan perbedaan nilai antara vektor keadaan $\hat{x}(t)$ hasil estimasi *observer* dengan nilai vektor keadaan $x(t)$ yang sebenarnya. Dari (3)-(6), didapatkan dinamika dari $e(t)$ tersebut seperti ditunjukkan (7).

$$\dot{e}(t) = (A - FC)e(t) + \mu(t). \quad (7)$$

Jika diasumsikan bahwa sistem tersebut tidak mengalami gangguan pada aktuator ($\mu = 0$), maka $e \rightarrow 0$ ketika $t \rightarrow \infty$ dengan syarat semua *eigenvalue* dari matriks $(A - FC)$ bernilai stabil. Akibatnya, nilai vektor keadaan $\hat{x}(t)$ dari sistem *observer* tersebut akan sama dengan nilai vektor keadaan $x(t)$ dari *plant* yang sebenarnya.

Akan tetapi, hal ini tidak terjadi ketika *plant* tersebut mengalami kesalahan aktuator. Seperti yang terlihat pada (7), akibat adanya sinyal kesalahan aktuator $\mu(t)$, nilai dari $e(t)$ tidak akan mencapai nilai nol, sehingga sistem *observer* tersebut tidak mampu melakukan estimasi nilai vektor keadaan dengan baik. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah sistem *observer* yang mampu meredam efek adanya sinyal kesalahan aktuator tersebut dan juga mampu melakukan proses rekonstruksi dari sinyal tersebut, yang selanjutnya dapat digunakan untuk memperbaiki kinerja *plant*.

B. Rekonstruksi Sinyal Kesalahan Aktuator Menggunakan Sliding-mode Observer (SMO)

Sliding-mode adalah metode pengendalian suatu sistem dengan menggunakan *switched control law* untuk membawa dan mempertahankan keadaan suatu sistem agar berada pada keadaan tertentu yang sudah didefinisikan sebelumnya [20]. Metode ini juga dapat diadopsi ke dalam sebuah sistem *observer* untuk mempertahankan nilai *state estimation error* agar selalu bernilai nol. Oleh karena itu, tipe *observer* seperti ini disebut sebagai SMO.

Persamaan dinamis dari sebuah SMO ditunjukkan oleh persamaan berikut.

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + Gv(e_y(t)) \quad (8)$$

dengan

$$e_y(t) = y(t) - C\hat{x}(t) \quad (9)$$

didefinisikan sebagai *output estimation error*, $v \in \mathbb{R}^p$ merupakan sinyal pengendali yang nilainya bergantung pada nilai vektor keluaran dari *plant* $y(t)$ dan nilai estimasi vektor keadaan $\hat{x}(t)$, dan $G \in \mathbb{R}^{n \times p}$ didefinisikan sebagai matriks *gain* dari sistem SMO ini. Untuk selanjutnya, akan ditinjau sebuah *plant* khusus yang mempunyai karakteristik sebagai berikut.

$$n = p \tag{10}$$

$$C = G = I_n \tag{11}$$

dengan I_n didefinisikan sebagai matriks identitas dengan ukuran $n \times n$. Persamaan (10) mengindikasikan bahwa jumlah keluaran dari *plant* tersebut (p) sama dengan jumlah keadaan dari *plant* tersebut (n), sedangkan (11) mengindikasikan bahwa semua keadaan dari *plant* tersebut dapat diukur dan menjadi keluaran dari *plant* tersebut.

Dengan menggunakan informasi ini, (8) dapat dituliskan menjadi

$$\hat{x}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + v(e(t)) \tag{12}$$

dengan mengasumsikan bahwa $G = I_n$. Dari (3), (6), dan (12), didapatkan dinamika dari *state estimation error* dari *observer* tersebut, seperti ditunjukkan oleh (13).

$$\dot{e}(t) = Ae(t) + \mu(t) - v(e(t)). \tag{13}$$

Ide utama dari sebuah SMO adalah mengatur nilai sinyal pengendali v berdasarkan nilai $e(t)$ sebagai berikut.

$$v(t) = -\rho \frac{e(t)}{|e(t)|} = -\rho \text{sign}(e(t)) \tag{14}$$

dengan ρ merupakan amplitudo sinyal pengendali v ini. Pengaturan sinyal pengendali menggunakan (14) ini akan membawa dan mempertahankan nilai $e(t)$ agar selalu bernilai nol. Akibatnya, karena nilai $e(t)$ dipaksa bernilai konstan (nol), maka $\dot{e}(t) = 0$. Dengan memanfaatkan kedua informasi tersebut, dapat dibuktikan dari (13) bahwa

$$v(t) = \mu(t) \tag{15}$$

yang mengindikasikan bahwa sinyal pengendali $v(t)$ pada SMO akan selalu berusaha untuk menghilangkan efek dari sinyal kesalahan aktuator $\mu(t)$, sehingga nilai $e(t)$ dapat selalu dipertahankan agar bernilai nol. Selain itu, (15) juga mengindikasikan bahwa sinyal kesalahan aktuator $\mu(t)$ tersebut dapat direkonstruksi dengan cara melihat bentuk sinyal pengendali $v(t)$. Selanjutnya, informasi ini dapat digunakan untuk melakukan proses identifikasi dan isolasi kesalahan pada aktuator. Informasi ini juga dapat digunakan untuk melakukan estimasi deviasi parameter dari *plant* tersebut seperti yang akan dijelaskan pada Bagian II.C.

C. Metode Estimasi Deviasi Parameter Sebuah Plant

Parameter sebuah *plant* dapat berubah seiring dengan berjalannya waktu. Faktor lingkungan, suhu, maupun kondisi tempat *plant* tersebut berada dapat menyebabkan perubahan nilai parameter-parameter *plant* tersebut. Sebagai akibatnya, nilai matriks keadaan A dan matriks masukan B dari model persamaan keadaan *plant* tersebut seperti ditunjukkan oleh (1) juga mengalami perubahan.

Didefinisikan bahwa nilai matriks A dan B dari persamaan keadaan sebuah *plant* adalah sebagai berikut.

$$A = A_o + \Delta A \tag{16}$$

$$B = B_o + \Delta B \tag{17}$$

dengan A_o, B_o merupakan nilai awal kedua matriks tersebut, sedangkan $\Delta A, \Delta B$ merupakan nilai deviasinya seiring dengan berjalannya waktu. Akibatnya, persamaan keadaan dari *plant* tersebut dapat dituliskan sebagai

$$\dot{x}(t) = A_o x(t) + B_o u(t) + \mu_\Delta(t) \tag{18}$$

dengan

$$\mu_\Delta(t) = \Delta A x(t) + \Delta B u(t) = Wz(t) \tag{19}$$

adalah sinyal kesalahan akibat adanya deviasi dari parameter-parameter *plant* tersebut, dengan

$$W = [\Delta A \quad \Delta B] \quad ; \quad z(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ u(t) \end{bmatrix}. \tag{20}$$

Sistem *observer* yang digunakan adalah sebuah sistem SMO dengan persamaan dinamika sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \hat{x}(t) = & (A_o + \Delta \hat{A})\hat{x}(t) + (B_o + \Delta \hat{B})u(t) + \\ & (A_{obs} - A_o)e(t) + v(e(t)) \end{aligned} \tag{21}$$

sehingga didapatkan persamaan dinamika *state estimation error* sebagai berikut.

$$\dot{e}(t) = (A_{obs} + \Delta A)e(t) + e_w \dot{z}(t) - v(e(t)) \tag{22}$$

dengan

$$e_w = [(\Delta A - \Delta \hat{A}) \quad (\Delta B - \Delta \hat{B})] = W - \hat{W} \tag{23}$$

$$\dot{z}(t) = \begin{bmatrix} \dot{\hat{x}}(t) \\ \dot{u}(t) \end{bmatrix} \tag{24}$$

dan $\Delta \hat{A}, \Delta \hat{B}$ merupakan hasil estimasi deviasi parameter *plant* tersebut. Matriks A_{obs} dipilih untuk mengatur posisi *pole* dari persamaan dinamika *state estimation error* tersebut. Dari (22), dapat dilihat bahwa dalam keadaan *steady-state*,

$$v(t) = e_w \dot{z}(t), \tag{25}$$

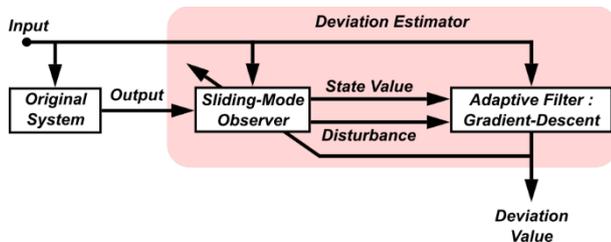
yang mengindikasikan bahwa sinyal pengendali $v(t)$ mengandung informasi mengenai galat estimasi deviasi parameter ΔA dan ΔB . Kemudian, sinyal ini dapat dimanfaatkan untuk melakukan estimasi nilai deviasi kedua parameter tersebut [21].

Proses estimasi ini dapat dilakukan dengan menggunakan sebuah sistem yang ditunjukkan oleh Gbr. 1. Informasi mengenai nilai vektor keadaan, vektor masukan, dan juga rekonstruksi sinyal kesalahan lalu diolah oleh sebuah tapis adaptif (*adaptive filter*) untuk proses estimasi nilai deviasi parameter ΔA dan ΔB . Pada [21], proses estimasi tersebut dilakukan dengan menggunakan algoritme *gradient descent* melalui (26).

$$\hat{W}_k = \hat{W}_{k-1} + \Lambda \hat{z}_k v_k^T \tag{26}$$

dengan \hat{W}_k merupakan hasil estimasi deviasi parameter pada indeks waktu k , $\hat{z}_k = \hat{z}(kT_s)$, $v_k = v(kT_s)$, $\Lambda \in \mathbb{R}^n$ merupakan *step-size matrix*, dan T_s adalah interval waktu dari proses estimasi tersebut.

Algoritme ini berhasil melakukan proses estimasi deviasi parameter dengan akurasi yang cukup baik. Akan tetapi,



Gbr. 1 Sistem estimasi deviasi parameter dengan menggunakan algoritme *gradient-descent*.

akurasi hasil estimasi tersebut sangat bergantung pada sinyal masukan yang diberikan kepada *plant* tersebut. Sistem ini mampu memberikan hasil estimasi yang akurat ketika *plant* tersebut diberikan sinyal masukan dengan frekuensi di atas frekuensi *cut-off* dari *plant* tersebut. Tentu saja hal ini tidak selalu dapat dilakukan karena dapat menyebabkan kerusakan pada beberapa *plant* tertentu. Oleh karena itu, diperlukan sebuah algoritme estimasi yang lebih baik sehingga proses estimasi dapat memberikan hasil yang akurat walaupun hanya diberikan sinyal masukan dengan frekuensi yang tidak terlalu tinggi.

III. PROSES ESTIMASI DEVIASI PARAMETER MOTOR DC

A. Model Matematis Plant Motor DC

Sebuah motor DC dapat dimodelkan dengan menggunakan model sistem LTI. Terdapat dua macam persamaan diferensial yang digunakan untuk memodelkan karakteristik sebuah motor DC [23]. Persamaan pertama merepresentasikan dinamika arus I_a yang mengalir pada *armature* motor DC tersebut. Dengan menggunakan hukum Kirchhoff, didapatkan persamaan berikut.

$$\dot{I}_a(t) = -\left(\frac{K_b}{L}\right)\omega(t) - \left(\frac{R}{L}\right)I_a(t) + \left(\frac{1}{L}\right)e_a(t) \quad (27)$$

dengan L , R , dan e_a merupakan induktansi, resistansi, dan tegangan masukan dari *armature*, sedangkan K_b dan ω merupakan konstanta *back-emf* dan kecepatan sudut motor. Persamaan kedua merepresentasikan dinamika kecepatan sudut rotor ω berdasarkan hukum Newton, seperti yang ditunjukkan oleh persamaan berikut.

$$\dot{\omega}(t) = -\left(\frac{B_v}{J}\right)\omega(t) + \left(\frac{K_t}{J}\right)I_a(t) \quad (28)$$

dengan mengasumsikan bahwa tidak ada torsi luar yang bekerja pada motor. Pada (28), B_v , J , dan K_t merupakan koefisien gesekan, momen inersia, dan konstanta torsi motor tersebut.

Dari (27) dan (28), sebuah motor DC dapat dimodelkan dengan menggunakan persamaan keadaan seperti ditunjukkan oleh (1), dengan $x(t)$, A , dan B didefinisikan sebagai berikut.

$$x(t) = \begin{bmatrix} \omega(t) \\ I_a(t) \end{bmatrix}; \quad A = \begin{bmatrix} -\frac{B_v}{J} & \frac{K_t}{J} \\ -\frac{K_b}{L} & -\frac{R}{L} \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{L} \end{bmatrix} \quad (29)$$

dengan mengasumsikan bahwa $K_i = K_t = K$. Dari (29), apabila telah diketahui nilai dari matriks keadaan A dan matriks masukan B tersebut, dapat diketahui pula nilai parameter-parameter motor DC tersebut sebagai berikut.

$$L = \frac{1}{b_{21}} \quad (30)$$

$$R = -a_{22}L = -\frac{a_{22}}{b_{21}} \quad (31)$$

$$K = -a_{21}L = -\frac{a_{21}}{b_{21}} \quad (32)$$

$$J = \frac{K}{a_{12}} = -\frac{a_{21}}{a_{12}b_{21}} \quad (33)$$

$$B_v = -a_{11}J = \frac{a_{11}a_{21}}{a_{12}b_{21}} \quad (34)$$

dengan a_{ij} dan b_{ij} merupakan komponen baris ke- i kolom ke- j dari matriks A dan B . Dari (30)-(34), dapat dilihat bahwa nilai parameter-parameter dari sebuah motor DC dapat diestimasi menggunakan hasil estimasi keadaan dan matriks masukan dari *plant* motor DC tersebut. Konsep inilah yang menjadi dasar dari metode estimasi deviasi parameter motor DC yang diusulkan pada Bagian III.B.

B. Metode Estimasi yang Diusulkan

Secara umum, deviasi parameter pada sebuah *plant* bukanlah suatu perubahan yang cepat, tetapi berlangsung secara perlahan-lahan. Oleh karena itu, proses estimasi deviasi parameter tersebut tidak harus dilakukan secara terus-menerus, tetapi dilakukan secara berkala dengan interval waktu yang tidak terlalu cepat. Misalnya, estimasi dilakukan per menit, per jam, atau bahkan per hari. Interval waktu tersebut dapat ditentukan bergantung pada besarnya efek deviasi parameter tersebut dalam kinerja sebuah *plant*. Akan tetapi, akurasi dari proses estimasi tersebut menjadi suatu hal yang penting, sehingga diharapkan akan didapatkan informasi yang akurat mengenai kondisi *plant* tersebut.

Penggunaan algoritme *gradient descent* pada [21] mempunyai kelebihan, yaitu proses estimasinya dapat berlangsung secara terus-menerus dengan beban komputasi yang rendah. Namun, akurasi hasil estimasi algoritme tersebut tidaklah terlalu baik. Oleh karena itu, pada makalah ini, algoritme *least-square* diusulkan sebagai pengganti algoritme *gradient descent*. Proses estimasi menggunakan algoritme *least-square* ini dilakukan menggunakan persamaan berikut.

$$\hat{W}_k = \hat{W}_{k-1} + (\hat{Z}_k \hat{Z}_k^T)^{-1} (\hat{Z}_k V_k^T) \quad (35)$$

dengan

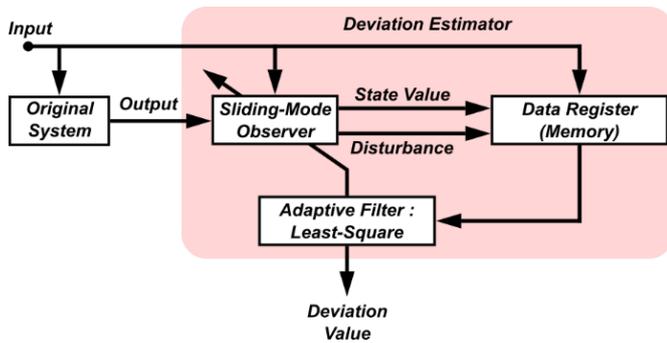
$$\hat{Z}_k = [\hat{z}_{k,(N-1)} \quad \hat{z}_{k,(N-2)} \quad \dots \quad \hat{z}_{k,1} \quad \hat{z}_{k,0}] \quad (36)$$

$$V_k = [v_{k,(N-1)} \quad v_{k,(N-2)} \quad \dots \quad v_{k,1} \quad v_{k,0}] \quad (37)$$

$$\hat{z}_{k,s} = \hat{z}(kT_s - sT_d); \quad v_{k,s} = v(kT_s - sT_d). \quad (38)$$

Pada (36)-(38), N merupakan panjang data yang hendak dimasukkan ke dalam proses estimasi, sedangkan T_d merupakan periode pencuplikan data. Diagram blok sistem estimasi deviasi parameter menggunakan algoritme *least-square* ini ditunjukkan pada Gbr. 2.

Algoritme *least-square* mempunyai beban komputasi yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan algoritme *gradient descent* karena melibatkan perhitungan nilai *inverse* sebuah matriks. Akan tetapi, algoritme ini mempunyai akurasi hasil



Gbr. 2 Sistem estimasi deviasi parameter yang diusulkan dengan menggunakan algoritme *least-square*.

TABEL I
DATASHEET MOTOR DC YANG DIPILIH UNTUK SIMULASI

Simbol	Parameter	Nilai	Satuan
P	Daya mekanis	579	kW
U	Tegangan masukan	460	V
I	Arus <i>armature</i>	1.340	A
n_{rpm}	Kecepatan putaran rotor	835	rpm
L	Induktansi <i>armature</i>	0,25	mH
R	Resistansi <i>armature</i>	19	m Ω
τ	Torsi	6.625	N.m
J	Momen inersia	28,3	kg.m ²

estimasi yang lebih baik. Oleh karena itu, algoritme *least-square* ini sangat cocok diterapkan untuk proses estimasi deviasi parameter sebuah *plant* dengan proses perubahan yang lambat, tetapi membutuhkan tingkat akurasi yang tinggi.

IV. HASIL SIMULASI DAN PEMBAHASAN

A. Pemilihan Parameter Motor DC

Sebagai proses verifikasi dari efektivitas metode estimasi yang diusulkan pada Bagian III.B, dilakukan simulasi estimasi parameter dengan menggunakan *plant* motor DC. Nilai parameter motor DC yang digunakan dalam simulasi ini diambil dari *datasheet* sebuah motor DC dengan kapasitas daya lebih dari 570 kW [24].

Dari *datasheet* yang ditunjukkan pada Tabel I, nilai parameter L , R , dan J dari motor DC tersebut dapat langsung diketahui. Sementara itu, nilai parameter B_v , K_t , dan K_b dapat dihitung menggunakan persamaan-persamaan berikut.

$$B_v = \frac{\tau}{\omega_m} \tag{39}$$

$$K_t = \frac{\tau}{I} \tag{40}$$

$$K_b = \frac{U-IR}{\omega_m} \tag{41}$$

dengan

$$\omega_m = 2\pi \left(\frac{n_{rpm}}{60} \right). \tag{42}$$

Dengan menggunakan (39)-(42), nilai parameter motor DC tersebut dapat dihitung dan hasilnya disajikan pada Tabel II.

Dengan menggunakan nilai parameter motor DC seperti yang ditunjukkan oleh Tabel II, nilai matriks A dan B pada simulasi ini adalah sebagai berikut.

TABEL II
NILAI PARAMETER MOTOR DC YANG DIPILIH UNTUK SIMULASI

Simbol	Parameter	Nilai	Satuan
B_v	Koefisien gesekan	75,8	N.m/(rad/detik)
K_t	Konstanta torsi	4,94	N.m/A
K_b	Konstanta <i>back-emf</i>	4,97	V/(rad/detik)
L	Induktansi <i>armature</i>	0,25	mH
R	Resistansi <i>armature</i>	19	m Ω
J	Momen inersia	28,3	kg.m ²

$$A = \begin{bmatrix} -2,68 & 0,175 \\ -1,98 \times 10^4 & -76,0 \end{bmatrix} ; B = \begin{bmatrix} 0 \\ 4000 \end{bmatrix} \tag{43}$$

B. Simulasi Proses Estimasi Parameter Motor DC

Pada bagian ini, dilakukan simulasi proses estimasi parameter motor DC menggunakan metode estimasi yang diusulkan. Simulasi ini diawali dengan melakukan inialisasi nilai matriks A dan B (A_o dan B_o) sebagai berikut

$$A_o = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} ; B_o = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \tag{44}$$

dan pada akhir simulasi diharapkan diperoleh hasil deviasi parameter ΔA dan ΔB sebagai berikut.

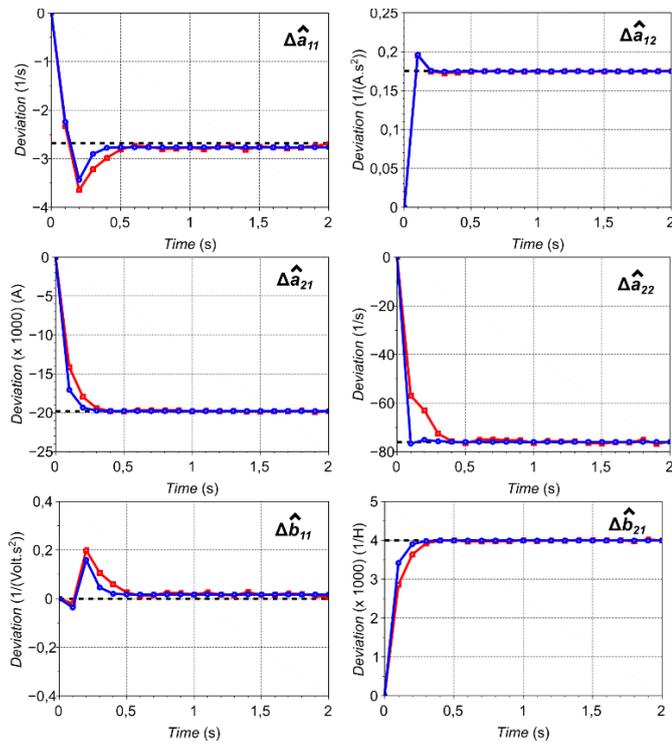
$$\Delta A = \begin{bmatrix} -2,68 & 0,175 \\ -1,98 \times 10^4 & -76,0 \end{bmatrix} ; \Delta B = \begin{bmatrix} 0 \\ 4000 \end{bmatrix} \tag{45}$$

yaitu sama dengan nilai matriks A dan B yang ditunjukkan pada (43).

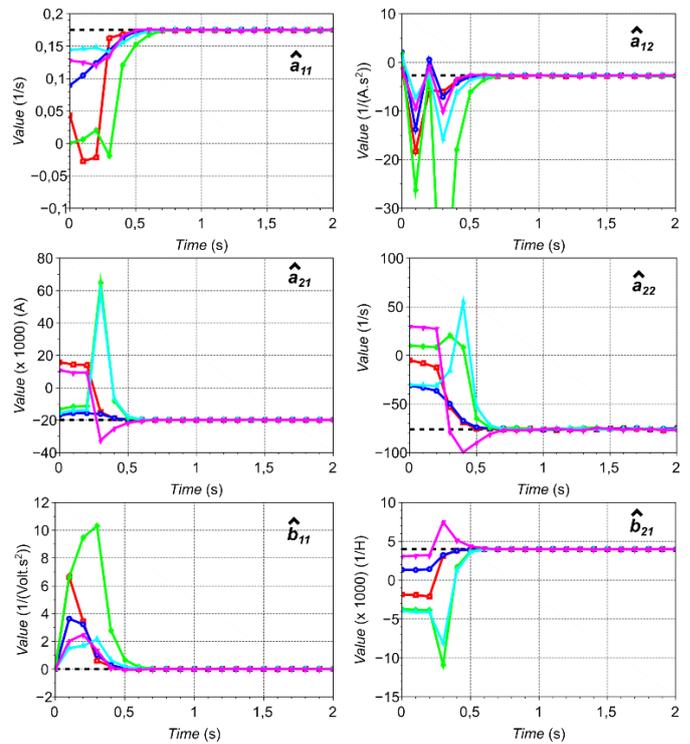
Simulasi dilakukan dengan menggunakan metode *ODE solver RK4* (*4th Order Runge-Kutta*). Posisi *pole* dari *plant* ini adalah pada $s = -39,3 \pm j46,1$ rad/s, sehingga $|s| = 60,6$ rad/s. Karena *plant* motor DC ini bersifat kontinu, agar tidak hilang karakteristik kontinuitasnya, periode *sampling* T_{samp} dari simulasi ini ditentukan agar bernilai $T_{samp} < 1/(100|s|)$. Makin kecil nilai T_{samp} , makin akurat hasil simulasinya (mendekati karakteristik dari *plant* yang sebenarnya). Akan tetapi, proses komputasi yang harus dilakukan juga akan semakin berat. Dengan mempertimbangkan hal-hal tersebut, proses simulasi pada makalah ini menggunakan periode *sampling* $T_{samp} = 50 \mu s$.

Gbr. 3 menunjukkan grafik estimasi nilai deviasi $\Delta \hat{A}$ dan $\Delta \hat{B}$ sebagai fungsi waktu ketika sistem motor DC diberi masukan berupa isyarat sinusoidal dengan frekuensi 10 Hz, tanpa dan dengan tambahan derau. Dari Gbr. 3 terlihat bahwa nilai deviasi ΔA dan ΔB berhasil diestimasi menggunakan metode estimasi yang diusulkan. Selain itu, ketika sistem terkontaminasi derau, proses estimasi nilai deviasi ΔA dan ΔB masih dapat dilakukan dengan baik. Investigasi lebih lanjut masih perlu dilakukan untuk mempelajari kemampuan metode ini melakukan proses estimasi ketika sistem motor DC terkena derau yang lebih besar.

Selain itu, metode estimasi ini juga mampu melakukan proses estimasi dengan nilai awal A_o dan B_o selain yang ditunjukkan pada (44). Gbr. 4 menunjukkan grafik estimasi nilai matriks A dan B (\hat{A} dan \hat{B}) sebagai fungsi waktu untuk berbagai macam nilai awal A_o dan B_o . Dari Gbr. 4 terlihat bahwa hasil estimasi semua elemen matriks A dan B berhasil



Gbr. 3 Grafik estimasi nilai deviasi $\Delta \hat{A}$ dan $\Delta \hat{B}$ sebagai fungsi waktu dengan masukan sinusoidal dengan frekuensi 10 Hz, tanpa (lingkaran-biru) dan dengan tambahan derau (kotak-merah).



Gbr. 4 Grafik estimasi nilai matriks A dan B (\hat{A} dan \hat{B}) sebagai fungsi waktu untuk berbagai macam nilai awal A_0 dan B_0 .

TABEL III
PERBANDINGAN HASIL ESTIMASI NILAI PARAMETER MOTOR DC

Symbol	Nilai Estimasi	Nilai Asli	Satuan	Galat (%)
\hat{B}_v	78,4	75,8	N.m/(rad/detik)	3,43
$\hat{R}_t = \hat{R}$	4,96	4,94	N.m/A	0,31
$\hat{R}_b = \hat{R}$	4,96	4,97	V/(rad/detik)	0,20
\hat{L}	24,9	0,25	mH	0,25
\hat{R}	19,2	19	mΩ	1,32
\hat{J}	28,4	28,3	kg.m ²	0,28

konvergen mendekati nilai yang sebenarnya untuk semua nilai awal A_0 dan B_0 .

Tabel III menunjukkan hasil estimasi parameter motor DC yang diperoleh dari hasil estimasi nilai matriks A dan B (\hat{A} dan \hat{B}). Dari perbandingan antara nilai asli dengan nilai estimasi parameter motor DC pada Tabel III, dapat dilihat bahwa proses estimasi parameter motor DC ini dapat dilakukan dengan cukup baik menggunakan metode yang diajukan. Hal ini ditunjukkan dengan cukup dekatnya nilai hasil estimasi dengan nilai asli parameter motor DC dengan galat estimasi sebagian besar parameter kurang dari 0,5% dan galat maksimal kurang dari 3,5%.

Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, posisi *pole* sistem motor DC pada kasus ini adalah pada $|s| = 60,6 \text{ rad/s} \approx 10 \text{ Hz}$, yang menunjukkan bahwa frekuensi *cut-off* sistem ini berada pada kisaran 10 Hz. Seluruh simulasi yang telah dilakukan juga menggunakan isyarat sinusoidal dengan frekuensi 10 Hz. Akan tetapi, dapat dilihat bahwa proses estimasi parameter motor DC dengan menggunakan metode yang diusulkan tersebut masih

TABEL IV

SKENARIO PENGUJIAN ESTIMASI DEVIASI PARAMETER MOTOR DC

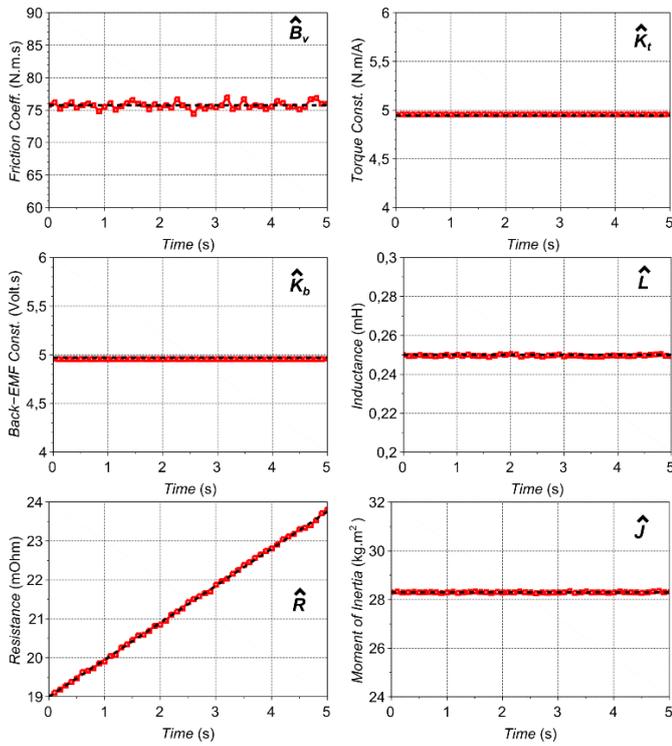
Skenario	Kondisi	Deskripsi
I	$R \uparrow$	Peningkatan nilai resistansi <i>armature</i> .
II	$B_v \uparrow$	Peningkatan nilai koefisien gesek.
III	$B_v \uparrow$ dan $J \uparrow$	Peningkatan nilai koefisien gesek dan total momen inersia rotor dan beban.

dapat menghasilkan akurasi yang sangat baik. Hal ini menunjukkan bahwa dengan mengadopsi algoritme *least-square*, proses estimasi parameter masih mampu menghasilkan akurasi yang baik walaupun dengan frekuensi isyarat masukan yang tidak terlalu tinggi.

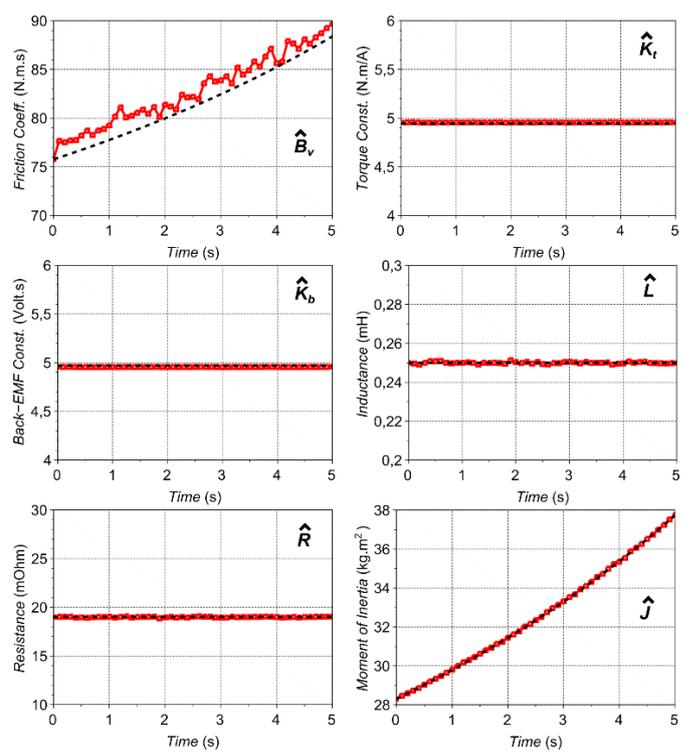
C. Simulasi Proses Estimasi Deviasi Parameter Motor DC

Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, seiring dengan berjalannya waktu, nilai parameter motor DC akan mengalami deviasi. Deviasi nilai ini umumnya mempunyai karakteristik yang cukup lambat. Metode estimasi yang diusulkan dalam makalah ini juga diharapkan memiliki kemampuan untuk melakukan proses estimasi deviasi nilai parameter motor DC ini. Berdasarkan estimasi nilai deviasi parameter ini, proses pemeliharaan dapat dilakukan sebelum terjadinya kerusakan fatal pada *plant* motor DC.

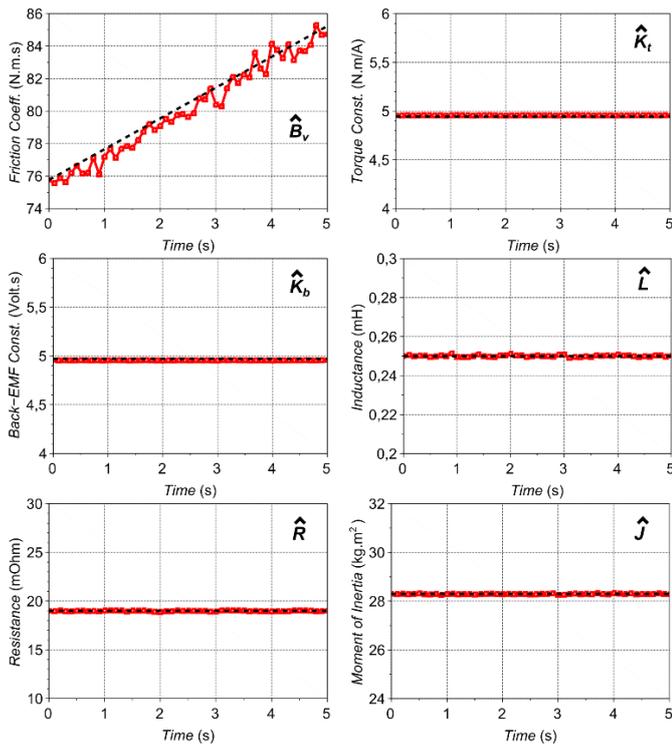
Dalam pengujian ini, digunakan tiga macam skenario seperti yang ditunjukkan pada Tabel IV. Pada Skenario I, disimulasikan keadaan ketika terjadi peningkatan nilai resistansi *armature* R yang dapat terjadi, salah satunya, akibat kenaikan suhu *armature*. Kemudian, pada Skenario II disimulasikan keadaan ketika terjadi peningkatan nilai koefisien gesek B_v . Terakhir, pada Skenario III disimulasikan



Gbr. 5 Grafik estimasi deviasi parameter motor DC untuk Skenario I.



Gbr. 7 Grafik estimasi deviasi parameter motor DC untuk Skenario III.



Gbr. 6 Grafik estimasi deviasi parameter motor DC untuk Skenario II.

keadaan ketika terjadi peningkatan nilai koefisien gesek B_v yang secara bersamaan juga terjadi peningkatan nilai momen inersia J , yang dapat terjadi ketika ada penambahan beban yang terhubung pada rotor.

Gbr. 5 sampai Gbr. 7 menunjukkan hasil simulasi proses estimasi deviasi parameter motor DC untuk ketiga skenario

TABEL V
GALAT MAKSIMAL HASIL ESTIMASI PARAMETER MOTOR DC

Skenario	Galat Maksimal (%)					
	B_v	K_t	K_b	L	R	J
I	1,75	0,28	0,27	0,42	0,33	0,18
II	1,76	0,27	0,29	0,58	0,54	0,15
III	3,72	0,28	0,29	0,54	0,57	0,27

tersebut. Untuk Skenario I, dapat dilihat pada Gbr. 5 bahwa peningkatan nilai parameter R dapat diestimasi dengan baik menggunakan metode estimasi yang diajukan. Pada Gbr. 6, terlihat bahwa peningkatan nilai parameter B_v juga dapat diestimasi dengan baik. Walaupun akurasi tidak sebaik hasil estimasi parameter R pada Skenario I, metode estimasi yang diajukan masih mampu mengikuti tren perubahan nilai parameter B_v . Terakhir, untuk Skenario III, peningkatan nilai parameter B_v dan J juga dapat diestimasi dengan baik, seperti ditunjukkan oleh Gbr. 7.

Dari grafik yang ditunjukkan oleh Gbr. 5 sampai Gbr 7, dapat dilihat juga bahwa hasil estimasi nilai parameter-parameter lain yang tidak mengalami deviasi masih tetap konstan. Hal ini menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode yang diusulkan, adanya deviasi pada suatu parameter tidak memberikan pengaruh pada hasil estimasi parameter lainnya.

Tabel V menunjukkan galat maksimal hasil estimasi parameter motor DC untuk Skenario I, II, dan III. Dari hasil simulasi tersebut, terlihat bahwa akurasi hasil estimasi parameter motor DC yang didapatkan menggunakan metode yang diajukan tersebut sangatlah baik, dengan galat maksimal hasil estimasi di bawah 3,8 %.

V. KESIMPULAN

Dalam makalah ini, telah diusulkan suatu metode estimasi deviasi parameter sebuah sistem linear sebagai pengembangan metode yang telah diusulkan sebelumnya. Metode ini menggunakan algoritme *least-square* sebagai algoritme estimasi deviasi parameter yang diimplementasikan pada blok tapis adaptif. Sebagai verifikasi dari efektivitas metode yang diusulkan, metode ini disimulasikan untuk mengestimasi deviasi parameter motor DC. Dari hasil simulasi yang dilakukan, metode ini mampu melakukan estimasi deviasi parameter motor DC dengan galat maksimal hasil estimasi kurang dari 4%. Metode ini mampu mengestimasi deviasi nilai parameter motor DC, baik nilai deviasi yang bernilai konstan maupun nilai deviasi yang makin besar seiring dengan berjalannya waktu. Selain itu, proses estimasi deviasi parameter menggunakan metode ini juga menghasilkan tingkat akurasi yang baik, walaupun menggunakan isyarat masukan dengan frekuensi yang tidak terlalu tinggi. Metode ini cocok diadopsi dalam proses *monitoring* parameter sebuah sistem linear sehingga *fault* pada *plant* dapat dideteksi dan ditangani sebelum terjadinya kegagalan pada *plant*.

KONFLIK KEPENTINGAN

Penulis menyatakan bahwa tidak ada konflik kepentingan dalam penelitian dan penyusunan makalah ini.

REFERENSI

- [1] K.M. Sirvio, "Intelligent Systems in Maintenance Planning and Management," dalam *Intelligent Techniques in Engineering Management. Intelligent Systems Reference Library*, C. Kahraman dan S.Ç. Onar, Eds., Cham, Swiss: Springer, 2015, Vol. 87, hal. 221–245.
- [2] V.M. Kalra, T. Thakur, dan B.S. Pabla, "Condition Based Maintenance Management System for Improvement in Key Performance Indicators of Mining Haul Trucks-A Case Study," *2018 IEEE Int. Conf. Innov. Res., Develop. (ICIRD)*, 2018, hal. 1-6.
- [3] C. Chuang, L. Ningyun, J. Bin, dan X. Yin, "Condition-Based Maintenance Optimization for Continuously Monitored Degrading Systems under Imperfect Maintenance Actions," *J. Syst. Eng., Electron.,* Vol. 31, No. 4, hal. 841-851, Agu. 2020.
- [4] Y. Chen, W. Gong, D. Xu, dan R. Kang, "Imperfect Maintenance Policy Considering Positive and Negative Effects for Deteriorating Systems with Variation of Operating Conditions," *IEEE Trans. Automat. Sci., Eng.,* Vol. 15, No. 2, hal. 872-878, Apr. 2018.
- [5] S. Ambani, L. Li, dan J. Ni, "Condition-Based Maintenance Decision Making for Multiple Machines Systems," *J. Manuf. Sci. Eng.,* Vol. 131, No. 3, hal. 031009-1-031009-9, Jun. 2009.
- [6] D. Wang, dkk., "A Research on the Monte Carlo Simulation Based On-Condition Maintenance Strategy for Wind Turbines," *2020 Chin. Control, Decis. Conf. (CCDC)*, 2020, hal. 4016-4020.
- [7] B. Yan, Y. Zhou, dan L. Liu, "Condition Based Maintenance of the Yaw Motor in a Wind Turbine Using an Indirect Indicator: A Case Study," *2018 Progn., Syst. Health Manage. Conf. (PHM-Chongqing)*, 2018, hal. 860-865.
- [8] B.H. Dang, "Applications of Supervised-Learning Approaches for Air Conditioning Plants Condition-Based Maintenance," *2021 IEEE Conf. Technol. Sustain. (SusTech)*, 2021, hal. 1-7.
- [9] S. Heo dan J.H. Lee, "Fault Detection and Classification Using Artificial Neural Networks," *IFAC-PapersOnLine*, Vol. 51, No. 18, 470-475, 2018.
- [10] S. Alaswad dan Y. Xiang, "A Review on Condition-Based Maintenance Optimization Models for Stochastically Deteriorating System", *Rel. Eng., Syst. Safety*, Vol. 157, hal. 54-63, Jan. 2017.
- [11] R.d.P. Monteiro, dkk., "A Hybrid Prototype Selection-Based Deep Learning Approach for Anomaly Detection in Industrial Machines," *Expert Syst. Appl.*, Vol. 204, hal. 1-10, Okt. 2022.
- [12] Y. Zhao dan C. Smidts, "Reinforcement Learning for Adaptive Maintenance Policy Optimization under Imperfect Knowledge of the System Degradation Model and Partial Observability of System States," *Rel. Eng., Syst. Safety*, Vol. 224, hal. 1-13, Agu. 2022.
- [13] S. Herdjunanto, A. Susanto, dan O. Wahyunggoro, "Robust Residual Generation for Actuator Fault Isolation," *The 5th Int. Conf. Inf. Technol., Elect. Eng. (ICITEE)*, 2013, hal. 486-491.
- [14] N. Meskin dan K. Khorasani, "Actuator Fault Detection and Isolation for a Network of Unmanned Vehicles," *IEEE Trans. Automat. Control*, Vol. 54, No. 4, hal. 835–840, Apr. 2009.
- [15] S. Herdjunanto, "Pembangkitan Decoupled Residual untuk Isolasi Kesalahan Aktuator Pesawat Terbang Bergerak Lateral," *J. Nas. Tek. Elekt., Teknol. Inf. (JNTETI)*, Vol. 5, No. 3, hal. 239-243, Agu. 2016.
- [16] A. Herdjunanto, A. Cahyadi, dan B.R. Dewangga, "Actuator Fault Decoupled Residual Generation on Lateral Moving Aircraft," *Telkonnika*, Vol. 16, No. 4, hal. 1886-1893, Agu. 2018.
- [17] S. Herdjunanto, A. Susanto, dan O. Wahyunggoro, "Robust Residual Generation for Sensor Fault Isolation in Systems with Structured Uncertainty: A Case Study: MIMO Web Winding System," *The 6th Int. Conf. Inf. Technol., Elect. Eng. (ICITEE)*, 2014, hal. 405–410.
- [18] V. Reppa, M.M. Polycarpou, dan C.G. Panayiotou, "Adaptive Approximation for Multiple Sensor Fault Detection and Isolation of Nonlinear Uncertain Systems," *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, Vol. 25, No. 1, hal. 137–153, Jan. 2014.
- [19] X. Zhang, "Sensor Bias Fault Detection and Isolation in a Class of Nonlinear Uncertain Systems Using Adaptive Estimation," *IEEE Trans. Autom. Control*, Vol. 56, No. 5, hal. 1220–1226, Mei 2011.
- [20] L. Chen, C. Edwards, dan H. Alwi, "Sensor Fault Estimation Using LPV Sliding Mode Observers with Erroneous Scheduling Parameters," *Automatica*, Vol. 101, hal. 66-77, Mar. 2019.
- [21] D.R. Utomo, S. Herdjunanto, dan P. Nugroho, "Estimation of Parameter Deviation in Model Based Electronic Circuits using Sliding Mode Observer," Skripsi, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia, 2013.
- [22] D.G. Luenberger, "Observing the State of a Linear System," *IEEE Trans. Mil. Electron.*, Vol. 8, No. 2, hal. 74-80, Apr. 1964.
- [23] S. Herdjunanto, "Unknown Input Observer untuk Robust Detection Sinyal Kesalahan terhadap Disturbance Menggunakan LMI," *J. Nas. Tek. Elekt., Teknol. Inf. (JNTETI)*, Vol. 7, No. 2, hal. 197-203, Mei 2018.
- [24] "LSK D.C. Motors2 to 750 kW" Leroy-Somer, Charente, France..