

DESAIN DETEKSI KESALAHAN *BATTERY MANAGEMENT SYSTEM* MENGUNAKAN ALGORITMA KALMAN FILTER PADA MOBIL LISTRIK NASIONAL

Lora Khaula Amifia¹, Moch. Iskandar Riansyah², Isa Hafidz³, Dimas Adiputra⁴, Anifatul Faricha⁵

^{1,2,3,4,5}Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik Elektro

Institut Teknologi Telkom Surabaya

Jl. Gayungan PTT No. 17-19, Gayungan, Surabaya

Email: ¹loraamifia@ittelkom-sby.ac.id, ²iskandar@ittelkom-sby.ac.id, ³isahafidz@ittelkom-sby.ac.id,
⁴adimas@ittelkom-sby.ac.id, ⁵faricha@ittelkom-sby.ac.id

Abstract

Electric cars are currently being developed by many people because of low pollution and many countries used them in their daily activity. One of the important and main component is a battery, especially the Battery Management System (BMS) which can optimize the implementation of electric cars. BMS can protect and maintain the battery performance efficiently and at the same time can be a fault detection. Basically, it has three important parameters, there are current, voltage, and temperature that must be maintained and there is no overcurrent, overcharging, and discharging for too long because it can cause a fire. The protection of the BMS on electric cars need battery testing and done by taking current and voltage data, which prioritizes discharging and overdischarging test with a capacity of 2,2 Ah or a maximum capacity of 4,2 Volt. This research optimizes the work of BMS when experiencing faults/errors in order to work properly. The battery is modelled with a simple battery model (Rint) which previously identified parameters and formed a state space that aims to make fault detection. The results showed that fault detection using the Kalman Filter algorithm is very efficient and reliable in improving readings of overcurrent and overdischarge data so as to maintain security and extend/lifetime battery so that it can be implemented safely by the public.

Keywords: *Battery Management System, Fault Detection, Kalman Filter.*

Abstrak

Mobil listrik saat ini banyak dikembangkan oleh masyarakat karena rendah polusi dan banyak negara yang sudah menggunakannya dalam kehidupan sehari-hari. Salah satu komponen penting dan utama didalamnya adalah baterai, khususnya *Battery Management System* (BMS) yang dapat mengoptimalkan implementasi mobil listrik. BMS dapat melindungi dan menjaga kinerja baterai secara efisien dan sekaligus dapat menjadi pendeteksi kesalahan. Pada dasarnya, baterai mempunyai tiga parameter penting, yaitu arus, tegangan, dan suhu dimana ketiganya harus dijaga agar tidak terjadi *overcurrent*, *overcharging*, dan *discharging* yang terlalu lama karena dapat menyebabkan kebakaran. Agar hal tersebut tidak terjadi, maka diperlukan suatu proteksi dalam pengoperasian BMS pada mobil listrik. Pengujian baterai dilakukan dengan mengambil data arus dan tegangan yaitu mengutamakan data pengujian *discharging* dan *overdischarging* dengan kapasitas baterai 2,2 Ah atau kapasitas maksimum tegangan sebesar 4,2 Volt. Penelitian ini mengoptimalkan kerja BMS ketika mengalami kesalahan agar dapat bekerja dengan baik. Baterai dimodelkan dengan model baterai sederhana (Rint) yang sebelumnya dilakukan identifikasi parameter dan kemudian dibentuk *state space* yang bertujuan untuk dibuat deteksi kesalahannya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa deteksi kesalahan menggunakan algoritma Kalman Filter sangat efisien dan *reliable* dalam memperbaiki pembacaan data *overcurrent* dan *overdischarge* sehingga dapat menjaga keamanan dan memperpanjang umur baterai sehingga dapat diimplementasikan dengan aman oleh masyarakat.

Kata kunci: *Battery Management System, Deteksi Kesalahan, Kalman Filter.*

1. PENDAHULUAN

Pada *electric vehicle* khususnya mobil listrik, BMS adalah sumber energi utama karena perannya yang dapat mengurangi BBM [1]. Dalam penggunaannya, mobil listrik sangat ramah lingkungan karena dalam penggunaannya tidak menghasilkan polusi yang berlebihan [2]. Baterai

adalah faktor penopang kesuksesan dalam mobil listrik yang bekerja dengan cara mengoptimalkan pengoperasian dengan efisien [3].

BMS juga dapat mengetahui kemampuan kapasitas yang telah terpakai serta menjamin umur baterai agar bisa tahan lama dalam mengendalikan proses pengelolaan pengisian sel [4],[6]. Selain itu,

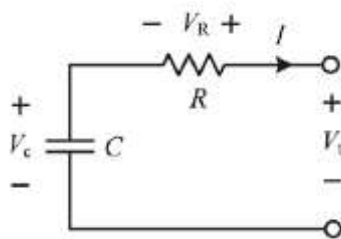
BMS juga dapat melindungi dan mengatur kondisi baterai, dan menjaga keseimbangan baterai [7],[8]. Selain itu dapat memberikan informasi energi yang masih tersedia dalam baterai dan prediksi durasi pemakaiannya juga [9]. Agar tidak berpotensi merusak baterai secara kimiawi, maka baterai harus dijaga dari pembebanan yang berlebihan yang dapat menyebabkan arus berlebih atau *overcurrent* dan tegangan yang berlebihan (*overvoltage*) dan baterai juga tidak boleh *overcharging* atau *overdischarging* yang terlalu lama karena dapat menyebabkan kebakaran [5],[10]. Yang menjadi parameter utama pada baterai adalah suhu dan sensor yang selalu dijaga karena dapat terjadi bahaya sewaktu-waktu, misalnya kebakaran [11]. Jika semua hal tersebut tidak dapat diwujudkan, atau dalam hal ini BMS tidak bisa bekerja dengan baik atau mengalami kesalahan maka pasti akan menimbulkan dampak yang sangat fatal pada suatu mobil listrik. Agar hal tersebut tidak terjadi, maka diperlukan suatu pencegah atau pendeteksi dalam pengoperasian BMS pada mobil listrik.

Pada penelitian ini, dilakukan perancangan bagaimana mengoptimalkan kerja BMS ketika mengalami kesalahan dengan efisien dan optimal sesuai dengan spesifikasi dengan merancang deteksi kesalahan dengan tujuan untuk mengoptimalkan pengoperasian dan memperpanjang umur BMS.

2. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan pada deteksi kesalahan baterai adalah sebagai berikut :

2.1 Pemodelan Baterai



Gambar 1. Model Baterai Sederhana

Model baterai sederhana atau biasa disebut sebagai model baterai *Rint* yang terdiri hambatan R, kapasitor C, tegangan kapasitor V_C dan tegangan hambatan V_R [11]. Dari model baterai diatas, didapatkan persamaan *SOC* menggunakan *coulomb counting*,

$$Z(t) = Z_0 + \eta \int_0^t i(s) ds \quad (1)$$

dengan Z dan Z_0 masing-masing adalah *SOC* dan inisial *SOC*, maka nilai Z dinyatakan dengan,

$$Z(t) = \eta i(t) \quad (2)$$

Dengan menggunakan Pendekatan Forward Euler digunakan untuk mendiskritkan Persamaan (2) dapat diubah menjadi Persamaan untuk *SOC* kontinyu,

$$Z(t) = \frac{Z(k) - Z(k-1)}{\Delta t} = \eta i(k-1) \quad (3)$$

Kemudian ditransformasikan ke dalam persamaan diskrit,

$$Z(k) = Z(k-1) + \eta i(k-1)\Delta t \quad (4)$$

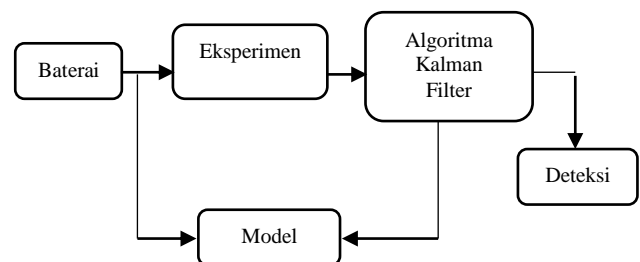
Maka berdasarkan dapat dibentuk model *state space*,

$$\begin{bmatrix} V_c(k) \\ Z(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_c(k-1) \\ Z(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\Delta t}{C} \\ \eta \Delta t \end{bmatrix} i(k-1) \quad (5)$$

Model *state space* diatas selanjutnya digunakan untuk deteksi kesalahan dengan menambahkan algoritme Kalman Filter yang berbasis model.

2.2 Deteksi Kesalahan

Deteksi kesalahan merupakan komponen penting dalam manajemen pengoperasian sistem otomasi suatu sistem, namun juga bisa jadi merupakan ketidakefektifan pengoperasian sebuah alat atau dalam pengoperasian alat yang bekerja diluar fungsi dari sistemnya [10],[12]. Pada suatu *plan*, penyebab tidak bekerjanya suatu alat bisa bermacam-macam, seperti ketidakefektifan *tuning* pada bagian *controller*, *error* pada kalibrasi sensor, dan sebagainya. Kesalahan dalam hal ini tidak hanya diidentikkan dengan gagal bekerjanya *hardware* [13]. Berikut ini adalah diagram blok deteksi kesalahan :



Gambar 2. Blok Diagram Deteksi Kesalahan Baterai

Objek utama pada eksperimen ini adalah baterai (1) yang di dalamnya digunakan dua elemen penting saja yang dipakai, yaitu arus dan tegangan yang kemudian diteliti karakteristiknya dari beberapa pengujian yang telah dilakukan. Bagian penting sebelum dilakukan deteksi yaitu dengan membuat

data eksperimen yang langsung dari sensor dan data model atau simulasi. Kedua data tersebut dikomparasi dengan metode/algorithm Kalman Filter sehingga menghasilkan keputusan hasil deteksi suatu keadaan baterai. Deteksi kesalahan (*fault*) meliputi *overcurrent*, *overvoltage*, dan *overdischarge*. Hal utama yang perlu diamati yakni menganalisis karakteristik pembebanan, data maksimum dan minimum arus, serta batas minimum muatan baterai [14],[15].

2.3 Kalman Filter

Kalman Filter merupakan salah satu metode/algorithm yang biasa digunakan dalam sistem yang linier dan sebagai solusi yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan penapisan data diskrit yang linear [16]. Metode ini menggunakan proses rekursif dalam menangani data pengukuran yang mengandung banyak gangguan atau bisa dikatakan sebagai *noise*.

Kalman Filter digunakan pada estimasi sistem yang dinamis [17]. Sistem yang diasumsikan metode ini adalah sebagai sistem yang linear dan estimasi *state* sebelumnya, *state* saat ini, dan *state* yang akan datang serta dapat bekerja bahkan ketika sifat sistem yang dimodelkan tidak diketahui secara benar dan tepat [18]

. Bentuk umum model *state space discrete-time* sistem dinamik linier yang digunakan adalah sebagai berikut:

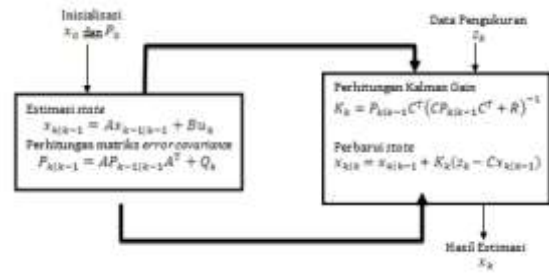
$$x_{k+1} = Ax_k + BI_k + w_k \quad (5)$$

dengan proses pengukuran $z \in \mathfrak{R}^m$ yaitu,

$$z_k = Cx_k + v_k \quad (6)$$

dengan x_k = vektor *state* sistem pada indeks waktu k dan I_k adalah *input* sistem yang diketahui ataupun yang ditentukan yaitu arus pada baterai dimana matriks A , B , dan C mendeskripsikan dinamika sistem dan sangat memungkinkan berubah terhadap waktu. Variable w_k dan v_k merepresentasikan *process noise* dan *measurement noise*.

Bagian penting dalam berjalannya algoritma Kalman Filter yaitu dengan proses rekursif yang dibagi menjadi dua bagian, yaitu bagian prediktor dan korektor. Prediktor berfungsi untuk memperkirakan *state* selanjutnya dan *error covariance* [19]. Sedangkan korektor berfungsi untuk memberikan umpan balik terhadap *state* dan *error covariance* sehingga diperoleh hasil estimasi *state* yang akurat. Proses rekursif Kalman Filter dapat diamati sebagai berikut,



Gambar 3. Diagram Kalman Filter

Bagian prediktor yakni memperkirakan *state estimation time update*,

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + Bu_{k-1} \quad (7)$$

dengan *error covariance time update*:

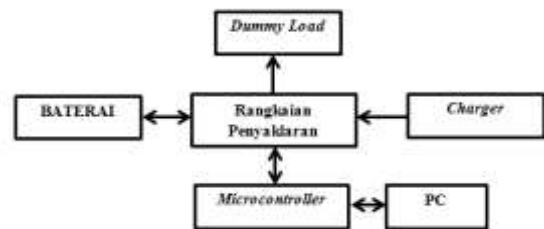
$$P_k^- = A_{k-1}P_{k-1}^+A_{k-1}^T + Q_k \quad (8)$$

Kemudian pada proses korektor adalah menghitung matriks Kalman gain,

$$K_k = P_{k|k-1}C^T(CP_{k|k-1}C^T + R)^{-1} \quad (9)$$

Matriks *error covariance* merepresentasikan tingkat kepercayaan terhadap nilai *state x* pada saat ini, kemudian nilai matriks *gain* berperan dalam meminimalkan matriks *error covariance* sedangkan nilai matriks yang kecil menandakan bahwa *filter* telah konvergen dan mendekati nilai sebenarnya.

2.4 Perancangan Sistem



Gambar 4. Blok Diagram Eksperimen

Perancangan sistem ini dibuat untuk memudahkan peneliti dalam eksperimennya. Yang pertama, membuat sistem pensaklaran yang dapat menghubungkan baterai beban atau terhubung dengan *charger* dan terhubung dengan sensor arus dan tegangan untuk mengukur data tegangan arus dan tegangan baterai. Data yang terekam pada kedua sensor tersebut terhubung langsung dengan PC sehingga peneliti bisa mengetahui langsung bagaimana data arus dan tegangan yang diperoleh yang kemudian bisa langsung diolah atau diambil tindakan.

Baterai yang digunakan adalah baterai *Lithium Polymer* dengan kapasitas 2200 mAh yang terdiri atas tiga sel, namun pada penelitian ini hanya digunakan satu buah sel dan mempunyai maksimum tegangan 12,6 Volt dan maksimum

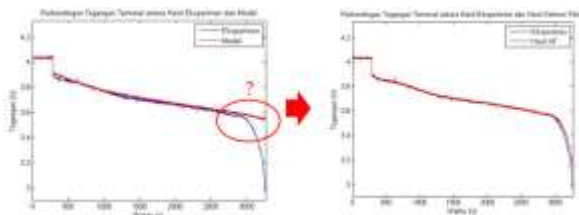
pembebanan pada setiap selnya sebesar 25C – 35C atau 55 – 77 Ampere.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

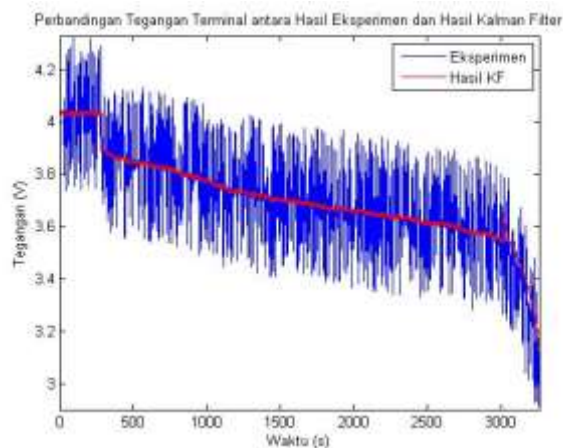
1) *Overdischarge*

Eksperimen *discharge* dengan beban 2,2 A dari kapasitas baterai penuh sampai habis. Kurva tersebut menghasilkan V_t maksimal sebesar 4,01 A dan V_t minimum sebesar 3 A yang selanjutnya akan diolah dengan membandingkan data dari model sebelum melakukan deteksi kesalahan. Data tegangan terminal yang diperoleh dari eksperimen diasumsikan benar (*fault*). Selanjutnya dilakukan perbandingan terhadap *output* model atau simulasi dan dapat diamati pada Gambar 2.

Dengan memberikan input yang sama, data dari model mempunyai hasil yang lebih jelek dari data eksperimen ketika dibandingkan dengan sensor atau data eksperimen. Pada kurva hasil model dibagian akhir tidak bisa merepresentasikan dengan baik, oleh karena itu hasil perbandingan ini selanjutnya akan diperbaiki untuk deteksi kesalahan menggunakan Kalman Filter.



Gambar 5. Perbandingan V_t Eksperimen dan Simulasi Model *Overdischarge*

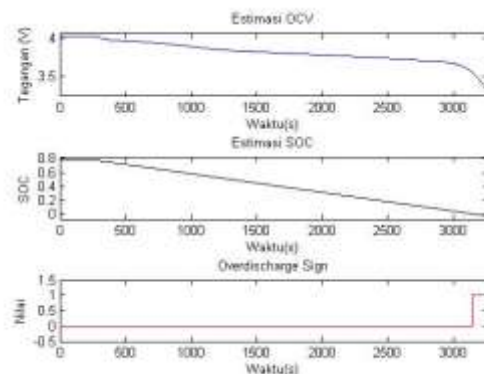


Gambar 6. Deteksi *Overdischarge* akibat *Noise* menggunakan Kalman Filter

Gambar 5 merupakan Kurva hasil perbandingan menggunakan Kalman Filter telah cukup memperbaiki hasil pembacaan sebenarnya dibuktikan dengan melihat kurva hasil model berhasil mengikuti hasil eksperimen. Hasil *filter* yang diperoleh selanjutnya akan dibandingkan

dengan data sebenarnya untuk membuktikan bahwa model yang digunakan sudah *reliable* atau tidak. Selanjutnya dilakukan pengujian data dengan menambahkan *noise* yang ditunjukkan sebagai berikut.

Kurva *overdischarge* hasil perbandingan eksperimen dan model yang ditambahkan unsur *noise* atau dalam hal ini dengan menambahkan sinyal gangguan yang selanjutnya direduksi menggunakan Kalman Filter. Gambar 6 merupakan gambar deteksi *overdischarge* yang diambil dari Gambar 7 yang kemudian ditambahkan sinyal gangguan yang memungkinkan terjadi pada baterai. Gambar yang ditampilkan merupakan kurva perbandingan V_t eksperimen dan simulasi model. Kurva Hasil reduksi dari Kalman Filter yang berwarna merah pada gambar, cukup efektif dalam mereduksi atau memperbaiki *noise* hasil pengukuran yang dapat mengganggu proses penerimaan data yang langsung dari sensor.



Gambar 7. Deteksi Kesalahan *Overdischarge*

Hasil perbandingan V_t dari data sebenarnya (eksperimen) dan model menghasilkan data yang *reliable* karena diperoleh hasil yang sama terhadap kedua data model dan eksperimen. Maka selanjutnya dapat dilakukan deteksi kesalahan yang dapat diamati pada deteksi kesalahan *overdischarge* pada Gambar 8.

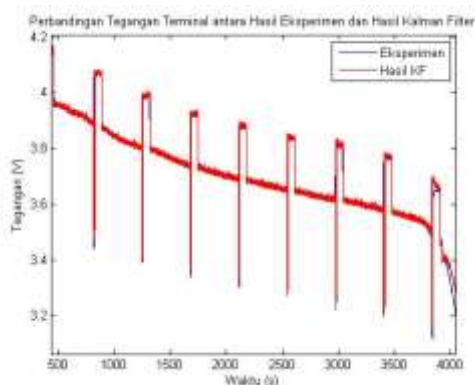
2) *Overcurrent*

Deteksi dilakukan dengan melakukan simulasi dan eksperimen pengambilan data secara langsung dan dihasilkan dua data, data simulasi dibuat hampir sama dengan data eksperimen/ model. Percobaan dimulai dengan memberikan data SOC 0% sampai 100%. Setelah didapatkan data SOC kemudian dilanjutkan membuat skenario kesalahan *overcurrent* akibat *short circuit* yang dapat diamati pada tabel berikut.

Tabel 1. Simulasi *Overcurrent* akibat *short circuit*

Kondisi	Arus Discharge (A)	Tegangan terminal, V_t (V)	Durasi Waktu
<i>discharge</i>	2,2	4,2 – 3,7	6 menit
<i>short circuit</i>	6	3,6 – 3,2	10 detik
<i>rest</i>	0	4,2 – 3,9	1 menit
<i>discharge</i>	2,2	4,2 – 3,7	6 menit

Selanjutnya dilakukan eksperimen dengan *input* dan pola kondisi yang sama dengan simulasi atau model dan diasumsikan data eksperimen merupakan data yang benar atau tidak ada *fault*. Selanjutnya, dua data tersebut akan dibandingkan menggunakan Kalman Filter seperti berikut.



Gambar 8. Perbandingan *Overcurrent* - V_t Eksperimen dan Simulasi Model menggunakan Kalman Filter

Berdasarkan pola skenario yang telah dijelaskan pada Tabel 1 maka didapatkan kurva perbandingan pada Gambar 8, yaitu perbandingan hasil eksperimen dengan model. V_t model telah berhasil mengikuti V_t sensor dengan hasil yang hampir sama. Maka hal ini membuktikan bahwa hasil *filter* terhadap perbandingan V_t sensor dan model telah diperbaiki dan hasilnya akan dibandingkan lagi oleh data sebenarnya guna melihat hasil kesesuaian model. Dengan adanya hal tersebut, maka Kalman Filter telah berhasil memperbaiki hasil pembacaan oleh data sebelumnya yang dalam hal ini ditujukan pada kasus *overcurrent* karena hubung singkat.

4. KESIMPULAN

Dari pengujian pada penelitian yang dilakukan dapat dituliskan beberapa kesimpulan sebagai berikut:

- Metode Kalman Filter berdasarkan model dapat memperbaiki hasil pembacaan sebenarnya dengan membandingkan data eksperimen dan model simulasi.
- Deteksi kesalahan pada BMS menggunakan Metode Kalman Filter berdasar pada pemodelan baterai *reliable* dalam mendeteksi

kesalahan *overdischarge* dan *overcurrent* sehingga dapat menjaga baterai agar tidak cepat rusak.

5. SARAN

- Dilakukan deteksi kesalahan BMS berdasarkan pemodelan baterai dan metode selain yang dilakukan pada penelitian ini.
- Dilakukan deteksi kesalahan BMS dengan mempertimbangkan karakteristik temperatur.
- Dilakukan pengujian baterai yang lebih banyak dan kompleks.

UCAPAN TERIMA KASIH

Tim Peneliti (Dosen) Institut Teknologi Telkom Surabaya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Rajesh Rajamani., "Observers for Lipschitz Nonlinear Systems", *ZEEE Trans. on Aut. Control*, pp. 397-400, V. 43, No. 3, March 1998.
- [2] Frank P.M, "Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy - a survey", *Automatica*, pp. 459-474, Vol. 26, 1990.
- [3] Frank P.M, "Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy - a survey", *Automatica*, pp. 459-474, Vol. 26, 1990.
- [4] Frank P.M, "Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy - a survey", *Automatica*, pp. 459-474, Vol. 26, 1990.
- [5] Schreier G, Kratz F, and Frank P.M, "Observer design for a class of non-linear systems with stability discussion: Application to fault diagnosis", *5th European Control Conference ECC'99 Karlsruhe*, 1999.
- [6] Shumsky A.Y, "Robust residual generation for diagnosis of nonlinear systems: parity relation approach", *Ifac Symp. Safeprocess*, Hull, U.K., 5, pp. July 5-9, 1999.
- [7] Zhuang 2 and Frank P.M, "Qualitative observer and its application to FDI systems", *Proc. Znsth. Mech. Engrs*, 211(4), pp. 253-262, 1997.
- [8] Patton, R.J.: 'Robust model-based fault diagnosis: the state of art'. *Proc. iFAC Symp. Fault Detection, Supervision and Safety for Process (SAFE-PROCESS)*, Espoo, Finland, 1994, pp. 1-24.
- [9] Yang, H., and Saif, M.: 'Nonlinear adaptive observer design for fault detection'. *Proc. American Control Conf.*, Seattle, 1995, pp. 1136-1139

- [10] Sreedhar, R., Fernandez, B., and Masada, G.Y.: 'Robust fault detection in nonlinear systems using sliding mode observers'. Proc. 2nd IEEE Conf. Control Applications, Vancouver, BC, Canada, 1993, pp. 716–721
- [11] Seliger R. and Frank P.M., " Fault diagnosis by disturbance decoupled nonlinear observers", IEEE CDC, England, pp 2248-2253, 1991.
- [12] Saif, M., and Guan, Y.: 'A new approach to robust fault detection and identification', IEEE Trans. Aero. Electron. Syst., 1993, 29, (3), pp. 685–695
- [13] Edwards, C., and Spurgeon, S.K.: 'Sliding-mode stabilization of uncertain systems using only output information', Int. J. Control, 1995, 62, pp. 1129–1144
- [14] Jorge-Zavala, M.F., and Alcorta-Garcia, E.: 'Detection of internal faults in transformers using nonlinear observers'. Proc. 2nd IEEE Conf. Control Applications, Houston, TX, 2003, pp. 195–199
- [15] Thau, F.E.: 'Observing the state of nonlinear dynamic systems', Int. J. Control, 1973, 17, (3), pp. 471–479
- [16] Garg, V., and Hedrick, J.K.: 'Fault detection filters for a class of nonlinear systems'. Proc. American Control Conf., Seattle, WA, 1995, pp. 1647–1651
- [17] Mohamed AH, Schwarz KP. Adaptive Kalman filtering for INS/GPS. J Geod 1999;73:193–203.
- [18] Eykeren V, Chu Quping L, Mulder JA. Sensor fault detection and isolation using adaptive extended Kalman filter. Fault Detect Superv Saf Tech Process 2012;8.
- [19] Plett GL. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPBbased HEV battery packs – Part 3. State and parameter estimation. J Power Sources 2004;134:277–92.