

# Maximum Power Point Tracking pada Sel Surya menggunakan Extreme Learning Machine

Wolfgang X.D Jalma N

Electrical Engineering, UMN, Tangerang Regency, Indonesia  
wolfgang.jalma@umn.ac.id

Diterima 20 Desember 2017

Disetujui 30 Desember 2017

**Abstract**—Maximum Power Point Tracking is a method to obtain maximum harvest of PV solar cell. Due to PV nonlinearity, a lot of novel approach has been. One of the most prominence is neural network, that usually can solve this nonlinearity formulation, although needs relatively longer time in order to train, making it unfeasible for real implementation. This research tried to accelerate the training of the neural network based MPPT, using Extreme Learning Machine, with quite promising results.

**Index Terms**—Maximum Power Point Tracking, Neural Network, PV Solar Cell, Extreme Learning machine.

## I. PENGANTAR

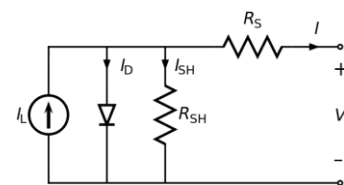
*Maximum power point transfer* merupakan teknik optimasi untuk mencapai transfer daya maksimum dari sel surya menuju ke beban listrik. Sistem ini menjadi sangat penting bagi masa depan penggunaan sel surya, mengingat intermistensi dan biaya sel surya yang relatif mahal. Jaringan saraf tiruan cukup banyak digunakan dalam *Maximum Power Point tracking* karena kemampuannya untuk mengoptimasi sel surya yang memiliki karakteristik *non-linear*. Tetapi, metode ini memiliki beberapa kelemahan, yang terutama adalah lamanya waktu untuk *training* jaringan saraf tiruan. Penelitian ini menyelesaikan masalah tersebut dengan menggunakan *extreme learning machine* sebagai metode pembentukan jaringan saraf tiruan.

## II. DASAR TEORI

Penelitian ini berusaha untuk meningkatkan kemampuan MPPT untuk mencapai titik optimal dari Sel surya, yang masih jauh dari harapan [1].

### A. Model Matematis Sel Surya.

Sel surya dapat dimodelkan sebagai dioda yang mampu mengeksitasi elektron ke arah kutub n, dan *hole* menuju ke kutub p (yang merupakan kebalikan dari arah eksitasi pada LED)[17].



Gambar 1. Rangkaian pengganti Sel Surya

Dari gambar diatas, menggunakan persamaan dioda Shockley

$$I = n_p I_L - n_p I_{rs} \left\{ \exp^{\frac{q V_{pv}}{p k n_s T}} - 1 \right\} \quad (2.1)$$

Dimana  $q$  adalah muatan elektron,  $k$  konstanta Boltzmann,  $p$  adalah faktor idealistis p-n,  $n_p$  adalah jumlah sel yang diparalel,  $n_s$  adalah jumlah sel yang diseri,  $T$  adalah temperatur sel surya dalam Kelvin dan  $I_{rs}$  merupakan Arus saat saturasi. Sebagai tambahan,  $I_{rs}$  dapat dihitung menggunakan rumus di bawah ini.

$$I_{rs} = I_r \left( \frac{T}{T_{ref}} \right)^3 \exp^{\frac{q E_g}{p k} \left( \frac{1}{T} - \frac{1}{T_{ref}} \right)} \quad (2.2)$$

Dengan  $I_r$

$$I_r = \frac{I_{sc}}{\exp^{\left( \frac{V_{oc} - V_{pv}}{p n_s V_{tr} T} \right)} - 1} \quad (2.3)$$

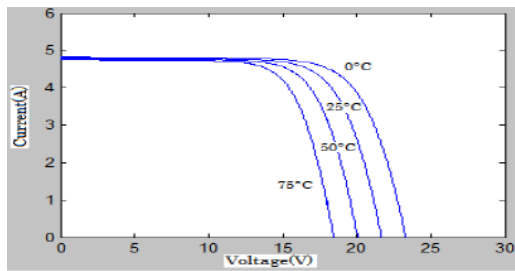
Dimana  $T_{ref}$  adalah suhu referensi,  $I_r$  adalah arus saturasi saat  $T_{ref}$ ,  $E_g$  adalah *band energy* dan  $V_{tr}$  adalah potensi termal bilamana  $T_{ref}$ .

Sumber arus pada sel surya,  $I_L$ , bergantung pada suhu sel surya dan radiasi seperti di bawah ini:

$$I_L = \left( I_{sc} + K(T - T_{ref}) \right) \left( \frac{E}{E_{ref}} \right) \quad (2.4)$$

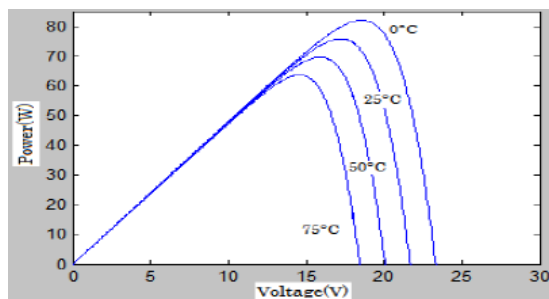
Dari keempat persamaan di atas, kita dapat memodelkan sel surya, seperti pada [17]. Dimana  $I_{sc}$  adalah arus rangkaian terhubung pada referensi suhu  $K$  dan radiasi  $E$ .

Dari *datasheet*, hubungan antara suhu dengan tegangan dan arus dapat dilihat pada gambar (3.1)



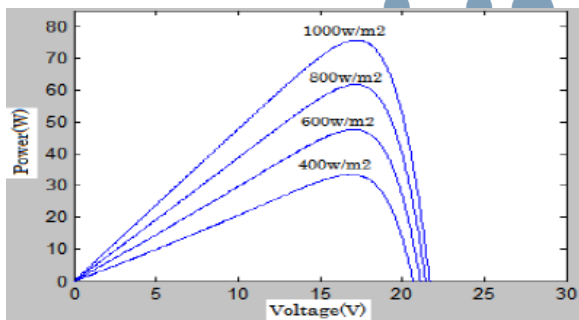
Gambar 2. Hubungan antara arus dan tegangan dari Sel surya Shell 75

Serta hubungan antara suhu dan daya dapat dilihat pada gambar (3.2)



Gambar 3. Hubungan antara daya, tegangan dan suhu dari Sel surya Shell 75

Sedangkan hubungan antara daya dan tingkat radiasi matahari dapat dilihat pada gambar (2.4)



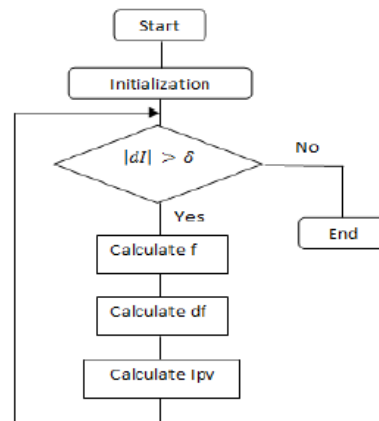
Gambar 4. Hubungan antara daya, tegangan dan tingkat radiasi dari Sel surya Shell 75

Dari hubungan pada gambar di atas, kita dapat melihat bahwa Daya berbanding lurus dengan tingkat radiasi dan berbanding terbalik dengan suhu sel surya.

**B. Metode Newton-Rapson**

Newton–Rapson merupakan metode yang banyak digunakan dalam menentukan titik operasional dari rangkaian *non linear*. Secara sederhana, metode ini merupakan penyelesaian numerik dari linearisasi

fungsi menggunakan ekspansi Taylor. Sistem yang digunakan identik dengan [17].



Gambar 5. Flow chart dari Back-Propogation Neural Network MPPT

**C. Maximum Power Point Tracking (MPPT)**

MPPT merupakan metode untuk mencari nilai daya optimum dari sel surya pada temperatur dan tingkat radiasi tertentu. Secara umum, terdapat dua metode untuk meraih MPPT [11].

**1. Kendali Tak langsung.**

Metode ini mengandalkan model dan data *priori* dari sel surya. Metode ini meliputi *curve fitting, look-up table, open-voltage PV generator, short circuit PV generator* dan *open circuit cell*.

**2. Kendali Langsung**

Metode ini mengandalkan pengukuran langsung parameter-parameter yang ada. Setelah diukur, mppt akan secara perlahan mengubah parameter hingga perpindahan daya yang terjadi tidak dapat dioptimalkan lagi. Metode ini lebih akurat dibandingkan dengan metode kendali tak langsung, tetapi membutuhkan perangkat keras yang memiliki kemampuan komputasi yang tinggi. Metode ini meliputi: *differentiation, feedback voltage (current), pertubasi dan osilasi, inkrementasi konduktansi, serta osilasi mandiri*.

Penelitian ini menggunakan metode pertama, karena fokusnya adalah pengembangan model yang bersifat umum pada semua jenis sel surya, bukan implementasi pada satu jenis sel surya.

**D. Extreme Learning Machine (ELM)**

Extreme learning machine (ELM) merupakan suatu paradigma baru dalam proses *training* rangkaian saraf tiruan.[19] Pada rangkaian saraf tiruan tradisional (*Hebbian, backprop, Rosenbalrd, dll*) setiap *nodes (neural)* pada rangkaian harus di *training* bobotnya. Tetapi, seperti terlihat dalam [19],

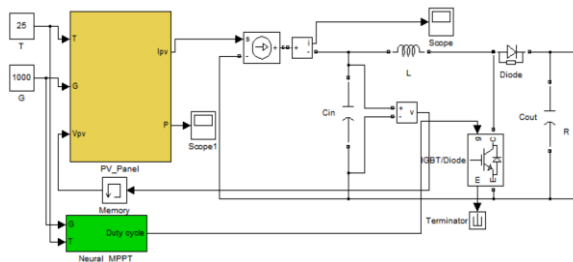
pembobotan dan *training* yang berlebihan sering kali tidak berguna dalam penyelesaian berbagai macam permasalahan jaringan saraf tiruan. Oleh karena itu, ELM dibangun dengan sistem kepercayaan (*believe*)[18] bahwa untuk setiap fungsi kontinu terbatas (bounded) dapat didekati dengan sel jaringan syaraf tiruan dengan probabilitas 1 jika bobot pada jaringan syaraf tiruan tersebut mampu meminimalisasi kesalahan kuadrat pada fungsi tersebut. Dengan memanfaatkan sistem kepercayaan ini, proses *Training ELM* dilakukan dalam 3 langkah [20]:

1. Memberikan pembobotan pada sel *input* dan bias secara acak.
2. Menghitung matriks keluaran lapisan tersembunyi H
3. Menghitung bobot sel keluaran  $\beta: \beta = H^+T$

Walaupun metode ini masih kontroversial, tetapi sistem ini terbukti efektif, terutama pada sistem jaringan syaraf tiruan dengan lapisan tersembunyi tunggal (*Single Hidden Layer Network*).

*E.. DC to DC CONVERTER*

*DC to DC converter* pada umumnya digunakan untuk mentransfer daya dari sel surya ke beban untuk menjamin hasil [17]. Hal ini biasanya dilakukan menggunakan MOSFET ataupun IGBT dengan metode PWM. Daya maksimum akan dicapai saat algoritma MPPT mengubah dan menyelaraskan *duty cycle* dari *dc to dc converter* dengan nilai optimum dari sel surya pada suhu dan radiasi tertentu



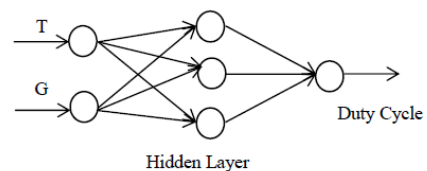
Gambar 6. Implementasi dari MPPT pada sistem sel surya.

III. METODE PENELITIAN

Pada sistem ini, sel surya akan dimodelkan menggunakan persamaan 2.1 sampai dengan 2.4. Model ini akan di linearisasi menggunakan Newton Rhapsion, lalu dicari nilai optimalnya menggunakan jaringan syaraf tiruan. Pada proses ini, jaringan syaraf tiruan (seperti pada gambar sebelumnya) ini akan di-*training* menggunakan metode yang dikenal sebagai ELM. Proses ini akan dilakukan menggunakan perangkat lunak numerik Scilab/Octave, untuk kemudian hasilnya akan di *benchmark* dengan hasil penelitian sebelumnya. Parameter yang digunakan adalah hasil dari sel surya Shell 75 sebagai berikut:

Tabel 1. Parameter SelSurya Shell 75

Parameters	Values
Open Circuit Voltage(Voc)	21.7Volt
Short Circuit Current(Isc)	4.8Amp
Voltage at Pmax(Vmpp)	17Volt
Current at Pmax(Impp)	4.41Amp
Maximum Power (Pmpp)	75Watt
Number of Cell	36



Gambar 7. Jaringan syaraf tiruan.

Perbedaan utama antara metode ini dengan [17] adalah, bobot input di *assign* secara acak (menggunakan distribusi normal), dan bobot pada *output* dilakukan menggunakan optimasi *Hermitian*[18]. Sedangkan arsitektur dan bagian lainnya tidak diubah. Hal ini akan menghemat waktu *training* dari sistem jaringan syaraf tiruan tersebut.

IV. HASIL SIMULASI DAN DISKUSI

Simulasi dan dilakukan pada komputer Inspiron 12 3000 series, menggunakan Octave versi 4.30, dengan menggunakan sel surya Shell 75 sebagai model.

Tabel 2. Perbandingan antara BP MPPT dan ELM MPPT I (Tingkat radiasi antara 200 samapai dengan 600 W/m2)

	I=200		I=400		I=600		ELM-MPPT	
	BP-MPPT	ELM-MPPT	BP-MPPT	ELM-MPPT	BP-MPPT	ELM-MPPT	BP-MPPT	ELM-MPPT
	Accuration	Time	Accuration	Time	Accuration	Time	Accuration	Time
T=25	87%	85 min	83%	12 Sec	90%	67 min	88%	35 sec
T=50	83%	100 min	82%	14 sec	88%	89 min	89%	20 sec
T=75	75%	96 min	77%	15 sec	80%	78 min	81%	31 sec

Tabel 3. Perbandingan antara BP MPPT dan ELM MPPT 2 (Tingkat radiasi antara 800 samapai dengan 1000 W/m2)

	I=800		I=1000		ELM-MPPT		ELM-MPPT	
	BP-MPPT	ELM-MPPT	BP-MPPT	ELM-MPPT	BP-MPPT	ELM-MPPT	BP-MPPT	ELM-MPPT
	Accuration	Time	Accuration	Time	Accuration	Time	Accuration	Time
T=25	98%	67 min	90%	40 sec	96%	120 min	94%	1.5 min
T=50	96%	87 min	92%	48 sec	95%	78 min	91%	2 min
T=75	94%	105 min	96%	35 sec	97.50%	64 min	93%	3 min

Dari hasil simulasi di atas, dapat dilihat, secara umum, MPPT berbasis ELM masih belum dapat

menyaingi akurasi dari jaringan saraf tiruan menggunakan *backpropagation* (dibawah 5%). Meski demikian, akurasi ini masih jauh di atas kebanyakan produk komersial yang ada dipasarkan (efisiensi maksimal sekitar 50%), sehingga masih dapat diterima. Hal ini mungkin disebabkan oleh struktur ELM yang masih relatif misterius.

Tetapi, dari segi waktu *training* jaringan saraf tiruan, dapat terlihat bahwa ELM membutuhkan waktu yang jauh lebih sedikit dengan menggunakan sumber daya yang sama. Hal ini sering kali menjadi amat penting dalam implementasi di lapangan, karena perubahan cuaca yang cepat menjadi halangan dari implementasi MPPT. Selain itu, harga modul MPPT yang relatif murah (secara umum dibawah \$300) mengharuskan MPPT menggunakan peranti keras yang sederhana.

Ke depannya, metode ini dapat dikembangkan seiring dengan meningkatnya pengetahuan akan struktur ELM itu sendiri (yang hingga saat ini, masih belum diketahui secara menyeluruh, penyebab efektivitasnya).

#### V. SIMPULAN

Implementasi MPPT berbasis ELM menghasilkan sistem yang lebih cepat dan sederhana, dengan ketelitian yang masih dapat ditoleransi. Hal ini diharapkan mampu masalah tingkat radiasi matahari yang cepat berubah (karena faktor meteorologis, polusi, dll), yang membuat MPPT berbasis *Backpropagation Neural Network* menjadi tidak efektif, karena terlalu lambat.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis berterima kasih kepada LPPM dan sumber dana internal UMN yang telah mendukung proses penelitian ini

#### REFERENCES

- [1] R. M. Hilloowala and A. M. Sharaf, "A rule-based fuzzy logic controller for a PWM inverter in photo-voltaic energy conversion scheme," in Proc. IEEE Ind. Appl. Soc. Annu. Meet., 1992, pp. 762–769.
- [2] C.-Y. Won, D.-H. Kim, S.-C. Kim, W.-S. Kim, and H.-S. Kim, "A new maximum power point tracker of photovoltaic arrays using fuzzy controller," in Proc. 25th Annu. IEEE Power Electron. Spec. Conf., 1994, pp. 396–403.
- [3] T. Senjyu and K. Uezato, "Maximum power point tracker using fuzzy control for photovoltaic arrays," in Proc. IEEE Int. Conf. Ind. Technol., 1994, pp. 143–147.
- [4] G.-J. Yu, M.-W. Jung, J. Song, I.-S. Cha, and I.-H. Hwang, "Maximum power point tracking with temperature compensation of photovoltaic for air conditioning system with fuzzy controller," in Proc. IEEE Photovoltaic Spec. Conf., 1996, pp. 1429–1432.
- [5] M. G. Simoes, N. N. Franceschetti, and M. Friedhofer, "A fuzzy logic based photovoltaic peak power tracking control," in Proc. IEEE Int. Symp. Ind. Electron., 1998, pp. 300–305.
- [6] A. M. A. Mahmoud, H. M. Mashaly, S. A. Kandil, H. El Khashab, and M. N. F. Nashed, "Fuzzy logic implementation for photovoltaic maximum power tracking," in Proc. 9th IEEE Int. Workshop Robot Human Interactive Commun., 2000, pp. 155–160.
- [7] N. Patcharaprakiti and S. Premrudeepreechacharn, "Maximum power point tracking using adaptive fuzzy logic control for grid-connected photovoltaic system," in IEEE Power Eng. Soc. Winter Meet., 2002, pp. 372–377.
- [8] B. M. Wilamowski and X. Li, "Fuzzy system based maximum power point tracking for PV system," in Proc. 28th Annu. Conf. IEEE Ind. Electron. Soc., 2002, pp. 3280–3284.
- [9] M. Veerachary, T. Senjyu, and K. Uezato, "Neural-network-based maximum-power-point tracking of coupled-inductor interleaved-boost-converter-supplied PV system using fuzzy controller," IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 50, no. 4, pp. 749–758, Aug. 2003.
- [10] N. Khaehintung, K. Pramotung, B. Tuvirat, and P. Sirisuk, "RISC microcontroller built-in fuzzy logic controller of maximum power point tracking for solar-powered light-flasher applications," in Proc. 30th Annu. Conf. IEEE Ind. Electron. Soc., 2004, pp. 2673–2678.
- [11] V. Salas, E. Ohas, A. Barrado, and A. Lazzaro, "Review of the maximum power point tracking algorithms for stand-alone photovoltaic," Solar Energy Materials & Solar Cells, vol. 90, 2006.
- [12] Hatem Diab, "Intelligent Maximum Power Tracking and Inverter Hysteresis Current Control of Grid-connected PV Systems" International Conference on Advances in Power Conversion and Energy Technologies, APCET- 2012, IEEE, INDIA, 2012.
- [13] Kalpana Chaudhary, "Artificial Neural Network Implementation for Maximum Power Point Tracking of Optimized Solar Panel" International Journal of Computer Applications, 2013
- [14] T. Hiyama, S. Kouzuma, and T. Imakubo, "Identification of optimal operating point of PV modules using neural network for real time maximum power tracking control," IEEE Trans. Energy Convers., vol. 10, no. 2, pp. 360–367, Jun. 1995.
- [15] X. Sun, W. Wu, X. Li, and Q. Zhao, "A research on photovoltaic energy controlling system with maximum power point tracking," in Proc. Power Convers. Conf., 2002, pp. 822–826.
- [16] L. Zhang, Y. Bai, and A. Al-Amoudi, "GA-RBF neural network based maximum power point tracking for grid-connected photovoltaic systems," in Proc. Int. Conf. Power Electron., Machines and Drives, 2002, pp. 18–23.
- [17] NAOUFEL KHALDI, HASSAN MAHMOUDI, MALIKA ZAZI, YOUSSEF BARRADI, "Implementation of a MPPT Neural Controller for Photovoltaic Systems on FPGA Circuit", WSEAS TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS, vol. 9. 2014.
- [18] Guang-Bin, Huang, "What are Extreme Learning Machines? Filling the Gap Between Frank Rosenblatt's Dream and John von Neumann's Puzzle" Cognitive Computing 2015.
- [19] Guang-Bin Huang, Hongming Zhou, Xiaojian Ding, and Rui Zhang, "Extreme Learning Machine for Regression and Multiclass Classification," IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS—PART B: CYBERNETICS, VOL. 42, NO. 2, APRIL 2012 513
- [20] Guang-Bin, Huang, "Introduction to Extreme Learning Machines," Hands-on Workshop on Machine Learning for BioMedical Informatics 2006, National University of Singapore, 21 Nov 2006.