

Perbaikan MPPT *Incremental Conductance* menggunakan ANN pada Berbayang Sebagian dengan Hubungan Paralel

MUHAMMAD NIZAR HABIBI, DIMAS NUR PRAKOSO, NOVIE AYUB
WINDARKO, ANANG TJAHOJO

Teknik Elektro Politeknik Elektronika Negeri Surabaya, Indonesia
Email: nizaarhabibi@gmail.com

Received 19 Maret 2020 | *Revised* 30 Maret 2020 | *Accepted* 25 April 2020

ABSTRAK

Algoritma Incremental Conductance (IC) adalah algoritma yang bisa diimplementasikan pada sistem Maximum Power Point Tracking (MPPT) untuk mendapatkan daya maksimum dari panel surya. Akan tetapi algoritma MPPT IC tidak bisa bekerja dikondisi berbayang sebagian, karena menimbulkan daya maksimum lebih dari satu. Artificial Neural Network (ANN) bisa mengidentifikasi kurva karakteristik pada kondisi berbayang sebagian dan dapat mengetahui posisi daya maksimum yang sebenarnya. Masukan dari ANN merupakan nilai arus hubung singkat serta tegangan buka dari panel surya, dan keluaran dari ANN adalah nilai duty cycle yang digunakan sebagai posisi awal tracking dari MPPT IC. Data learning didapatkan dari perubahan nilai duty cycle secara manual pada sistem MPPT di berbagai kondisi radiasi. Hasil pengujian menunjukkan algoritma yang diajukan dapat menaikkan energi 5.79%-13.32% dibandingkan dengan ANN-Perturb and Observe dan ANN-Incremental Resistance dengan durasi 0.6 detik.

Kata kunci: MPPT, Incremental Conductance, Artificial Neural Network, Berbayang Sebagian, Hubungan Paralel

ABSTRACT

The Incremental Conductance (IC) algorithm is an algorithm that can be implemented on Maximum Power Point Tracking (MPPT) systems to get maximum power from solar panels. However, the MPPT IC algorithm cannot work in partial shading conditions because it causes more than one maximum power. Artificial Neural Network (ANN) can identify characteristic curves under partial shading conditions and can know the actual maximum power position. The input from ANN is the short circuit current and the open voltage of the solar panel. The output of ANN is the duty cycle value that is used as the initial tracking position of the MPPT IC. Learning data is obtained from manually changing the duty cycle value in the MPPT system in various radiation conditions. The test results show the proposed algorithm can increase energy 5.79% -13.32% when compared with ANN-Perturb and Observe and ANN-Incremental Resistance with a duration of 0.6 seconds.

Keywords: Maximum Power Point Tracking, Incremental Conductance, Artificial Neural Network, Partial Shading, Parallel Connection

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi secara global meningkat secara signifikan, begitu juga dengan energi terbarukan. Potensi Energi terbarukan sangat besar, hampir setengah dari kebutuhan global, pengembangannya yang begitu cepat sehingga bisa menjadi sumber energi terbesar pada tahun 2040 (**BP Energy Outlook, 2019**). Salah satu sumber energi terbarukan yang sangat efisien yaitu energi surya. Energi ini bisa diubah menjadi daya listrik dengan memanfaatkan panel surya. Pada umumnya, energi yang dihasilkan oleh panel surya pada siang hari akan disimpan ke dalam baterai dan pada malam hari akan digunakan sebagai pasokan lampu atau peralatan rumah tangga yang memerlukan daya listrik. Panel surya ini juga bisa langsung digunakan tanpa baterai, akan tetapi karakteristik tegangan dan arus panel surya tidak linier, karena kelemahannya ada pada rendahnya efisiensi konversi menjadi daya listrik dan bergantung penuh pada faktor lingkungan yaitu radiasi matahari dan suhu atmosfer. Besarnya nilai daya listrik yang dihasilkan oleh panel surya juga bergantung dari spesifikasi-spesifikasi parameter pada panel surya yang digunakan. Parameter yang jelas terlihat dari berbagai panel surya adalah dari parameter arus hubung singkat (*I_{sc}*) dan tegangan buka (*V_{oc}*) (**Kurnia, dkk, 2013**).

Untuk mendapatkan daya listrik maksimum dari panel surya diharuskan menggunakan teknik *tracking*, hal ini dilakukan untuk meningkatkan efisiensi konversi energi dari panel surya. Beberapa teknik *tracking* yang populer adalah *Maximum Power Point Tracking* (MPPT), dan *Solar Tracking System*. Teknik MPPT terdiri dari algoritma yang diimplementasikan ke sistem mikrokontroler yang diintegrasikan dengan konverter daya, dan sensor. *Solar Power Tracking* umumnya merupakan sebuah *device* yang digunakan untuk menggerakkan panel surya, dan pergerakan tersebut mengikuti arah pergerakan dari matahari. Oleh karena itu, MPPT memiliki keunggulan dalam hal tidak membutuhkan komponen yang besar, sistem tidak kompleks, mudah dalam perakitan, dan relatif lebih murah (**Habibi, dkk, 2019**).

Saat ini sudah banyak sekali perkembangan metode MPPT, mulai dari yang konvensional hingga sampai berbasis komputasi. Contoh metode konvensional MPPT adalah *Perturb and Observe* (P&O) (**Kamran, dkk, 2018**), dan *Incremental Conductance* (IC) (**Necaibia, dkk, 2019**). Keunggulan dari algoritma MPPT *Perturb and Observe* serta *Incremental Conductance* adalah mampu untuk mencari daya maksimum panel surya berdasarkan data dari tegangan dan arus yang timbul serta tidak memperhatikan karakteristik dari panel surya yang digunakan, bekerja cukup baik dalam berbagai kondisi radiasi matahari, dan mudah implementasi dalam kontrol digital (**Sera, dkk, 2013**). Akan tetapi jika kedua algoritma tersebut dibandingkan, maka algoritma *Incremental Conductance* lebih unggul dan hal kestabilan mendapatkan daya maksimum dari panel surya atau *Maximum Power Point* (MPP) serta memiliki osilasi yang rendah jika berada pada daerah MPP (**Khadidja, dkk, 2017**).

Akan tetapi algoritma *Incremental Conductance* hanya bisa bekerja jika karakteristik panel surya terkena radiasi normal, sedangkan dalam praktiknya ada kondisi radiasi dari matahari tidak bisa diterima oleh panel surya secara normal atau bisa disebut kondisi berbayang sebagian (*partial shading*). Metode MPPT konvensional tidak bisa bekerja di kondisi berbayang sebagian dikarenakan pada kurva karakteristik panel surya muncul beberapa titik maksimum yang disebabkan oleh adanya *diode bypass*, dan digunakan menghindari *hot spot* (**Mohapatra, dkk, 2017**). Titik dengan nilai tertinggi merupakan *Global Maximum Power Point* (GMPP), dan titik tertinggi kedua dan seterusnya merupakan *Local Maximum Power Point* (LMPP). Sehingga diperlukan modifikasi atau perbaikan untuk metode MPPT konvensional khususnya algoritma *Incremental Conductance* agar bisa bekerja pada kondisi berbayang sebagian.

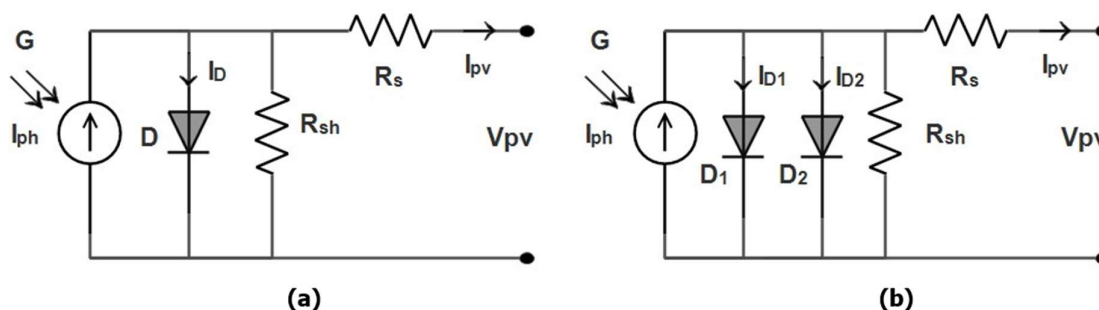
Metode MPPT yang bisa bekerja dalam kondisi berbayang sebagian merupakan metode MPPT yang berbasis komputasi seperti *Differential Evolution* (DE) (Tey, dkk, 2014), *Fuzzy Logic* (Allataifeh, dkk, 2015), dan *Artificial Neural Network* (ANN) (Bouselham, dkk, 2017). Metode ANN berbasis MPPT memiliki ciri khas yang tidak dimiliki oleh metode berbasis komputasi yang lain, yaitu memiliki proses *learning*. Proses *learning* membantu metode ANN untuk mengenali terlebih dahulu karakteristik panel surya. Sehingga ANN dengan mudah bisa menentukan letak MPP berada atau jika kondisi berbayang sebagian yaitu letak GMPP berada. Keunggulan lain yang dimiliki oleh algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) adalah memiliki respon kecepatan yang tinggi, operasi yang kuat, minim usaha komputasi karena ANN tidak membutuhkan komputasi yang kompleks dan rumit, serta dapat dijadikan solusi untuk masalah yang multi-variabel (Elobaid, dkk, 2015).

Dalam makalah ini disusun algoritma yang merupakan perbaikan dari algoritma *Incremental Conductance* (IC) dengan menggunakan algoritma *Artificial Neural Network* (ANN), sehingga algoritma bisa bekerja dalam kondisi berbayang sebagian. Jenis karakteristik berbayang sebagian yang dibentuk merupakan kombinasi dari dua panel surya yang diberi nilai radiasi matahari yang berbeda. Sehingga akan tercipta dua nilai puncak yaitu satu *Global Maximum Power Point* (GMPP) serta satu nilai puncak *Local Maximum Power Point* (LMPP). Oleh karena itu bisa saja letak GMPP berada di sebelah kiri atau sebelah kanan dari kurva karakteristik panel surya. Algoritma ANN akan mendeteksi letak GMPP yang diciptakan oleh kombinasi radiasi matahari pada panel surya, dan kemudian menentukan titik awal *tracking* MPPT dari algoritma *Incremental Conductance*. Algoritma MPPT *Incremental Conductance* dilengkapi dengan *Variable Step Size*, yang memungkinkan nilai *step size* yang berubah-ubah. Jika algoritma sudah mencapai nilai MPP atau GMPP dari panel surya maka nilai *step size* akan direduksi sehingga bisa menghilangkan *ripple* MPP.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Rangkaian Ekuivalen Panel Surya

Panel surya digunakan untuk mengonversi radiasi matahari menjadi energi listrik. Panel surya bisa dikaitkan secara seri maupun paralel. Sistem panel surya menunjukkan hasil kurva I-V dan P-V yang non linier yang tergantung pada perubahan suhu dan radiasi yang ada pada saat itu. Rangkaian ekuivalen panel surya ini diwakili oleh satu sumber arus, satu dioda yang terhubung paralel dengan sumber arus, satu resistor yang terhubung paralel dengan sumber arus dan diode, satu seri resistor, dan terminal keluaran.



Gambar 1. Rangkaian Ekuivalen Panel Surya (a) Diode Tunggal (b) Diode Ganda

Gambar 1(a) adalah rangkaian ekuivalen dari model diode tunggal. Maka persamaan arus yang keluar dari panel surya berdasarkan rangkaian diode tunggal (Tamrakar, dkk, 2016) ditunjukkan pada Persamaan (1).

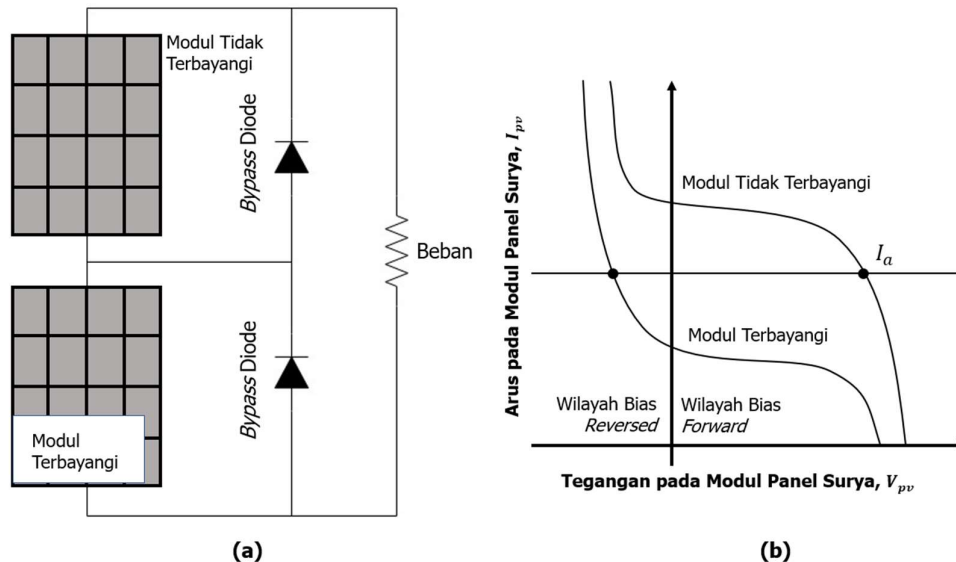
Perbaikan MPPT *Incremental Conductance* menggunakan ANN pada Berbayang Sebagian dengan Hubungan Paralel

$$I_{pv} = I_{ph} - I_s \left(e^{\frac{V_{pv} + I_{pv} R_s}{n N_s V_t}} - 1 \right) - \frac{V_{pv} + I_{pv} R_s}{R_{sh}} \quad (1)$$

Di mana, I_{pv} dan V_{pv} adalah arus dan terminal tegangan pada panel surya, I_{ph} adalah arus yang dihasilkan ketika panel surya terkena iradiasi matahari, I_s adalah arus jenuh, n adalah faktor kualitas diode, N_s adalah jumlah solar sel terhubung ke satu panel, V_t adalah tegangan termal sel surya, serta R_{sh} dan R_s adalah paralel dan seri resistor panel surya. Arus yang dihasilkan oleh I_{ph} sepenuhnya bergantung pada radiasi matahari yang dipaparkan oleh panel surya sehingga dapat disajikan pada Persamaan (2).

$$I_{ph} = \frac{G}{1000} (I_{sc} + k_i (T - T_r)) \quad (2)$$

Dengan I_{sc} adalah arus hubung singkat dari panel surya, G adalah nilai iradiasi matahari (W/m^2), T_r adalah suhu sel surya, dan k_i adalah koefisien suhu arus hubung singkat.



Gambar 2. (a) Konfigurasi PV Array pada Kondisi Berbayang Sebagian (b) Karakteristik dari Modul Panel Surya

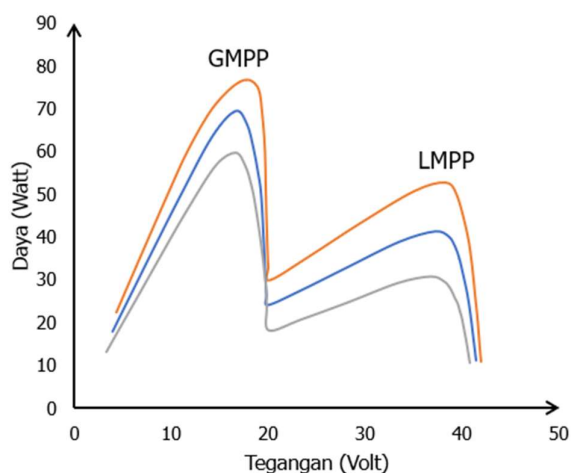
Selain menggunakan rangkaian ekuivalen diode tunggal, model rangkaian ekuivalen dari panel surya yang lain adalah menggunakan diode ganda. Model ini terdiri dari dua diode yang diparalelkan dengan sumber arus. Sehingga akan timbul arus I_{D_1} dan I_{D_2} yang merupakan arus yang terjadi di diode pertama dan arus yang terjadi di diode kedua. Persamaan untuk model diode ganda (**Windarko, dkk, 2020**) ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$I_{pv} = I_{ph} - I_{s_1} \left(e^{\frac{V_{pv} + I_{pv} R_s}{n_1 N_s V_t}} - 1 \right) - I_{s_2} \left(e^{\frac{V_{pv} + I_{pv} R_s}{n_2 N_s V_t}} - 1 \right) - \frac{V_{pv} + I_{pv} R_s}{R_{sh}} \quad (3)$$

I_{s_1} adalah arus jenuh dari mekanisme difusi. I_{s_2} adalah arus jenuh karena rekombinasi pembawa di wilayah ruang muatan, n_1 adalah faktor kualitas dari arus mekanisme difusi, n_2 adalah faktor kualitas dari arus rekombinasi generasi. Gambar 1(b) adalah rangkaian ekuivalen dari model diode ganda.

2.2 Karakteristik *PV Array* pada Kondisi Berbayang Sebagian (*Partial Shading*)

PV Array merupakan suatu sistem yang terdiri dari modul-modul panel surya yang terhubung secara seri maupun paralel (Mahmoud, dkk, 2013), sehingga akan menghasilkan daya yang merupakan akumulasi dari banyaknya panel surya yang terhubung dalam *PV array*. Gambar 2(a) merupakan ilustrasi dari konfigurasi panel surya terbayangi, dengan penentuan posisi "modul terbayangi" ditentukan secara acak. Hal tersebut akan menghilangkan daya yang dihasilkan oleh panel surya yang lain (Tey, dkk, 2014). Untuk bentuk kurva yang dihasilkan oleh setiap modul panel surya ditunjukkan pada Gambar 2(b). Ketika panel surya beroperasi pada kondisi Ia, maka panel surya yang terkena berbayang sebagian akan memaksa untuk beroperasi pada wilayah *bias reversed*, sehingga akan memiliki sifat seperti beban, bukan seperti sumber.



Gambar 3. Kurva Karakteristik P-V dari Panel Surya pada Kondisi Berbayang Sebagian

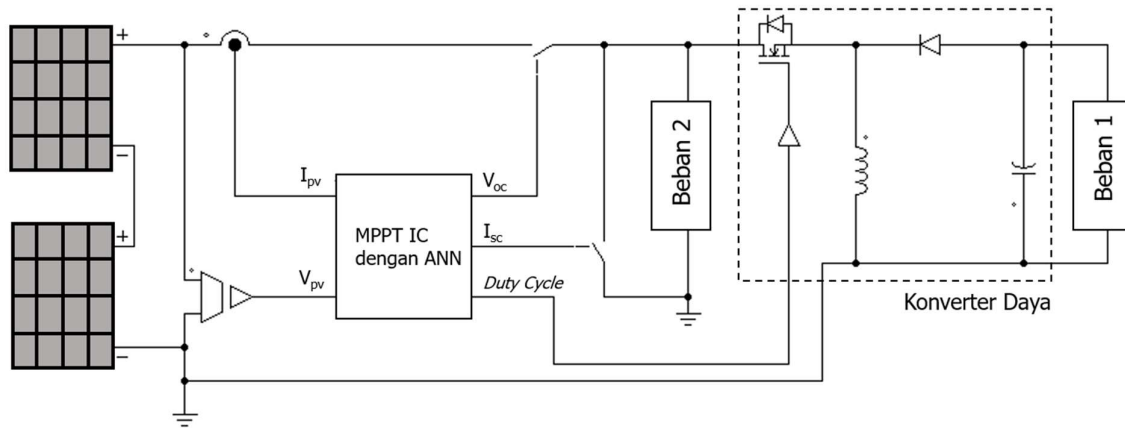
Fenomena tersebut akan menyebabkan disipasi daya sampai panas yang dapat mengakibatkan kerusakan pada modul panel surya yang terbayangi, sehingga *bypass* diode dipasang untuk menghindari kedua fenomena tersebut (Olalla, dkk, 2013) seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2(a). Pada kondisi terkena radiasi matahari, diode bersifat bias *reversed*. Ketika terjadi berbayang sebagian pada panel surya, *bypass* diode bersifat bias *forward* dan arus melewati diode. Dan akibat dari adanya *bypass* diode, maka dalam kurva karakteristik panel surya muncul beberapa kurva *Maximum Power Point* (MPP). Kurva dengan puncak tertinggi bernama *Global Maximum Power Point* (GMPP) dan kurva dengan puncak tertinggi selanjutnya merupakan *Local Maximum Power Point* (LMPP) seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. Untuk kondisi berbayang sebagian, pada paper ini disederhanakan dengan menganggap radiasi berbeda pada masing-masing panel. Jadi definisi berbayang sebagian atau *partial shading* adalah perbedaan radiasi pada masing-masing panel surya. Efek yang ditimbulkan pada karakteristik P-V sama dengan berbayang sebagian (*partial shading*) pada sebuah panel surya.

2.3 Penjelasan Umum Sistem

Pada makalah ini disusun sistem untuk mencari daya maksimum dari panel surya atau GMPP untuk kondisi berbayang sebagian. Sistem terdiri dari dua sensor yang berfungsi sebagai sensor arus dan tegangan, satu konverter daya, sistem komputasi untuk implementasi algoritma, serta dua beban yang masing-masing berada pada masukan dan keluaran dari konverter daya seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4. Pemasangan beban pada sumber konverter daya mengindikasikan bahwa sistem bekerja dengan hubungan paralel.

Perbaikan MPPT *Incremental Conductance* menggunakan ANN pada Berbayang Sebagian dengan Hubungan Paralel

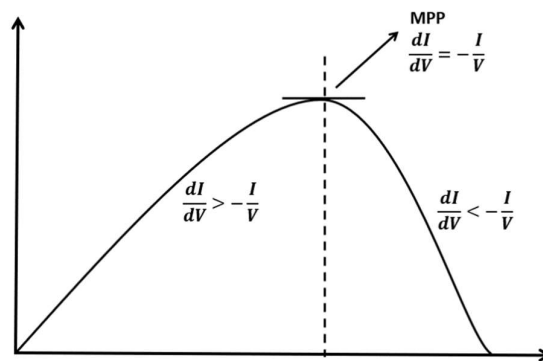
Pemasangan sensor tetap pada daerah pertama kali timbul arus dan tegangan pada panel surya.



Gambar 4. Blok Diagram Sistem

2.4 Algoritma MPPT

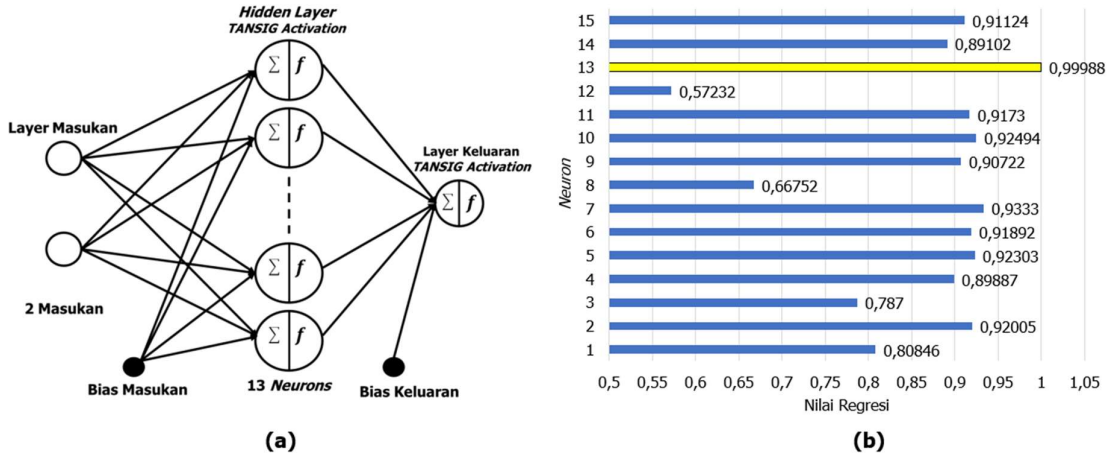
Metode *Incremental Conductance* (IC) adalah metode yang mengatur perubahan terminal tegangan pada panel surya berdasarkan pada *incremental* dan *instantaneous conductance* pada panel surya. Konsep dasar dari algoritma *Incremental Conductance* ditunjukkan pada Gambar 5. Kemiringan pada kurva daya panel surya akan bernilai 0 (nol) ketika sudah mencapai daya maksimum, bernilai positif jika pada bagian kiri dari MPP, dan negatif jika berada pada bagian kanan MPP. Salah satu kelemahan yang dimiliki oleh algoritma *Incremental Conductance* adalah algoritma ini tidak bisa bekerja pada kondisi berbayang sebagian, sangat mudah sekali bagi algoritma *Incremental Conductance* untuk terjebak pada daerah *Local Maximum Power Point* (LMPP) dikarenakan penambahan dan pengurangan untuk proses *tracking* hanya dilakukan berdasarkan perubahan nilai arus dan tegangan yang timbul tanpa melakukan pengamatan karakteristik dari panel surya yang digunakan.



Gambar 5. Konsep Algoritma *Incremental Conductance*

Permasalahan yang timbul pada algoritma *Incremental Conductance* akan diperbaiki oleh algoritma *Artificial Neural Network* (ANN). Algoritma ANN akan menganalisis terlebih dahulu jenis kurva karakteristik P-V panel surya, letak *Global Maximum Power Point* (GMPP) dari panel surya ada di sebelah kanan atau di sebelah kiri dari kurva. Gambar 6(a) merupakan bentuk arsitektur ANN yang digunakan. Arsitektur ANN terdiri dari dua masukan yang merupakan nilai dari arus hubung singkat dari panel surya serta tegangan buka dari panel surya. Arsitektur

menggunakan satu *hidden layer* yang terdiri dari 13 *neurons*, pemilihan *neuron* berdasarkan pada nilai tertinggi dari pengujian *Regression Neural Network* pada *software* MATLAB.



Gambar 6. (a) Arsitektur ANN (b) Hasil dari Pengujian *Neural Network Regression*

Gambar 6(b) menunjukkan hasil pengujian *Neural Network Regression*, pengujian dilakukan mulai *neuron* 1 sampai *neuron* ke-15. Nilai tertinggi merupakan nilai yang mendekati satu, dan pada *neuron* ke-13 didapatkan nilai tertinggi dengan nilai 0.99988. Jenis aktivasi yang digunakan pada *hidden layer* merupakan aktivasi *tansig*. Pada keluran ANN hanya terdapat satu jenis keluaran, yang merupakan posisi awal *tracking* dari algoritma *Incremental Conductance*. Sehingga ANN akan menganalisis terlebih dahulu jenis kurva berbayang sebagian, kemudian ANN akan menentukan posisi awal *tracking* dari algoritma *Incremental Conductance*. Pada masukan dari ANN perlu dilakukan normalisasi terlebih dahulu, persamaan normalisasi yang digunakan ditunjukkan pada Persamaan (4) dan Persamaan (5).

$$X_{in_1} = \frac{(I_{sc} - I_{sc_{min}}) * 2}{(I_{sc_{max}} - I_{sc_{min}})} - 1 \quad (4)$$

$$X_{in_2} = \frac{(V_{oc} - V_{oc_{min}}) * 2}{(V_{oc_{max}} - V_{oc_{min}})} - 1 \quad (5)$$

X_{in_1} dan X_{in_2} merupakan hasil normalisasi dari masukan pertama dan kedua. Arus I_{sc} merupakan nilai arus hubung singkat dari panel surya, $I_{sc_{max}}$ dan $I_{sc_{min}}$ merupakan nilai arus hubung singkat terbesar dan terkecil dari panel surya berdasarkan data *learning* yang digunakan. Tegangan V_{oc} merupakan nilai tegangan buka dari panel surya, $V_{oc_{max}}$ dan $V_{oc_{min}}$ merupakan nilai tegangan buka terbesar dan terkecil dari panel surya berdasarkan data *learning* yang digunakan. Persamaan dari *hidden layer* dengan aktivasi *tansig* ditunjukkan pada Persamaan (6).

$$Tg_{1n} = \frac{2}{\left(1 + e^{\left(-2 * \left((X_{in_1} * w_{in_1}) + (X_{in_2} * w_{in_2}) + b_{in_1}\right)\right)}\right)} - 1 \quad (6)$$

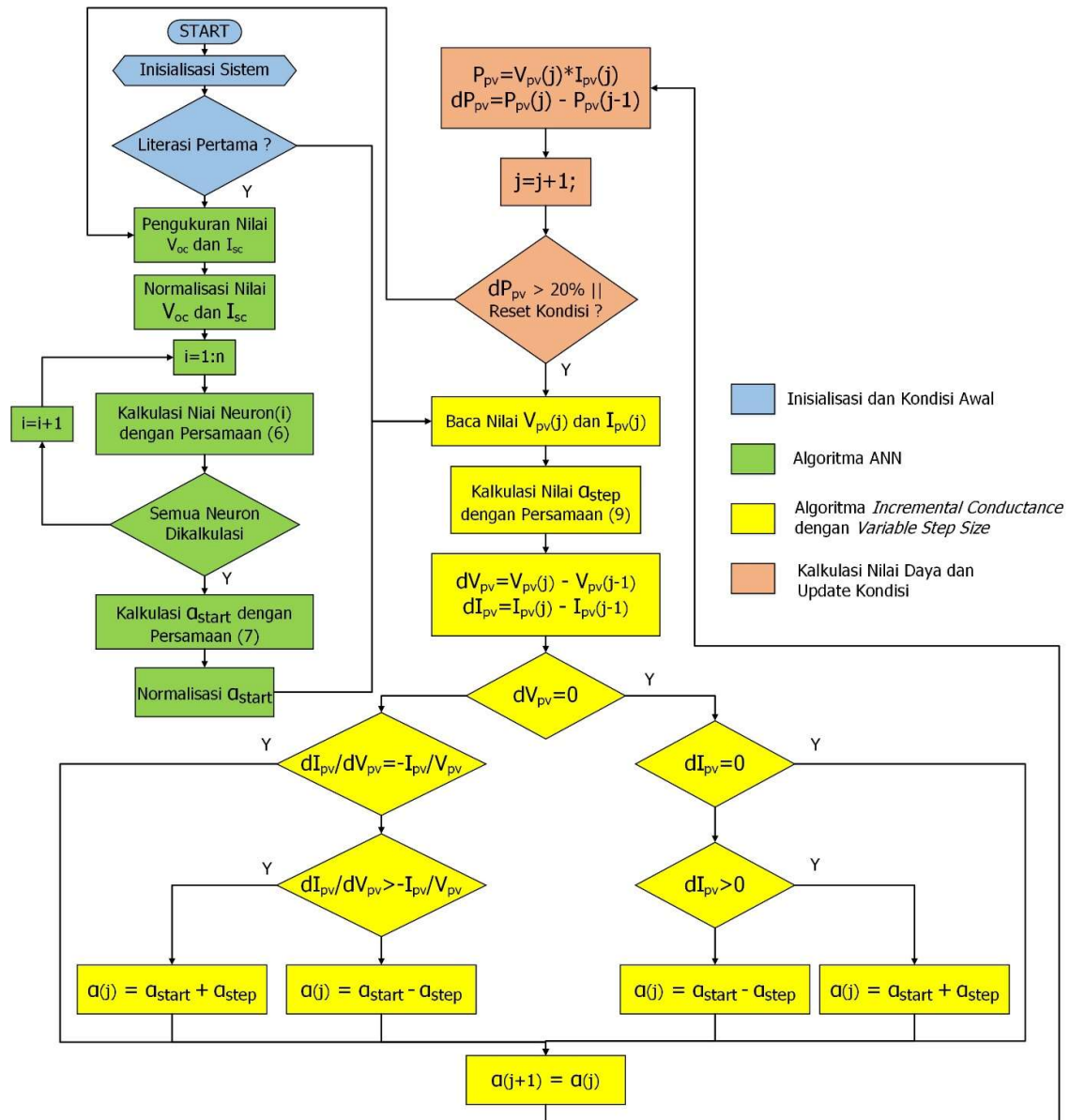
Variabel n menunjukkan jumlah *neuron* yang digunakan, w_{in} dan b_{in} merupakan nilai *weight* dan bias yang didapatkan saat melakukan proses pengujian *neuron* pada pengujian *Neural Network Regression* dengan menggunakan *software* MATLAB. Pada *layer* keluaran dari ANN

Perbaikan MPPT *Incremental Conductance* menggunakan ANN pada Berbayang Sebagian dengan Hubungan Paralel

menggunakan aktivasi *tansig* dan dilakukan proses normalisasi dengan Persamaan (7) dan Persamaan (8).

$$Tg_{2n} = \frac{2}{\left(1 + e^{(-2 * \sum_{n=1}^{13} ((Tg_{1n} * w_{in}) + b_{in}))}\right)} - 1 \quad (7)$$

$$\alpha_{start} = \frac{(Tg_{2n} + 1)(\alpha_{max} - \alpha_{min})}{2} + \alpha_{min} \quad (8)$$



Gambar 7. Flowchart Sistem

Jenis keluaran yang digunakan merupakan nilai *duty cycle* posisi awal *tracking*, sehingga α_{start} merupakan nilai *duty cycle* tersebut. Variabel α_{start} hanya memiliki dua variasi nilai, yaitu 10% dan 90%, sehingga α_{max} dan α_{min} adalah nilai *duty cycle* tertinggi bernilai 90% dan nilai *duty*

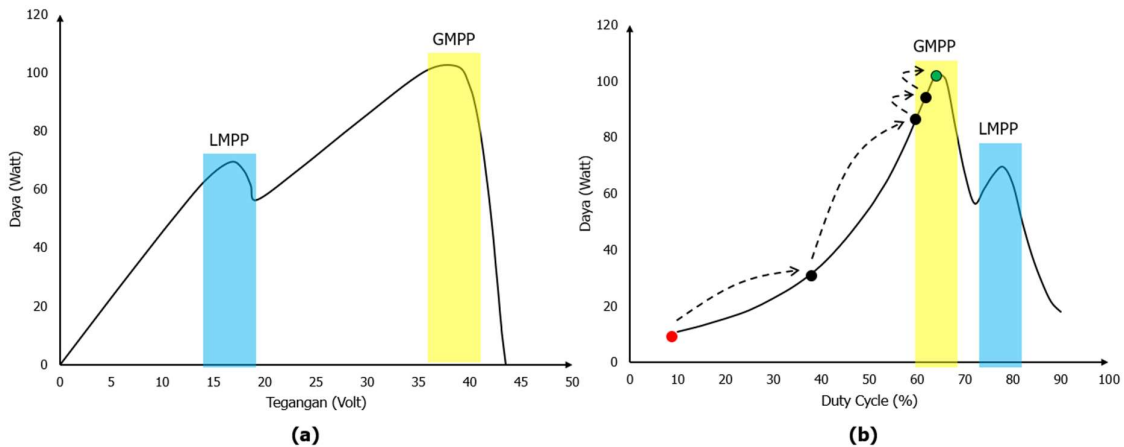
cycle terendah bernilai 10% berdasarkan data *learning* yang digunakan. Gambar 7 menunjukkan alur kerja atau *flowchart* sistem dari algoritma yang diajukan. ANN bekerja terlebih dahulu untuk menganalisis karakteristik dari kurva yang diakibatkan oleh kondisi berbayang sebagian, kemudian algoritma *Incremental Conductance* bekerja berdasarkan nilai *duty cycle* awal yang dihasilkan oleh ANN. MPPT *Incremental Conductance* dilengkapi dengan *Variable Step Size* yang digunakan untuk menghilangkan *ripple* saat algoritma sudah berada pada daerah GMPP. Persamaan yang digunakan pada *Variable Step Size* ditunjukkan pada Persamaan (9) (Isaloo, dkk, 2016).

$$\alpha_j = \alpha_{j-1} \pm \frac{N}{I_{pv}} \left| \frac{dP_{pv}}{dV_{pv}} \right| \quad (9)$$

Nilai j menunjukkan jumlah literasi dari algoritma, N adalah nilai konstanta dari *Variable Step*, sedangkan \pm menyesuaikan kondisi kerja dari algoritma *Incremental Conductance* berdasarkan pada Gambar 5.

3. PENGUJIAN DAN ANALISIS

Pengujian dilakukan menggunakan simulasi dengan *software Power Simulation* (PSIM). Pengujian dilakukan untuk mengetahui karakteristik dari algoritma yang diajukan. Pengujian algoritma akan dibandingkan terlebih dahulu dengan data *learning* yang digunakan, untuk menunjukkan kemiripan nilai yang didapatkan oleh algoritma. Gambar 8(a) menunjukkan bentuk karakteristik P-V dari panel surya dengan radiasi 800 W/m² dan 500 W/m² yang didapatkan dari data *learning*.

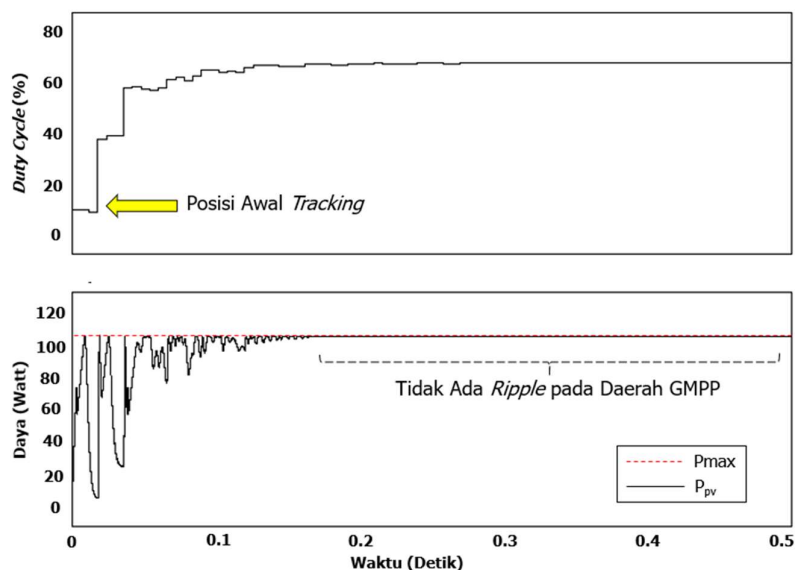


Gambar 8. Karakteristik Panel Surya Radiasi 800 W/m² dan 500 W/m² (a) Kurva P-V dari Data *Learning* (b) Hubungan Nilai Daya dan *Duty Cycle*

Daerah warna kuning menunjukkan daerah *Global Maximum Power Point* (GMPP), dan daerah warna biru merupakan daerah *Local Global Maximum Power Point* (LMPP). Gambar 8(a) juga menunjukkan bahwa letak GMPP ada di sebelah kiri kurva. Untuk lebih memperjelas hubungan nilai *duty cycle* dengan daya yang dihasilkan oleh panel surya ditunjukkan pada Gambar 8(b). Gambar 8(b) menunjukkan bahwa nilai *duty cycle* GMPP terletak pada sekitar nilai 60% sampai 70%. Sehingga jika algoritma *Incremental Conductance* bisa berada di daerah GMPP maka posisi *start duty cycle* harus berada pada nilai 10%. Jika posisi *start duty cycle* berada pada 90% maka akan dipastikan algoritma terjebak pada daerah LMPP. Pada Gambar 8(b) juga menunjukkan proses *tracking* yang dilakukan oleh algoritma untuk bisa mencapai GMPP dengan titik warna merah adalah posisi awal *tracking* dan titik warna hijau merupakan titik

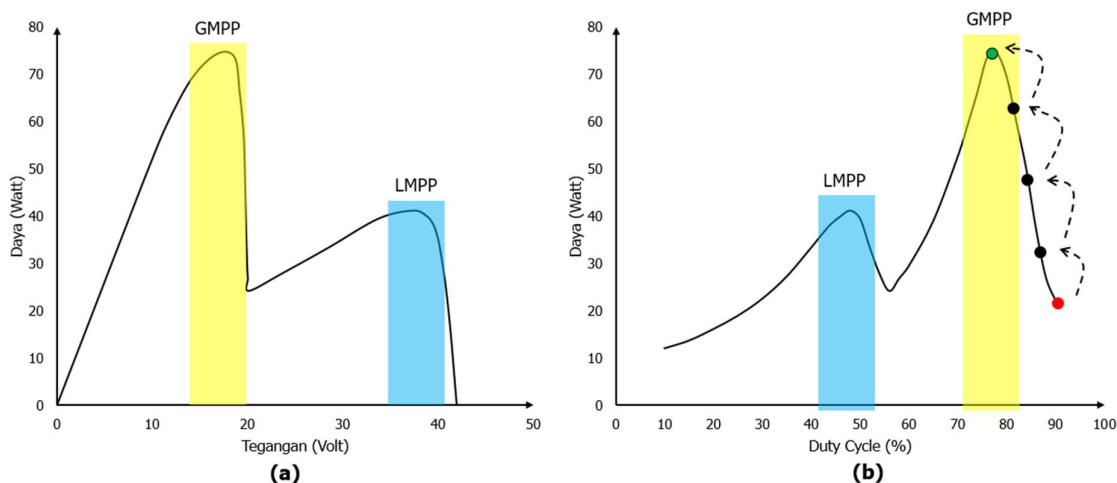
Perbaikan MPPT *Incremental Conductance* menggunakan ANN pada Berbayang Sebagian dengan Hubungan Paralel

duty cycle pada GMPP. Hasil pengujian secara simulasi berdasarkan karakteristik panel surya pada Gambar 8 ditunjukkan pada Gambar 9.



Gambar 9. Hasil Simulasi MPPT pada Radiasi 800 W/m^2 dan 500 W/m^2

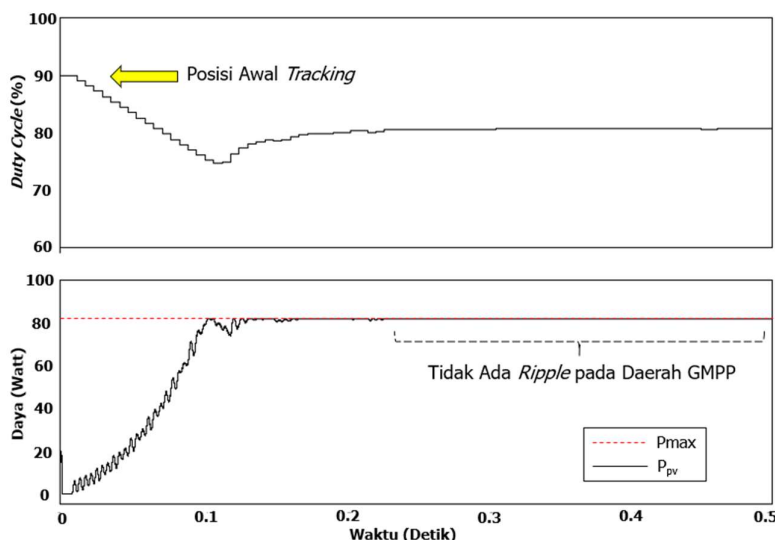
Gambar 9 menunjukkan hasil nilai *duty cycle* yang dihasilkan ANN yaitu pada nilai 10%, kemudian perindah-pindah sampai pada daerah GMPP. Hasil simulasi juga menunjukkan tidak ada *ripple* saat berada pada daerah GMPP, hal tersebut merupakan akibat dari persamaan *variable step size* yang menyebabkan tidak ada perubahan nilai pada daerah GMPP.



Gambar 10. Karakteristik Panel Surya Radiasi 900 W/m^2 dan 200 W/m^2 (a) Kurva P-V dari Data Learning (b) Hubungan Nilai Daya dan *Duty Cycle*

Pengujian selanjutnya merupakan pengujian dengan karakteristik P-V di sebelah kanan kurva seperti yang ditunjukkan pada Gambar 10(a). Pengujian dilakukan dengan menggunakan nilai radiasi matahari sebesar 900 W/m^2 dan 200 W/m^2 . Untuk lebih memperjelas letak GMPP terhadap nilai *duty cycle* maka ditunjukkan pada Gambar 10(b). Gambar 10(b) menunjukkan bahwa letak GMPP untuk kombinasi radiasi 900 W/m^2 dan 200 W/m^2 terletak pada sekitar nilai 70% dan 80%. Sehingga untuk bisa mencapai GMPP, nilai *duty cycle start* harus bernilai 90% agar algoritma tidak terjebak pada daerah LMPP. Gambar 14 juga dilengkapi dengan proses

duty cycle dari *start* sampai mencapai daerah GMPP. Hasil simulasi respon *duty cycle* dan daya yang dihasilkan dengan nilai kombinasi radiasi matahari 900 W/m² dan 200 W/m² ditunjukkan pada Gambar 11.



Gambar 11. Hasil Simulasi MPPT pada Radiasi 900 W/m² dan 200 W/m²

Hasil respon yang dihasilkan pada simulasi dengan kombinasi nilai radiasi sebesar 900 W/m² dengan 200 W/m² menunjukkan perbedaan jika dibandingkan dengan hasil simulasi sebelumnya. Karena nilai *duty cycle start* yang berbeda, maka respon yang dihasilkan juga berbeda. Pada Gambar 11 menunjukkan nilai *duty cycle* terus turun sampai pada daerah GMPP, dan pada daerah GMPP juga tidak terdapat *ripple*. Tabel 1 menunjukkan data untuk hasil pengujian dari algoritma yang diajukan.

Tabel 1. Hasil Pengujian MPPT

Radiasi Matahari (W/m ²)	Duty Cycle Start (%)	Data Learning		Algoritma	
		MPP (W)	Duty Cycle (%)	MPP (W)	Duty Cycle (%)
900-200	90	74.389	78	82.089	80.475
800-200	90	69.43	78	73.64	78.066
750-150	90	62.989	78	69.325	78.994
600-100	90	51.887	74	56.042	77.146
800-500	10	102.1	64	105.379	68.116
750-400	10	81.829	62	85.468	65.203
700-450	10	90.871	64	94.712	66.938
650-450	10	90.586	64	94.227	66.854

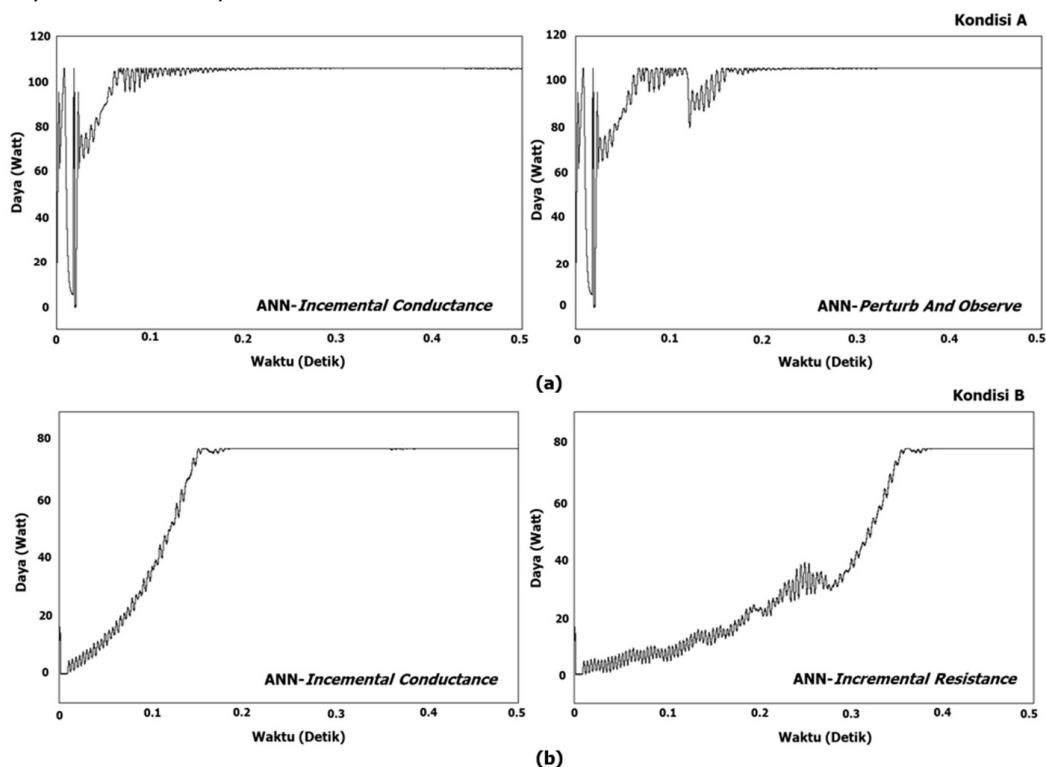
Data pembanding dalam tabel tersebut merupakan nilai yang terdapat pada data *learning* yang digunakan. Hasil simulasi menunjukkan nilai yang mendekati dengan data *learning* yang digunakan. Nilai data *learning* memiliki nilai yang lebih rendah dari hasil simulasi karena nilai *duty cycle* yang diatur tidak berada pada daerah GMPP yang sebenarnya. Nilai *duty cycle* yang dihasilkan algoritma bisa bernilai tiga angka di belakang koma, dan bisa lebih presisi. Tabel 2 merupakan inisialisasi kondisi untuk pengujian panel surya berbayang sebagian selanjutnya. Ada 4 kondisi yang diinisialisasi mulai dari A, B, C, dan D. Kondisi A merupakan inisialisasi kondisi untuk radiasi 1000 W/m² pada panel surya 1 dan 500 W/m² pada panel surya 2.

Kondisi B untuk radiasi 800 W/m² pada panel 1 dan 200 W/m², C untuk radiasi 900 W/m² pada panel 1 dan 500 W/m² pada panel 2, dan D untuk radiasi 700 W/m² pada panel 1 dan 100 W/m² pada panel 2.

Tabel 2. Inisialisasi Kondisi Panel Surya

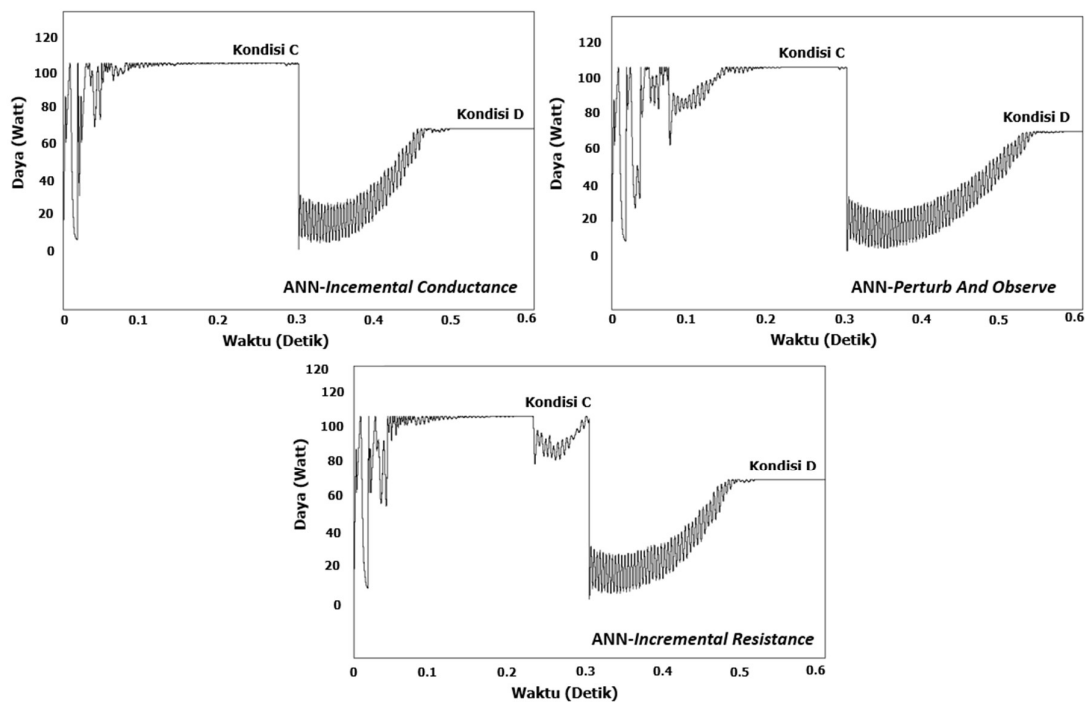
Radiasi Panel 1 (W/m ²)	Radiasi Panel 2 (W/m ²)	Kondisi
1000	500	A
800	200	B
900	500	C
700	100	D

Gambar 12 merupakan hasil simulasi dengan dua algoritma perbandingan. Algoritma yang digunakan sebagai perbandingan merupakan algoritma *Perturb and Observe* dan algoritma *Incremental Resistance* yang digabungkan dengan ANN sebagai deteksi kondisi berbayang sebagian. Pemilihan algoritma perbandingan didasarkan pada sifat dan karakteristik yang hampir sama dari ketiga algoritma konvensional tersebut (*Incremental Conductance*, *Perturb and Observe*, dan *Incremental Resistance*). Ketiga algoritma tersebut juga tidak bisa bekerja dalam kondisi berbayang sebagian, sehingga ketiga algoritma tersebut akan sama-sama mengalami proses perbaikan sehingga bisa bekerja dalam kondisi berbayang sebagian. Hal ini merupakan alasan mengapa algoritma yang diajukan tidak dibandingkan dengan algoritma *Incremental Conductance* yang tanpa perbaikan, karena akan dapat dipastikan algoritma tersebut terjebak dalam kondisi berbayang sebagian. Pengujian dilakukan menggunakan nilai radiasi konstan yaitu kombinasi 1000 W/m² dan 500 W/m² dengan kombinasi radiasi sebesar 800 W/m² dan 200 W/m².



Gambar 12. Hasil Perbandingan Pengujian dengan Tiga Algoritma pada Nilai Radiasi Konstan

Kedua pengujian tersebut dapat mewakili untuk kondisi nilai *duty cycle start* dengan nilai 10% dan 90%. Pada kondisi A menunjukkan bahwa algoritma *ANN-Incremental Conductance* memiliki kurva respon yang lebih stabil untuk mencapai daerah GMPP jika dibandingkan dengan algoritma *ANN-Perturb and Observe*. Ketika kondisi panel surya pada kondisi B, *ANN-Incremental Resistance* membutuhkan waktu yang lebih lama untuk bisa sampai ke daerah GMPP jika dibandingkan dengan *ANN-Incremental Conductance*. Gambar 13 merupakan perbandingan dari ketiga algoritma ketika terjadi perubahan nilai radiasi matahari. Perubahan radiasi matahari terjadi pada detik ke-0.3 dengan total waktu yang digunakan 0.6 detik. Hasil pengujian menunjukkan pada kondisi C algoritma yang diajukan memiliki kestabilan saat berada di GMPP, jika dibandingkan dengan algoritma yang lain. Pada saat kondisi radiasi matahari berubah menjadi kondisi D, algoritma lebih cepat menuju daerah GMPP dari panel surya. Energi yang dihasilkan berdasarkan Gambar 13 ditunjukkan pada Tabel 3.



Gambar 13. Hasil Perbandingan Pengujian dengan Tiga Algoritma pada Nilai Radiasi Berubah-ubah

Tabel 3. Energi yang Dihasilkan oleh Algoritma

Algoritma	Energi (Ws)
<i>ANN-Incremental Conductance</i>	1926.15
<i>ANN-Perturb and Observe</i>	1669.61
<i>ANN-Incremental Resistance</i>	1814.69

Tabel 3 menunjukkan bahwa algoritma yang diajukan yaitu *ANN-Incremental Conductance* menghasilkan energi yang lebih besar daripada algoritma *ANN-Perturb and Observe* dan algoritma *ANN-Incremental Resistance* dengan nilai 1926.15 Ws.

4. KESIMPULAN

Makalah ini menjelaskan tentang perbaikan algoritma *Incremental Conductance* untuk kondisi berbayang sebagian dengan hubungan paralel menggunakan *Artificial Neural Network*. *Artificial Neural Network* dapat mengidentifikasi kondisi berbayang sebagian yang terjadi pada panel surya, serta *Artificial Neural Network* juga dapat mengidentifikasi letak daerah *Global Maximum Power Point* (GMPP) dari kondisi berbayang sebagian. Sehingga *Artificial Neural Network* bisa menghasilkan posisi awal *tracking* yang tepat untuk algoritma *Incremental Conductance* agar tidak terjebak pada *Local Maximum Power Point* (LMPP). Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai daya maksimum yang dihasilkan oleh algoritma ANN-*Incremental Conductance* dapat mendekati nilai daya maksimum yang digunakan sebagai data *learning*. Algoritma ANN-*Incremental Conductance* juga memiliki kestabilan saat berada pada kondisi GMPP jika dibandingkan dengan ANN-*Perturb and Observe*, serta memiliki waktu yang lebih cepat mencapai GMPP. Energi yang dihasilkan juga lebih besar jika dibandingkan dengan kedua algoritma tersebut, yaitu dengan nilai 1926.15 Ws selama 0.6 detik.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Kementerian Riset Teknologi dan Pendidikan Tinggi untuk pembiayaan dana riset kepada group riset Pusat Penelitian *Green Energy and Sustainability* di Politeknik Elektronika Negeri Surabaya sehingga riset ini bisa terselenggara dengan lancar dan baik.

DAFTAR RUJUKAN

- Allataifeh, A. A., Bataineh, K., & Al-Khedher, M. (2015). Maximum Power Point Tracking Using Fuzzy Logic Controller under Partial Conditions. *Smart Grid and Renewable Energy*, 6(1), 1–13.
- Bouselham, L., Hajji, M., Hajji, B., & Bouali, H. (2017). A New MPPT-based ANN for Photovoltaic System under Partial Shading Conditions. *Energy Procedia*, 111, 924–933.
- BP Energy Outlook. (2019). *Edition The Energy Outlook explores the forces shaping the global energy transition out to 2040 and the key uncertainties surrounding that*. BP Energy Outlook 2019.
- Elobaid, L. M., Abdelsalam, A. K., & Zakzouk, E. E. (2015). Artificial neural network-based photovoltaic maximum power point tracking techniques: A survey. *IET Renewable Power Generation*.
- Habibi, M. N., Ayub Windarko, N., & Tjahjono, A. (2019). Hybrid Maximum Power Point Tracking Using Artificial Neural Network-Incremental Conduction with Short Circuit Current of Solar Panel. IES 2019 - *International Electronics Symposium (IES): The Role of Techno-Intelligence in Creating an Open Energy System Towards Energy Democracy, Proceedings*, 63–69.
- Isaloo, B. A., & Amiri, P. (2016). Improved variable step size incremental conductance MPPT

- method with high convergence speed for PV systems. *Journal of Engineering Science and Technology*, 11(4), 516–528.
- Kamran, M., Mudassar, M., Fazal, M. R., Asghar, M. U., Bilal, M., & Asghar, R. (2018). Implementation of improved Perturb & Observe MPPT technique with confined search space for standalone photovoltaic system. *Journal of King Saud University - Engineering Sciences*.
- Khadidja, S., Mountassar, M., & M'Hamed, B. (2017). Comparative study of incremental conductance and perturb & observe MPPT methods for photovoltaic system. *International Conference on Green Energy and Conversion Systems, GECS*.
- Kurnia M, P., Ali, M., & Katherin, I. (2013). Penelusuran Daya Maksimum Pada Panel Photovoltaic Menggunakan Kontrol Logika Fuzzy Di Kota Surabaya. *Jurnal Teknik POMITS*, 2(1), 135–140.
- Mahmoud, Y. A., Xiao, W., & Zeineldin, H. H. (2013). A parameterization approach for enhancing PV model accuracy. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 60(12), 5708–5716.
- Mohapatra, A., Nayak, B., Das, P., & Mohanty, K. B. (2017). A review on MPPT techniques of PV system under partial shading condition. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 80(February), 854–867.
- Necaibia, S., Kelaiaia, M. S., Labar, H., Necaibia, A., & Castronuovo, E. D. (2019). Enhanced auto-scaling incremental conductance MPPT method, implemented on low-cost microcontroller and SEPIC converter. *Solar Energy*, 180, 152–168.
- Olalla, C., Clement, D., Rodriguez, M., & Maksimovic, D. (2013). Architectures and control of submodule integrated dc-dc converters for photovoltaic applications. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 28(6), 2980–2997.
- Sera, D., Mathe, L., Kerekes, T., Spataru, S. V., & Teodorescu, R. (2013). On the perturb-and-observe and incremental conductance mppt methods for PV systems. *IEEE Journal of Photovoltaics*, 3(3), 1070–1078.
- Tamrakar, V., Gupta, S. C., & Sawle, Y. (2016). Study of characteristics of single and double diode electrical equivalent circuit models of solar PV module. *International Conference on Energy Systems and Applications, ICESA*, 312–317.
- Windarko, N. A., Habibi, M. N., Ari, M., Nugroho, B., & Prasetyono, E. (2020). *Simulator Panel Surya Ekonomis untuk Pengujian MPPT pada Kondisi Berbayang Sebagian (Low Cost PV Photovoltaic Simulator for MPPT Testing under Partial Shading)*. 2(1), 110–115.