

PERAMALAN *IRRADIANCE* CAHAYA MATAHARI PADA SEL SURYA UNTUK MEMENUHI KEBUTUHAN ENERGI LISTRIK DENGAN METODE *SUPPORT VECTOR REGRESSION* (SVR)

Nurvita Arumsari^{1*}, Feby Agung Pamuji²

¹Program Studi Teknik Kelistrikan Kapal, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya

²Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

*Corresponding author, e-mail : arum@ppns.ac.id

Abstrak— Pada tulisan ini digunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) untuk peramalan *irradiance* cahaya matahari pada sel surya sehingga besar energi yang dihasilkan sel surya bisa diprediksi untuk memenuhi kebutuhan energi listrik. Prediksi ini sangat penting dikarena untuk menyediakan energi listrik yang berkelanjutan dan mempunyai keandalan yang baik yaitu mempunyai frekuensi konstan dan tegangan konstan. Dari hasil simulasi dapat dilihat bahwa metode SVR mempunyai hasil prediksi yang masih rendah. Sehingga perkiraan energi *solar cell* yang dapat dikirim untuk memenuhi kebutuhan listrik satu bulan ke depan masih belum cukup akurat dengan menggunakan metode ini. Pada penelitian mendatang, akan dicoba penggunaan metode SVR berbasis *time series*.

Kata Kunci : Energi listrik, Irradiance, Support Vector Regression (SVR).

Abstract— This paper suggests the use of support vector regression (SVR) method for forecasting irradiance of sunlight on solar cells so that the energy produced by the *solar cells* can be predicted to meet electricity needs. This prediction is very important because to provide electrical energy that is sustainable and has a good reliability which has the constant frequency and constant voltage. From the simulation results can be seen that the SVR method has not a fairly good prediction results. So that, the approximate energy of solar cell that can be transfered to meet the electricity needs of the next month still not accurate with this method. Future research will be tried SVR hybrid time series method.

Keywords : Electrical Energy, Irradiance, Support vector regression (SVR).

Copyright © 2017 JNTE. All rights reserved

1. PENDAHULUAN

Pada abad ini kebutuhan energi listrik terus meningkat dengan jumlah penambahan penduduk, terutama di daerah pedalaman yang penduduknya masih banyak tidak mendapatkan energi listrik. Di pedalaman penggunaan energi terbarukan seperti sel surya sangatlah memungkinkan untuk memenuhi kebutuhan listrik sehingga perekonomian masyarakat dapat berjalan. Energi listrik dapat digunakan jika mempunyai keandalan yang baik yaitu mempunyai berkelanjutan, frekuensi konstan dan tegangan yang konstan sehingga peralatan listrik dapat bekerja dengan baik dan tidak mudah rusak. Untuk sebab itu prediksi besar *irradiance* pada suatu daerah sangat penting disebabkan energi sel surya bergantung pada *irradiance* cahaya matahari. *Irradiance* yang baik yaitu diatas 1000 watt/m² sehingga sel surya

dapat menghasilkan daya listrik masimum [3].

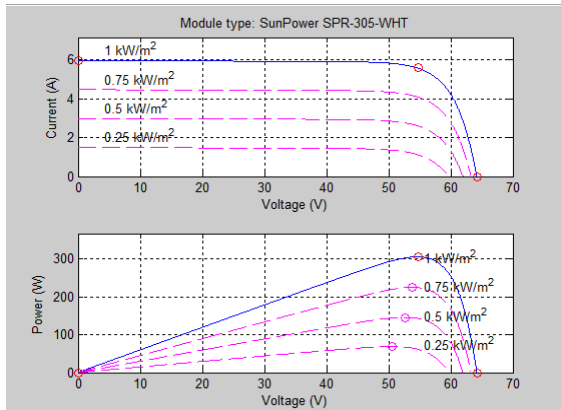
Pada tulisan ini, diusulkan penggunaan metode support vector regression (SVR) untuk memprediksi *irradiance* dari matahari sehingga dapat dihitung jumlah energi yang bisa dihasilkan oleh *solar cell* dalam waktu sebulan ke depan. Ini sangat penting, karena dimasa akan datang, akan memungkinkan untuk menghitung penghematan energi listrik dari bahan bakar fosil tanpa mengganggu kestabilan dari sistem tenaga listrik karena kekurangan pasokan energi dari bahan bakar fosil.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Sel Surya

Sel Surya merupakan salah satu pembangkit energi terbarukan yang dapat menghasilkan energi dari cahaya matahari sehingga *irradiance* cahaya matahari sangat menentukan besar energi

listrik yang dihasilkan. Karakteristik *solar cell* dapat dilihat pada gambar berikut ini:



Gambar 1. Karakteristik Solar Sel

Dari Gambar 1 dapat dilihat bahwa ketika irradiance dari matahari berubah maka daya solar sel juga berubah. Irradiance dari cahaya matahari akan mencapai maksimum pada tengah hari ketika matahari tepat diatas kepala, akan tetapi jika cuaca mendung maka irradiance matahari akan berkurang dikarenakan terhalang oleh sinar matahari. Efisiensi *solar cell* sangat bergantung pada arus dan tegangan seperti terlihat pada gambar diatas, *solar cell* dapat menghasilkan daya maksimum pada tegangan optimum, sehingga pembebanan pada *solar cell* harus direncanakan karena dapat mempengaruhi tegangan *solar cell* yang berakibat efisiensi dari *solar cell* dapat turun.

2.2. Support Vector Regression (SVR)

SVR merupakan pengembangan metode SVM (*Support Vector Machine*) untuk tipe data numerik pada kasus regresi. Pada algoritma SVR, variabel respon memiliki *range* berupa nilai bilangan real. Konsep SVM secara sederhana bertujuan untuk mencari *hyperplane* (garis pemisah antar kelompok) terbaik dari kemungkinan alternatif garis pemisah yang ada. *Hyperplane* ditunjukkan dalam fungsi regresi dengan error seminimal mungkin [1]. Dengan demikian, metode SVR ini bertujuan untuk meminimumkan risiko sehingga mampu mengatasi kasus yang bersifat *overfitting*. Fungsi umum SVR sebagai berikut [7].

$$f(X) = w^T \varphi(X) + b \tag{1}$$

Dengan w sebagai vektor pembobot, $\varphi(X)$ adalah fungsi yang memetakan x dalam suatu dimensi, dan b menunjukkan nilai error. Sedangkan untuk meminimumkan risiko digunakan fungsi sebagai berikut.

$$R_{emp}(f) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \phi_{\epsilon}(Y_i, f(X_i) + b) \tag{2}$$

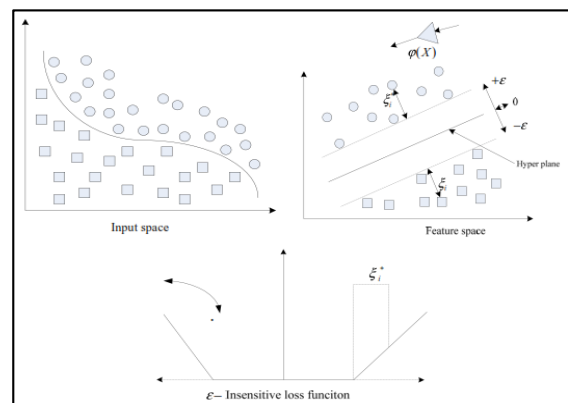
Berubah menjadi persamaan

$$R_{emp}(f) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \phi_{\epsilon}(Y_i, W^T \varphi(X_i) + b) \tag{3}$$

Dengan $R_{emp}(f)$ adalah fungsi minimum risiko dan $\phi_{\epsilon}(Y, f(X))$ fungsi ϵ -insensitive loss yang didefinisikan sebagai fungsi

$$\begin{cases} |f(X) - Y| - \epsilon, & \text{jika } |f(X) - Y| \geq \epsilon \\ 0, & \text{untuk yang lain} \end{cases} \tag{4}$$

Selengkapnya, ilustrasi proses transformasi model SVR ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Proses Transformasi Model SVR

Fokus SVR adalah untuk menemukan optimum *hyperplane* dan meminimumkan error antara data training dan ϵ -insensitive loss yang ditunjukkan dengan persamaan berikut

$$\min_{W, b, \xi^*, \xi} R_{\epsilon}(W, \xi^*, \xi) = \frac{1}{2} W^T W + C \sum_{i=1}^N (\xi_i^* + \xi_i) \tag{5}$$

Dengan batasan

$$\begin{aligned} Y_i - W^T \varphi(X_i) - b &\leq \epsilon + \xi_i^*, & i = 1, 2, \dots, N \\ -Y_i + W^T \varphi(X_i) - b &\leq \epsilon + \xi_i, & i = 1, 2, \dots, N \\ \xi_i^* &\geq 0 \\ \xi_i &\geq 0 \end{aligned}$$

C didefinisikan sebagai parameter dengan batas maksimum toleransi. Sedangkan W merupakan vektor parameter dengan persamaan. ξ_i^* error data training di atas ε dan ξ_i error data training dibawah ε

$$W = \sum_{i=1}^N (\beta_i^* - \beta_i) \varphi(X_i) \quad (6)$$

β_i^* nilai koefisien parameter pada W yang bernilai di atas ε

β_i nilai koefisien parameter pada W yang bernilai di bawah ε

Dengan menggunakan penyelesaian fungsi program kuadrat dan lagrange, maka didapatkan model akhir SVR berikut ini.

$$f(X) = \sum_{i=1}^N (\beta_i^* - \beta_i) K(X_i, X) + b \quad (7)$$

Dengan batasan

$$\sum_{i=1}^N (\beta_i^* - \beta_i) = 0; 0 \leq \beta_i \leq C; 0 \leq \beta_i^* \leq C$$

Dan $K(X_i, X)$ merupakan fungsi kernel.

2.3. Fungsi Kernel

Pada kenyataannya, ada banyak kasus di dunia nyata yang berupa kasus nonlinier. Salah satu cara mengatasinya adalah dengan mengubah data ke dimensi yang lebih tinggi. SVM dapat diaplikasikan ke dalam model nonlinier dengan menggunakan pendekatan kernel. Fungsi kernel yang diaplikasikan pada SVR berasal dari teorema Mercer [6] sebagai berikut.

1. *Polynomial* $K(x, x^T) = (x^T x_i + 1)^p \quad (8)$

2. *Radial Basis Function* (RBF)

$$K(x, x^T) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x - x_i\|^2\right) \quad (9)$$

Pemilihan fungsi kernel akan berpengaruh terhadap ketepatan *feature space*.

2.4. Evaluasi Keabikan Hasil Peramalan

Evaluasi akurasi hasil peramalan diukur melalui RMSE (*Root Mean Square Error*) dan MAE (*Mean Absolute Error*). RMSE dan MAE dan MAPE dirumuskan sebagai berikut [6].

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n}} \quad (10)$$

$$\%RMSE = \frac{RMSE}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i)} \cdot 100 \quad (11)$$

$$MAE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i|}{n}} \quad (12)$$

$$\%MAE = \frac{MAE}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i)} \cdot 100 \quad (13)$$

Dengan \hat{Y}_i adalah data prediksi ke-i dan Y_i adalah data training/aktual ke-i.

2.5. Penelitian Terkait Peramalan Irradiance

Peramalan Irradiance pada dasarnya sudah banyak dilakukan oleh para ahli dibidangnya yang ada di seluruh dunia. Peramalan irradiance didasarkan peta satelit pernah dilakukan oleh [8] dan [10]. Namun, metode tersebut membutuhkan ketersediaan data gambar selain peta satelit juga peta proses waktu sebenarnya dan resolusinya. Metode spasial temporal juga pernah digunakan oleh [9]. Namun, untuk data dalam jumlah kecil spasial temporal dianggap kurang representatif karena harus melibatkan fenomena cuaca yang bersifat seasonal. Lebih jauh lagi, [2] dan [15] menggunakan metode Artificial Neural Network (ANN) karena sifatnya yang tidak linear akibat variasi cuaca. Hasil yang diperoleh dengan ANN cukup akurat karena mampu mereduksi error sebesar 20% dari penggunaan metode spasial temporal. Metode SVR disarankan oleh [6] untuk menunjukkan perbedaan hasil peramalan irradiance dengan ANN.

3. METODOLOGI

3.1. Data dan Variabel Penelitian

Metode yang digunakan dalam peramalan irradiance cahaya matahari adalah *Support Vector Regression* (SVR). Data yang digunakan dalam penelitian berupa data sekunder yang diambil dari National Renewable Energy Laboratory (NREL) untuk lokasi laboratorium penelitian Solar Radiation NREL (BMS) stasiun Golden, Colorado USA mulai tanggal 1 – 30 November 2016. Data tersebut diambil tiap jam sehingga total data adalah 743. Variabel penelitian ini terdiri dari irradiance (W/m^2) sebagai variabel respon dan indeks waktu (t) sebagai variabel prediktor. Data akan dibagi menjadi data training 70% dan data testing 30% dengan frame hari yaitu 10 hari, 20 hari, dan 30 hari.

3.2. Langkah-langkah Analisis

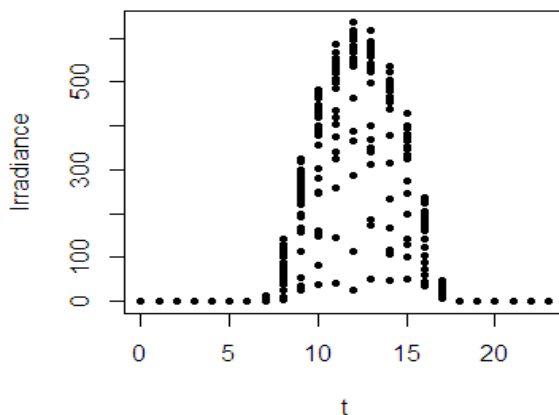
Langkah-langkah peramalan *irradiance* dengan metode SVR sebagai berikut.

1. Mempersiapkan data *irradiance* sesuai dengan variabel penelitian
2. Membagi data menjadi data *training* dan data *testing*
3. Menentukan fungsi kernel yang dipakai dimana dalam penelitian ini digunakan kernel *polynomial* (persamaan 8) dan kernel RBF (persamaan 9)
4. Membangun *hyperplane* berdasarkan parameter terbaik
5. Menggunakan *hyperplane* dengan parameter terbaik untuk data *training* dan data *testing*
6. Evaluasi hasil peramalan pada data *trainig* dan data *testing* berdasarkan nilai RMSE (persamaan 10) dan MAE (persamaan 12)

4. ANALISA DAN PEMBAHASAN

4.1. Karakteristik *Irradiance* Cahaya Matahari

Distribusi data *irradiance* cahaya matahari tiap jam yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Visualisasi Data *Irradiance*

Hasil tersebut menunjukkan karakteristik pola distribusi yang bersifat normal dengan titik maksimum ditengah. Pada t ke-12 yang diinterpretasikan pukul 12.00 siang, nilai *irradiance* menunjukkan nilai puncak sehingga daya solar sel juga maksimum.

Statistik Deskriptif data *irradiance* matahari yang digunakan dalam analisa dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistik Deskriptif *Irradiance* Matahari

Hari	Minimum	Maksimum	Rata-rata	Stdev
10	-1.461	636.156	142.65	210.78
20	-1.461	636.156	142.974	210.441
30	-1.461	636.156	133.422	203.961
Total	-1.461	636.156	125.883	195.683

Sumber : NREL (BMS)

Berdasarkan Tabel 1. di atas diketahui rata-rata nilai *irradiance* matahari paling tinggi berada pada *frame* 20 hari. Dengan demikian, kemungkinan daya solar sel yang dihasilkan juga paling tinggi pada *frame* ini.

4.2. Hasil Peramalan *Irradiance* dengan SVR

Dalam melakukan peramalan *irradiance* cahaya matahari dengan metode SVR, terlebih dahulu menentukan fungsi kernel yang sesuai. Dalam penelitian ini, fungsi kernel yang dipakai yaitu *polynomial* dan *Radial Basis Function* (RBF). Pada kedua fungsi kernel tersebut, akan ditentukan parameter terbaik melalui *Cross Validation* (CV) parameter yang kemudian diambil pada error paling kecil. Berdasarkan visualisasi data pada Gambar 3, maka fungsi kernel *polynomial* yang digunakan adalah orde $p = 2$ dan RBF $\gamma = 0.01$. Adapun *error* model SVR untuk masing-masing fungsi kernel dapat dilihat pada Tabel 2 dan Tabel 3.

Tabel 2. *Error* Model SVR dengan Fungsi Kernel *Polynomial*

Parameter <i>Hyperplane</i>		
C	Epsilon	Error
0.1	0.1	101,756.2
0.1	0.01	91,631.68
0.1	0.001	91,125.01
0.1	0.0001	91,143.99
1	0.1	101,743.1
1	0.01	91,634.05
1	0.001	91,124.1
1	0.0001	91,142.33
10	0.1	101,750.7
10	0.01	91,630.11
10	0.001	91,123.9
10	0.0001	91,151.76

Berdasarkan *error* SVR pada Tabel 2 dan Tabel 3, diketahui *error* terkecil parameter C baik pada fungsi kernel *polynomial* maupun RBF adalah sama yaitu 10. Sedangkan untuk parameter epsilon berbeda, dimana pada kernel *polynomial* nilainya adalah 0.001 dan kernel RBF 0.0001.

Tabel 3. Error Model SVR dengan Fungsi Kernel RBF

Parameter Hyperplane		
C	Epsilon	Error
0.1	0.1	101,741.2
0.1	0.01	91,615.92
0.1	0.001	91,105.73
0.1	0.0001	91,117.25
1	0.1	101,660.4
1	0.01	91,402.13
1	0.001	90,856.82
1	0.0001	90,867.56
10	0.1	100,791
10	0.01	89,845.26
10	0.001	89,616.65
10	0.0001	89,608.56

Setelah ditentukan error paling minimum berdasarkan fungsi kernel di atas, maka dilakukan simulasi peramalan *irradiance* untuk data *training* dan *testing* dengan *frame* hari yaitu 10 hari, 20 hari dan 30 hari. Pengukuran akurasi hasil peramalan dengan menggunakan nilai %RMSE dan %MAE. Nilai akurasi *irradiance* untuk masing-masing fungsi kernel berdasarkan *frame* hari ditampilkan Tabel 4 dan Tabel 5.

Tabel 4. Akurasi Hasil Peramalan dengan Kernel Polynomial

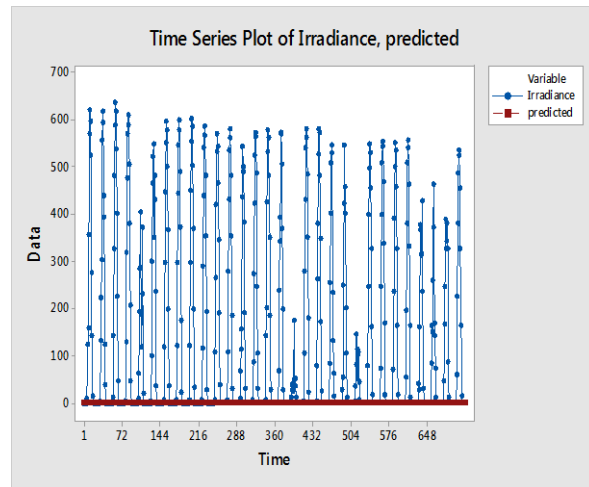
Hari	RMSE	%RMSE	MAE	%MAE
Data Training				
10	253.365	177%	143.95	100%
20	253.047	176%	144.15	100%
30	243.675	182%	134.68	100%
Data Testing				
10	265.381	175%	152.523	100%
20	224.985	191%	117.931	100%
30	203.791	189%	108.304	100%

Tabel 5. Akurasi Hasil Peramalan dengan Kernel RBF

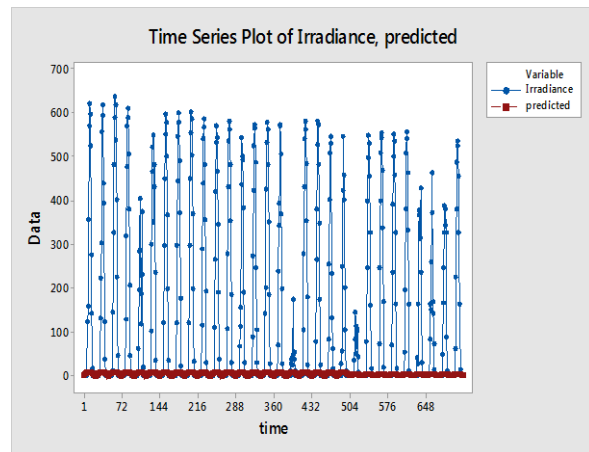
Hari	RMSE	%RMSE	MAE	%MAE
Data Training				
10	252.592	177%	143.066	100%
20	250.943	175%	142.573	99%
30	239.494	179%	132.852	99%
Data Testing				
10	265.203	175%	152.204	100%
20	224.054	191%	117.311	100%
30	202.826	188%	107.668	99%

Berdasarkan Tabel 4 dan Tabel 5 diketahui akurasi peramalan *irradiance* terbaik ditunjukkan oleh nilai RMSE dan MAE terendah. Dalam penelitian ini, akurasi peramalan terbaik untuk masing-masing fungsi

kernel (*polynomial* dan RBF) baik pada data *training* maupun data *testing* yaitu pada *frame* 30 hari. Visualisasi hasil peramalan pada data *training* dan data *testing* ditampilkan sebagai berikut.



Gambar 4. Visualisasi Hasil Peramalan dengan Fungsi Kernel Polynomial



Gambar 5. Visualisasi Hasil Peramalan dengan Fungsi Kernel RBF

Hasil visualisasi pada Gambar 4 dan Gambar 5 menunjukkan nilai prediksi *irradiance* cahaya matahari dengan metode SVR berbasis kernel *polynomial* dan RBF masih sangat jauh dari nilai aktualnya. Hasil penelitian [5] menunjukkan error prediksi *irradiance* yang dihasilkan dengan metode GFS (*Global Forecast System*) yang berkisar pada angka 77%. Cukup rendahnya nilai error yang didapatkan pada metode GFS dikarenakan perhitungan peramalan *irradiance* tanpa melibatkan $t = 0$.

Hal ini menunjukkan bahwa proses evaluasi *irradiance* tidak 24 jam (tengah malam tidak diperhitungkan). Selain itu, pada metode GFS juga dilakukan pengelompokan menurut hari, dimana untuk hari pertama dimulai dari $t_1 = 1-24$; hari kedua $t_2 = 25-48$ dst nya. Alasan pengelompokan lebih pada evaluasi korelasi *irradiance*, dimana menurut [5] korelasi antar hari lebih tinggi dibanding antar jam.

Dengan demikian akurasi peramalan *irradiance* yang dihasilkan dengan metode SVR ini masih dikategorikan rendah dan masih belum memadai untuk pengembangan penelitian kecukupan energi sel surya khususnya di Stasiun Golden Colorado USA.

Pada penelitian selanjutnya, pengembangan metode SVR berbasis *time series* seperti metode SVR *hybrid Autoregressive (AR)* dapat dilakukan untuk mendapatkan nilai akurasi peramalan *irradiance* yang lebih baik.

5. KESIMPULAN

Hasil simulasi peramalan *irradiance* cahaya matahari untuk data pada stasiun Golden Colorado USA dengan metode SVR ditunjukkan melalui nilai %RMSE dan %MAE yang berkisar antara 100% sampai dengan 191%. Persentase tersebut menunjukkan akurasi hasil peramalan *irradiance* khususnya untuk stasiun Golden Colorado USA. Perolehan angka tersebut menunjukkan hasil akurasi yang sangat rendah jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan metode GFS dengan akurasi berkisar pada angka 77%. Untuk pengembangan penelitian mendatang, metode SVR ini dapat di *hybrid* dengan metode berbasis *time series* sesuai dengan pola data *irradiance* matahari.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Alex J. Smola and Bernhard Scholkopf, *A Tutorial on Support Vector Regression*, Kluwer Academic, Statistics and Computing Journal, 14(2004), 199-222
- [2] Badescu, V., *Modelling Solar Radiation at the Earth's Surface*, Berlin Heidelberg, Springer-Verlag, 2008
- [3] Feby AgungPamuji., Soediby., *Desain Kontrol Multi – Input Dc – Dc Converter Sistem Hibrid Turbin Angin Dan Sel Surya Menggunakan Kontrol Fuzzy Logic Untuk Tegangan Rendah*, Jurnal Nasional Teknik Elektro, Vol 4, No 2, 2015.
- [4] Feby agung pamuji, Hajime Miyauchi, “Control Design Of *Solar cell* for Maximum Power Point Tracking Using Fuzzy Logic Controller to Supply 380 Volt Grid, IEEJ, March 2016, Tohoku University, 6-205.
- [5] Feby Agung Pamuji and Hajime Miyauchi, “A New Control Design of Maximum Power Point Tracking By Fuzzy Logic Controller for Wind Turbine Connected to Low Voltage Grid, ” International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA) 2016.
- [6] Federico - Vladimir Gutierrez - Corea, Miguel-Angel Manso-Callejo, Maria-Pilar Moreno - Regidor, Maria Teresa Manrique-Sancho, *Forecasting short-term solar irradiance based on artificial neural networks and data from neighboring meteorological stations*, Elsevier Journal, Solar Energy 134(2016), 119-131
- [7] Guo-Feng Fan, Shan Qing, Hua Wang, Wei-Chiang Hong and Hong-Juan Li, *Support Vector Regression Model Based on Empirical Mode Decomposition and Auto Regression For Electric Load Forecasting*, Energies Journal 6(2013), 1887-1901
- [8] Hammer, A., Heinemann, D., Lorenz, E., Lucke, B., *Short-term Forecasting of Solar Radiation: a statistical approach using satellite data*, Science Direct Journal, Solar Energy 67(1999, 1-3), 139-150
- [9] Kretzschmar, R., Eckert, P., Cattani, D., Eggimann, F., *Neural Network Classifiers for Local Wind Prediction*, Appl. Meteorology Journal 43(2004, 5), 727-738
- [10] Nonnenmacher, L., Coimbra, C.F.M., *Streamline-based Method for Intra-day Solar Forecasting through Remote Sensing*, Science Direct Journal, Solar Energy 108(2014), 447-459.
- [11] Richard Perez, Elke Lorenz, Sophie Pelland, Mark Beauharnois, Glenn Van Knowe, Karl Hemker Jr., Detlev Heinemann, Jan Remund, Stefan C. Muller, Wolfgang Traunmuller, Gerald

- Steinmauer, David Pozo, Jose A. Ruiz-Arias, Vicente Lara-Fanego, Lourdes Ramirez-Santigosa, Martin Gaston-Romero, Luis M. Pomares, *Comparison of Numerical Weather Prediction Solar Irradiance Forecasts in the US, Canada and Europe*, Elsevier, Solar Energy 94(2013), 305-326
- [12] Soediby, Feby Agung Pamuji and Mochamad Ashari, "Control Design of Photovoltaic BPSX-60 Using Fuzzy Logic Controller for Low Voltage Grid, "International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA) 2015.
- [13] Soediby, Feby Agung Pamuji and Mochamad Ashari, *Grid Quality Hybrid Power System Control of Microhydro, Wind Turbine and Fuel Cell Using Fuzzy Logic*, International Review on Modelling and Simulations (I.R.E.MO.S), Vol 6, No 4, Agust 2013, pp 1271 - 1278, Indexed in Scopus, ISSN : 1974 - 9821 / e-ISSN : 1974 - 983X.
- [14] Simon Haykin. (2008). *Neural Networks and Learning Machines-Third Edition*. Mc McMaster University, Hamilton Ontario Canada, Pearson Prentice Hall.
- [15] Wang, F., Mi, Z., Su, S., Zhao, H., *Short-term Solar Irradiance Forecasting Model Based on Artificial Neural Network using Statistical Feature Parameters*. Energies Journal 5(2012, 5), 1355-1370.
- [16] Y.-M. Chen, S.-C Hung, C.-S. Cheng, and Y.-C. Liu, "Multi Input Inverter For Grid Connected Hybrid PV/Wind Power System, " IEEE, 2005.

Biodata Penulis

Nurvita Arumsari lahir di Tulungagung tanggal 28 Oktober 1987. Penulis telah lulus S1 pada tahun 2009 dan S2 tahun 2011 dengan bidang keahlian umum statistika spesialisasi pada ilmu prediksi di Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS). Bidang minat penelitian penulis diantaranya ilmu *reliability*, prediksi linear dan non linear, serta optimasi. Saat ini, penulis adalah Dosen di Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya dan dapat dihubungi melalui email arum@ppns.ac.id.

Feby Agung Pamuji lahir di Tulungagung pada 6 februari 1987. Dia telah menyelesaikan sarjana dan megister di Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), Surabaya, Indonesia pada 2009 dan 2012. Saat ini penulis sedang melanjutkan studi doktoral di Kumamoto University Jepang mulai dari tahun 2015. Bidang keahliannya pada konversi energi listrik.