

# PERHITUNGAN INTENSITAS RADIASI MATAHARI BERDASARKAN POLA SEBARAN AWAN MENGGUNAKAN METODE *SUPPORT VECTOR REGRESSION* (SVR)

## *SOLAR RADIATION CALCULATION BASED ON CLOUD DISTRIBUTION USING SUPPORT VECTOR (SVR) REGRESSION METHOD*

Ventiano<sup>1</sup>, Dr. Ery Djunaedy, S.T., M.Sc.<sup>2</sup>, Dr. Eng. Amaliyah R.I.U<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Prodi S1 Teknik Fisika, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

<sup>1</sup>ventiano@gmail.com, <sup>2</sup>erydjunaedy@gmail.com, <sup>3</sup>amaliyahriu@telkomuniversity.ac.id

### Abstrak

Intensitas radiasi matahari yang diterima oleh permukaan bumi dapat diketahui melalui lintasan matahari. Tingkat intensitas radiasi matahari dipengaruhi oleh banyak faktor, yang terpenting adalah posisi, pola, serta sebaran awan. Penelitian ini menganalisis hubungan antara awan dengan intensitas radiasi matahari menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR). Data awan diperoleh dari METARs dan data intensitas radiasi matahari dari *PySolar* dan *University of Oregon*. Hasil perhitungan model menunjukkan nilai koefisien determinasi ( $R^2$ ) yang dihasilkan oleh model perhitungan adalah sebesar 0,80022, dimana model mampu menghitung nilai global solar pada kondisi *clear sky* dan *cloudy sky* dengan nilai persentase *error* dinyatakan dalam NMBE sebesar 10,38 %, serta CVRMSE sebesar 21,03%. Data hasil penelitian ini dapat diperlukan untuk membuat desain bangunan agar didapat kondisi termal yang baik.

**Kata kunci:** *machine learning*, intensitas radiasi matahari, awan, *support vector regression* (SVR)

### Abstract

The intensity of solar radiation received by the surface of the earth can be known through the path of the sun. The level of radiation intensity is influenced by many factors, the most important is the position, pattern, and distribution of clouds. This research analyzes the relationship between clouds and the intensity of solar radiation using the *Support Vector Regression* (SVR) method. Cloud data were obtained from METARs and solar radiation intensity data from *PySolar* and the *University of Oregon*. The model calculation results show the coefficient of determination ( $R^2$ ) generated by the calculation model is 0.80022, where the model is able to calculate the global solar value in clear sky and cloudy sky conditions with the percentage error value expressed in NMBE of 10.38%, and CVRMSE of 21.03%. The data from the results of this study are needed to create a building design to obtain good thermal conditions.

**Keywords:** *machine learning*, radiation intensity, cloud, *support vector regression* (SVR)

### 1. Pendahuluan

Lintasan matahari telah diketahui sejak zaman *Copernicus*, sehingga intensitas radiasi matahari yang sampai ke bumi sudah bisa dihitung dengan tepat untuk setiap lokasi di permukaan bumi. Intensitas cahaya matahari ke bumi sangat berpengaruh pada suhu di permukaan bumi, sehingga bumi menjadi planet yang dapat dihuni karena suhu yang tidak terlalu dingin dan tidak terlalu panas [1]. Banyak hal yang mempengaruhi intensitas cahaya matahari, salah satunya adalah ada atau tidaknya awan.

Dengan adanya awan, maka intensitas cahaya matahari di permukaan bumi menjadi sangat acak. Hal ini disebabkan karena awan menyaring sejumlah radiasi inframerah yang dipancarkan dan memancarkan kembali ke permukaan bumi, dari hubungan ini maka digunakan data yang mewakili hal tersebut, yaitu data awan dan radiasi matahari.

Data intensitas radiasi matahari untuk wilayah Indonesia yang cukup luas ini masih sangat minim ketersediaannya [2]. Dengan menghubungkan kedua hal tersebut maka dapat dibuat model untuk mengatasi permasalahan ketersediaan data. Model akan dibangun menggunakan metode *machine learning* yang merupakan suatu area dalam *Artificial Intelligence* atau kecerdasan buatan yang berhubungan dengan pengembangan teknik-teknik pemrograman berdasarkan data [3].

Metode *machine learning* yang digunakan untuk menghubungkan kedua data tersebut adalah *Support Vector Regression* (SVR), metode ini mampu membuat model dengan meminimalisir *error* sekecil mungkin [4] serta memiliki kinerja yang baik dalam melakukan perhitungan radiasi surya dibandingkan dengan metode lain [5].

## 2. Dasar Teori

### 2.1) Radiasi Matahari

Sinar matahari yang mencapai bagian luar atmosfer menjadi sasaran proses penyerapan, hamburan, refleksi, dan transmisi saat melalui atmosfer, sebelum mencapai permukaan bumi [6]. Radiasi matahari mempengaruhi keadaan iklim di suatu daerah hal ini diakibatkan oleh aktivitas matahari yang mempengaruhi massa udara, penguapan air dan siklus hidrologi. Indonesia mempunyai iklim tropis dengan karakteristik kelembaban udara yang tinggi (dapat mencapai 80%), suhu udara relatif tinggi (dapat mencapai hingga 35°C), serta radiasi matahari yang menyekat serta mengganggu menjadi persoalan kenyamanan termal dalam bangunan dalam iklim tropis panas lembab [7].

### 2.2) Data METARs (Meteorological Aerodrome Reports)

METARs adalah laporan cuaca rutin penerbangan yang dikeluarkan setiap jam atau tiap setengah jam. Ini adalah data meteorologi yang diamati di bandara pada waktu tertentu. Laporan cuaca penerbangan juga mencakup bagian yang berisi *trend forecast*, yang menunjukkan perubahan perkiraan dalam kondisi meteorologi dalam dua jam ke depan [8].

### 2.3) Support Vector Regression (SVR)

Model *Support Vector Regression* (SVR) adalah penggunaan dari metode *Support Vector Machine* (SVM). SVM adalah sistem pembelajaran yang menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi-fungsi linier dalam sebuah *feature space* (ruang fitur) berdimensi tinggi, dilatih dengan algoritma pembelajaran yang didasarkan pada teori optimasi dengan mengimplementasikan *learning bias* [18]. Konsep dari SVR sendiri adalah mengestimasi suatu fungsi dengan cara meminimalkan batas atas dari generalisasi *error* sehingga SVR mampu mengatasi *overfitting*. Fungsi regresi dari metode SVR ditunjukkan oleh persamaan I.

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (I)$$

Keterangan :

$w$  = vector pembobot  $\varphi(x)$  = fungsi memetakan  $x$  ke suatu dimensi  
 $b$  = bias.

### 2.4) Radial Basis Function (RBF)

*Radial Basis Function* (RBF) merupakan fungsi kernel yang terdapat didalam metode SVR. Sifat fleksibel SVM dikaitkan dengan penggunaan fungsi kernel yang secara implisit memetakan data ke ruang fitur dimensi yang lebih tinggi [19].

### 2.5) Algoritma Grid Search

Algoritma *Grid Search* adalah salah satu parameter penentu kinerja dari model. *Grid Search* bekerja dengan membagi jarak parameter sejauh  $x$  yang dioptimalkan kedalam *grid* sehingga didapatkan parameter yang sesuai [20]. Parameter ini yang nantinya digunakan dalam model prediksi untuk mendapatkan tingkat akurasi.

### 2.6) Training dan Test Data

Cara yang paling sederhana untuk memperkirakan kualitas suatu model terhadap suatu data baru adalah dengan melatihnya pada *Training data* dan mengevaluasi kinerjanya pada *Test Dataset* yang berbeda. Untuk mewujudkan pendekatan ini data yang tersedia harus dipisah menjadi *Training data* dan *Test data* [13].

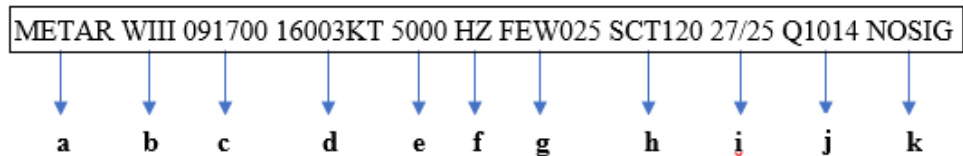
### 2.7) Cross Validation

Metode sederhana yang paling banyak digunakan untuk memperkirakan kesalahan dalam prediksi model adalah *Cross Validation* atau Validasi Silang, salah satu metodenya yaitu *K-fold Validation*. *K-fold Validation* adalah sebuah metode validasi yang memanfaatkan bagian dari data yang tersedia agar sesuai dengan model dan bagian yang berbeda untuk menguji akurasi saat *training* [16].

## 3. Metode Penelitian

### 3.1) Mempersipakn dataset

Setiap *airport* mengeluarkan data cuaca yang disebut sebagai *Meteorological Aerodrome Reports* (METARs). Data ini berisi *location indicator*, *time* (waktu penerbangan), arah angin (0-359), kecepatan angin, suhu, cuaca, kondisi, dan jenis awan, seperti pada Gambar 1.



Gambar 1. Text data METARs

Berikut merupakan penjelasan pada Gambar 1:

- METAR: observasi cuaca yang dilakukan dan dilaporkan setiap satu jam.
- WIII: *location indicator* menunjukkan wilayah/lokasi, “W” merupakan simbol yang biasa digunakan oleh bandara yang berada di wilayah Indonesia, WIII merupakan Bandar Udara Cengkareng.
- 091700: Waktu penerbangan, tanggal 09 waktu 17.00 WIB.
- 16003KT: Arah angin 160 derajat dengan kecepatan 3 knots.
- 5000: Jarak penglihatan 5000 m.
- HZ: menyatakan kondisi sedang berkabut (*Haze*).
- FEW025: Jumlah awan sedikit (dalam okta) pada 2300 ft.
- SCT120: Jumlah awan tersebar (dalam okta) 12000 ft.
- 27/25: Temperature 27 derajat celcius dengan embut 25 derajat celcius.
- Q1014: QNH 1014 hPa.
- NOSIG: Tidak ada perubahan yang signifikan.

Data-data tersebut perlu diubah agar menjadi dataset bagi *Machine Learning* untuk belajar. Data yang diolah adalah data awan sesuai pada Tabel 1 yang menjadi fitur dan label numerik sebelum data di-*training*, yang selanjutnya dihubungkan dengan dua variabel solar, yaitu *direct solar* dan *global solar* dari *Pysolar* dan *University of Oregon*.

Tabel 1. Jumlah awan yang menutupi langit (dalam okta)

Sky	OKTAS/Amount Cloud
SKY CLEAR	0/8
FEW	1/8-2/8
Scattered (SCT)	3/8-4/8
Broken (BKN)	5/8-7/8
Overcast	8/8

### 3.1.2) Split Data

Setelah mendapatkan model prediksi, data yang dimiliki harus dipartisi menjadi dua bagian yaitu *train data* dan *test data*, pembagian data dilakukan secara otomatis dengan perbandingan data *train* dan *test* 70:30, hal ini dinamakan *train/test split*. Partisi data bertujuan mengetahui apakah model prediksi mampu melakukan prediksi dengan baik atau tidak. Data yang telah dipartisi dilakukan penilaian hasil analisis dengan memperkirakan kesalahan dalam prediksi model. Tujuan penilaian hasil analisis adalah untuk mengetahui akurasi tiap iterasi sehingga didapat akurasi rata-ratanya.

### 3.1.3) Pembangunan Model

*Datasets* yang diperoleh kemudian di-*training* menggunakan metode SVR. Setelah model uji diperoleh, data di-*training* agar data belajar dari informasi yang telah diberikan sehingga didapat model prediksi.

Parameter pembangunan model SVR terdiri dari penentuan nilai C dan nilai *gamma* yang hubungkan dengan algoritma *Grid Search*, rentang nilai C yang dapat digunakan adalah 0,1 sampai dengan 1000, dengan nilai *gamma* antara  $1e^{-1}$  sampai dengan  $1e^{-8}$ .

### 3.1.4 Evaluasi

Untuk mengevaluasi performansi dari data terhadap hasil perhitungan *Machine Learning*, digunakan *Mean Bias Error* (MBE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE) sebagai perhitungan performansi model pada persamaan 1 – 5 [17].

$$MBE\left(\frac{W}{m^2}\right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (I_{aktual} - I_{pengukuran}) \quad (1)$$

$$NMBE = \frac{1}{m} \frac{\sum_{i=1}^n (I_{aktual} - I_{pengukuran})}{n-p} \times 100 (\%) \quad (2)$$

$$MAE \left( \frac{W}{m^2} \right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |I_{aktual} - I_{pengukuran}| \quad (3)$$

$$RMSE \left( \frac{W}{m^2} \right) = \sqrt{\left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (I_{aktual} - I_{pengukuran})^2 \right)} \quad (4)$$

$$CV(RMSE) \left( \frac{W}{m^2} \right) = \frac{1}{m} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (I_{aktual} - I_{pengukuran})^2}{n-p}} \times 100 (\%) \quad (5)$$

Terdapat 3 dokumen teknis yang menyatakan kriteria dalam validasi suatu model yaitu FEMP, ASHRAE, dan IPMVP yang ditunjukkan oleh Tabel 2.

**Tabel 1** Dokumen Kriteria Validasi Model [18].

Data Type	Index	FEMP Criteria	ASHRAE Guideline14	IPMVP
<b>Calibration Criteria</b>				
Monthly criteria %	NMBE	±5	±5	±20
	CV(RMSE)	15	15	-
Hourly criteria %	NBME	±10	±10	±5
	CV(RMSE)	30	30	20
<b>Model recommendation</b>				
	R <sup>2</sup>	-	>0.75	>0.75

#### 4. Hasil Pengujian dan Analisis

##### 4.1) Processing Data METARs

Data Metars di-*processing* menggunakan *Python* bertujuan untuk mengambil data *text* yang mengandung tipe awan beserta dengan ketinggiannya. Tabel 3 menunjukkan hasil *processing*.

**Tabel 3.** Sebelum dan sesudah *processing*

Sebelum <i>processing</i>	Sesudah <i>processing</i>
METAR KBOI 011153Z 00000KT 10SM <b>FEW022</b> M11/M14 A3043 RMK AO2 SLP343 T11111139 11100 21122 51013	FEW022
METAR KBOI 011253Z 00000KT 10SM <b>OVC022</b> M11/M13 A3044 RMK AO2 SLP348 T11111133	OVC022
METAR KBOI 011353Z 00000KT 1SM -SN BR <b>FEW005</b> OVC016 M09/M11 A3045	FEW005
METAR KBOI 011453Z 00000KT 6SM BR <b>FEW013 OVC023</b> M09/M11 A3047 RMK AO2 SNE10 SLP362 P0000 60000 T10891106 50012	FEW013 OVC023
METAR KBOI 260553Z 28009KT 3SM BR <b>SCT038 BKN047 OVC075</b> 02/02 A3002	SCT038 BKN047 OVC075
METAR KBOI 011053Z 00000KT 10SM <b>CLR</b> M11/M13 3042 RMK AO2 SLP338 T11061133	CLR

#### 4.2) Pemenuhan Asumsi model

Hasil *processing* dihubungkan dengan nilai solar radiasi yaitu Nilai *global* serta *direct*, dari *Pysolar* dan *University of Oregon* dengan mempertimbangkan kondisi waktu sehingga diperoleh hasil seperti pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Hasil *processing*

<i>Hours</i>	Data Awan	<i>Dirrect Radiation (Pysolar)</i>	<i>Global Radiation (UO)</i>
06.00	OVC100	0	0
07.00	SCT100 BKN120	0	20
08.00	FEW090	141.9902225	111
09.00	FEW070 BKN090	618.4019108	434
10.00	BKN070 OVC090	793.5189647	284
11.00	BKN070 OVC090	873.4818764	322
12.00	SCT075	914.0766121	777
13.00	CLR	933.3144105	807
14.00	CLR	937.6969835	792
15.00	CLR	928.5422613	762
16.00	CLR	903.0442187	680
17.00	CLR	851.9326966	650
18.00	CLR	747.3678529	380
19.00	FEW100	506.1057914	210
20.00	SCT100	0.14428035	0
21.00	CLR	0	0

#### 4.3) Membangun *DataFrame*

Hasil *processing* dihubungkan dengan nilai solar radiasi yaitu nilai *Global* serta *Direct* dari *Pysolar* dan *University of Oregon* dengan mempertimbangkan kondisi waktu sehingga diperoleh hasil seperti pada Tabel 5.

**Tabel 5.** Dataset

Awan	Type	Ketinggian
CLR	0	12000
FEW005	1	500
SCT015	2	1500
BKN045	3	4500
OVC095	4	9500
VV016	5	1600

Kondisi CLR menunjukkan tidak adanya awan hingga ketinggian 12000 kaki, kondisi FEW005 menunjukkan adanya beberapa awan pada ketinggian 500 kaki. Untuk dataset dengan kondisi langit lebih dari satu kondisi awan, dilakukan pengasumsian untuk memenuhi dimensi *DataFrame* yaitu dataset harus dalam 1 dimensi yang sama dengan penambahan *variable* berupa *Type 2*, *Type 3*, *High 2*, dan *High 3*.

#### 4.3) *Training Model*

Dalam SVR beberapa parameter yang dapat diubah sesuai dengan dataset yaitu kernel yang digunakan, nilai C dan nilai *gamma*, untuk menentukan parameter mana yang dapat melakukan prediksi radiasi solar dengan baik. Dilakukan *training* dengan variasi parameter untuk mencari parameter dengan nilai *error* sekecil mungkin. Pada dasarnya nilai C memiliki rentang nilai 10,100, dan 1000 sedangkan nilai *gamma*  $1e^{-x}$  dengan rentang nilai x adalah 1 sampai dengan 8. Dilakukan perbandingan dengan menggunakan nilai C yang sesuai dengan dataset yaitu 1000, dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Akurasi dan Error

Nilai C	Nilai Gamma	MAE	MSE	RMSE	R <sup>2</sup> Score (Akurasi) (Koefisien Determinasi)
1000	$1e^{-1}$	106.49	24342.80	156.021	0.74485
1000	$1e^{-2}$	89.79	19096.71	138.19	0.79983
1000	$1e^{-3}$	85.98	17692.60	133.013	<b>0.81455</b>
1000	$1e^{-4}$	92.65	19890.45	141.03	0.79152
1000	$1e^{-5}$	91.95	19962.72	141.28	0.79076
1000	$1e^{-6}$	93.75	19655.19	140.19	0.79398
1000	$1e^{-7}$	95.87	19783.15	140.65	0.79264
1000	$1e^{-8}$	100.89	21042.55	145.06	0.77944

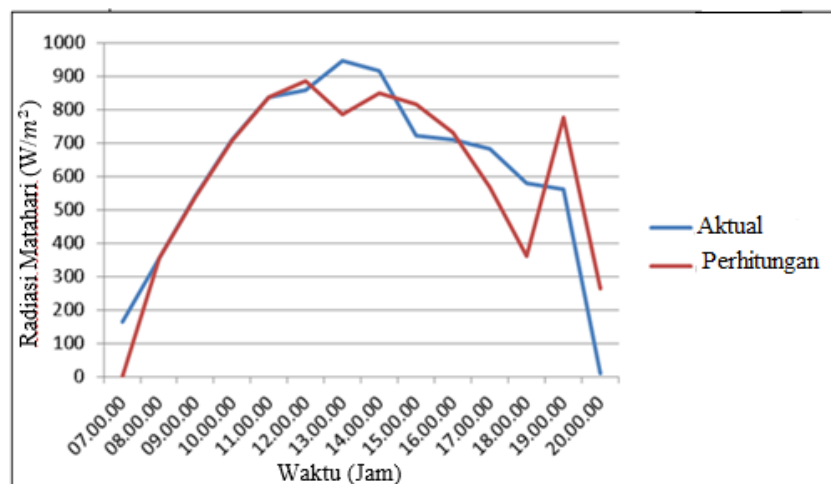
Setelah model prediksi diperoleh dengan metode SVR, data hasil *training* diuji menggunakan data *testing* dengan tujuan model mampu memprediksi nilai solar sesuai dengan hasil *training*. Akurasi model dinyatakan dalam koefisien determinasi yang dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Data Akurasi SVR untuk data Solar Radiasi

Data	R <sup>2</sup> (Coefficient of determination)
Training	0.81455
Testing	0.80022

#### 4.4) Hasil Model Prediksi

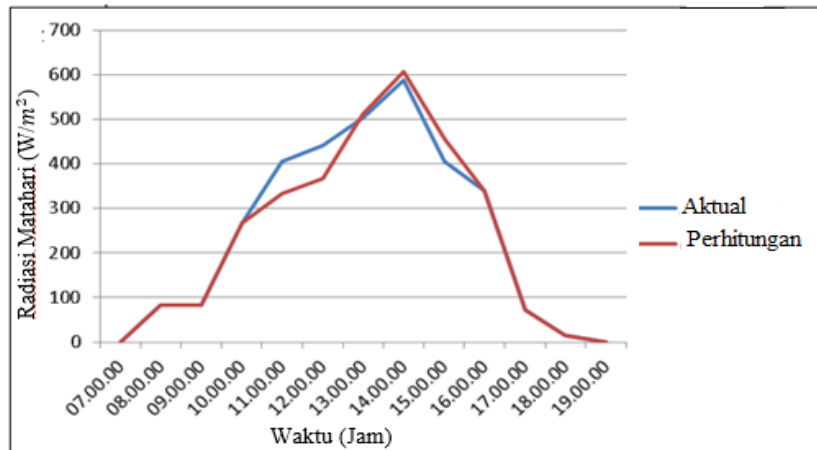
Setelah melakukan perhitungan terhadap data *testing*, diperoleh nilai solar pada kondisi *Clear Sky*, *Cloudy Sky*, dan perbandingan nilai radiasi pada kondisi awan rendah dan awan tinggi.

Gambar 2 Hasil perhitungan *Clear Sky*

Gambar 2 menunjukan nilai aktual dan nilai hasil perhitungan SVR, jarak antara hasil perhitungan dan nilai sebenarnya dipengaruhi oleh nilai *gamma* sesuai pada Tabel 6. Nilai *Clear Sky* memiliki distribusi terbanyak dalam dataset, dalam 1 tahun hampir 60% dari dataset merupakan kondisi CLR, artinya dalam 1 tahun rata-rata kondisi langit adalah *Clear*.

Nilai *global solar* terbesar terjadi antara pukul 11.00 – 12.00 mencapai 850 W/m<sup>2</sup>, hal ini terjadi karena tidak adanya awan yang menutupi langit. Hal ini juga dipengaruhi oleh nilai *direct* yang cukup besar pada tahun 2013, pada jam 12.00 terdapat nilai rata-rata *direct solar* adalah 862,209 W/m<sup>2</sup>.

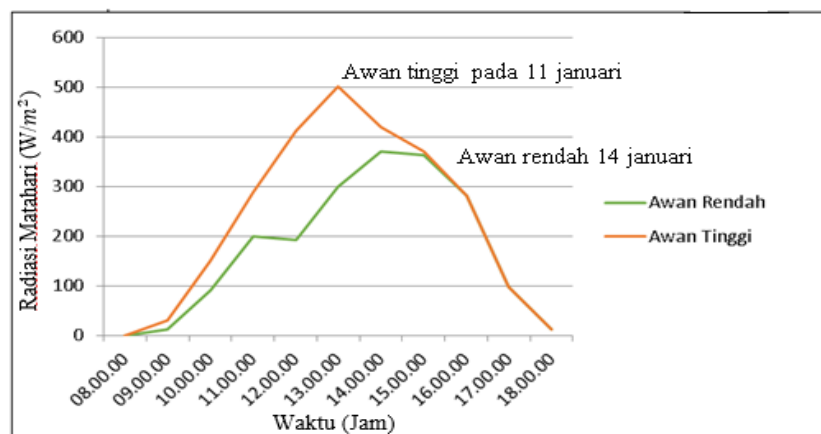
Pada kondisi *cloudy sky* nilai *global* cenderung lebih kecil. Hal ini di akibatkan karena hubungan antara radiasi matahari dengan jumlah awan yang menutupi langit berkorelasi negatif seperti pada Gambar 2.



**Gambar 3.** Hasil perhitungan *Cloudy Sky*

Semakin banyak awan yang menutupi langit, maka intensitas radiasi matahari ke permukaan bumi akan semakin kecil, mengakibatkan nilai *global solar* semakin kecil. Dapat dilihat pada kondisi *cloudy sky* nilai *actual* pada pukul 12.00 mencapai 600 W/m<sup>2</sup> menyerupai nilai *clear sky*. Hal ini diakibatkan oleh jumlah awan tidak menutupi arah rambatnya sumber cahaya ke permukaan bumi.

Gambar 4 menunjukkan perbandingan nilai antara awan rendah pada tanggal 14 januari yaitu awan dengan ketinggian rata-rata harian hanya mencapai 7000 kaki dan awan tinggi pada tanggal 11 januari dengan ketinggian rata-rata awan melebihi 7000 kaki.



**Gambar 4.** Grafik perbandingan awan rendah dan tinggi

Semakin tinggi awan, radiasi yang sampai ke permukaan cenderung lebih besar dan begitupula sebaliknya. Semakin rendah awan, nilai *global solar* semakin kecil. Hal ini disebabkan karena jenis awan juga mempengaruhi besar radiasi matahari, pada jenis awan *low clouds* cenderung lebih tebal, sehingga radiasi matahari tidak diteruskan ke permukaan bumi. Sedangkan *high clouds* cenderung lebih tipis, sehingga gelombang pendek radiasi matahari cenderung diteruskan ke bumi sehingga bumi cenderung lebih panas.

Evaluasi kinerja model untuk keseluruhan data *testing* dinyatakan dalam NMBE, CV(RMSE) dan koefisien determinasi (R<sup>2</sup>) seperti pada Tabel 5.

**Tabel 5.** Evaluasi kinerja data *testing*

MBE	NMBE	CVRMSE	R <sup>2</sup>
-50,95	±10,38 %	21,02 %	0,80022

Nilai ini menunjukkan bahwa model sudah memenuhi kriteria dalam memvalidasi model berdasarkan dokumen pada Tabel 2 yaitu pada *hourly criteria* % FEMP dan ASHRAE dengan nilai NMBE ±10%, CVRMSE 30%, dan nilai R<sup>2</sup> > 0,75.

## 5. Kesimpulan dan Saran

### 5.1 Kesimpulan

Algoritma *Support Vector Regression* baik dalam melakukan perhitungan intensitas radiasi matahari, terbukti dengan model sudah memenuhi kriteria FEMP dan ASHRAE yaitu dengan nilai  $R^2$  0,80022, NMBE 10,38 %, dan CV (RMSE) 21,02%. Dimana faktor yang mempengaruhi hasil perhitungan adalah *type* dan ketinggian awan, semakin tinggi kondisi awan maka nilai radiasi yang dihasilkan semakin kecil, begitu juga sebaliknya.

Selain itu masih banyak faktor yang dapat mempengaruhi radiasi matahari. Salah satunya tutupan awan pada, semakin banyak awan yang menutupi langit maka radiasi yang sampai ke permukaan bumi semakin terdifusi maka nilai *global solar* semakin kecil, begitu juga sebaliknya. Pada khusus tertentu nilai *global solar* cenderung tinggi meskipun kondisi langit berawan. Hal ini diakibatkan awan tidak menutupi arah datangnya sinar matahari ke permukaan bumi.

### 5.2 Saran

Banyak faktor yang mempengaruhi nilai *Global Horizontal Irradiance* (GHI) yaitu parameter meteorologi seperti waktu, arah, dan kecepatan angin, serta cuaca yang masih terkandung dalam *text* METARs yang dapat ditambahkan sebagai parameter dalam dataset.

### Daftar Pustaka:

- [1] A. L. Yunita, "Pengaruh Benda Langit Terhadap Kehidupan Manusia," 2015. [Online]. Available: <https://www.slideshare.net/asrilyunita/peessay-pengaruh-benda-langit-terhadap-kehidupan-manusia>. [Accessed 11 August 2019].
- [2] T. R. Sasongko, "Perhitungan Radiasi Surya Menggunakan Reference Evaluation of Solar Transmittance," *Program Studi Meteorologi Fakultas Ilmu dan Teknologi Kebumihan Institut Teknologi Bandung*, 2012.
- [3] S. Mujiasih, "PEMANFATAN DATA MINING UNTUK PRAKIRAAN CUACA," Agustus 2011.
- [4] H. H. Ullu, "Prognosis Kerusakan Bantalan Gelinding dengan Menggunakan Metode Support Vector Regression (SVR)," Program Pascasarjana Universitas Diponegoro, Semarang, 2013.
- [5] E. L. a. O. K. B. Wolff, "Statistical learning for short-term photovoltaic power predictions," in *Computational Sustainability*, Springer, 2016, pp. 31 - 45.
- [6] F. Jülich, "Water Vapour in the Climate System (WAVACS)," 5 February 2009. [Online]. Available: <http://www.lmd.ens.fr/wavacs/Lectures/Schiller-1.pdf>. [Accessed 11 August 2019].
- [7] "Indian Electronic Theses & Dissertations," [Online]. Available: [http://shodhganga.inflibnet.ac.in/bitstream/10603/23550/12/12\\_chapter\\_02.pdf](http://shodhganga.inflibnet.ac.in/bitstream/10603/23550/12/12_chapter_02.pdf). [Accessed 11 August 2019].
- [8] B. Talarosha, "MENCIPTAKAN KENYAMANAN THERMAL DALAM BANGUNAN," *Jenis Sistem Teknik Industri*, vol. 6, p. 3, 2005.
- [9] OBSERVATORY, HONG KONG, "Aviation Weather Report (METAR/SPECI)," HONG KONG OBSERVATORY, 16 October 2018. [Online]. Available: [https://www.hko.gov.hk/aviat/wxobs\\_decode\\_e.htm](https://www.hko.gov.hk/aviat/wxobs_decode_e.htm). [Accessed 16 October 2018].
- [10] P.F. Dubois, "Python: Batteries Included, volume 9 of Computing in Science & Engineering.," IEEE/AIP, May 2007.
- [11] Kusriani, in *ALGORITMA DATA MINING*, Yogyakarta, C.V ANDI OFFSET, 2009.
- [12] H. Yasin, "PREDIKSI HARGA SAHAM MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR REGRESSION DENGAN ALGORITMA GRID SEARCH," *Diponegoro University*, 2014.
- [13] Z. Ramedani, "Potential of radial basis function based support vector regression for global solar radiation prediction," *Departemen of Agricultural Machinery Engineering, Faculty of Agricultural*, 2014.
- [14] Y. Y, "An Improved Grid Search Algorithm and Its Application in PCA and SVM Based Face Recognition," in *Journal of Computational Information Systems*, 2014, pp. Vol. 10, No. 3:1219-1229.
- [15] O. Nelles, in *Nonlinear System Identification*, 2001, p. 168.
- [16] T. Hastie, in *The Elements of Statistical Learning*.
- [17] G. R. Ruiz, "Validation of Calibrated Energy Models: Common Errors," *School of Architecture, University of Navarra*, 2017.