

# *Model Output Statistics* dengan *Projection Pursuit Regression* untuk Meramalkan Suhu Minimum, Suhu Maksimum, dan Kelembapan

Rina Safitri dan Sutikno

Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111

*E-mail*: sutikno@statistika.its.ac.id

**Abstrak**—Peramalan cuaca memiliki peranan penting bagi masyarakat. Sampai saat ini BMKG dalam meramalkan cuaca masih menggunakan metode yang subjektif. Pemanfaatan *Numerical Weather Prediction* (NWP) merupakan salah satu upaya untuk meramalkan cuaca secara objektif. NWP yang diukur pada skala global akan memberikan informasi cuaca yang bias terhadap kondisi cuaca skala lokal. Oleh karena itu dibutuhkan pemrosesan secara statistik (*statistical post-processing*) salah satunya dengan metode *Models Output Statistics* (MOS). MOS adalah sebuah metode berbasis regresi yang memaksimalkan hubungan antara observasi cuaca dan luaran model NWP. Observasi cuaca yang digunakan sebagai variabel respon adalah suhu minimum ( $T_{\text{MIN}}$ ), suhu maksimum ( $T_{\text{MAX}}$ ), dan kelembapan (RH). Parameter NWP yang digunakan variabel prediktor adalah  $T_{\text{MAXCR}}$ ,  $T_{\text{MINCR}}$ , dan  $\text{RH}_{\text{CR}}$ . Metode regresi yang digunakan adalah *Projection Pursuit Regression* (PPR). Metode ini termasuk pendekatan nonparametrik yang tidak terlalu ketat dengan asumsi (*soft modelling*). PPR dapat mengatasi data NWP yang *curse of dimensionality* dan data observasi cuaca yang tidak linier. Penentuan banyak fungsi dalam model PPR dilakukan optimalisasi simulasi banyak fungsi sampai 5. Model terbaik yang dipilih berdasarkan banyak fungsi yang memiliki nilai *Root Mean Square Error Prediction* (RMSEP) terkecil. Hasil penelitian menyimpulkan bahwa RMSEP untuk model  $T_{\text{MIN}}$  di empat stasiun pengamatan memiliki nilai di bawah 1, untuk  $T_{\text{MAX}}$  antara 1 sampai 2, sedangkan untuk RH antara 4-6. Hasil ramalan model MOS secara konsisten memiliki nilai RMSEP lebih kecil daripada model NWP. Kesimpulan lain adalah model MOS dapat memperbaiki model NWP mencapai 86%.

**Kata Kunci**—MOS, NWP, *Projection Pursuit Regression*, ramalan cuaca

## I. PENDAHULUAN

RAMALAN cuaca memiliki peran penting dalam kehidupan masyarakat sehari-hari. Informasi mengenai ramalan cuaca bermanfaat sebagai *early warning* (antisipasi dini) terhadap dampak buruk yang diakibatkan oleh cuaca. Dampak buruk yang diakibatkan oleh cuaca terjadi karena kurangnya informasi cuaca yang cepat dan tepat serta tingkat penggunaan informasi peramalan cuaca yang masih minim sebagai *early warning*.

Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) sebagai lembaga resmi memberikan informasi cuaca belum mempunyai metode yang objektif dalam meramalkan cuaca. Metode peramalan unsur-unsur cuaca yaitu suhu maksimum ( $T_{\text{MAX}}$ ), suhu minimum ( $T_{\text{MIN}}$ ), dan kelembapan rata-rata (RH) masih subjektif. Ramalan cuaca masa depan ditentukan oleh kemampuan prakirawan berdasarkan pengamatan masa lalu.

Pada tahun 2004 BMKG mulai berupaya untuk meramalkan cuaca dengan memanfaatkan NWP. NWP adalah program komputer yang menggambarkan persamaan numerik atmosfer dan perubahan kondisi atmosfer dalam satuan waktu tertentu [1]. NWP diukur berdasarkan skala global, sehingga hasil ramalan model NWP akan bias jika digunakan untuk meramal daerah dengan skala lokal. NWP selain bersifat bias dalam meramalkan cuaca lokal, NWP juga bersifat deterministik, oleh karena itu perlu dilakukan pemrosesan secara statistik atau dikenal *statistical post-processing* untuk mengoptimalkan pemanfaatan *output* model NWP [2]. Salah satu metode *post-processing* yang digunakan adalah MOS.

MOS adalah teknik peramalan cuaca secara obyektif melalui hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor hasil model numerik atmosfer [3]. MOS merupakan metode berbasis regresi yang memanfaatkan hasil observasi cuaca sebagai variabel respon dan luaran model NWP sebagai variabel prediktor. Tujuan MOS adalah mencari informasi skala lokal dari informasi berskala global melalui hubungan fungsional antara kedua skala tersebut [4] dan mengoreksi bias model NWP [2].

Masalah dalam pemodelan MOS adalah keadaan data NWP yang berdimensi besar (*curse of dimensionality*) karena diukur dalam grid yang cukup luas (skala global). Semakin besar dimensi, maka semakin banyak data yang dihasilkan. Oleh karena itu perlu dilakukan pemodelan regresi yang berbasis regresi untuk mengatasi multikolinieritas antar variabel NWP dan memiliki kompleksitas tinggi. Salah satu metode regresi yang berbasis proyeksi adalah PPR. Metode ini termasuk pendekatan nonparametrik yang tidak terlalu ketat dengan asumsi (*soft modelling*). Penelitian ini membahas pemodelan MOS antara data cuaca hasil observasi stasiun pengamatan dan luaran NWP dengan metode PPR. Dengan metode ini diperkirakan akan meningkatkan akurasi hasil ramalan cuaca dengan NWP.

## II. TINJAUAN PUTSAKA

### A. *Projection Pursuit*

*Projection Pursuit* (PP) adalah metode pereduksian dimensi yang bersifat *underdispersed* berdasarkan pencarian suatu proyeksi informasi utama data berdimensi besar [4].

Jika  $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_p\}$  adalah matriks variabel prediktor berdimensi  $p$ , maka proyeksi linier  $\mathcal{R}^p \rightarrow \mathcal{R}^k$  adalah

$$\mathbf{Z}^T = \mathbf{A}\mathbf{X}^T, \quad \mathbf{X} \in \mathcal{R}^p, \mathbf{Z} \in \mathcal{R}^k, k < p \quad (1)$$

**A** adalah matriks proyeksi berukuran  $k \times p$ , **X** adalah matriks variabel prediktor berdimensi  $p$ , dan **Z** adalah matriks hasil proyeksi berdimensi  $k$ . Reduksi dimensi dengan PP menggunakan suatu indeks proyeksi  $I(F_A)$  untuk mendapatkan **A** yang dimaksimumkan melalui optimisasi numerik terhadap parameter. Indeks proyeksi  $I(A)$  diperoleh dari persamaan berikut:

$$I(A) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^t (r_i - S_{\alpha}(AX_i))^2}{\sum_{i=1}^t r_i^2} \quad (2)$$

**B. Projection Pursuit Regression**

*Projection Pursuit Regression* (PPR) adalah suatu metode regresi nonparametrik dan non linier untuk memproses data yang berdimensi besar yang dapat menggambarkan informasi dalam dimensi kecil melalui proses proyeksi sehingga dapat mengatasi masalah rataan lokal, fungsi *polynomial*, dan *recursive partitioning*. Berikut adalah algoritma PPR [5]:

Berdasarkan Friedman & Stuetzle 1981, algoritma PPR adalah:

1. Penentuan nilai awal residual dan nilai  $M$  (banyaknya fungsi).

$$\begin{aligned} r_i &\leftarrow y_i, & i=1,2,\dots,t \\ M &\leftarrow 0 \end{aligned} \quad (3)$$

dimana  $\sum y_i = 0$  (variabel respon yang distandarkan).

Penentuan banyaknya fungsi berdasarkan optimalisasi banyak fungsi  $m=1, 2, 3, 4$ , dan  $5$ . Banyak fungsi yang dipilih berdasarkan hasil validasi terbaik.

2. Penentuan  $\alpha$  dan  $S_{\alpha}$  dalam model

Untuk kombinasi linier  $Z = \alpha_m X$ , ditentukan fungsi pemulus  $S_{\alpha}(Z)$  sesuai dengan nilai-nilai  $Z$  dengan menggunakan indeks proyeksi  $I(\alpha)$  sebagai berikut:

$$I(A) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^t (r_i - S_{\alpha}(AX_i))^2}{\sum_{i=1}^t r_i^2} \quad (4)$$

Menentukan vektor koefisien  $\alpha_{M+1}$  yang memaksimumkan  $I(\alpha)$  atau yang disebut indeks *projection pursuit*  $\alpha_{M+1} = \max_{\alpha}^{-1}(I(\alpha))$  dan fungsi pemulusnya adalah  $S_{\alpha_{M+1}}(Z)$ .

3. Akhir algoritma

Jika  $I(\alpha)$  lebih kecil dari nilai *threshold*, maka stop: jika tidak, mengubah nilai residual dan nilai  $M$  sebagai berikut:

$$\begin{aligned} r_i &\leftarrow r_i - S_{\alpha}(Z), & i=1,2,\dots,n \\ M &\leftarrow M+1 \end{aligned} \quad (5)$$

dan kembali ke langkah 2. Nilai *threshold* didapatkan berdasarkan batas kombinasi linier dalam *scatterplot* antara variabel prediktor dan variabel respon.

Akhir algoritma PPR adalah:

$$\begin{aligned} y_i &= \sum_{m=1}^M S_{\alpha_m}(\alpha X) \\ &= \beta_o + \sum_{m=1}^M \beta_m f_m \left( \sum_{k=1}^n \alpha_{km} X_{ik} \right) + \varepsilon_i \end{aligned} \quad (6)$$

$S_{\alpha_m}(\alpha X)$  adalah suatu fungsi yang tidak diketahui,  $\alpha_m = (\alpha_{1m}, \alpha_{2m}, \dots, \alpha_{km})$  adalah vektor satuan (arah *projection pursuit*) dengan  $m$  basis fungsi  $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ik})$ , adalah variabel prediktor ke- $k$  dan pengamatan ke- $i$ ,  $y_i$  variabel respon,  $\varepsilon_i$  adalah faktor acak dengan  $E(\varepsilon_i) = 0$  dan  $var(\varepsilon_i) = \sigma^2$ ,  $X_i$  dan  $\varepsilon_i$  bebas.

**C. Model Output Statistics**

*Model Output Statistics* (MOS) pertama kali dikenalkan dan dikembangkan oleh Glahn dan Lowry pada tahun 1969 dan baru dipublikasikan pada tahun 1972. MOS merupakan pemodelan hubungan antara hasil observasi cuaca dengan luaran *Numerical Weather Prediction* (NWP), dengan model berbasis regresi [6]. Variabel respon yang digunakan adalah observasi cuaca pada stasiun pengamatan, yaitu diantaranya: suhu maksimum ( $T_{MAX}$ ), suhu minimum ( $T_{MIN}$ ), dan kelembapan rata-rata (RH). Sementara variabel prediktor yang digunakan adalah luaran NWP. Metode regresi yang digunakan dapat menggunakan pendekatan parametrik ataupun nonparametrik tergantung dari struktur dan pola data.

Secara umum persamaan matematis MOS adalah sebagai berikut [2]:

$$\hat{y}_t = f_{MOS}(x_t) \quad (7)$$

$\hat{y}_t$  adalah ramalan cuaca saat  $t$  dan  $x_t$  adalah variabel-variabel luaran NWP saat  $t$

MOS memiliki dua tujuan. Pertama, MOS menghasilkan nilai pendugaan parameter yang mungkin tidak ada pada model NWP, seperti pendugaan terhadap peluang hujan, petir, dan lain-lain. Kedua, MOS mengurangi rataan sisaan dari model NWP dengan memperkecil bias dan pengkoreksian model secara statistik [8].

**D. Numerical Weather Prediction**

*Numerical Weather Prediction* (NWP) adalah program komputer yang menggambarkan persamaan numerik atmosfer dan perubahannya di atmosfer dalam satuan waktu tertentu [1]. NWP menggunakan kemampuan komputer super tinggi untuk memprediksi kondisi cuaca yang akan datang.

NWP yang diukur dalam skala global akan memberikan informasi cuaca yang bias terhadap daerah dengan skala lokal. Selain itu *output* NWP juga bersifat deterministik sehingga perlu dilakukan pemrosesan secara statistik (*statistical post-processing*) [2].

**E. Ukuran Pengkoreksian Bias**

NWP yang diukur berdasarkan skala lokal seringkali bias dengan keadaan cuaca skala lokal. Oleh karena itu perlu dilakukan pemrosesan secara statistika (*statistical post-processing*) untuk mengkoreksi bias dari model NWP. Ukuran pengkoreksian bias ditunjukkan oleh ukuran *Percentage Improval* atau yang disingkat %IM sebagai berikut [7]:

$$\%IM = \frac{(RMSEP_{NWP} - RMSEP_{MOS})}{RMSEP_{NWP}} \times 100\% \quad (8)$$

RMSEP<sub>NWP</sub> berdasarkan hasil ramalan model NWP pada grid yang terdekat dengan lokasi observasi. RMSEP<sub>MOS</sub> dihitung dari model MOS terbaik yang digunakan dalam peramalan.

### III. METODOLOGI

#### A. Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari BMKG dengan periode 1 Januari 2009 sampai dengan 31 Desember 2010. Lokasi stasiun pengamatan meliputi: stasiun Tanjung Priok, Curug, Cengkareng, dan Darmaga.

Variabelprediktoradalahoutput NWP dengan parameter yang T<sub>MAXCR</sub>, T<sub>MINCR</sub>, dan RH<sub>CR</sub>. Variabelrespon yang digunakanadalahhasilobservasi cuaca yang terdiriassuhumaksimum (T<sub>MAX</sub>), suhu minimum (T<sub>MIN</sub>), dankelembapan (RH).

#### B. Langkah Analisis

Tahapan analisis data adalah sebagai berikut.

1. *Pre-processing* atau proses penyiapan data
  - a. Memilih waktu pengamatan saat T<sub>MAX</sub> dan T<sub>MAXCR</sub> saat pukul 14.00
  - b. Memilih waktu pengamatan saat T<sub>MIN</sub> dan T<sub>MINCR</sub> saat pukul 04.00
  - c. RH adalah rata-rata kelembapan dalam satu hari
2. Penyusunan pemodelan MOS
 

Tahap *post-processing* atau tahap pemodelan MOS dengan pendekatan PPR memiliki tahapan-tahapan sebagai berikut:

  - a. Membagi data unsur cuaca dan *output* NWP menjadi *in-sample* dan *out-sample*. Banyaknya *in-sample* yaitu 90% dari data, sedangkan *out-sample* sebanyak 10% dari data.
  - b. Menentukan banyaknya fungsi dalam model PPR. Banyaknya fungsi ditentukan dari simulasi m = 1, 2, 3, 4, dan 5.
  - c. Membangun model PPR berdasarkan data *in-sample* dengan simulasi banyak fungsi m = 1, 2, 3, 4, dan 5 dengan bentuk fungsi sebagai berikut:

$$y_i = \sum_{m=1}^M S_{am}(\alpha_m X) \quad (9)$$

Variabelresponyaituunsurcuacasuhu minimum (T<sub>MIN</sub>), suhumaksimum (T<sub>MAX</sub>), dankelembapan (RH). Variabel prediktor yaitu *output* NWP dengan parameter suhu minimum (T<sub>MINCR</sub>), suhu maksimum (T<sub>MAXCR</sub>), dan kelembapan (RH<sub>CR</sub>).

3. Validasi model MOS dengan kriteria RMSEP dan MAPE. Model terbaik jika memiliki RMSEP dan MAPE terkecil.
4. Menghitung %IM model MOS yang terbaik. Model terbaik jika memiliki %IM terbesar.

### IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

#### A. Tanjung Priok

Penentuan banyak fungsi berdasarkan optimalisasi simulasi banyak fungsi m=1,2,3,4, dan 5. Tabel 1 berikut adalah perbandingan RMSEP dan MAPE untuk simulasi pemodelan PPR masing-masing banyaknya fungsi (m).

Tabel 1. Nilai RMSEP dan MAPE menurut Banyaknya Fungsi dan Unsur Cuaca di Tanjung Priok

UnsurCuaca	KriteriaKebajikan Model	BanyakFungsi				
		1	2	3	4	5
T <sub>MIN</sub>	RMSEP	<b>0.791</b>	0.818	0.906	0.911	0.877
	MAPE	<b>2.434</b>	2.507	2.783	2.716	2.736
T <sub>MAX</sub>	RMSEP	1.168	1.145	<b>1.062</b>	1.185	1.884
	MAPE	2.808	2.637	<b>2.524</b>	2.795	2.951
RH	RMSEP	<b>4.981</b>	5.072	5.262	5.688	6.063
	MAPE	<b>5.335</b>	5.296	5.506	6.048	6.201

Keterangan: angka yang *dibold*menunjukkannilai RMSEP dan MAPE terkecilmenurutunsurcuaca

Tabel 1 menunjukkan bahwa secara umum banyak fungsi dalam model berbanding lurus dengan nilai RMSEP. Semakin banyak fungsi dalam model akan menaikkan nilai RMSEP dan MAPE. Model MOS untuk TMIN mencapai RMSEP minimum saat banyak fungsi m=1 sebesar 0.791, untuk T<sub>MAX</sub> saat m=3 sebesar 1.062, dan untuk RH saat m=1 sebesar 5.335. Model MOS untuk T<sub>MIN</sub> dengan m=1 digunakan untuk meramalkan suhu minimum di stasiun Tanjung Priok karena memiliki nilai RMSEP terkecil. Model yang digunakan untuk meramal suhu maksimum dan kelembapan adalah model MOS untuk T<sub>MAX</sub> dengan m=3 dan model MOS untuk RH dengan m=1. Bentuk fungsi MOS untuk ketiga unsur cuaca di stasiun Tanjung Priok disajikan dalam Tabel 2.

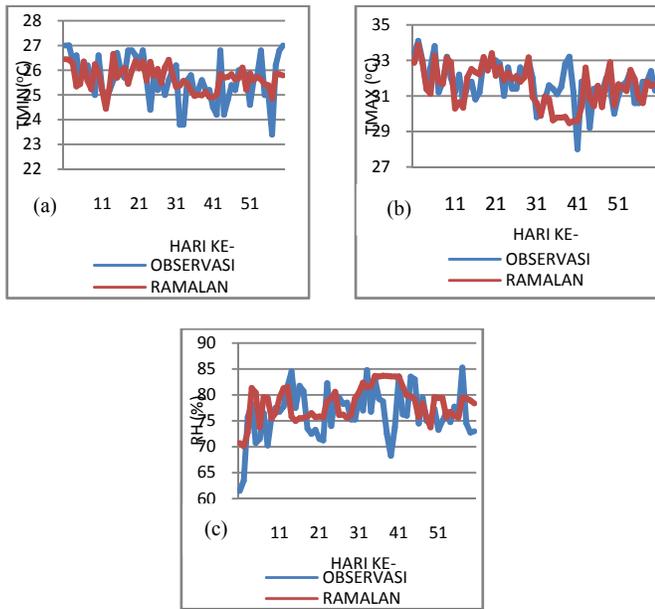
Tabel 2. Model MOS di Tanjung Priok

UnsurCuaca	BanyakFungsi	Model MOS
T <sub>MIN</sub>	1	$\hat{y} = 25.85 + 0.53f_1 \sum_{k=1}^n \alpha_{k1} X_k$
T <sub>MAX</sub>	3	$\hat{y} = 35.27 + 1.06f_1 \sum_{k=1}^n \alpha_{k1} X_k + 0.25f_2 \sum_{k=1}^n \alpha_{k2} X_k + 0.26f_3 \sum_{k=1}^n \alpha_{k3} X_k$
RH	1	$\hat{y} = 75.68 + 3.933f_1 \sum_{k=1}^n \alpha_{k1} X_k$

Berikutadalahmatriks $\alpha_{km}$ yang memproyeksikanX<sub>k</sub>untuk T<sub>MIN</sub>, T<sub>MAX</sub>, dan RH.

$$\alpha_{km}^T = \begin{bmatrix} 0.06 \\ -0.28 \\ 0.33 \\ \vdots \\ 0.02 \end{bmatrix} \alpha_{km}^T = \begin{bmatrix} 0.03 & 0.02 & 0.10 \\ -0.07 & 0.22 & -0.12 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.07 & -0.10 & -0.10 \end{bmatrix} \alpha_{km}^T = \begin{bmatrix} 0.06 \\ -0.28 \\ 0.33 \\ \vdots \\ 0.02 \end{bmatrix}$$

Perbandingan hasil observasi dan ramalan berdasarkan data *out-sample* disajikan dalam Gambar 1.



Gambar 1. Plot antara Observasi dan Ramalan per Unsur Cuaca di Tanjung Priok: Suhu Minimum(a), Suhu Maksimum(b), dan Kelembapan(c)..

Gambar 1 menunjukkan bahwa hasil ramalan suhu minimum, suhu maksimum, dan kelembapan mendekati hasil observasinya. Plot antara hasil ramalan dan observasi juga memiliki pola yang sama. Model MOS terbukti dapat mengoreksi bias dari hasil ramalan yang dihasilkan oleh model NWP.

**B. Curug**

Tabel 3 berikut merupakan perbandingan nilai RMSEP dan MAPE menurut banyaknya fungsi (m) melalui optimalisasi simulasi dengan m=1,2,3,4, dan 5.

Tabel 3.  
Nilai RMSEP dan MAPE menurut Banyaknya Fungsi dan Unsur Cuaca di Curug

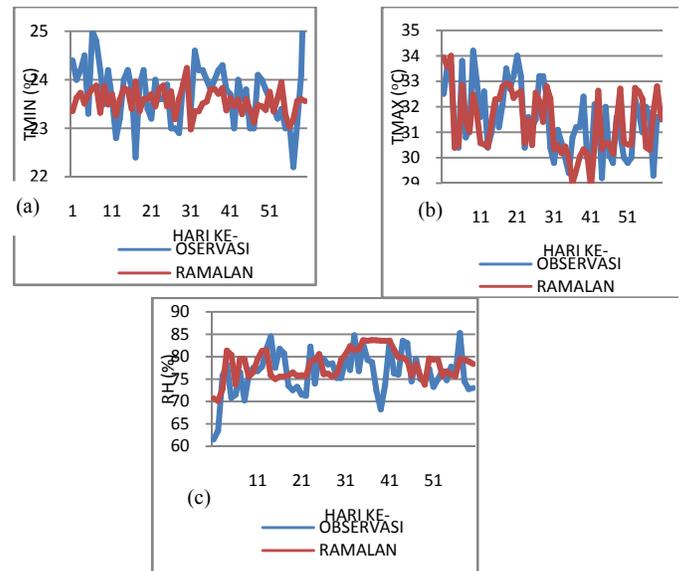
UnsurCuaca	KriteriaKebaikan Model	BanyakFungsi				
		1	2	3	4	5
T <sub>MIN</sub>	RMSEP	0.737	<b>0.723</b>	0.817	0.749	0.767
	MAPE	2.196	<b>2.202</b>	2.344	2.272	2.132
T <sub>MAX</sub>	RMSEP	<b>1.067</b>	1.089	1.089	1.205	1.252
	MAPE	<b>2.763</b>	2.838	2.735	3.113	3.151
RH	RMSEP	6.072	<b>5.990</b>	6.201	6.121	6.053
	MAPE	5.887	<b>6.024</b>	6.105	6.023	5.991

Keterangan: angka yang **dibold** menunjukkan nilai RMSEP dan MAPE terkecil menurut unsur cuaca

Tabel 3 menunjukkan bahwa semakin banyak fungsi dalam model akan menaikkan nilai RMSEP dan MAPE. Model MOS untuk T<sub>MIN</sub> mencapai RMSEP minimum saat banyak fungsi m=1. Nilai RMSEP MOS mencapai minimum untuk suhu maksimum dan kelembapan saat banyak fungsi m=1 dan m=3. Bentuk fungsi MOS di stasiun Curug disajikan dalam Tabel 4.

Tabel 4.  
Model MOS di Stasiun Curug

UnsurCuaca	BanyakFungsi	Model MOS
T <sub>MIN</sub>	2	$\hat{y} = 23.33 + 0.59 f_1 \sum_{k=1}^n \alpha_{k1} X_k + 0.18 f_2 \sum_{k=1}^n \alpha_{k2} X_k$
T <sub>MAX</sub>	1	$\hat{y} = 31.6 + 1.17 f_1 \sum_{k=1}^n \alpha_{k1} X_k$
RH	2	$\hat{y} = 81.22 + 4.09 f_1 \sum_{k=1}^n \alpha_{k1} X_k + 0.65 f_2 \sum_{k=1}^n \alpha_{k2} X_k$



Gambar 2. Plot antara Observasi dan Ramalan per Unsur Cuaca di Stasiun Curug: Suhu Minimum(a), Suhu Maksimum(b), dan Kelembapan(c).

Gambar 2 menunjukkan pola hasil ramalan model MOS untuk T<sub>MIN</sub>, T<sub>MAX</sub>, dan RH di Stasiun Curug yang mendekati observasinya.

**C. Cengkareng**

Penentuan banyak fungsi berdasarkan optimalisasi simulasi banyak fungsi m=1,2,3,4, dan 5. Tabel 5 berikut adalah perbandingan RMSEP dan MAPE untuk masing-masing banyaknya fungsi (m).

Tabel 5.  
Nilai RMSEP dan MAPE menurut Banyaknya Fungsi dan Unsur Cuaca di Cengkareng

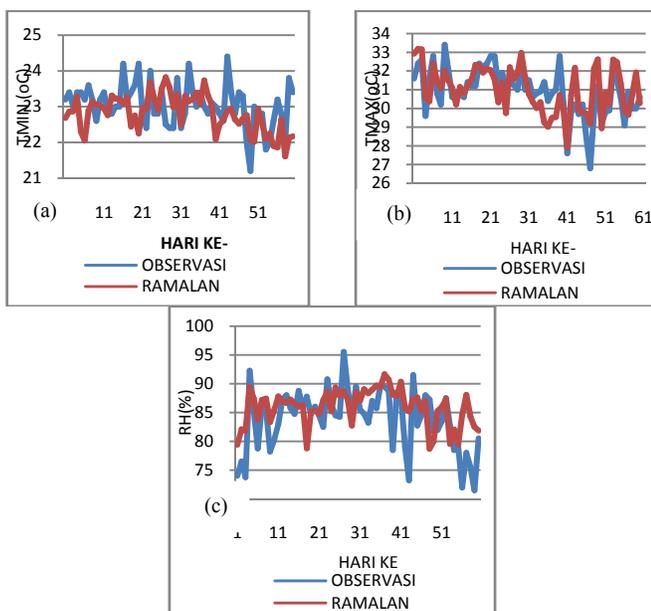
UnsurCuaca	KriteriaKebaikan Model	BanyakFungsi				
		1	2	3	4	5
T <sub>MIN</sub>	RMSEP	<b>0.700</b>	0.784	0.842	0.810	0.976
	MAPE	<b>2.204</b>	2.380	2.630	2.613	2.767
T <sub>MAX</sub>	RMSEP	<b>1.057</b>	1.074	1.101	1.118	1.115
	MAPE	<b>2.521</b>	2.511	2.664	2.787	2.749
RH	RMSEP	<b>6.607</b>	7.039	7.345	6.867	6.684
	MAPE	<b>7.099</b>	7.544	7.815	7.312	7.069

Keterangan: angka yang **dibold** menunjukkan nilai RMSEP dan MAPE terkecil menurut unsur cuaca

Banyaknya fungsi (m) dalam model memiliki hubungan dengan nilai RMSEP dan MAPE. Semakin banyak fungsi akan menaikkan nilai RMSEP dan MAPE seperti yang disajikan dalam Tabel 8. Nilai RMSEP mencapai minimum untuk  $T_{MIN}$ ,  $T_{MAX}$ , dan RH saat  $m=1$ . Berikut adalah bentuk fungsi MOS untuk  $T_{MIN}$ ,  $T_{MAX}$ , dan RH.

Tabel 6.  
Model MOS di Cengkareng

UnsurCuaca	BanyakFungsi	Model MOS
$T_{MIN}$	1	$\hat{y} = 24.12 + 0.39f_1 \sum_{k=1}^n \alpha_{k1} X_k$
$T_{MAX}$	1	$\hat{y} = 32.03 + 1.07f_1 \sum_{k=1}^n \alpha_{k1} X_k$
RH	1	$\hat{y} = 78.77 + 3.54f_1 \sum_{k=1}^n \alpha_{k1} X_k$



Gambar 3. Plot antara Observasi dan Ramalan per Unsur Cuaca di Stasiun Cengkareng: Suhu Minimum (a), Suhu Maksimum (b), dan Kelembapan (c).

Gambar 3 menunjukkan bahwa hasil ramalan model MOS mendekati hasil observasinya pada stasiun Cengkareng. Plot antara hasil ramalan dan observasi juga mempunyai pola yang sama.

D. Darmaga

Tabel 7 berikut adalah perbandingan nilai RMSEP dan MAPE menurut banyaknya fungsi (m) melalui optimalisasi simulasi dengan  $m=1,2,3,4$ , dan 5.

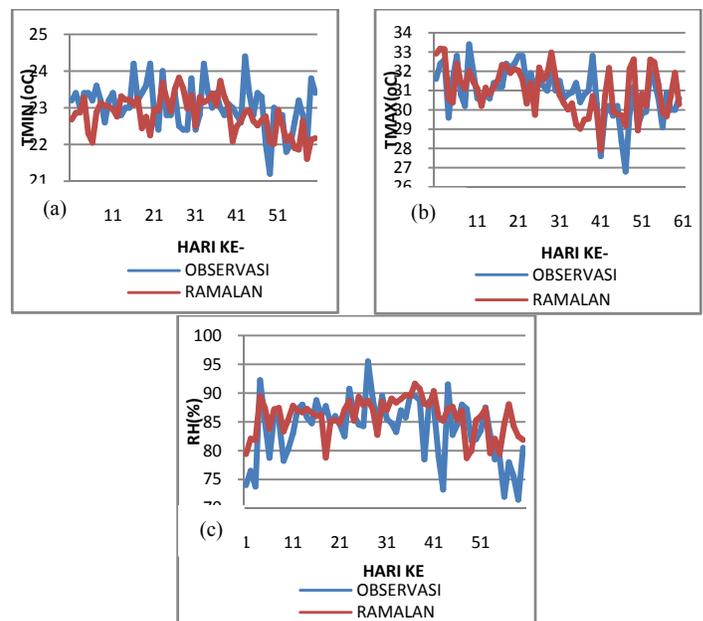
Tabel 7.  
Nilai RMSEP dan MAPE menurut Banyaknya Fungsi dan Unsur Cuaca di Darmaga

UnsurCuaca	KriteriaKebaikan Model	BanyakFungsi				
		1	2	3	4	5
$T_{MIN}$	RMSEP	<b>0.728</b>	0.745	0.875	0.938	0.935
	MAPE	<b>2.480</b>	2.562	2.934	3.201	3.241
$T_{MAX}$	RMSEP	<b>1.029</b>	1.093	1.149	1.149	1.227
	MAPE	<b>2.803</b>	2.742	2.876	2.995	3.081
RH	RMSEP	<b>4.896</b>	5.784	6.029	6.158	6.392
	MAPE	<b>4.622</b>	5.547	5.628	5.824	6.252

Tabel 7 menunjukkan bahwa banyaknya fungsi (m) berpengaruh terhadap nilai RMSEP dan MAPE. Semakin banyak fungsi dalam model akan meningkatkan nilai RMSEP. Nilai RMSEP mencapai minimum saat banyak fungsi  $m=1$  untuk ketiga unsur cuaca suhu minimum, suhu maksimum, dan kelembapan. Model MOS untuk  $T_{MIN}$ ,  $T_{MAX}$ , dan RH di stasiun Darmaga disajikan dalam Tabel 8.

Tabel 8.  
Model MOS di Darmaga

UnsurCuaca	BanyakFungsi	Model MOS
$T_{MIN}$	1	$\hat{y} = 22.72 + 51f_1 \sum_{k=1}^n \alpha_{k1} X_k$
$T_{MAX}$	1	$\hat{y} = 31.74 + 1.18f_1 \sum_{k=1}^n \alpha_{k1} X_k$
RH	1	$\hat{y} = 83.78 + 4.08f_1 \sum_{k=1}^n \alpha_{k1} X_k$



Gambar 4. Plot antara Observasi dan Ramalan per Unsur Cuaca di Stasiun Darmaga: Suhu Minimum (a), Suhu Maksimum (b), dan Kelembapan (c).

Gambar 4 menunjukkan bahwa hasil ramalan suhu minimum, suhu maksimum, dan kelembapan mendekati hasil observasinya. Plot antara hasil ramalan dan observasi juga memiliki pola yang sama. Model MOS terbukti dapat mengoreksi bias dari hasil ramalan yang dihasilkan oleh model NWP.

E. Validasi MOS

Untuk mengetahui sejauh mana MOS dapat mengoreksi bias dari model NWP dapat dilihat dari nilai %IM.  $RMSEP_{NWP}$  dihitung berdasarkan hasil ramalan NWP pada grid 5 hasil observasi cuaca di stasiun pengamatan. Grid 5 merupakan grid terdekat dari stasiun pengamatan.  $RMSEP_{MOS}$  merupakan RMSEP dari model terbaik untuk meramalkan cuaca.

Tabel 9.  
Nilai  $RMSEP_{NWP}$ ,  $RMSEP_{MOS}$ , dan %IM

Stasiun Pengamatan	Komponen Cua	$RMSEP_N$	$RMSEP_M$	%IM
		wp	os	M
Maritim Tanjung Priok	TMIN	7.64	0.79	86.09
	TMAX	2.59	2.62	59.14
	RH	5.54	4.88	50.97
Curug	TMIN	1.002	0.72	26.41
	TMAX	2.68	1.06	60.29
	RH	6.51	5.99	6.79
Cengkareng	TMIN	1.16	0.70	39.95
	TMAX	2.45	1.05	56.99
	RH	6.88	6.60	3.98
Darmaga	TMIN	1.23	0.72	42.18
	TMAX	2.07	1.09	50.27
	RH	11.51	4.89	57.47

Tabel 9 menunjukkan bahwa RMSEP dari model MOS secara konsisten memiliki nilai lebih kecil dari model NWP. Model MOS dapat memperbaiki model NWP sampai 86.09%.

## V. KESIMPULAN

Hasil validasi model MOS menunjukkan kekonsistenan bahwa semakin banyak fungsi (m) dalam model PPR akan menaikkan nilai RMSEP dan MAPE. Model terbaik dipilih berdasarkan model dengan banyak fungsi yang memiliki nilai RMSEP terkecil. Nilai RMSEP dari model MOS secara konsisten lebih kecil dari model NWP untuk semua unsur cuaca di empat stasiun pengamatan. Hasil peramalan yang diperoleh dari model MOS terbukti lebih akurat dibandingkan model NWP. Nilai %IM mencapai 86%, berarti model MOS dapat mengoreksi bias mencapai 86%.

## VI. UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis R.S. mengucapkan terimakasih kepada Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika yang telah memberikan dukungan perihal penyedia data.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Sultan Al-Yahyai, Yassine Charabi, dan Adel Gastli, "Review of the use of Numerical Weather Prediction (NWP) Models for wind energy assessment," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 14, No. 9 (2010, Des.) 3192-3198.
- [2] D.S. Wilks, *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences (2<sup>nd</sup>)*, Boston: Elviesier (2006).
- [3] Harry R. Glahn dan Dale A. Lowry, "The Use Model Output Statistics (MOS) in Objective Weather Forecasting," *J. Appl. Meteor*, Vol. 11, No. 8 (1972, Des.) 1203-1211.
- [4] Aji Hamim Wigena, "Pemodelan *Statistical Downscaling* dengan Regresi *Projection Pursuit* untuk Peramalan Curah Hujan Bulanan." Disertasi Jurusan Statistika, Institut Pertanian Bogor, Bogor (2006).
- [5] Jerome H. Friedman dan Werner Stuetzle, "Projection Pursuit Regression." *Journal of The American Statistical Association*, Vol. 76, No. 376 (1981, Des.) 817-823.
- [6] Meredith Nichols, "Model Output Statistics," Independent Research Program (2008-2009).
- [7] J. T. Davis, "Bias Removal and Model Consensus Forecast of Maximum and Minimum Temperatures using The Graphical Forecast Editor." NOAA NWS Office Tucson, Arizona, WR Technical 10-13 (2004) Vol. 4.
- [8] Neilley P. P. dan Hanson K. A., "Are Model Output Statistics Still Need?," Preprints, 20th Conference on Weather Analysis and Forecasting/16th Conference on Numerical Weather Prediction, Seattle, WA, *Amer. Meteor*(2004). *Soc*:64.