PENERAPAN METODE BOX JENKINS (ARIMA) DALAM PENENTUAN MODEL PREDIKSI CURAH HUJAN BULANAN RATA-RATA DI PROVINSI SUMATERA BARAT

Eddy Hermawan
Pusat Sains dan Teknologi Atmosfer
Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasionalb(LAPAN)
Jalan Dr. Djundjunan No. 133, Bandung 40173
Phone: (022) 6037445 dan Fax: (022) 6037443
Email: eddy_lapan@yahoo.com

ABSTRACT

The core of this paper is to explain the development of predictive models of monthly rainfall average of 10 rainfall stations in the province of West Sumatra during the 21 year observations (about 252 months) starting from January 1980 until December 2000. The data of 240 months is used as a learning process, and the remaining 12 months is used as the input, which is the period of January to December 2000. Based on the Box Jenkins technique (ARIMA), and going through the various stages of the predictions; starting from the identification model, followed by the estimated parameter model, and diagnostic model, before finally made the f orecasting accuracy size, then decide one of the most suitable prediction model to estimate the monthly rainfall average over that region, namely the ARIMA model of $(1,0,0)\ (0,1,2)^{12}$. This model has been tested for accuracy by comparing with in-situ. Obtained results show the value of the Tracking Signal within the limits of acceptable is ± 4 with a correlation coefficient (R^2) of 0.699.
Keywords: ARIMA model, Rainfall, West Sumatera

ABSTRAK

Inti utama dari paper ini adalah menjelaskan pengembangan model prediksi curah hujan bulanan rata-rata dari 10 stasiun curah hujan yang ada di Provinsi Sumatera Barat selama 21 tahun pengamatan (sekitar 252 bulan) terhitung sejak Januari 1980 hingga Desember 2000. Dari data tersebut sebanyak 240 bulan digunakan sebagai proses pembelajaran, dan sisanya sebanyak 12 bulan, digunakan sebagai proses prediksi, yakni periode Januari hingga Desember 2000. Berbasis teknik Box Jenkins (ARIMA), dan setelah melalui berbagai tahapan proses prediksi, dimulai dari proses Identifikasi Model, lalu diikuti dengan Penaksiran Parameter Model, dan Diagnosis Model, sebelum akhirnya dibuat Ukuran Ketepatan Peramalan, maka ditetapkanlah satu model prediksi yang paling cocok untuk estimasi total curah hujan bulanan rata-rata di kawasan tersebut, yakni model ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$. Model ini telah diuji keakuratannya dengan cara membandingkan dengan data *in-situ* yang ada. Hasilnya menunjukkan didapat nilai *Tracking Signal* yang berada di dalam batas-batas yang dapat diterima yaitu ± 4 dengan nilai koefisien korelasi (R^2) sebesar 0.699.

Kata kunci: Model ARIMA, Curah hujan, Sumatera Barat

1 PENDAHULUAN

Ide dasar atau gagasan utama dilakukannya penelitian ini adalah diketahuinya kejadian iklim ekstrem, termasuk didalamnya curah hujan ekstrem, yang akhir-akhir ini kian hangat dibicarakan orang. Tentunya ini tidak terlepas dari dampak yang ditimbulkannya tatkala itu terjadi. Banyak sektor yang akan terganggu, mulai dari serangan hama penyakit, perubahan pola tanam dan aspek negatif lainnya yang pada akhirnya akan mempengaruhi perekonomian kita. Kejadian musim kering dan musim basah panjang yang terjadi di tahun 1997 dan 1998 merupakan bukti nyata bahwa perilaku curah hujan ekstrem termasuk variasinya terhadap ruang dan waktu amat sangat perlu untuk dikaji lebih mendalam.

Pada dasarnya proses terjadinya hujan di daerah tropis diakibatkan oleh adanya gerak pengangkatan massa udara (dikenal dengan istilah konvergensi). Akibatnya, maka curah hujan akan mempunyai keragaman yang besar, baik dari satu tempat ke tempat lain, maupun dari satu waktu ke waktu lainnya. Untuk mengetahui keragaman curah hujan menurut waktu sering ditentukan dengan mengkaji sifat keteraturan curah hujan (dikenal dengan istilah periodesitas curah hujan) yang merupakan salah satu parameter utama dalam mengkaji curah hujan yang bakal terjadi di satu kawasan tertentu (dikenal dengan istilah estimasi/dugaan).

Propinsi Daerah Tingkat I Sumatera Barat berdasarkan letak geografisnya tergolong beriklim tropis dengan suhu udara dan kelembaban udara yang relatif tinggi/besar. Kawasan ini juga merupakan salah satu kawasan yang sangat dipengaruhi oleh IODM (*Indian Ocean Dipole Mode*), Sirkulasi *Walker, Sea Surface Temperatur* (SST), Radiasi Gelombang Panjang (RGP), *Sea Level Pressure* (SLP) dan pergerakan massa udara dari barat ke timur ataupun sebaliknya (dikenal dengan fenomena MJO, *Madden-Julian Oscillation*), sehingga kawasan tersebut senantiasa relatif basah sepanjang tahun. Atas dasar itulah, maka tujuan utama penelitian ini adalah mengembangkan satu model prediksi total curah hujan bulanan rata-rata dari beberapa kawasan di Sumatera Barat menggunakan teknik Box Jenkins (ARIMA).

2 TINJAUAN PUSTAKA

Model-model *AutoRegressive Integrated Moving Average* (ARIMA) telah dipelajari secara mendalam oleh Box dan Jenkins (1976) dan Makridakis *et al.* (1999). Hal yang pertama kali perlu diperhatikan dalam penerapan ARIMA adalah aspek-aspek AR (*Auto Regressive*) dan MA (*Moving Average*) dari model ARIMA hanya berkenaan dengan data deret waktu stasioner. Kebanyakan data deret waktu adalah non-stasioner, sehingga untuk mencapai stasioneritas maka perlu dilakukan pembedaan atau transformasi. Selanjutnya Box dan Jenkins (1976) mengatakan untuk data deret waktu univariat, dapat dilakukan pemodelan dengan tahapan sebagai berikut: (a). Identifikasi Model, (b). Penaksiran Parameter Model, (c). Diagnosis Model, dan (d). Ukuran Ketepatan Peramalan dengan rincian sebagai berikut.

2.1 Identifikasi Model

Jika satu time series data telah stasioner, maka langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi nilai p dan q dari model ARMA (p,q), sehingga model sementara dapat diketahui. Dari plot fungsi autokorelasi (ACF, *Auto Correlation Function*) dan autokorelasi parsial (PACF, *Partial Auto Correlation Function*), secara umum identifikasi model ARIMA (p,d,q) dapat diperoleh melalui metode yang dijelaskan oleh Wei and William (1994) dan Mulyana (2004) dengan rincian sebagai berikut: (a). AR (p) yaitu ACF (r_k) turun secara eksponensial (sinusoida) menuju nol dan

PACF (α_k) terpotong setelag lag p, (b). MA (q) yaitu ACF (r_k) terpotong setelah lag q dan PACF (α_k) turun secara eksponensial (sinusoida) menuju nol, dan (c). ARMA (p,q) yaitu ACF (r_k) turun secara eksponensial (sinusoida) setelah lag q dan dan PACF (α_k) turun secara eksponensial (sinusoida) setelah lag p. Sementara rumus umum dari masing-masing model yang telah dikemukakan di atas adalah sebagai berikut:

Model AR (p):

$$X_t = \mu + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \cdots + \phi_p X_{t-p} + e_t \qquad \ldots (2.1)$$

Model MA (q):

$$X_t = \mu + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \qquad \ldots (2.2)$$

Model ARMA (p,q):

$$X_t = \mu + \phi_1 X_{t-1} + \cdots + \phi_p X_{t-p} - \theta_1 e_{t-1} - \theta_q e_{t-q} + e_t \qquad \ldots (2.3)$$

2.2 Penaksiran Parameter Model

Setelah menginditifikasi model sementara, tahap selanjutnya adalah menaksir parameter dari model tersebut. Terdapat dua cara yang mendasar dalam menaksir parameter-parameter tersebut: (1). Dengan cara mencoba-coba (*trial and error*) menguji beberapa nilai yang berbeda dan memilih salah satu nilai tersebut yang meminimumkan jumlah kuadrat nilai sisa (*sum squared residuals*), dan (2). Perbaikan secara iteratif, yaitu memilih taksiran awal dan kemudian membiarkan program komputer memperhalus penaksiran tersebut secara iteratif. Penaksiran parameter dapat dilakukan dengan menggunakan metode momen (Wei and William, 1994). Berdasarkan Persamaan Yule-Walker :

$$\left.\begin{array}{llll} \rho_1 = \phi_1 & + \phi_1 \rho_1 & + \cdots + \phi_p \rho_{p-1} \\ \rho_2 = \phi_1 \rho_1 & + \phi_2 & + \cdots + \phi_p \rho_{p-2} \\ \vdots & & & \\ \rho_1 = \phi_1 \rho_{1-1} & + \phi_2 \rho_{p-2} & + \cdots + \phi_p & \end{array}\right\} \qquad \ldots (2.4)$$

Maka diperoleh penaksir momen $\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2, \cdots, \hat{\phi}_p$, yaitu:

$$\begin{bmatrix} \hat{\phi}_1 \\ \hat{\phi}_2 \\ \vdots \\ \hat{\phi}_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \hat{\rho}_1 & \hat{\rho}_2 & \cdots & \hat{\rho}_{p-2} & \hat{\rho}_{p-1} \\ \hat{\rho}_1 & 1 & \hat{\rho}_1 & \cdots & \hat{\rho}_{p-3} & \hat{\rho}_{p-2} \\ \vdots & & & & & \\ \hat{\rho}_{p-1} & \hat{\rho}_{p-2} & \hat{\rho}_{p-3} & \cdots & \hat{\rho}_1 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \hat{\rho}_1 \\ \hat{\rho}_2 \\ \vdots \\ \hat{\rho}_p \end{bmatrix} \quad \ldots (2.5)$$

Sedangkan untuk $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \cdots, \hat{\theta}_p$ diperoleh dengan menyelesaikan persamaan:

$$\rho_k = \begin{cases} \dfrac{-\theta_k + \theta_1\theta_{k+1} + \cdots + \theta_{q-k}\theta_q}{\sum_{i=0}^{q} \theta_i^2} & , k = 1, 2, \cdots, q \\ 0 & , k > q \end{cases} \quad \ldots (2.6)$$

2.3 Diagnosis Model

Model ARIMA (p,d,q) sementara yang telah ditetapkan harus diperiksa untuk mengetahui apakah model tersebut cukup baik digunakan dalam peramalan atau tidak. Pemeriksaan tersebut dilakukan dengan pengujian terhadap residualnya (nilai sisa). Model dikatakan baik jika barisan e_t tidak berautokorelasi (acak atau *random*), memiliki varians konstan, dan bersifat *white noise* yaitu berdistribusi normal identik dan independen dengan rincian sebagai berikut: (a). Residu dari model bersifat acak. Untuk menguji keacakan barisan e_t digunakan statistik Q Box-Pierce seperti pada persamaan (2.2). Residu memiliki varians yang konstan. Untuk mengetahui apakah residu memiliki varians yang konstan atau tidak dlihat dari plot residunya. Apabila plot residu tidak memperlihatkan adanya perubahan varians yang jelas dari waktu ke waktu, maka dapat dikatakan bahwa residu memiliki varians konstan, dan (c). Uji Normalitas. Untuk menguji apakah barisan e_t memiliki distribusi normal identik dan independen atau $N(0, \sigma^2)$ digunakan uji Kolmogorov Smirnov.

2.4 Ukuran Ketepatan Peramalan

Dalam kebanyakan praktek peramalan, ketepatan peramalan merupakan prioritas utama dalam memilih metoda peramalan seperti halnya model waktu, sebagian data yang diketahui dapat digunakan untuk meramalkan sisa data berikutnya sehingga memungkinkan untuk mempelajari ketepatan peramalan secara lebih langsung. Ada beberapa hal yang perlu diperhatikan dalam pengujian ketepatan model:

1. Ukuran ketepatan peramalan yang menyangkut kesalahan persentase yaitu *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* bernilai kecil yang dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\left(\frac{X_t - \hat{F}_t}{X_t}\right)100\right| \quad \ldots \quad (2.7)$$

dimana: X_t adalah data pada waktu ke t, dan $\hat{F}_t$ adalah nilai ramalan pada waktu t

2. Rata-rata kuadrat dari standar error (MSE, *Mean Standard Error*) yang nilainya relatif rendah dibandingkan dengan model alternatif lainnya yang dihitung dengan menggunakan rumus sebagi berikut:

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^{n} e_t^2}{n} \quad \ldots \quad (2.8)$$

dengan n menyatakan banyaknya data pengamatan.

3 DATA DAN METODOLOGI

Dalam penelitian ini digunakan data time-series total curah hujan bulanan yang tersebar di beberapa kawasan Sumatera Barat selama 21 tahun pengamatan (sekitar 252 bulan) terhitung sejak Januari 1980 hingga Desember 2000. Dari data tersebut sebanyak 240 bulan digunakan sebagai proses pembelajaran, dan sisanya sebanyak 12 bulan sebagai proses prediksi, yakni periode Januari hingga Desember 2000.

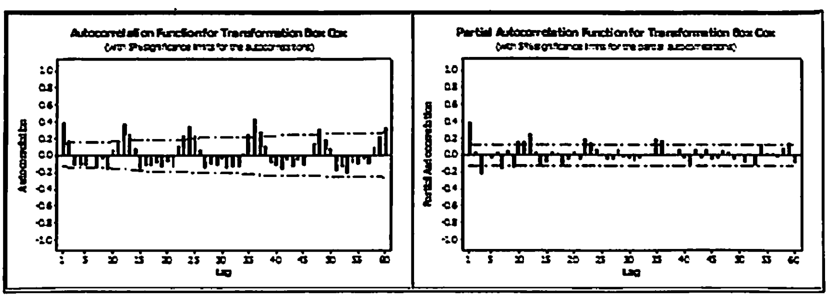
Tahap pertama dalam melakukan peramalan adalah melakukan eksplorasi data hasil observasi untuk melihat faktor-faktor komponen apa saja yang terdapat dalam data. Asumsi yang harus dipenuhi dalam analisis data deret waktu adalah bahwa data harus berautokorelasi. Pengujian autokorelasi dilakukan dengan menggunakan statistik uji Q Box Pierce. Jika pada data deret waktu terdapat autokorelasi yang signifikan, maka langkah selanjutnya adalah melihat stasioneritas data. Nonstasioneritas pada data dapat diatasi dengan transformasi data (data tidak stasioner dalam varians) dan pembedaan (data tidak stasioner dalam rata-rata). Proses stasioneritas pada varians dilakukan dengan menggunakan transformasi Box-Cox yang dibantu dengan *software* MINITAB 14.

Sedangkan data deret waktu yang tidak stasioner pada rata-rata dapat distasionerkan dengan menggunakan proses pembedaan untuk data yang mengandung unsur musiman. Untuk menguji apakah data deret waktu telah stasioner dalam rata-rata dapat dilakukan dengan menggunakan ADF Test yang dibantu *software* Statistik *E-Views 3.0.* Setelah itu dilakukanlah pembuatan model prediksi berbasis ARIMA dengan tahapan seperti yang dijelaskan di atas.

4 HASIL DAN PEMBAHASAN

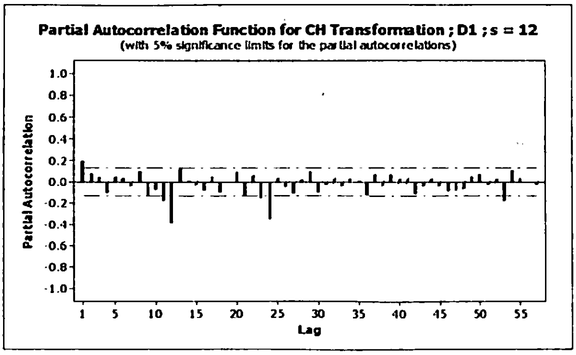
4.1 HASIL

Berikut ini ditampilkan grafik ACF dan PACF sebagai bagian penting dalam mengindetifikasi model ARIMA sementara, seperti nampak pada **Gambar 4.1** dan **4.2**. Disini terlihat bahwa PACF untuk lag-1 bernilai positif. Pada grafik PACF terlihat nilai autokorelasi setelah lag-1 terpotong secara tajam. Untuk itu dapat digunakan proses AR dengan orde 1. Model ARIMA sementara untuk yang non-musiman adalah ARIMA (1,0,0).



Gambar 4.1 (kiri) ACF Data Hasil Transformasi Box-Cox, sementara
Gambar 4.2 (kanan) sama dengan Gambar 4.1, tetapi untuk PACF

Untuk model musimannya dapat dilihat dari grafik ACF dan PACF setelah dilakukan pembedaan musiman. Pada **Gambar 4.3**, terlihat bahwa nilai autokorelasi pada lag-12 sangat signifikan dan negatif. Ini merupakan ciri dari SMA (*Seasonal Moving Average*) (1). Berdasarkan hal di atas, dapat disimpulkan model sementara untuk ARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)^s$ adalah ARIMA $(1,0,0)(0,1,1)^{12}$.



Gambar 4.3 ACF Data Hasil Transformasi Box Cox pada D = 1

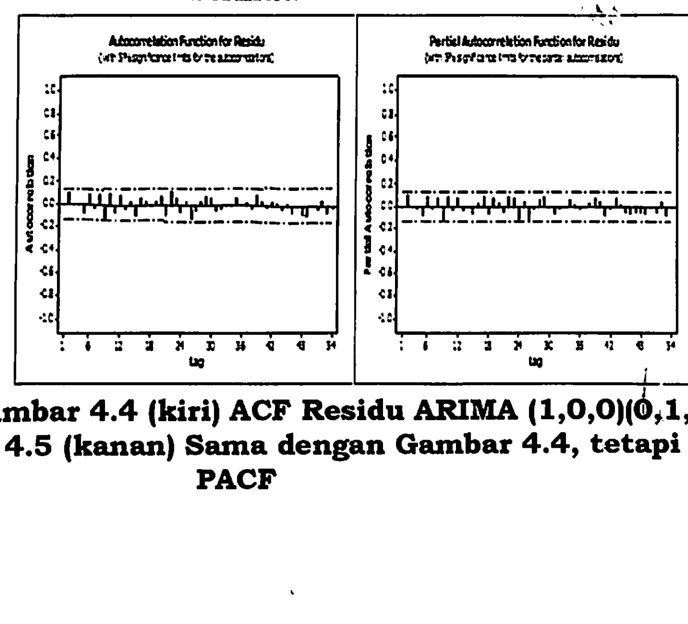
Setelah mengidentifikasi model sementara, parameter AR dan MA baik yang musiman ataupun yang tidak musiman, lalu ditetapkanlah nilai-nilai taksiran parameter model sementara ARIMA $(1,0,0)(0,1,1)^{12}$ menggunakan *software* MINITAB 14.

Nilai p-value untuk setiap parameter lebih kecil dari 0,05. Hal ini berarti dengan tingkat kesalahan 5% parameter tersebut telah mendukung model ARIMA. Untuk menentukan apakah model ARIMA $(1,0,0)(0,1,1)^{12}$ sudah memadai digunakan untuk peramalan, maka dilakukan proses pemeriksaan model dengan menguji keacakan residu dengan menggunakan Statistik Q Box Pierce seperti pada Persamaan (2.2).

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan Persamaan (2.2) diperoleh nilai statistik Q Box Pierce = 104,2527 sedangkan nilai $\chi^2_{(0,05;54-1-1)}$ = 69,8322, karena nilai $Q > \chi^2_{(\alpha;m-p-q)}$ maka dengan tingkat kesalahan 5% dapat disimpulkan bahwa residu masih berautokorelasi atau tidak bersifat acak. Ini berarti model ARIMA sementara tadi, belum cukup baik untuk digunakan dalam peramalan. Dikarenakan model sementara tadi, yakni ARIMA $(1,0,0)(0,1,1)^{12}$ masih belum optimal, maka dilakukan pengembangan model ARIMA dengan cara menambah dan atau mengurangi orde model ARIMA sementara dan juga dilakukan perbandingan nilai MSE untuk mencari model terbaik. Untuk selanjutnya dicoba terlebih dahulu menambahkan orde dari SMA sehingga menjadi model ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$ dengan estimasi menggunakan MINITAB 14.

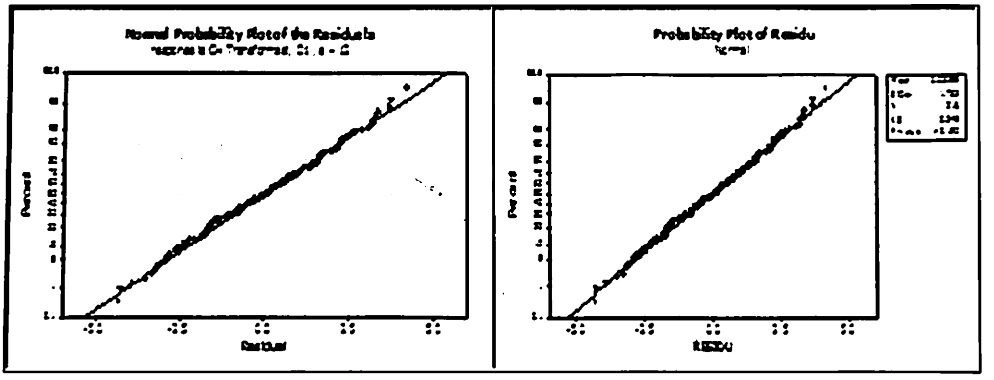
Nilai p-value pada AR(1), SMA (1), SMA(2) dibawah 0,05 yang berarti dengan tingkat kesalahan 5% parameter tersebut telah mendukung model ARIMA. Selain itu nilai MSE (*Mean Standard Error*) untuk model ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$ memiliki nilai yang lebih kecil dari model ARIMA $(1,0,0)(0,1,1)^{12}$. Setelah memilih model model terbaik dan melakukan penaksiran parameter, maka selanjutnya dilakukan diagnostik model untuk melihat apakah model tersebut telah dapat digunakan dalam peramalan. Untuk menentukan apakah model ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$ sudah memadai untuk digunakan dalam peramalan, maka dilakukan proses pemeriksaan model dengan tahap sebagi berikut:

(a) Pemeriksaan Autokorelasi Residu dari model ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$. Pengujian ada tidaknya autokorelasi dalam residu dilakukan melalu uji Q Box Pierce dengan bantuan MINITAB 14. Berdasarkan hasil pengujian diperoleh nilai statistik Q Box Pierce Q = 44,2411, sedangkan nilai $\chi^2_{(0,05;54-1-2)}$ = 68,6693, karena nilai $Q < \chi^2_{(\alpha;m-p-q)}$ maka dengan tingkat kesalahan 5% dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat autokorelasi pada deretan residu dari model ARIMA $(1,0,0)(0,1,1)^{12}$ sebagaimana terlihat di **Gambar 4.4** dan **4.5** berikut.



Gambar 4.4 (kiri) ACF Residu ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$
Gambar 4.5 (kanan) Sama dengan Gambar 4.4, tetapi untuk PACF

(b) Residu dari model ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$ berdistribusi normal:



Gambar 4.6 (kiri) Plot Normal Probability Residu ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$
Gambar 4.7 (kanan) Uji Kolmogorov Smirnov Residu ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$

Terlihat pada gambar di atas bahwa residu memiliki distribusi normal. Berikut dilakukan pengujian normalitas residu dari model ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$ menggunakan uji Kolmogorov Smirnov berikut ini:

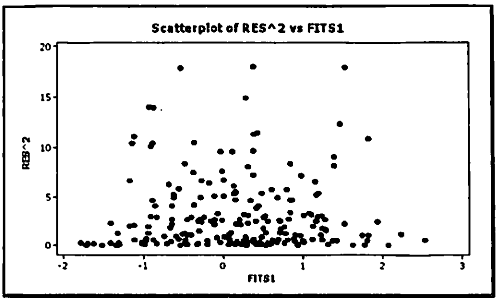
H_0 : $F(x) = F_0(x)$ (barisan e_t berdistribusi normal)

H_1 : $F(x) \neq F_0(x)$ (barisan e_t tidak berdistribusi normal)

Karena nilai Kolmogorov Smirnov hitung = 0,049 < nilai Kolmogorov Smirnov tabel ($D = \frac{1,36}{\sqrt{n}}$) = 0,0901 maka H_0 diterima. Hal ini didukung oleh nilai p-value yang lebih besar dari 0,05 yang berarti bahwa residu berdistribusi normal.

(c) Residu dari model ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$ memiliki varians yang konstan

Untuk mengetahui apakah residu memiliki varians yang konstan atau tidak, maka dibuat plot grafik antar nilai kuadrat residu (e_i^2) dari model ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$ dengan nilai ramalannya, apabila tidak mempunyai pola tertentu, maka dapat dikatakan bahwa residu memiliki varians yang konstan.



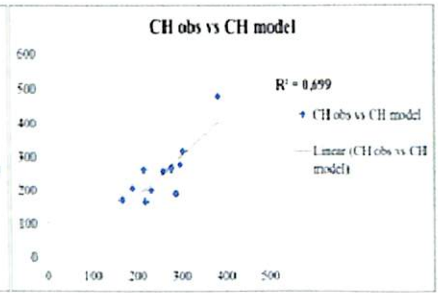
Gambar 4.8 Plot Kuadrat Residu dari Model ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$ dengan Hasil Ramalan (Fits)

Dari gambar di atas tampak bahwa plot data tidak membentuk pola tertentu, sehingga dapat dikatakan bahwa residu dari model ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$ mempunyai varians yang konstan. Hasil diagnostik menunjukkan bahwa ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$ telah memenuhi semua asumsi, sehingga dapat digunakan dalam peramalan dengan bentuk persamaan modelnya:

$$(1-\phi_1 B)(1-B^{12})X_t = (1-\Theta_1 B^{12})(1-\Theta_2 B^{24})$$

dengan nilai taksiran parameter $\hat{\phi}_1$ = 0,1487, $\hat{\Theta}_1$ = 1,6690, dan $\hat{\Theta}_2$ = -0,7139

Dari hasil di atas diketahui bahwa untuk kasus curah hujan di kawasan Sumatera Barat, model peramalan ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$ lebih tepat untuk digunakan. Hasil peramalan dengan model tersebut memberikan hasil ramalan yang ditunjukkan pada **Gambar 4.9** di bawah. Sementara **Gambar 4.10** menunjukkan scatter plot daripada perbandingan kumpulan dua set data di atas. Diperoleh nilai koefisien korelasi sebesar 0.699 atau ~0.7. Untuk mengetahui sejauh mana model yang telah didapat dapat diandalkan, dapat dilihat melalui nilai *Tracking Signal.*

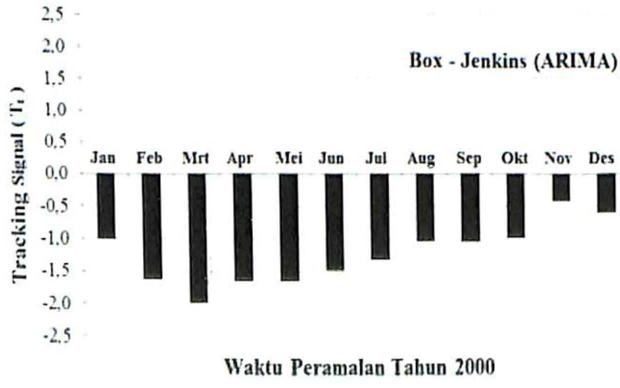


Gambar 4.9 (kiri) Perbandingan Curah Hujan Hasil Peramalan dengan Model ARIMA (1,0,0)(0,1,2)^{12}

Gambar 4.10 (kanan) Scatter plot daripada Perbandingan antara Curah Hujan Observasi dengan Curah Hujan Model ARIMA (1,0,0)(0,1,2)^{12}

Validasi suatu metode peramalan menunjukkan sejauh mana model yang diperoleh dapat diandalkan untuk meramalkan beberapa periode ke depan, validasi model dapat dilihat berdasarkan *tracking signal.* Untuk menghitung nilai *tracking signal* ini digunakan data curah hujan periode Januari 2000 sampai Desember 2000. Jika nilai *tricking signal* berada di luar batas yang diterima yakni ± 4 (Abraham et al., 1983), maka model peramalan harus ditinjau kembali dan dipertimbangkan.

$$TrackingSignal = T_t = \frac{\sum_{t=1}^{n} X_t - F_t}{\sum_{t=1}^{n} \frac{|X_t - F_t|}{n}}$$



Gambar 4.11 Grafik *Tracking Signal* hasil Metode Box-Jenkins (ARIMA)

Hasil ini didukung dengan hasil grafik *Tracking Signal* yang merupakan hasil evaluasi data 12 anomali curah hujan terhitung sejak Januari hingga Desember 2000 menggunakan model Box-Jenkins (ARIMA) yang disajikan pada **Gambar 4.11**.

4.2 PEMBAHASAN

Berdasarkan grafik di atas diketahui bahwa besarnya nilai-nilai *tracking signal* dari dua belas periode waktu yang diramalkan berada dalam batas toleransi yang bisa diterima yaitu ± 5 (Abraham *et al.*, 1983), maka model peramalan ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$ dapat digunakan untuk peramalan total curah hujan yang tersebar di kawasan Sumatera Barat. Hal yang perlu diingat bahwa hasil analisis ini telah dibandingkan dengan peneliti sebelumnya, seperti Prasasti (2010) dan Rizky (2012) yang mendapatkan model ARIMA (1,1,1). Ini menunjukkan bahwa model peramalan masih bisa digunakan untuk meramalkan *p* periode waktu ke depan. Jika pada peramalan selanjutnya, nilai *tracking signal* berada di luar batas toleransi penerimaan, maka perlu ditentukan model peramalan baru.

Hasil analisis lebih lanjut menunjukkan bahwa nilai *Tracking Signal* (T_t) terbesar terjadi pada bulan Maret 2000 dengan nilai -1.978. Sementara nilai terkecil terjadi pada bulan November 2000 dengan nilai -0.414, walaupun nilai ini tidak jauh berbeda dengan yang terjadi di bulan Desember 2000 dengan nilai sebesar -0.595. Ini mengindikasikan bahwa model ARIMA yang didapat relatif valid/signifikan ketika diprediksi untuk bulan basah, ketimbang bulan transisi dari musim basah ke musim kemarau seperti yang terjadi di bulan Maret 2000. Sementara pada saat bulan bulan kering (Juni-Juli dan Agustus 2000), nilai T_t relatif bervariasi, walaupun dengan trend yang meningkat dari -1.475 pada bulan Juni, dan -1.305 dan -1.026 masing-masing untuk bulan Juli dan Agustus 2000.

Metode Box-Jenkins (ARIMA) merupakan salah satu metode prediksi statistik dengan segala asumsi statistik, sementara curah hujan adalah suatu variabel atmosfer yang bergantung kepada banyak faktor. Insolasi sebagai sumber utama pembentukan awan dan hujan variasinya relatif kecil, tetapi insolasi dalam perjalanannya menuju curah hujan dipengaruhi oleh kelembaban, suhu, awan, dan proses refleksi, dan *scattering* radiasi itu sendiri. Perbedaan antara hasil ramalan dengan nilai aktual karena metode statistik tidak memperhitungkan proses atmosfer.

Dengan demikian, karena masih adanya perbedaan yang cukup signifikan antara hasil ramalan dengan hasil aktual, maka riset ini perlu diulang baik menggunakan metode di atas maupun dengan metode lain agar diperoleh hasil ramalan yang lebih baik.

5 KESIMPULAN

Berdasarkan permasalahan yang telah dikemukakan dan hasil pengolahan data yang telah diperoleh, maka dapat diambil kesimpulan bahwa model peramalan ARIMA $(1,0,0)(0,1,2)^{12}$ merupakan model peramalan yang relatif paling tepat untuk menduga curah hujan yang tersebar di kawasan Sumatera Barat. Hal ini dibuktikan selain dengan kesamaan pola data yang dihasilkan, perbedaan *nilai tracking* yang relatif kecil (di bawah ± 4), dan juga nilai koeffisien korelasi (R^2) sebesar 0.699. Model ini masih sangat perlu untuk terus dikembangkan mengingat kawasan Sumatera Barat merupakan satu kawasan unik yang relatif basah sepanjang tahun dibandingkan kawasan barat lainnya di Indonesia.

DAFTAR RUJUKAN

Abraham, Bovanas and L. Johannes, (1983): *Statistical Methodes for Forecasting.* New York: John Wiley & Sons. Inc.

Box, G.E.P., and G.M. Jenkins, (1976): Time Series Analysis: *Forecasting and Control,* Rev.ed., Holden-Day San Fransc., 575p.

Makridakis, Spyros, S.C. Wheelwright, and V.E. Mcgee, (1999): *Metode dan Aplikasi Peramalan,* Jilid Satu, Edisi Kedua. Jakarta: Eerlangga.

Mulyana, (2004): *Buku Ajar Analisis Data Deret Waktu.* Bandung: Jurusan Statistika FMIPA UNPAD Jatinangor.

Prasasti, Br. S., (2010): *Pengembangan Model Monsun Indonesia Berbasis Hasil Analisis Data Indeks Monsun Regional,* Tugas Akhit (TA), Jurusan Geofisika dan Meteorologi, IPB, Bogor.

Rizki, K., (2012): *Pengembangan Model Telekoneksi antara*

Kejadian El-Niño dengan IOD dan Pengaruhnya Terhadap Fluktuasi Curah Hujan di Daerah Sentra Produksi Pangan (Studi Kasus: Sukamandi dan Padang Panjang). Tugas Akhit (TA), Jurusan Geofisika dan Meteorologi, IPB, Bogor.

Wei, and W.S. William, (1994): *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Method.* Addison-Wesley Pub. Co. Inc, USA: 1-183.