

**PRAKIRAAN CUACA DENGAN METODE
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE,
NEURAL NETWORK, DAN ADAPTIVE SPLINES
THRESHOLD AUTOREGRESSION
DI STASIUN JUANDA SURABAYA**

Sutikno, Rokhana Dwi Bekti, Putri Susanti, dan Istriana
Jurusan Statistika FMIPA ITS
e-mail: sutikno@statistika.its.ac.id

ABSTRACT

The need of weather forecasting is primary to support activities in various sectors, so the efforts of development for forecast methods to improve the precision and the accuracy of the weather information are very important. Various weather forecasting models by engineering or stochastic model approach have been developed, although each method has both weaknesses and strengths, the efforts for developing techniques or methods to get the best model have to be done. What is elaborated in this article represent the result of testing in three statistical methods to obtain the best weather forecasting models. Three methods as mentioned before are: the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), Neural Network (NN), and Adaptive Splines Threshold Autoregression (ASTAR) to forecast the temperature, humidity, and daily rainfall. The performance of these three methods are evaluated by correlation values and Root Mean Square Error (RMSE). The good performance characterized by a high correlation between actual and forecast values, and also has a small RMSE. The results of this research indicate that ASTAR method produces better signed by a higher correlation, lower RMSE values and the constant forecasting from the first day until the thirtieth. The correlation in ASTAR method for Tmax and RHmin respectively are 0.70 and 0.75, for ARIMA method are 0.31 and 0.47, for NN method are 0.02 and -0.06. The three methods have poor performance for Tmin, RHmax and RRR.

Keywords: *Weather forecast, ARIMA, ASTAR, Neural Network*

ABSTRAK

Kebutuhan prakiraan cuaca merupakan kebutuhan utama untuk mendukung kegiatan di berbagai sektor, sehingga upaya

pengembangan metode prakiraan menuju ketepatan dan keakuratan informasi cuaca yang tinggi sangat diperlukan. Berbagai model prakiraan cuaca dengan pendekatan teknik/metode stokastik telah dikembangkan meskipun setiap metode memiliki kelemahan dan kelebihan, namun upaya pengembangan teknik/metode untuk mendapatkan model terbaik harus terus dilakukan. Apa yang diuraikan dalam makalah ini merupakan hasil pengujian terhadap tiga metode statistik untuk memperoleh model/persamaan prakiraan cuaca terbaik. Tiga metode yang diuji adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), *Neural Network* (NN), dan *Adaptive Splines Threshold Autoregression* (ASTAR) untuk memperkirakan suhu, kelembaban, dan curah hujan harian. Hasil dari tiga metode dievaluasi dengan nilai korelasi dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Metode mempunyai kinerja yang baik jika antara nilai aktual dan nilai prakiraan mempunyai korelasi yang tinggi dan nilai RMSE yang kecil. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ASTAR menghasilkan prakiraan yang lebih baik, karena memiliki nilai korelasi yang lebih tinggi, nilai RMSE yang lebih kecil dan konstan pada prakiraan hari ke-1 hingga ke-30. Nilai korelasi metode ASTAR unsur cuaca Tmax dan RHmin masing-masing secara berurutan adalah 0,70 dan 0,75, sedangkan untuk metode ARIMA, masing-masing 0,31 dan 0,47 dan untuk metode NN, masing-masing 0,02 dan -0,06. Berbeda dengan unsur cuaca Tmin, RHmax dan RRR, ketiga metode mempunyai kinerja yang kurang baik.

Kata Kunci: *Prakiraan Cuaca, ARIMA, ASTAR, Neural Network*

1 PENDAHULUAN

Informasi cuaca dan iklim merupakan kebutuhan utama untuk mendukung kegiatan di berbagai sektor. Informasi tersebut dapat berupa prakiraan cuaca atau iklim. Berbagai metode prakiraan cuaca telah dikembangkan hingga saat ini. Metode-metode yang dikembangkan meliputi metode stokastik dan deterministik. Model cuaca sebagian besar menggunakan pendekatan deterministik, khususnya kondisi cuaca saat t atau $t-1$ dan $t+1$, dengan periode harian. Namun untuk meramalkan 2 hari ke depan atau lebih, model deterministik tingkat akurasinya kurang baik, sehingga diperlukan upaya pengembangan model prediksi/ramalan khususnya untuk periode 2 hari atau lebih. Pendekatan lain yang digunakan untuk meramalkan cuaca adalah metode stokastik, namun model dengan pendekatan ini untuk periode harian masih terbatas. Model stokastik seringkali digunakan untuk pemodelan dengan periode bulanan dan tahunan (iklim). Beberapa

metode stokastik yang digunakan untuk meramalkan cuaca/iklim di antaranya metode *time series* (ARIMA/*Autoregressive Integrated Moving Average*, *winter-additive*, fungsi transfer), *fourier regression*, *fractal analysis*, *trend surface analysis*, dan NN/*Neural Network* (Sutikno dan Boer, 2004). Bey (2003) telah menggunakan model ARIMA untuk prediksi curah hujan bulanan. Model yang dihasilkan dapat meramalkan curah hujan dengan baik. Namun metode ARIMA dibatasi oleh beberapa asumsi dan digunakan untuk data yang berpola linear. Beberapa metode yang tidak dibatasi oleh asumsi-asumsi seperti metode ARIMA baku (ARIMA Box-Jenkins) adalah metode *Adaptive Splines Threshold Autoregression* (ASTAR) dan *neural network* (NN).

Sutikno dan Boer (2004) menyatakan bahwa metode ASTAR adalah analisis deret waktu non linear yang berdasarkan algoritma Regresi Spline Adaptif Berganda atau yang sering dikenal *multivariate adaptive regression splines* (MARS). Metode tersebut diterapkan untuk peramalan indeks ENSO. Dalam penelitian mereka, didapatkan bahwa hasil ramalan metode ASTAR mempunyai akurasi yang baik. Peneliti lain yang menggunakan metode ASTAR, di antaranya: Lewis dan Stevens (1991), Sutikno *et al.* (2005), untuk kajian peramalan curah hujan sepuluh harian. Hasil evaluasi dari model tersebut menunjukkan bahwa model ASTAR mempunyai akurasi tinggi, asalkan kondisi hujannya tidak fluktuatif.

Dalam penelitian ini dikaji beberapa metode pemodelan, yaitu ASTAR, NN, dan ARIMA untuk memprediksi cuaca jangka pendek. Unsur cuaca yang dikaji adalah suhu, kelembaban nisbi, dan curah hujan. Tiga metode dievaluasi kinerjanya dengan menggunakan kriteria korelasi dan RMSE.

2 METODOLOGI

2.1 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) Stasiun Juanda Surabaya-Jawa Timur, dengan periode 1 Januari 2003 sampai dengan 31 Desember 2006. Variabel cuaca yang dikaji adalah suhu minimum (T_{min}), suhu maksimum (T_{max}), kelembaban nisbi minimum (RH_{min}), kelembaban nisbi maksimum (RH_{max}), dan curah hujan harian (RRR).

2.2 Metode Analisis Data

Secara umum metode analisis data dibagi menjadi 3 tahap, yaitu:

- Melakukan eksplorasi data melalui plot deret waktu dengan tujuan mengidentifikasi pola dan mengamati *outlier* (pencilan) data.
- Menyusun model prakiraan yang terdiri atas 3 metode, yaitu: metode ARIMA Box-Jenkins, NN, dan ASTAR. Dalam proses penyusunan model ini data dipilah menjadi 2 bagian, data training dan data testing (*forecasting*). Data training digunakan untuk menyusun model prakiraan, dengan periode 1 Januari 2003 - 30 November 2006. Data testing digunakan untuk memvalidasi model, dengan periode 1 - 31 Desember 2006.
- Kriteria yang digunakan dalam pemilihan model terbaik adalah korelasi antara nilai pengamatan aktual dan ramalan curah hujan aktual dan RMSE. Model prakiraan dikatakan baik jika mempunyai korelasi tinggi dan nilai RMSE kecil.

Berikut disajikan uraian dan tahapan dalam menyusun model prakiraan dengan metode ARIMA, NN, dan ASTAR.

2.2.1 Autoregressive Integrated Moving Average Box Jenkins

Pengertian *time series* di sini adalah deret atau urutan observasi atau pengamatan, dan biasanya urutan ini berdasarkan waktu (Wei, 1994). Analisis deret waktu diperkenalkan pertama kali pada tahun 1970 oleh George E. P. Box dan Gwilym M. Pendekatan *time series* dapat menggunakan metode analisis fungsi autokorelasi dan fungsi autokorelasi parsial untuk mempelajari perubahan data runtun waktu. Untuk model parametrik seringkali dikenal dengan analisis domain waktu ARIMA (Von Storch dan Zwier, 1999).

Pola cuaca/iklim di Indonesia cenderung membentuk pola musiman, oleh karena itu perlu diramalkan melalui model musiman ARIMA (p,d,q)(P,D,Q)^s (Nuryadi, 2005), dengan persamaan umum sebagai berikut:

$$\phi_p(B)\phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_q(B)\theta_Q(B^S)a_t \quad (2-1)$$

dimana:

p, d, q = orde AR (*Autoregressive*), MA (*Moving Average*) dan *Differencing* non musiman,

P, D, Q = orde AR (*Autoregressive*), MA (*Moving Average*) dan *Differencing* musiman,

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p),$$

$$\begin{aligned} \phi_P(B^S) &= (1 - \phi_1 B^S - \phi_2 B^{2S} - \dots - \phi_P B^{PS}), \\ (1 - B)^d &= \text{orde differencing Non-musiman}, \\ (1 - B^S)^D &= \text{orde differencing Musiman}, \\ \theta_q(B) &= (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q), \\ \theta_Q(B^S) &= (1 - \theta_1 B^S - \theta_2 B^{2S} - \dots - \theta_Q B^{QS}), \\ Z_t &= Z_t - \mu. \end{aligned}$$

Metode ARIMA merupakan metode yang tidak melibatkan variabel prediktor. Bey (2003) menyebutkan bahwa ARIMA adalah salah satu metode stokastik yang sangat bermanfaat untuk membangkitkan proses (data) deret waktu dimana setiap kejadian saling berkorelasi. Namun demikian metode ARIMA sangat ketat terhadap asumsi (data dan residual *white noise*) dan digunakan untuk data yang berpola linear (Sutikno, 2005).

Berikut adalah tahapan penyusunan model dengan metode ARIMA:

- Identifikasi model, meliputi : (a) membuat plot deret waktu, digunakan untuk mengetahui pola data dan mendapatkan kestasioneran data dalam *varians* maupun dalam *means*. Bila pola data tersebut cenderung membentuk pola tertentu atau tidak berfluktuasi di sekitar garis yang sejajar sumbu waktu maka data dikatakan tidak stasioner; (b) membuat plot ACF (*Auto-correlation Function* = r_k) dan PACF (*Partial Auto-correlation Function* = $\hat{\phi}_{kk}$), digunakan juga untuk mengetahui kestasioneran data; (c) memilih transformasi, dilakukan jika data tidak stasioner *varians* atau menentukan jumlah *differencing* musiman jika data tidak stasioner (musiman) dalam *means*; (d) menentukan orde (p, d, q) dan (P, D, Q) dilakukan dengan identifikasi plot ACF (r_k) dan PACF ($\hat{\phi}_{kk}$).

$$\hat{\phi}_{kk} = \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} r_j} ; \hat{\phi}_{kj} = \hat{\phi}_{k-1,j} - \hat{\phi}_{kk} \hat{\phi}_{k-1,k-j} ; r_k = \frac{\text{Cov}(Z_t, Z_{t-k})}{\sqrt{\text{Var}(Z_t)} \sqrt{\text{Var}(Z_{t-k})}}$$

dengan:

Z_t = pengamatan ke t ($t = 1, 2, \dots, n$),

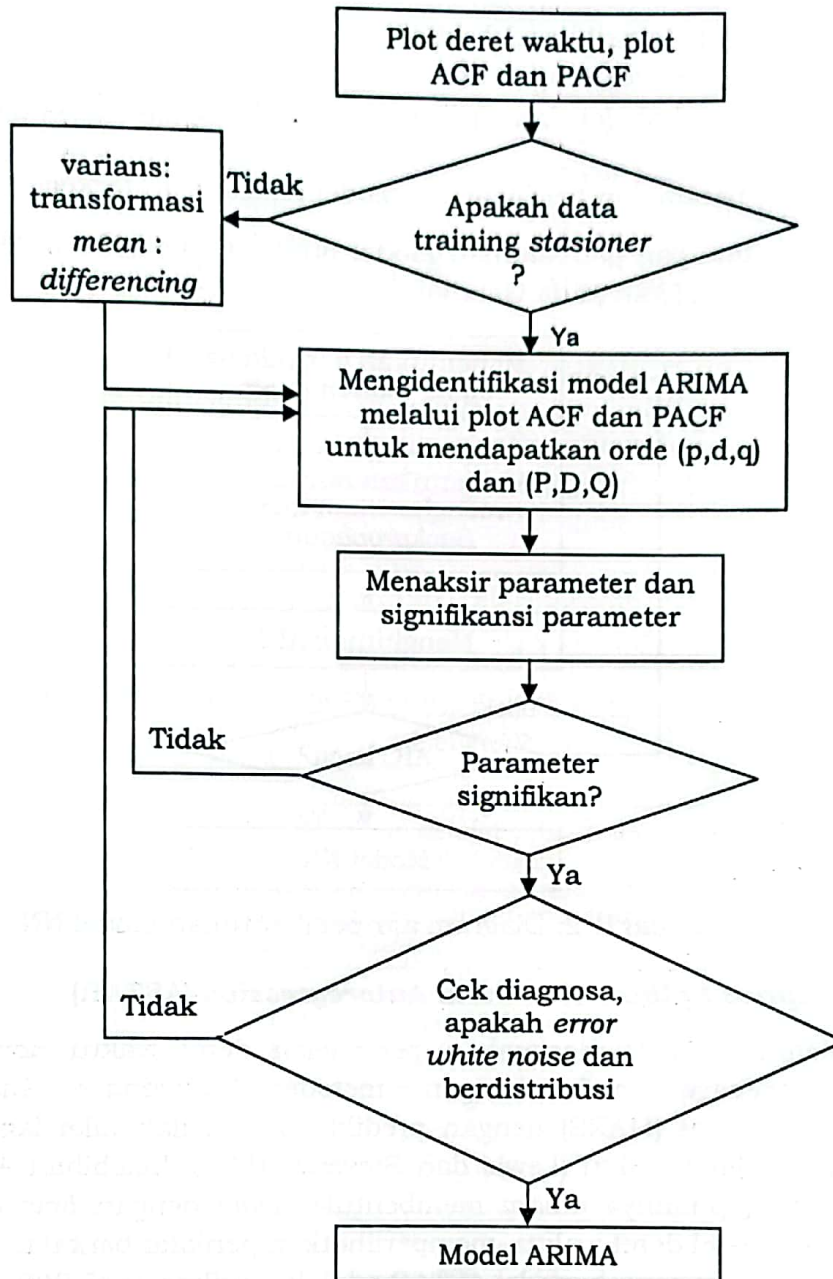
n = jumlah pengamatan,
 k = lag,
 r_k = autokorelasi (ACF) ,
 $j = 1, 2, \dots, k-1$

- Penaksiran parameter dan signifikansi parameter dengan metode kuadrat terkecil (*least square*). Metode ini dapat dilihat sebagai suatu model regresi dengan variabel prediktor dan variabel respon. Estimasi kuadrat terkecil dilakukan dengan cara mencari nilai parameter yang meminimumkan jumlah kuadrat error.
- Uji asumsi residual (*diagnostic checking*)
- Dalam uji kesesuaian model terdapat beberapa asumsi yang harus terpenuhi, yaitu residual berdistribusi normal dan *white noise*. Untuk uji kenormalan dilakukan pengujian dengan uji Shapiro Wilks. Asumsi *white noise* adalah asumsi dimana residual (a_i) saling bebas antara yang satu dengan yang lainnya. Pengujian *white noise* ini dilakukan dengan menggunakan uji Ljung dan Box (Wei, 1994). Diagram alir tahapan penyusunan model prakiraan dengan metode ARIMA selengkapnya disajikan pada Gambar 2-1.

2.2.2 Neural Network (NN) Backpropagation

NN atau jaringan syaraf tiruan adalah salah satu representasi buatan dari otak manusia. Sutikno (2005) menyebutkan metode ini mensyaratkan adanya pengetahuan kualitatif mengenai sistem yang ditinjau, kemudian disusun bentuk kaidah samar/arsitektur jaringan sel saraf tiruan yang parameternya dapat menyesuaikan diri melalui proses pembelajaran. Dalam proses pembelajaran tentunya memerlukan jumlah data yang cukup banyak yang akan dikelompokkan dalam data untuk proses pembelajaran dan data untuk validasi. Salah satu metode NN adalah *backpropagation*.

Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang terpantau dan biasanya digunakan oleh *perceptron* dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyi. Algoritma *backpropagation* menggunakan *error output* untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*). Untuk mendapatkan error ini, tahap perambatan maju (*forward propagation*) harus dikerjakan terlebih dahulu (Cheng *et al.*, 2000; Kusumadewi, 2004).



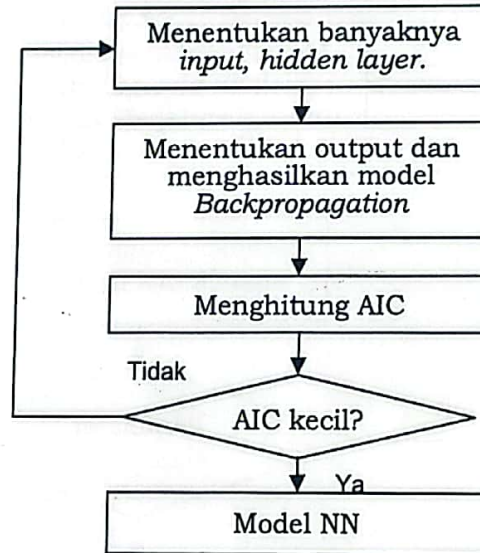
Gambar 2-1: Diagram alir pembentukan model ARIMA

Berikut adalah tahapan penyusunan model *NN backpropagation*:

- Menentukan input berupa lag-lag yang di luar batas selang pada plot ACF dan PACF.
- Menentukan *hidden layer* (lapisan tersembunyi).
- Menentukan *output univariate*.
- Menentukan AIC dari hasil model: $AIC = n \ln(\hat{\sigma}^2) + 2p$
- Mengulangi langkah (c) menentukan *hidden layer* optimal.

- f. Menghitung AIC hasil model langkah (e) dan membandingkannya untuk memilih model dengan AIC terkecil.
- g. Melakukan langkah (e) dan (f) hingga dihasilkan model dengan AIC terkecil.
- h. Melakukan peramalan berdasarkan model dengan AIC terkecil.

Diagram alir tahapan penyusunan model prakiraan dengan metode NN selengkapnya disajikan pada Gambar 2-2.



Gambar 2-2: Diagram alir pembentukan model NN

2.2.3 Adaptive Splines Threshold Autoregression (ASTAR)

Metode ASTAR merupakan pemodelan deret waktu *nonlinear threshold* sebagai perkembangan metode *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS) dengan prediktornya adalah nilai lag (Z_{t-d}), seperti pada deret waktu (Lewis dan Stevens, 1991). Kelebihan ASTAR adalah kemampuannya dalam membentuk model dengan *limit cycles* ketika data model deret waktu memperlihatkan perilaku berkala.

Salah satu contoh model ASTAR adalah (Sutikno *et al.* 2005):

$$Z_t = c + \phi_1(Z_{t-d_1} - t_1)_+ + \phi_2(Z_{t-d_2} - t_2)_+ + \phi_3(Z_{t-d_1} - t_1)(Z_{t-d_2} - t_2)_+ + \varepsilon_t \quad (2-2)$$

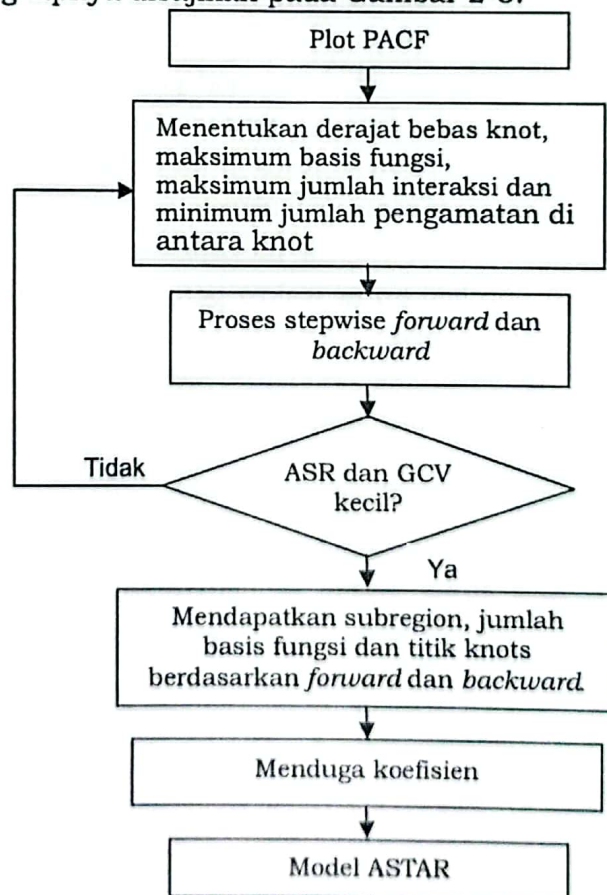
dimana:

- c = nilai konstanta,
- t_1, t_2 = masing-masing nilai knot dari variabel Z_{t-d_1} , dan
- Z_{t-d_2} , d_1 , d_2 = merupakan nilai lag 1 dan 2. Nilai knot adalah nilai dimana terjadi perubahan fungsi.

Berikut adalah tahapan penyusunan model ASTAR:

- Menentukan variabel prediktor berdasarkan nilai $PACF = \hat{\phi}_{kk}$ yang berada di luar batas selangnya.
- Menentukan maksimum derajat bebas knot, maksimum basis fungsi, maksimum jumlah interaksi, minimum jumlah pengamatan di antara knot. Menurut Friedman (1991), derajat bebas bernilai antara 2 hingga 5, namun hal tersebut bergantung pada jumlah pengamatan dan jumlah variabel prediktor. Nilai basis fungsi maksimum adalah 2 - 4 kali dari jumlah variabel bebas.
- Proses *forward stepwise* untuk mendapatkan subregion-subregion melalui kriteria *average sum of square residual* (ASR) yang terkecil
- Proses *backward stepwise* untuk mendapatkan jumlah basis fungsi melalui metode *general crossvalidation* (GCV) terkecil.
- Melakukan pemilihan titik-titik *knots*. Pemilihan *knots* menggunakan algoritma *forward* dan *backward*.
- Menduga koefisien dari basis fungsi telah terpilih.

Diagram alir tahapan penyusunan model prakiraan dengan metode ASTAR selengkapnya disajikan pada Gambar 2-3.



Gambar 2-3: Diagram alir pembentukan model ASTAR

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Deskripsi Suhu, Kelembaban, dan Curah Hujan

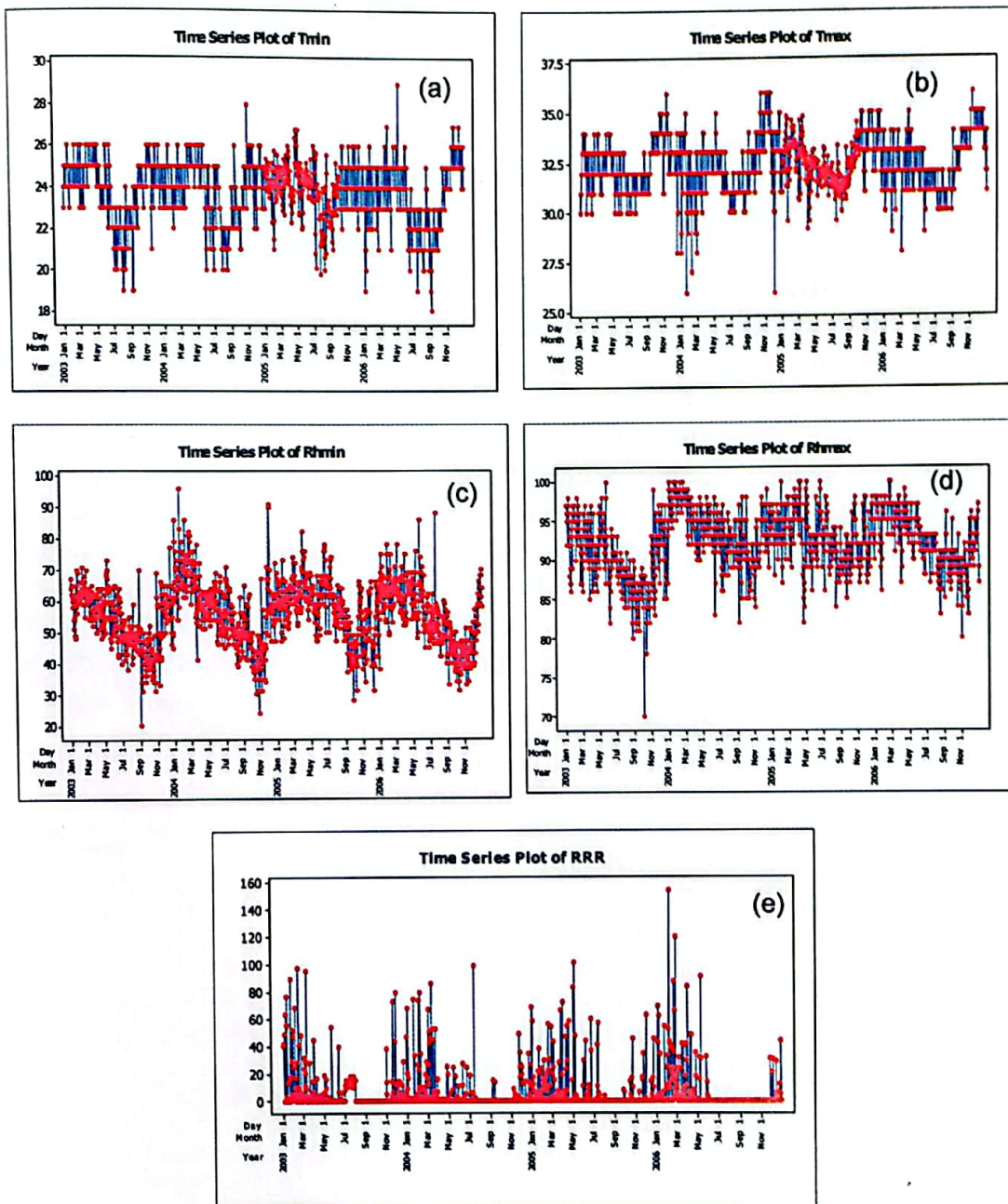
Rata-rata suhu harian minimum dan maksimum di Kota Surabaya selama periode 2003-2006 masing-masing adalah 23,80°C dan 32,37°C dengan simpangan baku sebesar 1,50°C dan 1,35°C. Kelembaban nisbi minimum dan maksimum memiliki rata-rata harian masing-masing 55,59 % dan 92,14 %, dengan simpangan baku 10,09% dan 3,90%. Sedangkan curah hujan harian memiliki rata-rata 5,97 mm dengan simpangan baku sebesar 15,34 mm.

Plot deret waktu menunjukkan bahwa suhu udara harian minimum (T_{min}) mengalami penurunan pada Mei-September dan Desember-Februari. Namun demikian penurunan T_{min} Mei-September relatif lebih besar daripada Desember-Februari. Setiap tahun, suhu terendah terjadi pada sekitar Agustus-September. Suhu maksimum (T_{max}) relatif rendah pada Desember-Februari. Kelembaban minimum (RH min) relatif rendah pada September-November dan tinggi pada Maret setiap tahunnya. Kelembaban maksimum (RH maks) cenderung rendah pada September-November dan tinggi pada Maret. Curah hujan harian (RRR) cenderung tinggi pada Desember-Maret yang menunjukkan musim hujan pada saat itu (lihat Gambar 3-1).

Data pada masing-masing unsur cuaca (suhu udara, kelembaban nisbi, dan curah hujan) merupakan data runtun waktu harian yang memiliki korelasi antar waktu pengamatan. Selain itu data juga membentuk pola dengan periode tahunan (365 hari). Pola musiman tersebut diidentifikasi melalui plot runtun waktu, yang selengkapnya disajikan pada Gambar 3-1.

Model Prakiraan dan evaluasi kinerja model

Tabel 3-1, 3-2, dan 3-3 menyajikan hasil model prakiraan suhu, kelembaban nisbi, dan curah hujan dengan metode ARIMA, NN, dan ASTAR.



Gambar 3-1: Plot deret waktu menurut unsur cuaca: T_{min} (a), T_{max} (b), RH_{min} (c), RH_{max} (d), dan RRR(e)

Metode ASTAR merupakan model deret waktu *nonlinear threshold* sebagai perkembangan metode MARS dengan prediktornya adalah nilai lag deret waktu. Metode peramalan (validasi) ASTAR terdiri atas ASTAR *ex ante* dan ASTAR *ex post*. Metode *ex ante* merupakan peramalan dengan menggunakan iterasi, dimana untuk menentukan nilai ramalan mendatang digunakan data dugaan. Sedangkan metode *ex post* untuk menentukan nilai ramalan mendatang digunakan data aktual.

Model Tmin, Tmax, RHmin, RHmax, dan RRR disusun dengan menggunakan input: minimal pengamatan setiap antar knot (Min Obs) = 4, maksimum interaksi (MI) = 3, dan *degree of freedom* = 3. Maksimum basis fungsi Tmin, Tmax, RHmin, RHmax, dan RRR masing-masing secara berurutan adalah 6, 50, 38, 5, dan 7. Setelah proses *forward* dan *backward stepwise*, diperoleh hasil model dengan kriteria GCV terkecil seperti yang tersajikan Tabel 3-3. Variabel prediktor pada suhu minimum adalah Y_{t-1} hingga Y_{t-36} , suhu maksimum adalah Y_{t-1} hingga Y_{t-12} , kelembaban nisbi minimum adalah Y_{t-1} hingga Y_{t-7} , kelembaban nisbi maksimum adalah Y_{t-1} hingga Y_{t-12} dan curah hujan adalah Y_{t-1} hingga Y_{t-7} .

Tabel 3-3: MODEL PRAKIRAAN Tmin, Tmax, RHmin, RHmax, dan RRR DENGAN METODE ASTAR

Unsur Cuaca	Model
T min	$Y_t = 23,58 - 0,57 (25 - Y_{t-1})_+ + 1,64 (Y_{t-1} - 25)_- - 0,63 (Y_{t-8} - 25)_+ + 0,3 (25 - Y_{t-1})_+ (Y_{t-5} - 23)_+ + (25 - Y_{t-1})_+ - 0,07 (24 - Y_{t-5})_+ + (25 - Y_{t-1})_+ (Y_{t-5} - 24)_+ + 0,09 (25 - Y_{t-1})_+ (23 - Y_{t-9})_+ + (Y_{t-1} - 25)_+ - 0,22 (Y_{t-10} - 18)_+ + (25 - Y_{t-1})_+ (21 - Y_{t-10})_+ + 0,03 (Y_{t-2} - 18)_+ (Y_{t-8} - 18)_+ + (24 - Y_{t-3})_+ + 0,53 (Y_{t-8} - 25)_+ (Y_{t-3} - 24)_+ + (Y_{t-8} - 25)_+ - 0,02 (Y_{t-8} - 18)_+ (23 - Y_{t-12})_+ + (25 - Y_{t-1})_+ + 0,26 (Y_{t-3} - 23)_+ (21 - Y_{t-10})_+ + (25 - Y_{t-1})_+ (23 - Y_{t-4})_+ + 0,04 (23 - Y_{t-5})_+ (25 - Y_{t-1})_+ + (Y_{t-4} - 23)_+ (Y_{t-5} - 24)_+ - 0,07 (25 - Y_{t-1})_+ (23 - Y_{t-4})_+ + (22 - Y_{t-10})_+ + (25 - Y_{t-1})_+ - 0,04 (Y_{t-5} - 21)_+ (23 - Y_{t-9})_+ + (25 - Y_{t-1})_+ (24 - Y_{t-5})_+ + 0,05 (Y_{t-10} - 23)_+ (25 - Y_{t-1})_+ (Y_{t-5} - 23)_+ (Y_{t-11} - 23)_+ + 0,29 (25 - Y_{t-1})_+ (Y_{t-5} - 24)_+ (Y_{t-11} - 24)_+ (25 - Y_{t-1})_+ + 0,08 (24 - Y_{t-8})_+ (Y_{t-9} - 23)_+ (25 - Y_{t-1})_+ (Y_{t-8} - 24)_+ + 0,07 (Y_{t-9} - 23)_+ (25 - Y_{t-1})_+ (Y_{t-9} - 24)_+ (Y_{t-10} - 21)_+ - 0,23 (Y_{t-2} - 18)_+ (Y_{t-3} - 24)_+ (Y_{t-8} - 25)_+ (Y_{t-2} - 18)_+ - 0 (Y_{t-8} - 18)_+ (26 - Y_{t-11})_+ (24 - Y_{t-7})_+ (Y_{t-8} - 18)_+ - 0,02 (Y_{t-12} - 23)_+$
T max	$Y_t = 31,07 + 0,38 (30 - Y_{t-1})_+ + 0,44 (Y_{t-1} - 30)_- - 0,09 (35 - Y_{t-17})_+ - 1,74 (Y_{t-17} - 35)_+ + 0,08 (Y_{t-1} - 30)_+ (30 - Y_{t-4})_+ (Y_{t-1} - 30)_+ + 0,07 (Y_{t-4} - 30)_+$

Sumber : Hasil Pengolahan Software ITS Mars

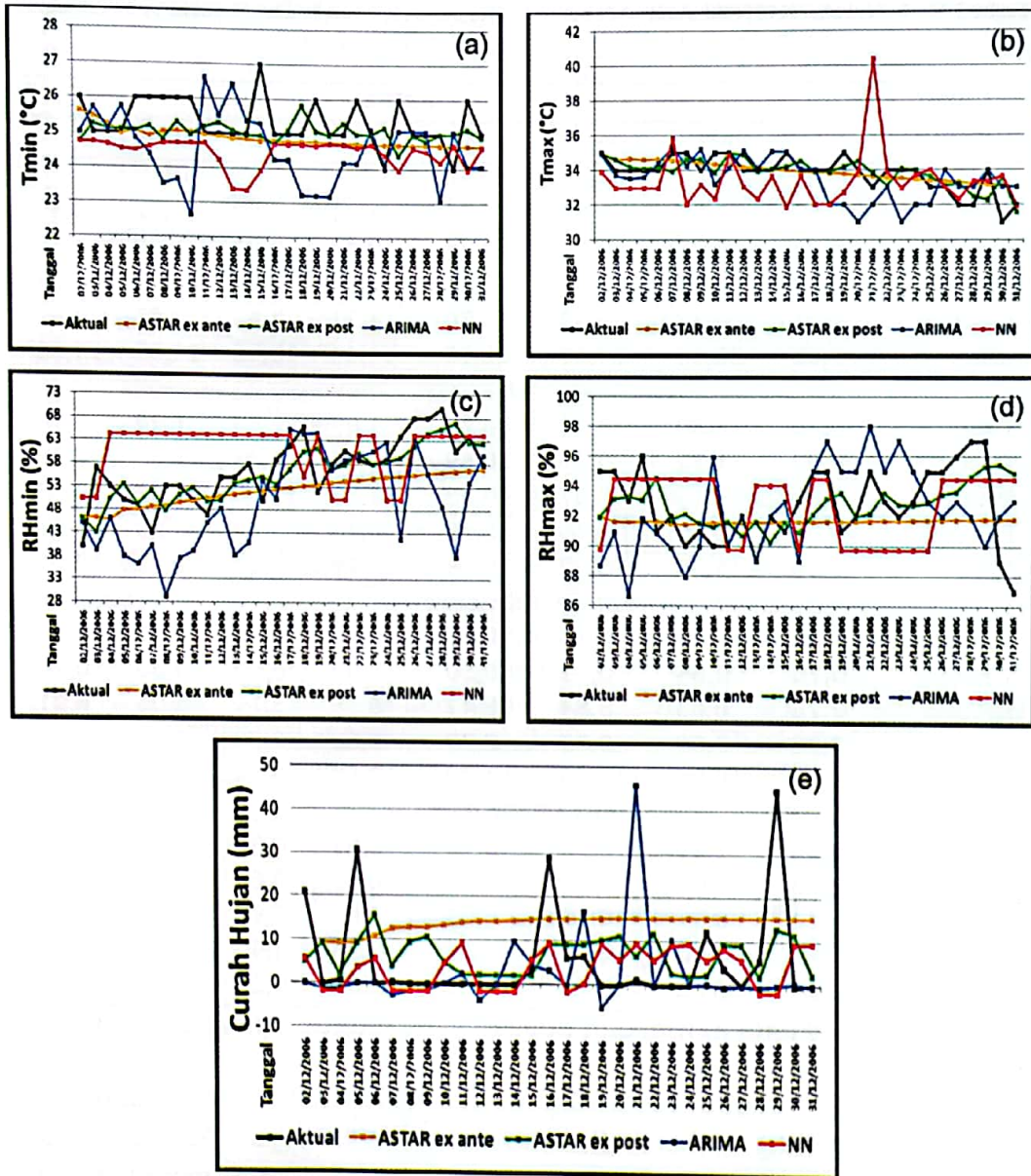
Tabel 3-3: MODEL PRAKIRAAN Tmin, Tmax, RHmin, RHmax, dan RRR DENGAN METODE ASTAR (LANJUTAN)

Unsur Cuaca	Model
RH min	$Y_t = 61.96 - 0.74 (82 - Y_{t-1})_+ + 0.22 (Y_{t-2} - 20)_+ - 6.87 (Y_{t-4} - 60)_+ - 0.01 (82 - Y_{t-1}) + (Y_{t-2} - 55)_+ + (66 - Y_{t-1})_+ - 0.04 (Y_{t-4} - 60)_+ + (82 - Y_{t-1}) + (52 - Y_{t-4})_+ + 0.01 (82 - Y_{t-1}) + (Y_{t-4} - 52)_+ + (45 - Y_{t-1})_+ + 0.03 (60 - Y_{t-4}) + (50 - Y_{t-1}) + (Y_{t-7} - 65)_+ + 0.00 (82 - Y_{t-1}) + (Y_{t-7} - 20)_+ + (49 - Y_{t-2})_+ - 0.18 (Y_{t-4} - 60)_+ + (Y_{t-2} - 20)_+ + (43 - Y_{t-12})_+ + 0.31 (Y_{t-4} - 60)_+ + (Y_{t-9} - 44)_+ + (Y_{t-4} - 60)_+ + 0.29 (66 - Y_{t-9}) + (Y_{t-4} - 60)_+ + (Y_{t-9} - 66)_+ + 0.04 (60 - Y_{t-4}) + (41 - Y_{t-10}) + (Y_{t-7} - 65)_+ - 0.2 (54 - Y_{t-9}) + (65 - Y_{t-7})_+ + (40 - Y_{t-10})_+ + 0.01 (65 - Y_{t-7}) + (56 - Y_{t-12})_+ + (65 - Y_{t-7})_+ + 0.02 (Y_{t-12} - 56)_+$
RH max	$Y_t = 83,39 + 0,49 (Y_{t-1} - 84)_+ + 0,17 (Y_{t-2} - 70)_+ + 0,21 (Y_{t-3} - 87)_+$
RRR	$Y_t = 17.96 - 18.05(0.4 - Y_{t-1})_+ - 0.3 (29 - Y_{t-4})_+ - 0.17 (Y_{t-4} - 29)_+ + 0.09 (Y_{t-5} - 0)_+$

Sumber : Hasil Pengolahan Software ITS Mars

Nilai dugaan metode ASTAR (khususnya *Ex-Ante*) lebih mengikuti pola data aktual daripada 2 metode lainnya, yaitu metode ARIMA dan NN seperti ditunjukkan pada Gambar 3-2. Hal ini menunjukkan metode ini tingkat akurasi lebih tinggi dari kedua metode lainnya. Hasil ini didukung pula oleh nilai korelasi antara data aktual dan data dugaannya, yang menunjukkan bahwa metode ASTAR *Ex Ante* relatif lebih besar dibandingkan metode ARIMA, dan NN. Nilai korelasi metode ASTAR untuk Tmin, Tmax, RHmin, RHmax, dan RRR masing-masing secara berurutan adalah 0,23; 0,70; 0,75; 0,33; dan -0,19, sedangkan untuk metode ARIMA, masing-masing adalah -0,19; 0,31; 0,47; 0,11; dan -0,05 dan untuk metode NN, masing-masing adalah -0,10; 0,02; -0,06; -0,01; dan -0,06 (lihat Tabel 3-4).

Evaluasi model dilakukan juga dengan menggunakan nilai RMSE, dengan jumlah pengamatan bebas secara berurutan 1, 2, 3, 7, 14, 21, dan 30. Pemilahan jumlah amatan ini bertujuan untuk mengetahui waktu keandalan ramalan (dugaan) ke depan. Nilai RMSE disajikan pada Tabel 3-4 dan Gambar 3-3. Tabel 3-4 menunjukkan bahwa setiap metode yang digunakan memberikan kinerja yang berbeda terhadap setiap unsur cuaca.



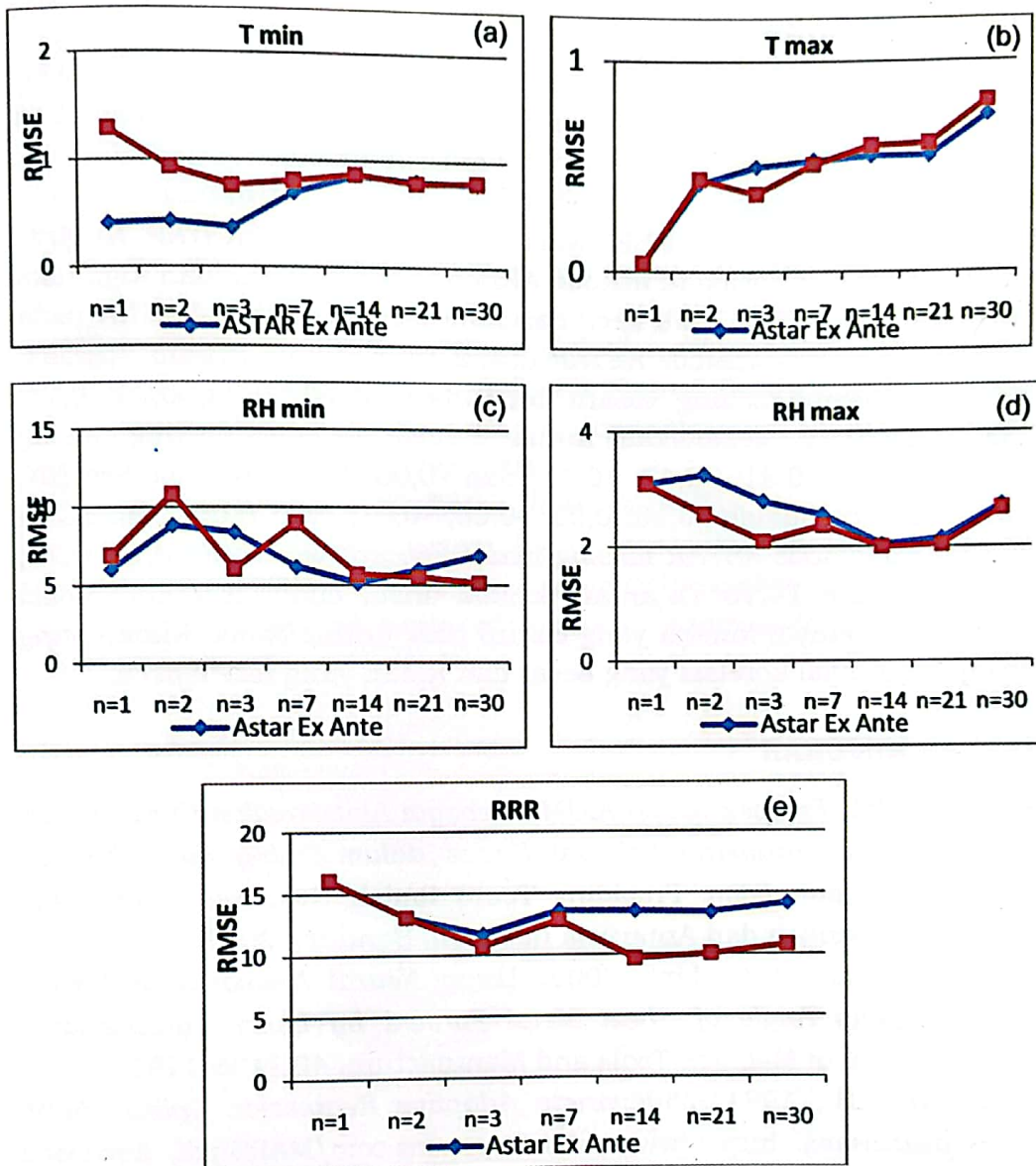
Gambar 3-2: Plot antara data aktual dan nilai dugaan menurut metode dan unsur cuaca: T_{min} (a), T_{max} (b), RH_{min} (c), RH_{max} (d), dan RRR(e)

Tabel 3-4: NILAI KORELASI ANTARA NILAI AKTUAL DAN NILAI DUGAAN DAN NILAI RMSE MENURUT UNSUR CUACA DAN METODE

Unsur Cuaca	r	RMSE						
		n=1	n=2	n=3	n=7	n=14	n=21	n=30
---- ARIMA ----								
T min	-0,19	1,01	0,87	0,71	1,31	1,62	1,63	1,49
T max	0,31	0,08	0,22	0,34	0,44	0,81	1,25	1,35
RH min	0,47	4,93	13,14	11,45	13,51	12,76	10,99	11,97
RH max	0,11	6,32	5,33	5,70	4,21	3,43	3,43	3,62
RRR	-0,05	20,90	14,81	12,15	14,14	10,42	14,39	14,88
---- NN ----								
T min	-0,10	1,30	0,94	0,79	1,07	1,39	1,22	1,18
T max	0,02	1,12	0,79	0,89	0,96	1,39	2,23	1,97
RH min	-0,06	10,19	8,67	9,58	13,53	12,85	11,57	10,38
RH max	-0,01	5,30	3,76	3,19	3,18	3,23	3,23	3,41
RRR	-0,06	15,34	10,92	9,04	12,09	9,07	9,40	12,24
---- ASTAR Ex Ante ----								
T min	0,23	0,41	0,43	0,37	0,70	0,86	0,81	0,79
T max	0,70	0,04	0,42	0,50	0,53	0,55	0,55	0,74
RH min	0,75	6,03	8,84	8,41	6,18	5,14	6,00	6,91
RH max	0,33	3,09	3,25	2,79	2,55	2,03	2,14	2,73
RRR	-0,19	16,06	13,06	11,70	13,60	13,54	13,41	14,15
---- ASTAR Ex Post ----								
T min	-0,22	1,29	0,93	0,76	0,81	0,87	0,79	0,80
T max	0,62	0,04	0,44	0,37	0,51	0,60	0,61	0,81
RH min	0,72	6,91	10,82	6,03	8,99	5,66	5,50	5,11
RH max	0,17	3,09	2,56	2,09	2,36	1,99	2,03	2,66
RRR	0,24	16,06	13,06	10,68	12,80	9,63	9,99	10,76

Ket: r = korelasi data aktual dan dugaan yang dihitung dengan n=30 hari

Tabel 3-4 menunjukkan bahwa model ASTAR menghasilkan nilai RMSE T min yang terkecil di antara metode lainnya. Demikian juga unsur cuaca lainnya (T max, RH max, dan RH min model ASTAR menghasilkan nilai RMSE yang relatif kecil. Khusus untuk curah hujan harian (RRR) model NN dan ASTAR mempunyai nilai RMSE yang relatif sama dan lebih kecil daripada model ARIMA. Nilai korelasi (r) merupakan nilai korelasi antara data aktual dan dugaan dengan n = 30. Dapat diketahui bahwa nilai korelasi model ASTAR lebih tinggi dibandingkan model lainnya, yaitu Tmax dan RH min pada ASTAR Ex Ante adalah 0,70 dan 0,75 serta Tmax dan RH min pada ASTAR Ex Post adalah 0,62 dan 0,72.



Gambar 3-3: Plot antara nilai banyaknya data validasi dan nilai RMSE menurut metode dan unsur cuaca: T_{min} (a), T_{max} (b), RH_{min} (c), RH_{max} (d), dan RRR(e)

Berdasarkan jangka waktu ramalan, model-model tersebut di atas mempunyai kehandalan hingga 30 hari, namun pada $n=3$ (3 hari ke depan) mulai terjadi kenaikan nilai RMSE (Gambar 3-3). Hasil ini mendukung penelitian Sutikno dan Boer (2004) yang menyimpulkan bahwa metode ASTAR mempunyai kinerja yang cukup bagus untuk data harian. Sutikno dan Boer (2004) melakukan penelitian dengan menggunakan periode data sepuluh harian di wilayah pantura (Subang, Karawang, dan Indramayu).

4 KESIMPULAN

Untuk kasus data Stasiun Juanda Surabaya, metode ASTAR (khususnya *Ex Ante*) menghasilkan prakiraan unsur suhu, kelembaban nisbi, dan curah hujan yang lebih baik daripada metode ARIMA dan NN. Hasil ini ditunjukkan oleh nilai korelasi antara data aktual dan data dugaannya, serta nilai RMSE. Nilai korelasi metode ASTAR *Ex Ante* relatif lebih besar daripada metode ARIMA, dan NN. Demikian juga nilai RMSE metode ASTAR lebih kecil daripada metode ARIMA dan NN pada $n=30$. Nilai korelasi metode ASTAR untuk T_{min} , T_{max} , RH_{min} , RH_{max} , dan RRR masing-masing sesera berurutan adalah 0,23; 0,70; 0,75; 0,33; dan -0,19, sedangkan untuk metode ARIMA, masing-masing adalah -0,19; 0,31; 0,47; 0,11; dan -0,05 dan untuk metode NN, masing-masing adalah -0,10; 0,02; -0,06; -0,01; dan -0,06. Sementara nilai RMSE metode ASTAR masing-masing secara berurutan 0,79; 0,74; 6,91; 2,73; dan 14,15. Di antara kelima unsur cuaca tersebut, model ASTAR mempunyai kinerja yang cukup baik untuk T_{max} , RH_{min} yang ditunjukkan nilai korelasi yang besar dan RMSE yang relatif kecil.

DAFTAR RUJUKAN

- Bey, A., 2003. *Prospek Model ARIMA Sebagai Alat Prediksi Curah Hujan Stasiun Karawang Sebagai Kasus dalam Ratag (Ed). Prediksi Cuaca dan Iklim: Prosiding Temu Ilmiah Nasional di Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasional, Bandung 2002.*
- Cheng, F.J. and S.C. Lin., 2000. *Using Neural Networks to Predict Bending Angle of Sheet Metal Formed by Laser.* International Journal of Machine Tools and Manufacture. 40,1185-1197.
- Friedman, J.H., 1991. *Multivariate Adaptive Regression Splines (with discussion).* <http://www.salford-systems.com/MARS.pdf>, download September 2005.
- Kusumadewi, S., 2004. *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Matlab dan Excel Link.* Yogyakarta, Graha Ilmu.
- Lewis, P.A.W and J.G. Stevens., 1991. *Nonlinear Modelling of Time Series Using Multivariate Adaptive Regression Splines.* Journal of the American Statistical Association, 86, 864 - 877.
- Nuryadi, 2005. *Validasi Model Prakiraan Jangka Panjang Menggunakan Model ARIMA dalam Ratag (Ed). Prakiraan, Evaluasi, dan Validasi Cuaca dan Iklim: Prosiding Lokakarya Nasional di BMG Jakarta, 15-16 Desember 2005.*

- Sutikno dan R. Boer, 2004. *Penggunaan Adaptive Splines Threshold Autoregression (ASTAR) untuk Peramalan Indeks ENSO*. Prosiding Seminar Nasional Matematika di Universitas Udayana. Bali, Juli 2004.
- Sutikno, R. Boer, A. Faqih, 2005. *Evaluasi Kinerja Model Adaptive Spline Treshold Autoregression (ASTAR) untuk Peramalan Hujan Sepuluh Hari dalam Ratag (Ed). Prakiraan, Evaluasi, dan Validasi Cuaca dan Iklim: Prosiding Lokakarya Nasional di BMG*. Jakarta, 15-16 Desember 2005.
- Sutikno, 2005. *Penggunaan Regresi Spline Adaptif Berganda, Regresi Komponen Utama, dan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Statistical Downscaling GCM*, Prosiding Seminar Nasional Statistika VII, ITS Surabaya, 26 November 2005.
- Von Storch, H. and F.M. Zwier, 1999. *Statistical Analysis in Climate Research*, United Kingdom, Cambridge University Press.
- Wei, W.W.S., 1994. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*, United State of America, Addison-Wesley Publishing Company Inc.