

PERAMALAN CUACA DI STASIUN METEOROLOGI KLAS I JUANDA SURABAYA MENGGUNAKAN METODE ARIMA DAN *VECTOR AUTOREGRESSIVE* (VAR)

¹Muhammad Husni Mubarak, ²Dwi Atmono Agus Widodo dan ³Brodjol Sutijo Suprih Ulama
Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111
Email : ¹Muhammad.husni10@mhs.statistika.its.ac.id, ²dwiatmono@statistika.its.ac.id,
³brodjol_su@statistika.its.ac.id

Abstrak — Cuaca merupakan keadaan atmosfer di suatu tempat atau daerah selama periode tertentu (menit, jam, hari, bulan dst). Komponen utama yang membentuk cuaca yaitu suhu udara, kelembaban udara dan kecepatan angin. Pada beberapa bulan belakangan ini kondisi cuaca diberbagai daerah sedang tidak stabil, sehingga membuat masyarakat semakin sulit untuk melakukan prediksi. Ketidakstabilan kondisi cuaca tersebut yang menjadi faktor dilakukannya analisis peramalan guna mengetahui prediksi komponen utama yang membentuk cuaca berdasarkan data-data series sebelumnya. Dugaan bahwa selain memiliki keterkaitan dengan kejadian pada waktu sebelumnya, antar komponen cuaca juga saling mempengaruhi. Sehingga dalam analisis ini, pemodelan dilakukan dengan menggunakan dua pendekatan yaitu ARIMA dan VAR. Pada pemodelan ARIMA, model untuk data suhu udara adalah ARIMA (1,0,0)(0,0,2)⁶ dengan nilai akurasi RMSE sebesar 0.9581 dan sMAPE sebesar 2.2227, model untuk kelembaban udara adalah ARIMA ([1,12],0,[6,11]) dengan nilai RMSE sebesar 3.8019 dan sMAPE sebesar 3.9929, dan model untuk kecepatan angin adalah ARIMA (0,0,1)¹² dengan nilai RMSE sebesar 0.6333 dan sMAPE sebesar 6.4618. Pada pemodelan VAR diperoleh model VAR ([1,2,3,9,12]) dengan nilai akurasi AIC sebesar 2.1080.

Kata kunci : cuaca, ARIMA, VAR, peramalan.

I. PENDAHULUAN

Cuaca merupakan keadaan atmosfer di suatu tempat atau daerah selama periode tertentu (menit, jam, hari, bulan, musim dan seterusnya). Komponen utama yang membentuk cuaca yaitu suhu udara, kelembaban udara dan kecepatan angin. Komponen yang membentuk cuaca tersebut saling berkaitan satu dengan yang lainnya.

Cuaca merupakan gejala alami yang sangat penting bagi kehidupan manusia, salah satunya yaitu pada bidang pertanian. Menurut Tim Dosen Fakultas Kehutanan Universitas Hasanuddin [1] Hubungan antara cuaca dengan bidang pertanian yaitu cuaca dapat mempengaruhi sifat-sifat kimia dan fisika tanah serta organisme yang hidup di dalamnya, sehingga cuaca dapat berpengaruh pada kualitas produksi tanaman yang dipanen.

Indonesia mempunyai lembaga yang bertugas memantau perkembangan suhu udara, kelembaban udara dan kecepatan angin. Lembaga tersebut adalah Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG). BMKG sebagai Lembaga Pemerintah Non Departemen (LPND) adalah instansi pelayanan dan penyediaan informasi di bidang meteorologi, klimatologi dan geofisika [2]. Dalam menjalankan tugasnya BMKG mempunyai

beberapa anak cabang, salah satu cabangnya yaitu Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya.

Pada beberapa bulan belakangan ini kondisi cuaca diberbagai daerah sedang tidak stabil, sehingga membuat masyarakat semakin sulit untuk melakukan prediksi. Ketidak stabilan kondisi cuaca tersebut yang menjadi faktor dilakukannya analisis peramalan guna mengetahui prediksi komponen utama yang membentuk cuaca berdasarkan data-data series sebelumnya. Metode yang sering digunakan untuk menyelesaikan data series yaitu menggunakan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Akan tetapi Tim Dosen Fakultas Kehutanan Universitas Hasanuddin [1], berpendapat bahwa komponen-komponen yang membentuk cuaca tersebut saling berkaitan satu dengan yang lainnya, apabila salah satu komponen cuaca berubah maka satu atau lebih komponen lainnya akan berubah dan perubahan secara menyeluruh itulah yang disebut perubahan cuaca. Sehingga diketahui bahwa selain memiliki keterkaitan dengan waktu sebelumnya, antar komponen cuaca juga saling mempengaruhi. Oleh karena itu, dilakukan pemodelan secara multivariate menggunakan *vector autoregressive* (VAR) dan dibandingkan dengan pemodelan secara *univariate* menggunakan ARIMA.

Penelitian sebelumnya yang membahas tentang prakiraan cuaca adalah sutikno, bekti, dan istriana [3] Prakiraan Cauca dengan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average*, *Neural Network*, dan *Adaptive Spline Treshold Autoregressive* di Stasiun Juanda Surabaya. Kurniawan [4] Penerapan Metode Filter Kalman dalam Perbaikan Hasil Prediksi Cuaca dengan Metode ARIMA. Tayyib dan winahju [5] Pemodelan Kecepatan Angin di Perairan Pulau Bawean dengan Menggunakan Fungsi Transfer.

Penelitian sebelumnya yang membahas metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Vector Autoregressive* (VAR) adalah Anggraeni dan Suharsono [6] Peramalan Penjualan Sepeda Motor Tiap Jenis di Wilayah Surabaya dan Blitar dengan Model ARIMA *Box-Jenkins* dan *Vector Autoregressive* (VAR). Diperoleh hasil bahwa ada kecenderungan model yang digunakan adalah ARIMA (1,1,0) Sedangkan untuk model VAR didapatkan VARIMA (1,1,0).

Berdasarkan pemaparan diatas, permasalahan yang dibahas dalam penelitian ini adalah peramalan cuaca dengan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Vector Autoregressive* (VAR). Pemodelan VAR dilakukan karena adanya indikasi

bahwa pada komponen cuaca terdapat hubungan timbal balik.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Analisis Time Series

Analisis *time series* merupakan salah satu dari serangkaian pengamatan berdasarkan interval waktu secara berurutan untuk memprediksi dimasa yang akan datang. Jika ditinjau dari penggunaan data, Analisis *time series* dibedakan menjadi 2 (dua) yaitu *univariate* dan *multivariate time series*.

B. Stasioneritas Data

Pada *time series*, stasioneritas data dibedakan menjadi 2 (dua) yaitu stasioner terhadap *varians* dan stasioner terhadap *mean*. Apabila data tidak stasioner terhadap *varians* maka dilakukan transformasi Box-cox dengan persamaan umum sebagai berikut [7].

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (1)$$

Pengecekan data stasioner terhadap mean menggunakan *Dickey Fuller Test*. Apabila data tidak stasioner terhadap mean maka data membutuhkan proses *differencing*, bentuk umum proses *differencing* dapat dituliskan sebagai berikut.

$$(1 - B)^d Z_t = \alpha_t \quad (2)$$

C. Bentuk Umum Model ARIMA

Model ARIMA merupakan gabungan dari model *Autoregressive* (AR) dan model *Moving Average* (MA) serta proses *differencing* orde d . Bentuk umum dari model ARIMA (p, d, q) dapat dituliskan sebagai berikut [8].

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\alpha_t \quad (3)$$

dengan

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B^1 - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p), \text{ yaitu orde AR}$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B^1 - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_p B^p), \text{ yaitu orde MA}$$

$$\theta_0 = \mu(1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p)$$

$$\alpha_t = \text{nilai residual pada saat } t.$$

Jika d bernilai 0, maka θ_0 adalah mean dari proses, sedangkan jika $d \geq 1$ maka θ_0 adalah koefisien tren deterministik. Secara umum model ARIMA musiman *multiplicative* dapat ditulis sebagai berikut :

$$\Phi_p(B^S)\phi_p(B)(1 - B)^d(1 - B)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\alpha_t \quad (4)$$

D. Pengujian Granger Causality

Uji *granger causality* merupakan suatu metode analisis yang digunakan untuk menjelaskan pola hubungan timbal balik atau satu arah saja. Secara umum bentuk model dari kausalitas granger adalah sebagai berikut [8].

$$Y_t = \sum_{i=1}^n \alpha_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^n \beta_j Y_{t-j} + \alpha_{1t} \quad (5)$$

$$X_{t-i} = \text{lag dari } X_t, i = 1, 2, \dots, n$$

$$Y_{t-j} = \text{lag dari } Y_t, j = 1, 2, \dots, n$$

$$n = \text{panjang lag}, \quad \alpha_{1t} = \text{residual}$$

Hipotesis :

$$H_0 : \sum_{i=1}^n \alpha_i = 0$$

$$H_1 : \sum_{i=1}^n \alpha_i \neq 0$$

Ststistik uji :

$$F = \frac{(RSS_R - RSS_{UR})/m}{RSS_{UR}/(p-k)} \quad (6)$$

RSS_R = residual *sum of square* yang di restriksi

RSS_{UR} = residual *sum of square* sebelum di restriksi (*unrestricted*)

p = banyaknya parameter

k = jumlah parameter yang diestimasi di model *unrestricted*

Tolak H_0 apabila nilai stastistik hitung (F) lebih besar dari pada $\chi^2_{(2n, 1-\alpha)}$.

E. Bentuk Umum Model VAR

Salah pemodelan *time series* yang bersifat *multivariate* yaitu *Vector Autoregressive* (VAR). VAR merupakan suatu pemodelan *time series* pada variabel Z_1, Z_2, \dots, Z_n yang saling berhubungan dan pengamatan deret waktunya juga berhubungan. Secara umum model VAR (p) dapat dituliskan sebagai berikut [4].

$$Z_t = \mu + \Phi_1 Z_{t-1} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} \quad (3)$$

Apabila model VAR (p) dijabarkan menjadi model VAR (1) pada 3 variabel, maka didapatkan persamaan matriks sebagai berikut.

$$\begin{bmatrix} Z_{1,t} \\ Z_{2,t} \\ Z_{3,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \mu_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{111} & \phi_{112} & \phi_{113} \\ \phi_{121} & \phi_{122} & \phi_{123} \\ \phi_{131} & \phi_{132} & \phi_{133} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-1} \\ Z_{2,t-1} \\ Z_{3,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha_{1,t} \\ \alpha_{2,t} \\ \alpha_{3,t} \end{bmatrix} \quad (4)$$

F. Kriteria Tingkat Akurasi Model

Pada pemodelan ARIMA, model terbaik dari beberapa model dapat dilakukan dengan menggunakan akurasi RMSE dan sMAPE berdasarkan kriteria *out-sample*.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n}}$$

dan

$$sMAPE = \text{mean} \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{(Z_t + \hat{Z}_t)/2} \times 100\%$$

Pada pemodelan VAR, untuk model terbaik dapat menggunakan RMSE dan sMAPE berdasarkan *out-sample* secara univariat, dan salah satu kriteria *in-sample* dapat dilakukan dengan *Akaike's Information Criteria* (AIC).

$$AIC(p) = \ln|\hat{\Sigma}| + \frac{2pm^2}{n}$$

Model VAR (p) dengan lag ke- p dan ukuran sampel n , sedangkan m merupakan derajat bebas dalam model dan $|\hat{\Sigma}|$ adalah estimasi matriks varians kovarians.

III. METODOLOGI PENELITIAN

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data unsur-unsur cuaca yang meliputi suhu udara, kelembaban udara dan kecepatan angin. Data yang digunakan merupakan data bulanan periode Januari 2010 sampai dengan Desember 2014 yang diperoleh dari hasil pengamatan Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya.

Langkah-langkah analisis dalam penelitian ini dibagi menjadi 4 (tiga) sub bahasan yaitu:

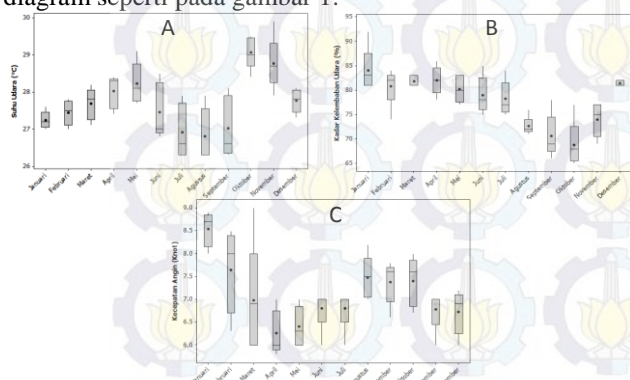
- Mendeskripsikan variabel-variabel penelitian dengan menggunakan statistika deskriptif.
- Pemodelan *Vector Autoregressive* (VAR)
 - Sama halnya pada ARIMA, pemodelan VAR juga diawali dengan membagi data menjadi dua bagian yaitu *in-sample* dan *out-sample*
 - Melakukan uji stasioneritas data menggunakan transformasi Box-cox untuk melihat stasioneritas terhadap *varians* dan plot MACF untuk melihat stasioneritas terhadap *mean*
 - Identifikasi model VAR menggunakan plot MPACF atau dengan memilih nilai AIC terkecil dalam menentukan orde VAR
 - Pengecekan terhadap signifikansi parameter model VAR

5. Pengecekan diagnostik residual yang meliputi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal multivariat
 6. Mencari model yang paling tepat menggunakan kriteria tingkat akurasi model dengan kriteria RMSE, sMAPE dan AIC.
- c. Pemodelan ARIMA
1. Membagi data menjadi dua bagian yaitu *in-sample* dan *out-sample*
 2. Melihat pola data menggunakan *time series plot*.
 3. Melakukan uji stasioneritas
 4. Identifikasi model menggunakan plot ACF dan PACF untuk menentukan orde ARIMA
 5. Pengecekan terhadap signifikansi parameter model ARIMA
 6. Pengecekan diagnostik residual yang meliputi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal
 7. Mencari model yang paling tepat menggunakan kriteria tingkat akurasi model dengan kriteria RMSE dan sMAPE.
- d. Melakukan perbandingan model ARIMA dengan model VAR menggunakan kriteria RMSE dan sMAPE.

IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

A. Karakteristik Cuaca

Data cuaca hasil pengamatan di Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya dari bulan Januari 2010 sampai dengan bulan Desember 2014 disajikan dalam bentuk diagram seperti pada gambar 1.

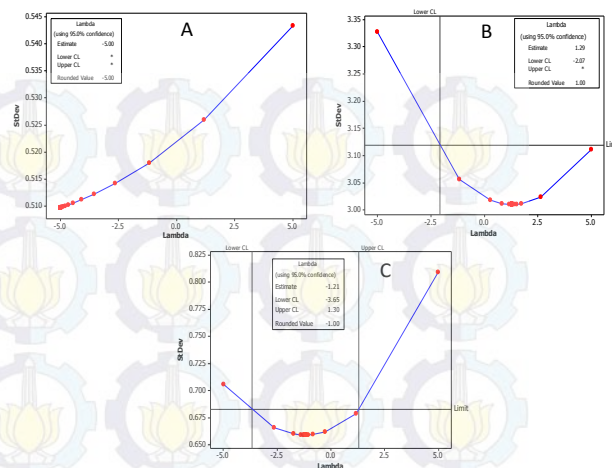


Gambar 1. A Box-plot suhu udara
B Box-plot kelembaban udara
C Box-plot kecepatan angin

Berdasarkan Box-plot pada gambar 1 diketahui bahwa ketiga data tersebut tidak terdapat pencilan. Box-plot suhu udara menunjukkan bahwa nilai median tiap bulan berbeda-beda sehingga pola data tiap bulan tidak simetris. Box-plot kelembaban udara dan kecepatan angin juga mempunyai nilai median yang berbeda-beda sehingga pola data tiap bulan juga tidak simetri.

B. Stasioneritas Data

Sebelum melakukan pemodelan terhadap ARIMA dan VAR, asumsi stasioner terhadap varians dan mean harus terpenuhi terlebih dahulu. Stasioner terhadap varians dilakukan menggunakan transformasi Box-cox.



Gambar 2. A Transformasi Box-cox suhu udara
B Transformasi Box-cox kelembaban udara
C Transformasi Box-cox kecepatan angin

Berdasarkan gambar 2 diketahui bahwa data telah stasioner terhadap varians, hal itu di tunjukkan oleh rounded value yang bernilai 1 atau nilai UCL dan LCL memuat nilai 1. Simbol (*) pada LCL menunjukkan bahwa estimasi tersebut kurang dari -5 dan pada UCL lebih dari 5.

C. Pemodelan Vector Autoregressive (VAR)

Sebelum melakukan pemodelan VAR, dilakukan uji ada atau tidaknya hubungan antar variabel menggunakan matrik korelasi.

Tabel 1. Matriks korelasi komponen cuaca

Variabel	Suhu	Kelembaban
Kelembaban	-0.144	0.271
Angin	-0.277	-0.166
	0.032	0.206

Berdasarkan tabel 1 diketahui hanya variabel suhu udara terhadap kecepatan angin yang mempunyai korelasi, hal itu ditunjukkan oleh p-value yang lebih kecil dari pada α (0.05). Akan tetapi pada konsep awal mengatakan bahwa variabel-variabel tersebut saling berpengaruh sehingga pada pemodelan VAR dilakukan pada ketiga variabel tersebut.

Pada uji stasioneritas data diketahui bahwa data telah stasioner terhadap varians, sehingga dilanjutkan uji stasioner terhadap mean dengan menggunakan plot MACF.

Variabel/ Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
suhu		+·	+·	··	··	··	+·	··	··	+·	+·
kelembaban		+·	+·	+·	+·	+·	··	··	··	··	··
angin		+·	··	··	··	··	··	··	··	+·	+·

Gambar 3. Plot MACF

Berdasarkan gambar 3 dapat diketahui bahwa data cuaca telah stasioner terhadap mean karena mulai pada lag 1 sudah terdapat notasi (·) yang menunjukkan lag berada dalam kendali. Notasi (+) menunjukkan bahwa lag lebih (keluar) dari batas kontrol atas, notasi (-) menunjukkan bahwa lag lebih (keluar) dari batas kontrol bawah dan notasi (·) menunjukkan bahwa lag berada dalam batas kontrol. Penentuan model VAR dapat dilakukan dengan nilai minimum *information criteria* model.

Tabel 2. Nilai minimum *information criteria* model VAR

Lag	MA (0)	MA (1)
AR (0)	2.23538	2.72976
AR (1)	1.47294	2.05051
AR (2)	1.51964	1.85132
AR (3)	1.15129*	1.81289
AR (4)	1.59054	2.20018
AR (5)	1.95837	2.46030

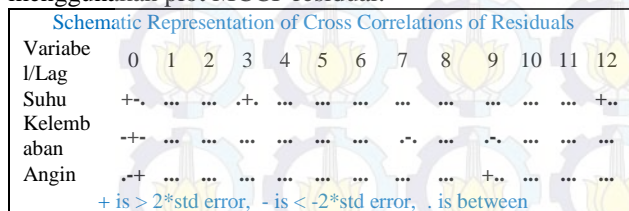
Setelah diperoleh dugaan model yaitu VAR(3), dilakukan uji kausal *Granger* untuk melihat hubungan tiap variabelnya.

Tabel 3. Uji Granger causality

Cuaca	Cuaca (t-3)	DF	Chi-Sqr	p-value
Suhu	Kelembaban	3	11.67	0.0086
	Angin	3	11.92	0.0077
Kelembaban	Suhu	3	36.81	<0.0001
	Angin	3	20.84	0.0001
Angin	Kelembaban	3	43.73	<0.0001
	Udara	3	12.14	0.0069

Berdasarkan tabel 3 diketahui bahwa komponen cuaca mempunyai hubungan timbal balik. Hal itu ditunjukkan oleh *p-value* yang kurang dari α (0.05).

Setelah diketahui bahwa antar komponen saling berpengaruh, maka dilakukan penaksiran terhadap parameter serta pengecekan terhadap asumsi residual *white noise* dan multivariat normal. Didapatkan hasil bahwa residual belum *white noise* dan berdistribusi multivariat normal, hal ini diduga karena masih ada lag yang signifikan terhadap model tetapi belum dimasukkan kedalam model. Sehingga dilakukan pengecekan kembali menggunakan plot MCCF residual.



Gambar 4. Plot MCCF of residual VAR (3)

Berdasarkan gambar 4 diketahui bahwa masih ada lag yang signifikan terhadap model selain lag ke-0 yaitu lag ke-7, 9, dan 12. Setelah dilakukan percobaan dengan memasukkan lag-lag yang signifikan tersebut, didapatkan model VAR ([1, 2, 3, 9, 12]) yang memenuhi signifikansi parameter, asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal.

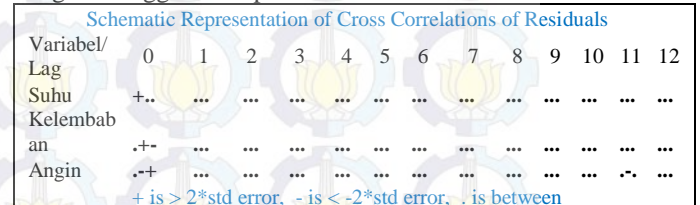
Tabel 4. Estimasi parameter model VAR ([1,2,3,9,12])

Equation	Parameter	Estimasi	P-value	Variabel
Suhu	$\phi_{1\ 1\ 1}$	0.47713	0.0001	suhu(t-1)
	$\phi_{1\ 1\ 3}$	0.26313	0.0220	angin(t-1)
	$\phi_{3\ 1\ 2}$	0.04029	0.0029	kelembaban(t-3)
	$\phi_{3\ 1\ 3}$	0.21776	0.0430	angin(t-3)
	$\phi_{9\ 1\ 2}$	0.04985	0.0044	kelembaban(t-9)
Kelembaban	$\phi_{9\ 1\ 3}$	0.56172	0.0001	angin(t-9)
	$\phi_{1\ 2\ 2}$	0.48222	0.0002	kelembaban(t-1)
	$\phi_{2\ 2\ 1}$	2.26602	0.0001	suhu(t-2)
	$\phi_{2\ 2\ 3}$	2.12854	0.0025	angin(t-2)
	$\phi_{3\ 2\ 2}$	-0.25617	0.0042	kelembaban(t-3)
Kecepatan angin	$\phi_{9\ 2\ 2}$	-0.22082	0.0348	kelembaban(t-9)
	$\phi_{1\ 3\ 2}$	-0.08793	0.0011	kelembaban(t-1)
	$\phi_{1\ 3\ 3}$	0.07763	0.5290	angin(t-1)*
	$\phi_{3\ 3\ 1}$	0.70500	0.0001	suhu(t-3)
	$\phi_{12\ 3\ 1}$	-0.21555	0.0116	suhu(t-12)

Berdasarkan tabel 4 diketahui bahwa komponen cuaca cenderung di-pengaruhi oleh unsur itu sendiri pada bulan sebelumnya. Akan tetapi pada variabel kecepatan angin

bulan kemarin (t-1) tidak berpengaruh signifikan terhadap kecepatan angin di bulan ini (t), hal itu dikarenakan *p-value* lebih dari α (0.05). Berdasarkan kecenderungan bahwa komponen cuaca dipengaruhi komponen cuaca pada waktu sebelumnya, maka pada penelitian ini diputuskan untuk menggunakan variabel kecepatan angin (t-1) pada model.

Setelah parameter telah signifikan terhadap model, maka dilanjutkan dengan pengecekan residual *white noise*. Pengecekan asumsi residual *white noise* dapat dilakukan dengan menggunakan plot MCCF residual.



Gambar 5. Plot MCCF of residual VAR ([1, 2, 3, 9, 12])

Secara visual gambar 4.8 menunjukkan bahwa residual dari model VAR ([1, 2, 3, 9, 12]) telah memenuhi asumsi *white noise*, hal itu ditunjukkan oleh simbol (+) atau (-) yang berada pada lag ke-0 dari ketiga unsur.

Pada uji distribusi normal secara *multivariat* menggunakan *Shapiro Wilk*.

Tabel 5. uji multivariat normal menggunakan *Shapiro Wilk*

Model	W	p-value
VAR ([1, 2, 3, 9, 12])	0.95952	0.142

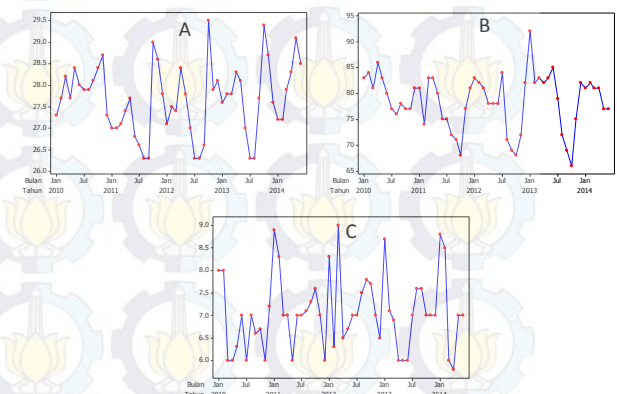
Berdasarkan tabel 5 diperoleh hasil bahwa residual telah berdistribusi multivariat normal, hal itu ditunjukkan oleh *p-value* yang lebih besar dari α (5%).

Berdasarkan estimasi parameter model VAR ([1,2,3,9,12]) yang dapat dituliskan sebagai berikut :

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-1} + \Phi_2 Z_{t-2} + \Phi_3 Z_{t-3} + \Phi_9 Z_{t-9} + \Phi_{12} Z_{t-12} \alpha_t$$

D. Pemodelan ARIMA

Pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) mempunyai beberapa tahapan dalam membentuk model. Tahapan awal membagi data menjadi 2 kelompok yaitu data *in-sample* dan data *out-sample*. Kemudian dilanjutkan membuat *time series plot* untuk mengetahui pola data.



Gambar 6 A. *Time series plot* data suhu udara
 B. *Time series plot* data kelembaban udara
 C. *Time series plot* data kecepatan angin

Berdasarkan gambar 6 menunjukkan bahwa ketiga *time series plot* tersebut tidak membentuk pola trend (meningkat atau menurun) dan cenderung stabil saat mengalami peningkatan dan penurunan. Sehingga dapat diduga data tersebut telah stasioner terhadap mean, dugaan

tersebut akan dianalisis secara matematis menggunakan uji *Dickey Fuller*.

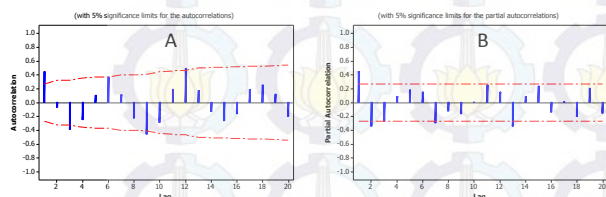
Tabel 6. Uji *Dickey Fuller*

Variabel	t-Statistik	P-Value
Suhu Udara	-5.44	0.0000
Kelembaban Udara	-4.25	0.0014
Kecepatan Angin	-6.23	0.0000

Berdasarkan tabel 6 didapatkan *p-value* yang kurang dari α (0.05), sehingga dapat disimpulkan bahwa ketiga data tersebut tidak mengandung unit root yang artinya data telah stasioner terhadap mean.

i. Pemodelan ARIMA Suhu Udara

Setelah stasioneritas terpenuhi maka dapat dilanjutkan dengan identifikasi model menggunakan ACF dan PACF.



Gambar 4.10 A. Plot ACF data suhu udara
B. Plot PACF data suhu udara

Berdasarkan plot ACF dan PACF maka di diperoleh model ARIMA (1,0,0) (0,0,2)⁶ dengan estimasi sebagai berikut :

Tabel 7. Estimasi parameter suhu udara

Model	Parameter	Estimasi	P-value
ARIMA (1,0,0)(0,0,2) ⁶	μ	27.81896	<0.0001
	ϕ_1	-0.37220	0.0017
	θ_1	-0.78500	<0.0001
	θ_2	0.61792	<0.0001

Berdasarkan tabel 7 diperoleh model ARIMA dengan parameter yang telah signifikan. Signifikansi parameter ditunjukkan oleh *p-value* yang kurang dari α (0.05). Sehingga dapat dilanjutkan uji diagnostik residual yang meliputi residual *white noise* dan berdistribusi normal.

Tabel 8. *Diagnostics check of residual* suhu udara

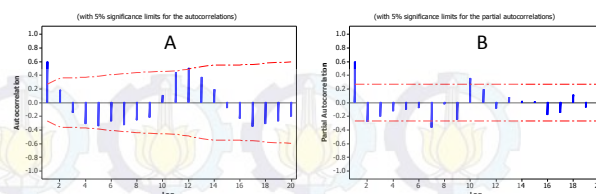
Model	Reidual White Noise				Distribusi Normal	
	Lag	Chi-Sqr	df	P-value	D	P-value
ARIMA (1,0,0) (0,0,2) ⁶	6	2.65	3	0.4481	0.06	>0.15 00
	12	11.60	9	0.2371		
	18	16.84	15	0.3287	91	
	24	28.67	21	0.1222		

Tabel 8 menunjukkan bahwa residual telah memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal karena *p-value* lebih dari α (0.05). Setelah semua persyaratan terpenuhi, maka tingkat akurasi model dapat dihitung berdasarkan kriteria *out-sample*. Didapatkan akurasi RMSE sebesar 0.9581 dan sMAPE sebesar 2.2227. Maka model ARIMA (1,0,0)(0,0,2)⁶ dapat ditulis sebagai berikut :

$$Z_t = 27.81896 - 0.37220 Z_{t-1} - 0.78500 Z_{t-6} + 0.61792 Z_{t-12} + \alpha_t$$

ii. Model ARIMA Kelembaban Udara

Setelah stasioner terhadap varians dan mean, maka dilanjutkan dengan identifikasi model menggunakan ACF dan PACF.



Gambar 9 A. Plot ACF data kelembaban udara
B. Plot PACF data kelembaban udara

Berdasarkan plot ACF dan PACF diperoleh model ARIMA ([1,12],0,[6,11]) yang telah memenuhi signifikansi parameter, asumsi *white noise* dan berdistribusi multivariat normal. Sehingga estimasi model ARIMA disajikan pada tabel 9.

Tabel 9. Estimasi parameter kelembaban udara

Model	Parameter	Estimasi	P-value
ARIMA ([1,12],0,[6,11])	μ	82.15812	<0.0001
	ϕ_1	-0.38077	0.0050
	ϕ_{12}	-0.63327	<0.0001
	θ_6	0.49878	<0.0001
	θ_{11}	0.48254	0.0002

Berdasarkan tabel 9 diperoleh model ARIMA dengan parameter yang telah signifikan. Sehingga dapat dilanjutkan uji diagnostik residual yang meliputi residual *white noise* dan berdistribusi normal.

Tabel 10. *Diagnostics check of residual* kelembaban udara

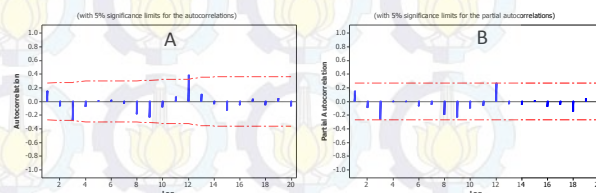
Model	Reidual White Noise				Distribusi Normal	
	Lag	Chi-Sqr	df	P-value	D	P-value
ARIMA ([1,12],0 , [6,11])	6	1.26	2	0.5327	0.07	>0.15 00
	12	6.80	8	0.5582		
	18	10.62	14	0.7155	22	
	24	17.58	20	0.6148		

Berdasarkan tabel 10 didapatkan residual telah memenuhi asumsi *white noise* dan distribusi normal. Setelah semua persyaratan terpenuhi, maka tingkat akurasi model dapat dihitung berdasarkan kriteria *out-sample*. Diperoleh tingkat akurasi RMSE sebesar 3.8019 sMAPE sebesar 3.9929 dan. Maka model ARIMA ([1,12],0,[6,11]) dapat dituliskan sebagai berikut :

$$Z_t = 82.158 - 0.381 Z_{t-1} - 0.633 Z_{t-12} + 0.499 Z_{t-6} + 0.482 Z_{t-11} + \alpha_t$$

iii. Model ARIMA Kecepatan Angin

Setelah stasioner terhadap varians dan mean, maka dilakukan identifikasi model menggunakan plot ACF dan PACF.



Gambar 4.12 A. Plot ACF data kecepatan angin
B. Plot PACF data kecepatan angin

Berdasarkan plot ACF dan PACF diperoleh model ARIMA (0,0,1)¹² dengan estimasi parameter sebagai berikut.

Tabel 11. Estimasi parameter kecepatan angin

Model	Parameter	Estimasi	P-value
ARIMA (0,0,1) ¹²	μ	7.0015	<0.0001
	θ_1	-0.6068	<0.0001

Berdasarkan tabel 11 diperoleh p-value dari model ARIMA (0,0,1)¹² kurang dari α (0.05), sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter telah signifikan terhadap model. Setelah signifikansi parameter terpenuhi, maka dapat dilanjutkan uji asumsi residual *white noise* dan distribusi normal.

Tabel 12. Diagnostics check of residual kecepatan angin

Model	Reidual White Noise				Distribusi Normal	
	Lag	Chi-Sqr	df	P-value	D	P-value
ARIMA (0,0,1) ¹²	6	2.37	5	0.7953	0.1005	>0.1500
	12	7.23	11	0.7797		
	18	9.82	17	0.9111		
	24	11.18	23	0.9813		

Berdasarkan tabel 12 diperoleh p-value dari model ARIMA (0,0,1)¹² yang lebih besar dari α (0.05) pada uji residual *white noise* maupun distribusi normal. Setelah semua persyaratan terpenuhi, maka tingkat akurasi model dapat dihitung berdasarkan kriteria *out-sample*. Didapatkan akurasi RMSE sebesar 0.6333 dan sMAPE sebesar 6.4618. sehingga model ARIMA (0,0,1)¹² dapat dituliskan sebagai berikut :

$$Z_t = 7.001 - 0.607 Z_{t-12} + \alpha_t$$

E. Perbandingan ARIMA dengan VAR

Pemodelan menggunakan ARIMA dan VAR menghasilkan nilai RMSE dan sMAPE pada tiap-tiap variabel digunakan untuk membandingkan ARIMA dengan VAR.

Tabel 13. Perbandingan model ARIMA dengan VAR

Variabel	Kriteria	ARIMA	VAR
Suhu Udara	RMSE	0.9581	0.6353*
	sMAPE	2.2227	1.6224*
Kelembaban Udara	RMSE	3.8019*	10.6219
	sMAPE	3.9929*	12.9397
Kecepatan Angin	RMSE	0.6333*	0.8545
	sMAPE	6.4618*	8.5816

Berdasarkan tabel 13 diketahui bahwa nilai RMSE dan sMAPE paling kecil untuk model ARIMA yaitu kelembaban udara dan kecepatan angin, sedangkan untuk model VAR yaitu suhu udara. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang digunakan untuk memprediksi pada penelitian ini yaitu menggunakan model ARIMA.

Hasil peramalan periode Januari 2015 sampai dengan Juni 2015 (6 bulan ke depan) menggunakan data penuh (gabungan *in-sample* dan *out-sample*) model ARIMA adalah sebagai berikut.

Tabel 14. Peramalan cuaca menggunakan model ARIMA

Bulan	Suhu Udara	Kelembaban Udara	Kecepatan Angin
Januari	27.69	81.82	81.82
Februari	27.72	79.88	79.88
Maret	27.56	78.46	78.46
April	28.20	75.82	75.82
Mei	28.77	75.76	75.76
Juni	28.59	80.47	80.47

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pembahasan, didapatkan kesimpulan bahwa model ARIMA cenderung memiliki nilai akurasi

RMSE dan sMAPE yang lebih kecil dibandingkan model VAR. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang digunakan untuk memprediksi pada penelitian ini yaitu menggunakan model ARIMA

B. Saran

Pada penelitian selanjutnya, disarankan data yang digunakan adalah data harian atau kalau memungkinkan menggunakan data pengamatan tiap jam, hal ini disebabkan perubahan suhu udara, kelembaban udara dan kecepatan angin sangat cepat. Diharapkan dengan data pengamatan harian maupun tiap jamnya, didapatkan pola yang sesuai dengan perubahan-perubahan komponen cuaca.

Data yang digunakan pada penelitian selanjutnya diharapkan memiliki series yang lebih panjang agar pada pemodelan ARIMA maupun VAR dapat menangkap orde yang lebih panjang, sehingga ramalan yang dihasilkan lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Tim Dosen Fakultas Kehutanan Universitas Hasanuddin. 2009. *Klimatologi (Suatu Pengantar)*. Makassar : Universitas Hasanuddin.
- [2] Harijono, S.W. 2010. *Peraturan Badan Meteorologi Klimatologi, Dan Geofisika Nomor : KEP.002 Tahun 2010 Tentang Rencana Strategis Badan Meteorologi Klimatologi, dan Geofisika Tahun 2010-2014*. Jakarta : BMKG.
- [3] Sutikno., Bekti, R.D., and Istriana. 2010. *Perkiraan Cuaca dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average, Neural Network, and Adaptive Spline Treshold Autoregression di stasiun Juanda Surabaya*. Sains dirgantara, vol.8 No.1, 43-61.
- [4] Kurniawan, T., Hanafi, L., and Apriliani, E. 2014. *Penerapan Metode Filter Kalman dalam Perbaikan Hasil Prediksi Cuaca dengan Metode ARIMA*. Jurnal sains dan seni POMITS, vol.3 No.2, ISSN : 2337-3539.
- [5] Tayyib, M., and Winahju, W.S. 2014. *Pemodelan Kecepatan Angin di Perairan Pulau Bawean dengan Menggunakan Fungsi Transfer*. Jurnal sains dan seni POMITS Vol.3 No.2 ISSN : 2337-3539, 248-253.
- [6] Anggraeni, A.D., and Suharsono, A. 2014. *Peramalan Penjualan Sepeda Motor Tiap Jenis di Wilayah Surabaya dan Blitar dengan Model ARIMA Box-Jenkins dan Vector Autoregressive (VAR)*. Jurnal sains dan seni POMITS Vol.3 No.2, ISSN : 2337-3520.
- [7] Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Method, Second Edition*. New York : Addison Wasley.
- [8] Gujarati, D. 2004. *Basic Econometrics Fourth Edition*. The McGraw-Hill, New York.