Estimasi Inflasi Wilayah Kerja KPwBI Malang Menggunakan ARIMA-Filter Kalman dan VAR-Filter Kalman

Popy Febritasari, Erna Apriliani[1], Nuri Wahyuningsih[2]
Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111
E-mail: april@matematika.its.ac.id[1], nuri@matematika.its.ac.id[2]

Abstrak*—ARIMA Box-jenkins dan VAR adalah salah satu metode time series yang biasa digunakan untuk melakukan analisis data dan peramalan. Dalam kehidupan sehari-hari, kita sering menemukan data yang mempunyai keterkaitan dalam deret waktu. Data yang memiliki ketekaitn deret waktu merupakan data time series, dimana data tersebut selalu berubah-ubah setiap periode waktu dengan berbagai macam faktor. Untuk mendapatkan prediksi yang mempunyai tingkat error yang kecil, maka akan dilakukan perbandingan dua model yaitu Vector Autoregressive (VAR)-Filter Kalman dan model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)-Filter Kalman. Algoritma Filter Kalman akan diterapkan pada hasil ramalan pemodelan ARIMA dan VAR dengan pengambilan derajat polinomial kesatu, dua, dan tiga untuk memperbaiki prediksi 7 bulan ke depan. Hasil akhir menujukan bahwa Filter Kalman mampu memperbaiki hasil estimasi ARIMA dan VAR. Dimana tingkat error ARIMA-Filter Kalman dan VAR-Filter Kalman lebih kecil dibandingkan dengan ARIMA dan VAR, yang ditunjukan melalui hasil simulasi berupa grafik dan diperjelas dengan nilai MAPE yang lebih kecil. Pengambilan derajat polinomial mempengaruhi hasil prediksi, semakin besar derajat polinomial maka semakin kecil error prediksi.

***Kata Kunci*— ARIMA, Filter Kalman, polinomial derajat, VAR.**

I. PENDAHULUAN

Inflasi merupakan suatu faktor yang sangat berpengaruh dalam perekonomian suatu daerah. Inflasi *month to* month merupakan inflasi bulanan yang menggunakan perbandingan dengan bulan sebelumnya. Bank Indonesia merupakan badan pemerintahan yang memiliki amanah dalam menjagah stabilitas perekonomian, termasuk inflasi. Sehingga memiliki beberapa kantor perwakilan, salah satunya KPwBI Kota Malang. Dimana KPwBI Kota Malang memantau pergerakan inflasi Kota Malang dan Probolinggo. Stabilitas harga sangat bergantung pada besar kecilnya nilai inflasi. Semakin besar nilai inflasi, maka semakin tinggi pula harga[1].

Prediksi inflasi *month to month* merupakan suatu langkah antisipasi dalam menjaga stabilitas perekonomian. Metode yang digunakan metode *time series*, sebab inflasi *month to month* merupakan data yang memiliki keterkaitan deret waktu.

Banyak metode *time series* yang digunakan untuk memprediksi data. Namun, metode-metode peramalan masih memiliki tingkat *error* yang sangat tinggi. Metode *time series* yang digunakan adalam ARIMA dan VAR. KEdua metode tersebut memiliki perbedaan, dimana metode ARIMA merupakan metode peramalan univariat dan VAR merupakan metode peramalan multivariate. Kedua metode memilki tingkat *error* yang berbeda namun masih tergolong besar. Sehingga dibutuhkan suatu metode yang digunakan untuk memperkecil *error*.

Sebelumnya telah dilakukan penelitian tentang penggunaan metode ARIMA dan VAR dalam estimasi inflasi di Indonesia [2]. Kedua metode tersebut menghasilkan nilai *error* estimasi VAR lebih kecil dibandingkan menggunakan ARIMA. Namun nilai *error* masih relative besar.

Dalam penelitian ini dilakukan prediksi inflasi *month to month* di dua daerah, yaitu Kota Malang dan Probolinggo menggunakan metode ARIMA dan VAR. Kemudian dari model ARIMA dan VAR akan digunakan estimasi parameter dan memodelkan sistem. Kemudian akan diterapkan Filter Kalman untuk perbaikan estimasi, dimana dalam perbaikan estimasi akan digunakan polinomial *error* model VAR dan ARIMA dengan pengambilan beberapa nilai polinomial pada *error* residual ARIMA dan VAR. Selanjutnya akan dilihat *error* terkecil hasil prediksi selama 7 bulan ke depan dari metode ARIMA-Filter Kalman dan VAR-Filter Kalman. Selain mnganalisis keakuratan Filter Kalman untuk perbaikan hasil ARIMA dan VAR, akan dianalisis pengaruh pengambilan polinomial *error* dalam perbaikan estimasi.

II. METODOLOGI PENELITIAN

A. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder inflasi *month to month* dari KPwBI Kota Malang mulai bulan Januari 2010 hingga Agustus 2015, sejumlah 68 data dan dibagi menjadi 2 bagian yaitu:

(i) Data *in-sample* (pemodelan) : Januari 2010-Januari 2015.

(ii) Data *out-sampple* (validasi) : Pebruari-Agustus 2015.

Sedangkan variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut

Z1(t) : inflasi *month to month* Malang

Z2(t) : inflasi *month to month* Probolinggo

B. Langkah Analisis

Langkah pertama adalah melakukan uji stasioneritas dengan plot *time series*. Data yang telah stasioner dibuat plot ACF dan PACF untuk menentukan orde model ARIMA. Setelah diperoleh model sementara sebagai model dugaan, dilakukan uji signifikansi, uji residual *white noise* dan uji residual distribusi normal. Untuk pemilihan model terbaik, dipilih berdasarkan parameter yang signifikan, residual *white noise* dan berdistribusi normal, serta memiliki nilai AIC-SBC terkecil.

Langkah awal pada metode VAR, uji stasioner data seperti pada ARIMA, identifikasi orde MACF dan MPACF, identifikasi stasioner dalam *mean*, estimasi model VAR, uji signifikansi, uji residual *white noise*, uji normalitas, uji heterokedastatistik, uji autokorelasi dan peramalan.

Setelah mendapatkan model ARIMA dan VAR, diterapkan algoritma Filter Kalman, untuk mengestimasi nilai koefisien polinomial berdasarkan polinomial derajat yang dipilih. Polinomial derajat yang diambil adalah satu ($n = 2$), dua ($n = 3$), dan tiga ($n = 4$). Langkah akhir adalah membandingkan nilai MAPE dari model ARIMA Filter Kalman dan model VAR-Filter Kalman.

III. HASIL/PEMBAHASAN

A. Pemodelan ARIMA *(Autoregressive Integrated Moving Average)*

Langkah awal untuk membuat model ARIMA adalah dengan melakukan identifikasi data, yaitu dengan melihat kestasioneran data terhadap *mean* dan *varian*. Apabila data belum stasioner pada varians (rounded value ≠ 1) maka data akan ditransformasi sedangkan data akan di*differencing* apabila data belum stasioner pada *mean*. Setelah data memenuhi kestasionean dalam varians dan *mean*, langkah seanjutnya adalah melakukan plot ACF dan PACF untuk menentukan model sementara dari ARIMA

Pada data Z1(t), plot ACF keluar pada lag ke-1 dan 2. Plot PACF keluar pada lag ke-1,2,8, dan 20, *differencing* tidak dilakukan karena data sudah stasioner. Sehingga dugaan model sementara untuk Z1(t) adalah ARIMA([1,2,8,20],0,[1,2]). Pada data Z2(t) plot ACF keluar pada lag ke-2, 3 dan 6. Plot PACF keluar pada lag ke-2,3 dan 22, tidak dilakukan *differencing*. Sehingga dugaan model sementara untuk Z2(t) adalah ARIMA([2,3,22],0,[2,3,6]).

Setelah didapatkan dugaan model, selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter, uji residual *white noise*, dan uji residual berdistribusi normal. Model terbaik dipilih melalui proses *overfitting* dengan membandingkan nilai AIC-SBC terkecil. Langkah yang sama dilakukan untuk pendugaan model pada setiap variabel.

Tabel 1 menunjukkan hasil model ARIMA terbaik dari keempat lokasi tersebut.Masing-masing model juga telah memenuhi kesignifikan parametr, asumsi residual bersifat *white noise* dan normal seperti yang digambarkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Nilai Koefesien model ARIMA

Lokasi	Model	Parameter	Koefisien
$Z1_t$	ARIMA ([1],0,[2])	$\emptyset_1$	0.980221
		θ_2	-0.443340
$Z2_t$	ARIMA (3,0,[3,6])	$\emptyset_3$	0.998970
		θ_3	-1.489904
		θ_6	0.607217

Pemodelan ARIMA inflasi *month to month* Malang adalah ARIMA ([1],0,[2]) yaitu:

$$Z_t = 0.980221\, Z_{t-2} + 0.443340\, a_{t-2} + a_t$$

dengan Z_t adalah data transfomasi dari $Z1_t$

Pemodelan ARIMA inflasi *month to month* Probolinggo adalah ARIMA ([3],0,[3,6]):

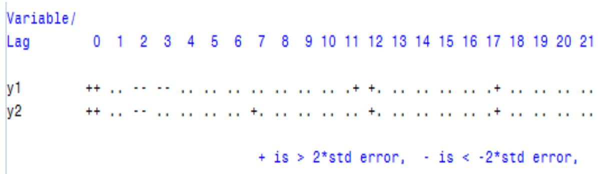
$$Z_t = 0.998970\, Z_{t-3} + 1.489904\, a_{t-3} - 0.607217\, a_{t-6} + a_t$$

dengan Z_t adalah data transfomasi dari $Z2_t$

B. Pemodelan VAR *(Vector Autoregressive)*

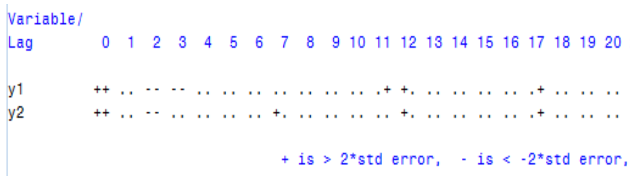
Langkah awal yang harus dipenuhi adalah data harus stasioner. Stasioner dalam varian dilakukan menggunakna uji Box-Cox seperti ARIMA. Selanjutnya akan dilakukan identifikasi stasioner dalam *mean* dengan mengecek skema *Matriks Auto Correlation Funcion* yang ditunjukan pada Gambar 1.

Pada Gambar 1 menunjukan bahwa data telah stasioner dalam *mean*. Hal itu ditunjukan dengan sedikitnya simbol (+) dan simbol (-) dan banyaknya simbol (.) yang keluar.

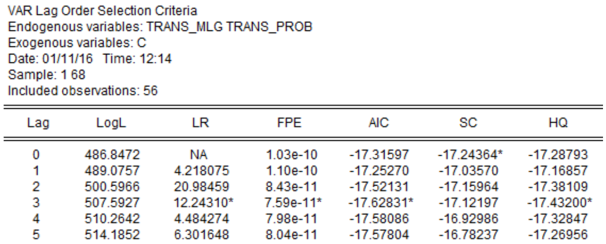


Gambar 1. Plot MACF Z1 (t) Z2(t)

Setelah data stasioner, maka selanjutnya mencari orde yang sesuai yang nantinya akan dipakai dalam model VAR dengan melakukan idenifikasi model VAR berdasarkan skema MPACF *(Matriks Auto Correlation Parsial)*, dan nilai AIC terkecil. Gambar 2 menunjukan skema MPACF sedangkan Gambar 3 menunjukan nilai AIC terkecil dari orde lag VAR.



Gambar 2. Plot MPACF data Z1(t) Z2(t)



VAR Lag Order Selection Criteria
Endogenous variables: TRANS_MLG TRANS_PROB
Exogenous variables: C
Date: 01/11/16 Time: 12:14
Sample: 1 68
Included observations: 56

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	486.8472	NA	1.03e-10	-17.31597	-17.24364*	-17.28793
1	489.0757	4.218075	1.10e-10	-17.25270	-17.03570	-17.16857
2	500.5966	20.98459	8.43e-11	-17.52131	-17.15964	-17.38109
3	507.5927	12.24310*	7.59e-11*	-17.62831*	-17.12197	-17.43200*
4	510.2642	4.484274	7.98e-11	-17.58086	-16.92986	-17.32847
5	514.1852	6.301648	8.04e-11	-17.57804	-16.78237	-17.26956

Gambar 3. Nilai AIC

Dari Gambar 2 dan Gambar 3 teridentifikasi model dengan orde p=3, d=0, dan q=0 yang mempunyai nilai AIC terkecil. Sehingga model VAR yang digunakan dalam analisis data Z1(t), Z2(t) adalah VAR (3).

Langkah selanjutnya adalah melakukan uji normalitas, dimana p-*value* menunjukkan lebih dari nilai alpha, sehingga dikatakan residu berdistribusi normal. Uji heteroskedastatistik dengan nilai p-*value* lebih dari alpha, sehingga model VAR tidak heteroskedastatistik. Pada uji residual *white noise*, p-*value* lebih dari alpha sehingga disimpulkan residu *white noise.* Pada uji autokorelasi, nilai p-*value* juga lebih dari alpha, sehingga disimpulkan bahwa tidak ada korelasi. Hipotesis awal dari berbagai uji telah terpenuhi, sehingga model disimpulkan layak untuk digunakan sebagai estimator. Sehingga dilkakukan uji parameter dahulu untuk mengetahui model VAR yang digunakan.

Tabel 2. Estimasi Parameter VAR(3)

Lokasi	**Parameter**	**Estimasi**	**Std *Error***	***t-value***	***P-value***	**Variabel**
Malang (y1)	ϕ_{111}	0.34859	0.15069	2.31	0.0275	y1(t-1)
	ϕ_{112}	0.20902	0.06552	3.19	0.0032	y2(t-1)
Probolinggo (y2)	ϕ_{122}	0.55271	0.15264	3.62	0.0010	y2(t-1)
	ϕ_{222}	0.42133	0.15151	2.78	0.0091	y2(t-2)

Dari Tabel 2 dipeoleh nilai parameter yang memiliki p-*value* yang kurang dari $\alpha = 0.05$, yang menunjukan parameter signifikan. Parameter yang tidak sinifikan seharusnya dihilangkan dan dilakukan pendugaan ulang. Tetapi, dengan pertimbangan bobot lokasi yang diberikan dimasing-masing lokasi, eliminasi tidak dilakukan karena variabel yang tidak nyata tetap dapat digunakan untuk melakukan proses peramalan.

Sehingga diperoleh model VAR(3) pada setiap daerah dirumuskan sebagai berikut.

a. a. nflasi *month to month* di Kota Malang

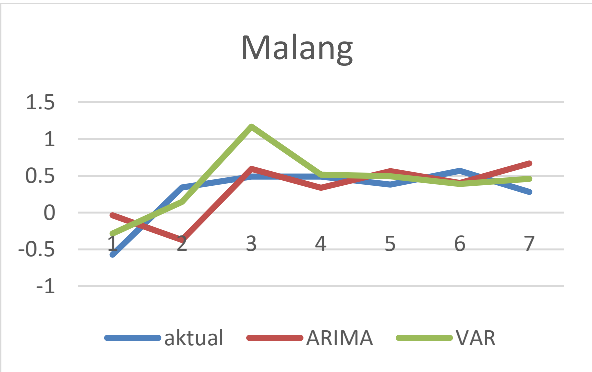
$$y_1(t) = 0.34859 y_1(t-1) + 0.20902 y_2(t-1)$$

b. Inflasi *month to month* di Kota Probolinggo

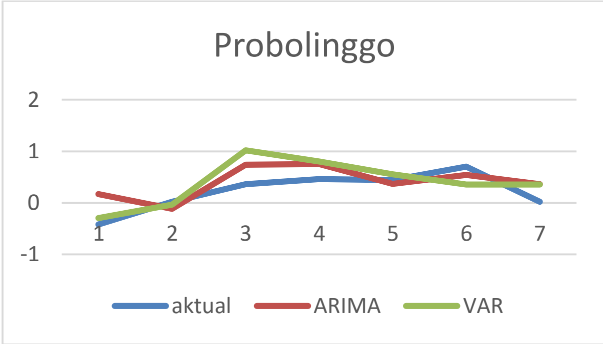
$$y_2(t) = 0.55271 y_2(t-1) + 0.42133 y_2(t-2)$$

Perbandingan Model VAR dan ARIMA

Hasil dari peramalan model ARIMA dan VAR kemudian akan dibandingkan dengan melihat MAPE terkecil dari hasil ramalan dari masing-masing lokasi. Hasil ramalan disetiap wilayah dengan metode ARIMA dan VAR menggunakan data *out sample* ditampilkan dalam bentuk grafik pada Gambar 4. Warna biru menunjukan plot data aktual, warna merah plot hasil ramalan ARIMA, dan plot warna hijau adalah hasil ramalan VAR.



(a)



(b)

Gambar 4. Plot Hasil Ramalan Inflasi *month to month* (a) Z_1 (b) Z_2

Dari Gambar 4 dapat dilihat bahwa hasil ramalan VAR dan ARIMA hampir memiliki pola yang sama dengan data aktual. Hasil ramalan VAR cenderung lebih mendekati data asli aktual, walaupun ada di beberapa titik dimana VAR menjauhi data aktual. Sehingga perbandingan model ramalan yang terbaik di setiap lokasi akan ditunjukan oleh nilai MAPE terkecil pada Tabel 4.

Tabel 3. Nilai MAPE disetiap Lokasi

	MAPE	
	ARIMA	VAR
Malang	19.27087	13.6031
Probolinggo	10.09112	8.218826

Dari Tabel 3 dapat disimpulkan bahwa pada penelitian ini model VAR (3) lebih baik dari hasil prediksi ARIMA pada 2 wilayah. Namun, MAPE hasil prediksi dari kedua model masih sangat besar. Oleh karena itu, akan diterapkan Filter Kalman untuk memperbaiki hasil prediksi dari model ARIMA dan VAR.

C. Penerapan Metode Filter Kalman.

Dari model ARIMA yang diperoleh kemudian diramalkan 7 bulan ke depan kemudian dilakukan simulasi Filter Kalman menggunakan untuk memperbaiki data prediksi ARIMA. Persamaan modelnya adalah sebagai berikut [3]:

$$y_i^0 = a_{0,i} + a_{1,i} m_i + \cdots + a_{n-1,i} m_i^{n-1} + \varepsilon_i \qquad (1)$$

dimana

y_i^0 : selisih data aktual dan data prediksi ke-*i*

$a_{j,i}$: koefisien atau parameter yang harus diestimasi oleh Filter Kalman, dengan *j* = 0,1,…, *n*-1

m_i : data ke-*i*

ε_i : konstanta

Nilai koefisien diestimasi dengan pengambilan orde polinomial derajat 1, 2, dan 3 dari persamaan (1)

Untuk $n = 2$, persamaan (1) menjadi

$$y_i^0 = a_{0,i} + a_{1,i} m_i \text{ dengan } x(t_i) = \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \end{bmatrix}, H_i = [1 \quad m_i]$$

Untuk $n = 3$, persamaan (1) menjadi:

$$y_i^0 = a_{0,i} + a_{1,i} m_i + a_{2,i} m_i^2 \text{ dengan } x(t_i) = \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \end{bmatrix}$$

Dan $H_i = [1 \quad m_i \quad m_i^2]$

Untuk $n = 4$, persamaan (1) menjadi:

$$y_i^0 = a_{0,i} + a_{1,i} m_i + a_2 m_i^2 + a_{3,i} m_i^3 \text{ dengan } x(t_i) = \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \\ a_{3,i} \end{bmatrix}$$

dan $H_i = [1 \quad m_i \quad m_i^2 \quad m_i^3]$

Algoritma Filter Kalman untuk penelitian ini sebagai berikut:
Model sistem[3]:

$$x_k = [a_{0,i} \quad a_{1,i} \quad \cdots \quad a_{n-1,i}]^T$$
$$x_{k+1} = Ax_k + w_k$$

Untuk $n = 2$: $\begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{0,i} \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \end{bmatrix}_k + w_k$

Untuk $n = 3$: $\begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \end{bmatrix}_k + w_k$

Untuk $n = 4$: $\begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \\ a_{3,i} \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1000 \\ 0100 \\ 0010 \\ 0001 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \\ a_{3,i} \end{bmatrix}_k + w_k$

Model umum pengukuran[3]:

$$z_k = Hx_k + v_k$$

Untuk $n = 2$: $y_i^0 = [1 \quad m_i] \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \end{bmatrix}_k + v_k$

Untuk $n = 3$: $y_i^0 = [1 \quad m_i \quad m_i^2] \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \end{bmatrix}_k + v_k$

Untuk $n = 4$: $y_i^0 = [1 \quad m_i \quad m_i^2 \quad m_i^3] \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \\ a_{3,i} \end{bmatrix}_k + v_k$

Dengan ditentukan nilai awal $Q = 0.1$

Untuk $n = 2$: $P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $Qk = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.Q$

Malang $\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 0.60 \\ 0.2075 \end{bmatrix}$ Probolinggo $\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 0.424 \\ 0.042 \end{bmatrix}$

Untuk $n = 3$: $P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, $Qk = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.Q$

Malang $\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 0.60 \\ 0.2075 \\ 0.11 \end{bmatrix}$ Probolinggo $\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 0.424 \\ 0.042 \\ -0.194 \end{bmatrix}$

Untuk $n = 4$: $P_0 = \begin{bmatrix} 1\,0\,0\,0 \\ 0\,1\,0\,0 \\ 0\,0\,1\,0 \\ 0\,0\,0\,1 \end{bmatrix}$, $Qk = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.Q$

Malang $\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 0.60 \\ 0.2075 \\ 0.11 \\ 0.12 \end{bmatrix}$ Probolinggo $\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 0.424 \\ 0.042 \\ -0.194 \\ 0.338 \end{bmatrix}$

Tahap prediksi[3]:

$$\hat{x}_{k+1}^- = A\hat{x}_k$$
$$P_{k+1}^- = AP_kA^T + GQ_kG^T$$

Tahap koreksi[8]:

Pada tahap koreksi melibatkan Kalman gain, :

$$K_{k+1} = P_{k+1}^- H_k^T (H_{k+1} P_{k+1}^- H_k^T + R_k^{-1})^{-1}$$

dengan ditentukan $R = 0.01$ dan $R = 0.1$. $\hat{x}_{k+1}$ diestimasi menggunakan nilai $\hat{x}_{k+1}^-$ yang diperoleh dari tahap prediksi.z_{k+1} sama dengan y_i^0 yang diperoleh dari selisih data aktual dengan data prediksi ARIMA.

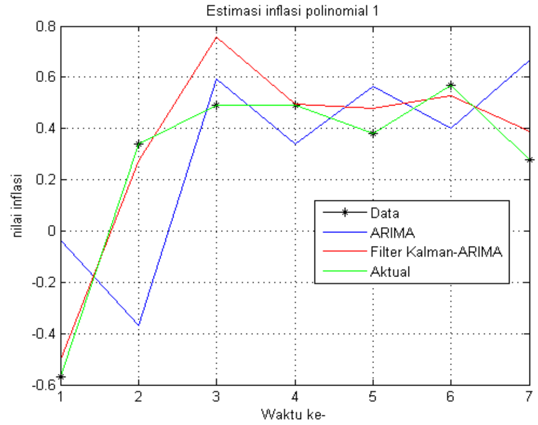
$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{k+1}^- + P_{k+1} H_{k+1}^T R_{k+1}^{-1} (z_{k+1} - H_{k+1} \hat{x}_{k+1}^-)$$

Nilai P_{k+1} juga dicari dengan menggunakan nilai P_{k+1}^- yang telah dicari pada tahap prediksi.

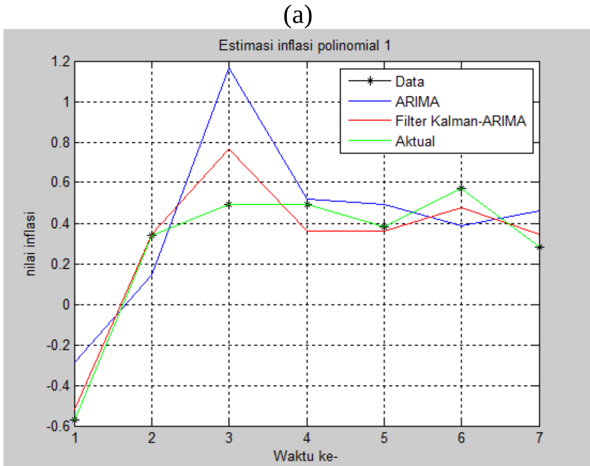
$$P_{k+1} = [(P_{k+1}^-)^{-1} - H_{k+1}^T R_{k+1}^{-1} H_{k+1}]^{-1}$$

Pada penelitian ini setiap nilai awal $\hat{x}_0$ yang diambil pada setiap derajat polinomial akan diuji ketika 2 kondisi. Pertama, saat $Q = 0.1$ dan$R = 0.1$. Kedua saat $Q = 0.1$ dan $R = 0.001$.

Pada penelitian ini hanya akan ditunjukkan hasil simulasi di Malang saat $Q = 0.1$ dan $R = 0.1$ untuk $n = 2$ atau polinomial derajat 1 yang ditunjukan pada Gambar , $n = 3$ atau polinomial derajat 2 yang ditunjukan pada Gambar 9 dan $n = 4$ atau polinomial derajat 3, yang ditunjukan pada Gambar 10.

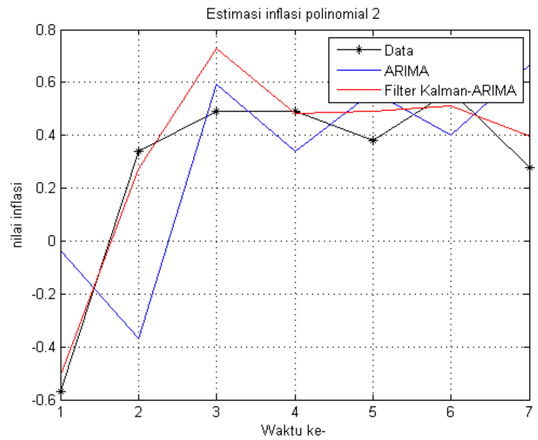


(a)

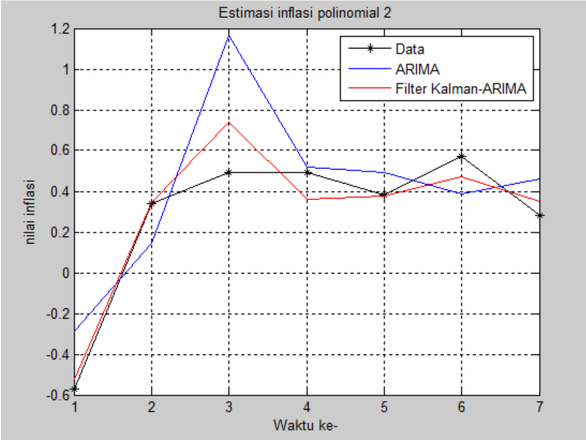


(b)

Gambar 5. Hasil Simulasi Inflasi di Malang Filter Kalman $n = 2$ (a) ARIMA (b) VAR

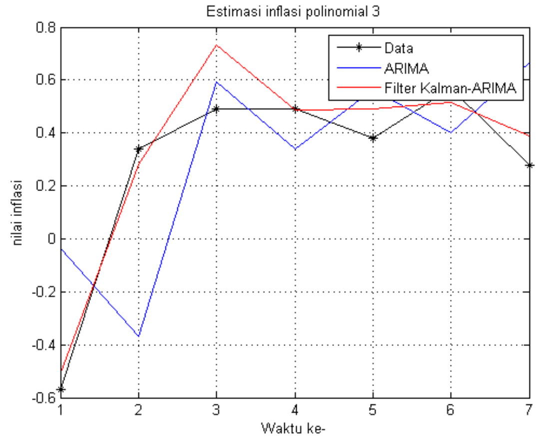


(a)

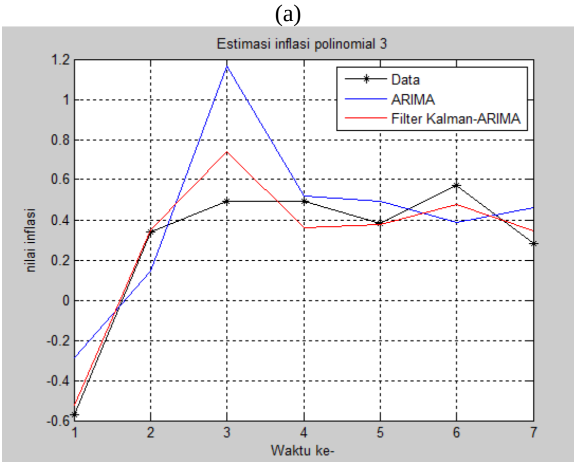


(b)

Gambar 6. Hasil Simulasi Inflasi di Malang Filter Kalman $n = 3$ (a) ARIMA (b) VAR



(a)



(b)

Gambar 7. Hasil Simulasi Inflasi di Malang Filter Kalman $n = 4$ (a) ARIMA (b) VAR

Gambar 5 menunjukkan hasil simulasi ketika $Q = 0.1$ dan $R = 0..11$ pada polinomial derajat 1, grafik hasil Filter Kalman disetiap lokasi hampir mendekati data aktual. Pada Gambar 6, dengan polinomial derajat 2 menunjukan grafik data Filter Kalman semakin mendekati data aktual , sedangkan pada Gambar 7, dengan polinomial derajat 3 menunjukan grafik yang lebih mendekati data aktual dibanding polinomial derajat 1 dan 2.

Untuk hasil dan simulasi saat kondisi saat $Q = 1$ dan $R = 0.01$ dilakukan cara yang sama. Kemudian mengevaluasi hasil prediksi dan memilih model terbaik dengan metode MAPE. Didefinisikan MAPE[4]:

$$\text{MAPE} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{Z_t-\widehat{Z_t}}{Z_t}(100)\right|}{n}$$

denganZ_t adalah nilai data ke-*t*, $\hat{Z}_t$ adalah nilai peramalan ke-*t*, dan n adalah banyaknya data. Hasil perhitungan MAPE untuk semua kondisi di dua lokasi menggunkan Filter Kalman ditunjukkan pada Tabel 4

Tabel 4. Perhitungan MAPE Filter Kalman

MALANG				
ARIMA		pol 1	pol 2	pol 3
q=0.1 r=0.1	MAPE	9.89264	9.892330	9.892300
	CPU time	2.2104	2.6258	3.2141
q=0.1 r=0.01	MAPE	2.7675	2.76745	2.7674
	CPU time	2.2651	2.7681	3.2857
VAR		pol 1	pol 2	pol 3
q=0.1 r=0.1	MAPE	7.2644	7.2641	7.2641
	CPU time	2.2830	2.5888	3.3484
q=0.1 r=0.01	MAPE	1.80645	1.8064	1.8063
	CPU time	2.2531	2.7831	3.2908
PROBOLINGGO				
ARIMA		pol 1	pol 2	pol 3
q=0.1 r=0.1	MAPE	4.6480	4.6436	4.6434
	CPU time	2.2658	2.8879	3.2505
q=0.1 r=0.01	MAPE	1.0477	1.0464	1.0463
	CPU time	2.2238	2.7714	3.3118
VAR		pol 1	pol 2	pol 3
q=0.1 r=0.1	MAPE	4.1081	4.1038	4.1036
	CPU time	2.2410	2.7484	3.2913
q=0.1 r=0.01	MAPE	0.8820	0.8807	0.88061
	CPU time	2.2708	2.8558	3.3787

Pada Tabel 4 terlihat bahwa hasil MAPE akan lebih baik jika Q lebih besar dan R yang lebih kecil. Juga, setiap Q dan R yang diambil, nilai MAPE akan semakin menurun apabila derajat polinomialnya semakin tinggi. Selain itu, hasil prediksi terbaik apabila diambil $Q = 1$ dan $R = 0.01$.

IV. KESIMPULAN

1. Model ARIMA terbaik untuk data inflasi *month to month* di Malang adalah ARIMA([1],0,[2]), inflasi *month to month* di Probolinggo adalah ARIMA([3],0,[3,6]).
2. Model VAR terbaik untuk kedua data adalah VAR (3), dimana :
   a. Inflasi *month to month* di Kota Malang
   $$y_1(t) = 0.34859y_1(t-1) + 0.20902y_2(t-1)$$
   b. Inflasi *month to month* di Kota Probolinggo
   $$y_2(t) = 0.55271y_2(t-1) + 0.42133y_2(t-2)$$
3. Pada simulasi Filter Kalman derajat polinomial pertama, kedua, dan ketiga, dengan nilai awal yang sama untuk setiap Q dan R yang diambil, nilai MAPE akan semakin menurun apabila derajat polinomialnya semakin tinggi. Hasil prediksi terbaik apabila diambil $Q = 0.1$, $R = 0.01$, dan derajat polinomial yang tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Prastowo, N J. 2008. “Dampak BI Rate terhadap Pasar Keuangan”. Bank Indonesia: Working Paper No.21.

[2] Subandi. 2005. “Analisis Peramalan Inflasi Di Indonesia dengan Menggunakan Metode ARIMA dan *Vector Autoregressive*”. Pustaka FE UNPAD

[3] Welch, G. Dan Bishop, G. (2011). An introduction to the Kalman Filter. University of North Carolina: Chapel Hil, Amerika.

[4] Makridakis, McGee, dan Wheelright, W. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Edisi kedua. Terj. Andriyanto, U.S. Bina Rupa Aksara: Jakarta.

[5] Kurniawan, T. 2014. “Penerapan Metode Kalman Filter dalam Perbaikan Hasil Prediksi Cuaca dengan Metode ARIMA*”*. Tugas Akhir Jurusan Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

[6] Fauzi, I H. 2015. “Perbandingan GSTAR dan ARIMA-Kalman Filter dalam Perbaikan Hasil Prediksi Debit Air Sungai Brantas”. Jurnal ITS

[7] Djawoto. 2010. “Peramalan Laju Inflasi dengan Metode Auto Regressive Integrateg Moving Average (ARIMA)”. Ekuitaas Vol. 14 No 4 Desember 2010: 524-538

[8] Galanis, G., Louka P., Katsafados, P., Kallos, G., dan Phytharoulis, I. (2006). *Application of Kalman Filter Based On Non-Linear Function to Numerical Weather Prediction.* Copernicus GmbH:Yunani

[9] Wei, W.S (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods.* Pearson Education Inc.: Amerika.