

EFEKTIVITAS PENGGUNAAN ARIMA DAN VAR DALAM MEMPROYEKSI PERMINTAAN KREDIT DI INDONESIA

Syarifuddin
Wahyu Ario Pratomo

ABSTRACT

This research was carried out by using ARIMA (Autoregressive Integrate Moving Avarage) with VAR method (Vector Autoregressive) to see which one more effective in forecasting . From the results of the study may indicate that the ARIMA method is more effective than VAR method in predicting demand for credit in Indonesia . ARIMA (1,1,0) is the best model for forecasting the level of the average forecasting error is quite low with a value of 8.70 (RMSE) compared with VAR models . Additionally VAR models using multiple stages to perform forecasting models such as VAR , Impulse Response , Variance Decomposition to be done to project the demand for credit . From the research that has been done quantitatively that the ARIMA method is more effective and efficient in making predictions , the stage or the method used is quite simple with accurate results with relatively low error rates with 8.70 nilai (RMSE) . While the VAR method for forecasting the need to use multiple stages in predicting demand for credit , but no measure of the level of error in the method of the VAR model is best for forecasting the ARIMA model .

Keywords : Credit, Credit Demand, Forecasting

I. PENDAHULUAN

Kegiatan manusia akan selalu diarahkan kepada kegiatan yang akan datang, yang keberadaannya tidak dapat diketahui secara pasti. Oleh karena itu perlu melakukan sesuatu untuk masa yang akan datang serta memperhitungkan kondisi yang akan datang atau meramalkannya. Kondisi pada waktu yang akan datang tidaklah dapat diperkirakan secara pasti, namun usaha untuk meminimalkan ketidakpastian itu lazim dilakukan dengan metode atau teknik peramalan tertentu.

Permalan merupakan studi terhadap data historis untuk menemukan hubungan, kecendrungan dan pola data yang sistematis (Makridakis 1999). Peramalan menggunakan pendekatan statistik maupun non statistik keduanya bertujuan untuk meramalkan yang diharapkan mendekati data yang aktual. Peramalan yang dilakukan berdasarkan runtun waktu pada data yang ada sesuai urutan waktu pada priode tertentu.

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins sehingga disebut ARIMA Box-Jenkins. Metode ini merupakan dari metode penghalusan, metode regresi, dan metode dekomposisi. Metode ini banyak digunakan untuk peramalan harga saham, permintaan kredit, tenaga kerja, dan runtun waktu lainnya. Dengan menggunakan ARIMA dapat dilakukan melalui lima tahap, yaitu kestasioneran data, pengidentifikasi model, pengestimasi parameter model, pengujian model, dan penggunaan model untuk peramalan. Pada tahap satu, data runtun waktu harus diperiksa kesastisionerannya (apakah rata rata dan variansnya konstan, homogen dari waktu kewaktu) karena data yang dianalisis pada ARIMA adalah data yang stasioner.

Jika data yang digunakan dalam analisis adalah deret waktu, model *Vector Autoregressive* (VAR) menawarkan alternatif permodelan sebagai jalan keluar persoalan tersebut. Model VAR disebut sebagai model non-struktural atau model yang tidak teoritis. Hubungan antar peubah didalam suatu sistem dinamis tidak dapat dijelaskan dalam persamaan tunggal yang statis, melainkan harus beberapa persamaan yang bersifat dinamis dan saling mempengaruhi. misalnya inflasi (*INF*) pada priode t dipengaruhi tingkat suku bunga

Jakarta Interbank Offered Rate (*JIBOR*). Dengan demikian itu merupakan suatu perbedaan metode antara ARIMA dan VAR, dimana model ARIMA tidak memandang hubungan yang timbal balik dari variabel tersebut.

TINJAUAN PUSTAKA

Pemberian kredit adalah suatu usaha yang diberikan oleh pihak bank kepada nasabahnya serta sebagai sumber pendapatan utama bank yang terbesar, serta sumber resiko yang terbesar yang diberikan kepada badan perorangan maupun badan usaha. Kredit berasal dari bahasa latin yaitu *credere* yang berarti percaya atau *to believe* atau *to trust*, oleh karena itu dasar pemikiran kredit itu berdasarkan kepercayaan yang diberikan oleh pihak perbankan kepada badan perorangan atau badan usaha dengan perjanjian yang dilakukan oleh pemberi kredit dan penerima baik dalam hal angsuran maupun bunga.

Penilai pemberian kredit dengan pendekatan 5C antara lain sebagai berikut:

a. *Character* (watak)

Yaitu penilaian atau analisis yang dilakukan untuk mengetahui sifat dan sikap dari calon debitur. Hal ini dilakukan agar debitur bisa memenuhi kewajiban kewajibannya.

b. *Capacity* (kapasitas)

Untuk mengetahui kemampuan manajemen perusahaan dalam mengoperasikan perusahaannya sehingga dapat memenuhi kewajibannya secara rutin pada saat jatuh tempo. Hal yang perlu diketahui oleh pihak bank, apakah perusahaan yang diberikan kredit dapat memasarkan produksinya dengan baik. Kemampuan teknologi debitur, kemampuan calon debitur dalam mencegah kegagalan dalam berproduksi.

c. *Capital* (modal)

Dalam pendekatan ini seberapa jauh ketersediaan modal yang disetor oleh perusahaan, cadangan cadangan dan laba yang ditahan dalam struktur keuangan perusahaan. Untuk mencegah resiko yang mungkin terjadi dalam kemacetan pembayaran kewajiban debitur oleh karena itu perlu melakukan pendekatan ini.

d. *Condition* (kondisi)

Penilaian ini dilihat dari sisi makro yang melingkupi perusahaan atau kebijakan pemerintah, baik perusahaan nasional maupun internasional. Variabel yang diperhatikan adalah variabel ekonomi.

e. *Collateral* (jaminan)

Penilaian yang dilakukan terhadap jaminan debitur sebagai jaminan daripada jumlah kredit yang diberikan oleh bank, yang bermanfaat pada masa yang akan datang, apabila terjadi kredit macet pihak bank akan mudah mengkonversikannya menjadi uang pada waktu yang ditentukan.

Selain konsep 5C bank juga melakukan penilaian pemberian kredit melalui konsep 5P antara lain sebagai berikut:

a. *People*

Yaitu penilaian pemberian kredit melalui calon debitur dilihat dari mitra usahanya, orangnya/lembaga yang menjamin debitur, yang sangat penting dalam menunjang kegiatan usaha kreditur.

b. *Purpose*

Penilaian terhadap maksud permohonan kredit dari calon debitur agar penggunaan jumlah atau jenis kredo tersebut dapat terarah, aman, produktif serta membawa manfaat bagi pengusaha, masyarakat, bank dan otoritas moneter.

c. *Payment*

Sejauh mana pihak debitur dapat melunasi kewajiban kewajibannya angsuran pokok beserta bunganya, hal ini berkaitan arus kas perusahaan dan variabel yang

mempengaruhinya sehingga akan lebih jelas, apakah perusahaan mengalami likuiditas usaha atau tidak.

d. *Protection*

Bila perusahaan mengalami kegagalan atau macet dalam pembayarannya pihak bank sudah terlindungi dari kesulitan kreditnya, bank sudah mempunyai alternatif dalam penyelesaian kreditnya dengan agunan yang dikuasai beserta pengikatan yuridis sesuai ketentuan yang berlaku.

e. *Perspective*

Posisi usaha kreditur pada masa yang akan datang, mampu mengikuti kondisi ekonomi, keuangan dan fiskal.

Penilaian kredit merupakan salah satu proses kegiatan untuk memberikan kredit yang sangat penting dalam menentukan keberhasilan kredit tersebut untuk memenuhi kewajibannya. Namun dengan kelima konsep tersebut dalam analisa kredit, aspek hukum mempunyai kedudukan yang strategis yang merupakan hal yang terpenting dari aspek lainnya, karena walaupun aspek yang lainnya sudah terpenuhi namun secara hukum tidak sah, maka semua ikatan debitur dan kreditur bisa gagal, pada akhirnya mengalami kesulitan dalam penyelesaiannya.

METODE PENELITIAN

Metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

Metode ARIMA (Box-Jenkins) adalah metode peramalan yang tidak menggunakan teori atau pengaruh antar variabel seperti model regresi, sehingga metode ini tidak memerlukan penjelasan mana variabel bebas dan mana variabel terikat. Metode ini tidak juga memerlukan pola data seperti times series decomposition, artinya data yang akan diprediksi tidak perlu dibagi menjadi komponen trend, musiman, siklis, atau acak. Metode ini secara murni melakukan prediksi berdasarkan data data historis yang ada.

ARIMA merupakan suatu metode yang menghasilkan ramalan berdasarkan sintesis dari pola data secara historis (Arsyad, 1995). Variabel yang digunakan adalah nilai nilai terdahulu bersama nilai kesalahannya.

Klasifikasi Model ARIMA (Box-Jenkins)

Model ini di bagi tiga yaitu model *autoregressive* (AR), *moving average* (MA), dan model penggabungan ARIMA (*autoregressive moving average*) yang mempunyai karakteristik dari dua model pertama (Hendranata, 2003)

1. Model Autoregressive (AR)

Bentuk umum dari metode autoregressive (AR) (*p*) sebagai berikut:

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \alpha_3 Y_{t-3} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + e_t$$

Dimana: α_0 = konstanta

$$\alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \alpha_3 Y_{t-3} = \text{parameter autoregressive (p)}$$

$$\alpha_p Y_{t-p} + e_t = \text{error term pada saat } t$$

2. Model Moving Average (MA) Bentuk dari moving average (MA) ber ordo *q* sebagai berikut:

$$Y_t = \beta_0 + e_t - \beta_1 e_{t-1} - \beta_2 e_{t-2} - \beta_3 e_{t-3} \dots - \beta_1 e_{t-q}$$

Dimana: β_0 = konstanta

$$e_t - \beta_1 e_{t-1} - \beta_2 e_{t-2} - \beta_3 e_{t-3} = \text{parameter moving average}$$

$$\beta_1 e_{t-q} = \text{error term pada saat } t-q$$

3 Model Campuran

a. Proses ARMA

Model umum bentuk campuran AR dan MA (*p,q*) sebagai berikut:

$$Y_t = \gamma_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \alpha_3 Y_{t-3} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} - \beta_1 e_{t-1} - \beta_2 e_{t-2} - \beta_3 e_{t-3} - \dots - \beta_q e_{t-q} + e_t$$

b. Proses ARIMA

Persamaan dari model ARIMA adalah sebagai berikut:

Misal model ARIMA (2,1,2) dengan ordo differencing = 1

$$\text{ARMA (2,2)} : Y_t = \gamma_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} - \beta_1 e_{t-1} - \beta_2 Y_{t-2} + e_t$$

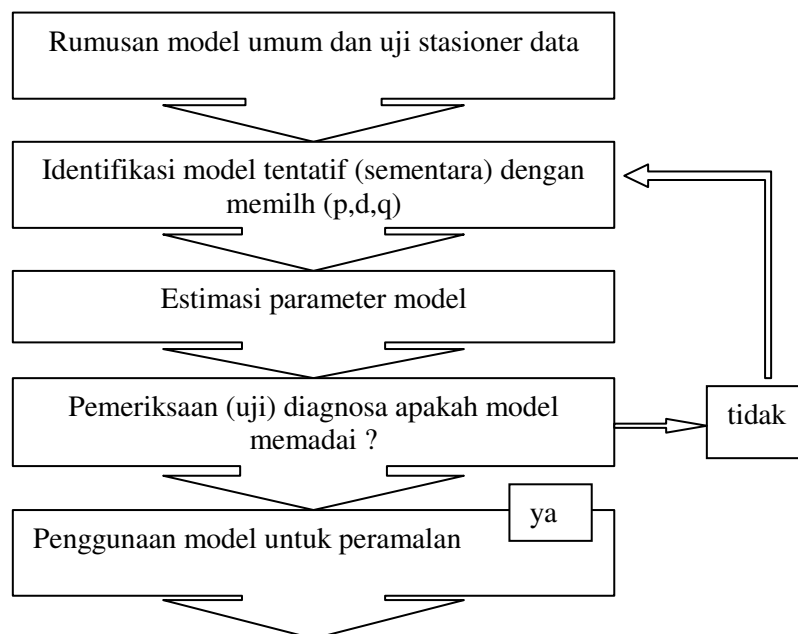
$$\text{ARIMA (2,1,2)} : Y_t - Y_{t-1} = \gamma_0 + \alpha_1 (Y_{t-1} - Y_{t-2}) + \alpha_2 (Y_{t-2} - Y_{t-3}) - \beta_1 e_{t-1} - \beta_2 e_{t-2} + e_t$$

3.3 Tahapan Metode ARIMA

Tahapan metode ARIMA ada beberapa langkah untuk menyelesaikan data time series tersebut, apakah dengan proses AR murni (p,0,0) atau MA murni (0,0,q) atau ARMA (p,0,q) atau proses ARIMA (p,d,q). Adapun langkah langkah yang harus dilakukan sebagai berikut:

1. Identifikasi model
2. Penaksiran parameter
3. Pemeriksaan diagnoatic
4. Peramalan

Berikut *flowchart* tahapan metode ARIMA (Box-Jenkins)



Gambar 1
Suatu tahapan dalam model ARIMA gambar *flowchart* (Box-jenkins)

Uji Stasioner

Suatu data yang runtun waktu bisa dikatakan stasioner jika nilai rata ratanya tidak berubah. Langkah pertama yang harus dilakukan adalah menghitung autokorelasi dari deret data yang asli. Apabila data tersebut turun dengan cepat mendekati nol setelah nilai kedua dan seterusnya bahwa data tersebut. Menandakan datanya stasioner di dalam bentuk aslinya. Apabila data yang digunakan melalui ARIMA tidak stasioner, perlu dilakukan modifikasi untuk menghasilkan data yang stasioner, salah satu cara yang dilakukan adalah dengan pembeda (*defferencing*) yaitu mengurangi data suatu priode dengan nilai data sebelumnya.

Identifikasi Model

Langkah selanjutnya setelah data stasioner maka yang akan dilakukan adalah menetapkan model ARIMA yang cocok (*tentatif*) dan menetapkan p,d,q jika yang dilakukan

tanpa perbedaan (*defferencing*) maka diberi 0, dan jika melalui perbedaan diberi 1 dan seterusnya. Pada identifikasi model datanya yang telah stasioner maka yang akan digunakan adalah sebagai berikut:

- a. ACF (*Autocorrelation function*) yaitu fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi antara pengamatan antara pada waktu t dengan pengamatan pada waktu sebelumnya.
- b. PACF (*Partial Autocorrelation function*) yaitu fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi parsial antara pengamatan pada waktu ke t dengan pengamatan pada waktu sebelumnya.

Penaksiran Parameter Model

Setelah berhasil menetapkan menetapkan identifikasi model sementara, selanjutnya parameter-parameter AR dan MA, musiman dan tidak musiman harus ditetapkan dengan cara yanr terbaik, terdapat dua cara untuk mendapatkan parameter-parameter terbaik dalam mencocokkan deret berkala yang akan di modelkan (Makridakis, 1999) yaitu sebagai berikut:

- a. Dengan cara mencoba coba menguji beberpa nilai yang berbeda dan memilih satu nilai tersebut (sekumpulan nilai, apabila terdapat lebih dari satu parameter yang akan ditaksir) yang meminimumkan jumlah kuadrat sisa (*sum of squared residuals*)
- b. Perbaiki secara iteratif memilih taksiran awal dan kemudian membiarkan program memperhalus penaksiran tersebut.

Peramalan dengan Model ARIMA

Apabila model sudah memadai maka akan dilakukan peramalan dan apabila belum memadai maka harus ditetapkan model yang lain. Untuk mengavaluasi kesalahan peramalan bisa menggunakan *Root Mean Squares error* (RMSE) *Mean Absolut Error* (MAE) atau *Mean Absolute Porcentage Error* (MAPE). Semua teknik yang dilakukan adalah untuk mengukur tingkat kesalahan.

Estimasi Model VAR

Seperti halnya model VAR merupakan sistem persamaan simultan, namun mengingat peubah yang bebas yang ada disemua persamaan sama maka estimasi dapat dilakukan dengan menerapkan metode *OLS* terhadap setiap persamaan.

Jika peubah bebas yang ada di suatu persamaan berbeda dengan persamaan lainnya, persoalannya berubah menjadi near VAR. Pada kasus ini bisa digunakan estimasi parameter model dengan metode SUR (*Seemingly Unrelated Regression*)

Hal penting lainnya dalam estimasi model VAR (p) adalah penentu lag atau penentu dalam sistem VAR. Lag yang optimal diperlukan dalam rangka menangkap pengaruh dari setiap peubah terhadap peubah lainnya dalam sistem VAR.

Dalam penentuan lag optimal, dapat ditentukan dengan menggunakan beberapa kriteria, yaitu LR (*Sequential modified Likelihood Ratio test Statistic*), AIC (*Akaike Information Criterion*), SC(*Schwarz Information Criterion*), FPE (*Final Prediction Error*), dan HQ (*Hannan-Quinn information criterion*). Kriteria pemilihan lag optimal adalah pada LR yang terbesar atau pada AIC, SC, FPE, dan HQ bernilai kecil, agar kriteria dapat dibandingkan untuk berbagai lag maka banyaknya observasi yang digunakan dalam setiap model VAR yang dibandingkan haruslah sama.

Peramalan

Salah satu penggunaan model VAR adalah untuk proyeksi atau peramalan (*forecasting*), khususnya untuk proyeksi atau peramalan jangka pendek (*short term forecast*).

Sebelum untuk peramalan biasanya digunakan simulasi untuk mencocokkan data aktual dengan nilai fitted value nya. Simulasi pada dasarnya memiliki dua teknik, yaitu teknik simulasi statis dan dinamis. Simulasi statis dilakukan dengan hanya menggunakan persamaan secara sendiri sendiri. Simulasi dinamis menggunakan semua persamaan yang ada dalam VAR secara simultan. Sesuai dengan tujuan model VAR bahwa diantara peubah-peubahnya terjadi interaksi, maka simulasi yang relevan yang digunakan adalah simulasi dinamis.

Impulse Response

Model VAR juga dapat digunakan untuk melihat dampak perubahan dari satu peubah dari sistem terhadap peubah lainnya dalam sistem secara dinamis. Caranya adalah dengan memberikan guncangan (*shock*) pada salah satu peubah endogen. Guncangan yang diberikan biasanya sebesar satu standar deviasi dari peubah tersebut (biasanya disebut *Innovation*). Penelusuran pengaruh guncangan sebesar satu standar deviasi yang dialami oleh satu peubah didalam sistem terhadap nilai-nilai peubah saat ini dan beberapa priode mendatang disebut sebagai teknik *Impulse Response Function (IRF)*

Werbeek (2000) telah membuktikan bahwa untuk setiap model VAR (p) dapat ditulis dalam bentuk *Vector Moving Average (VMA)*, yakni untuk model VAR (p) dapat ditulis dalam bentuk model VMA berikut:

$$Y_t = \mu + v_t + A_1 v_{t-1} + A_2 v_{t-2} + A_p v_{t-p} \dots \dots \dots (1.11)$$

Jika vector v_t naik sebesar d , maka dampak terhadap Y_{t+s} (untuk $S > 0$) diberikan oleh $A_{s,d}$. Oleh karena itu matriks

$$A_t = \frac{\partial \hat{Y}_{t+s}}{\partial v_t} \dots \dots \dots (1.12)$$

Merupakan dampak kenaikan satu unit v_{it} terhadap $Y_{j,t+s}$ dampak tersebut di plot dengan s (untuk $S > 0$). Inilah yang disebut IRF.

Untuk memberikan ilustrasi yang sederhana, perhatikanlah model VAR berikut:

$$\begin{aligned} Y_t &= A_{11} Y_{t-1} + a_{12} X_{t-1} + v_{1t} \\ X_t &= A_{21} Y_{t-1} + a_{22} X_{t-1} + v_{2t} \dots \dots \dots (1.13) \end{aligned}$$

Adanya guncangan pada priode t pada persamaan Y yakni perubahan pada v_{1t} dengan segera akan memberikan dampak *one for one* Y_t , tetapi belum berdampak pada x_t pada priode $t+1$, perubahan akibat v_{1t} tersebut akan berdampak pada x_t melalui y_{t-1} dan x_{t-1} . Dampak itu terus berlanjut pada priode $t+2$ dan seterusnya. Jadi, perubahan v_{1t} akan mempunyai dampak berantai dari priode $t, t+1, t+2, \dots, t+s$ terhadap semua variabel dan model. Dampak yang berantai inilah yang disebut impulse response.

Forecast Error Decomposition Variance (FEDV)

Analisis FEDV dalam model VAR bertujuan untuk memprediksi kontribusi presentase varian setiap peubah karena adanya perubahan peubah tertentu dalam sistem VAR. Pada analisis impulse response sebelumnya digunakan untuk melihat dampak guncangan dari suatu peubah terhadap peubah lainnya, dalam analisis FEDV digunakan untuk menggambarkan relatif pentingnya setiap peubah dalam sistem VAR karena adanya shock.

Uji Kausalitas

Persamaan regresi yang dibangun lebih memusatkan perhatian pada hubungan satu arah. Dalam kenyataannya, perilaku peubah ekonomi tidak hanya mempunyai hubungan satu arah, tetapi juga menunjukkan hubungan dua arah yang dikenal dengan konsep kausalitas.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Suatu data yang runtun waktu bisa dikatakan stasioner jika nilai rata ratanya tidak berubah. Langkah pertama yang harus dilakukan adalah menghitung autokorelasi dari deret data yang asli. Apabila data yang digunakan melalui ARIMA tidak stasioner, perlu dilakukan modifikasi untuk menghasilkan data yang stasioner, salah satu cara yang dilakukan adalah dengan pembeda (*defferencing*) yaitu mengurangi data suatu priode dengan nilai data sebelumnya. Untuk itu dapat dilihat tabel dibawah ini kesetasioneran data tersebut.

Dari tabel correlogram level pertama dapat di interpretasikan bahwa nilai koefisien ACF cukup tinggi (0,642) pada lag satu kemudian menurun secara perlahan. Namun sampai lag ke 36 nilai koefisien ACF tidak begitu besar (-0,151), pola nilai seperti ini menunjukkan bahwa data tidak stasioner. Oleh karena itu perlu dilakukan lagi different pada level kedua seperti tabel correlogram juga dapat dilihat pada lampiran 1.

Identifikasi Model ARIMA

Langkah selanjutnya setelah data stasioner maka yang akan dilakukan adalah menetapkan model ARIMA yang cocok (*tentatif*) dan menetapkan p,d,q jika yang dilakukan tanpa pembedaan (*defferencing*) maka diberi 0, dan jika melalui pembedaan diberi 1 dan seterusnya

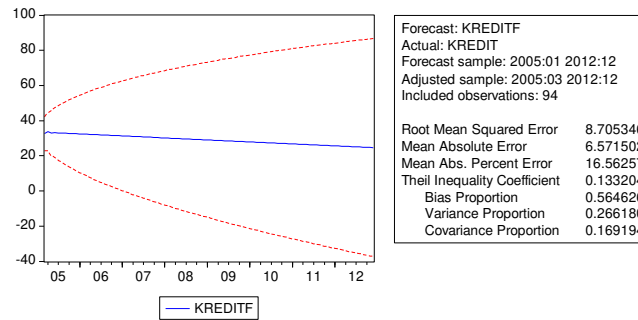
Estimasi ARIMA (1,1,0) dapat di interpretasikan bahwa AR(1) signifikan sebab nilai probabilitas = $0,0000 < (\alpha = 5\%)$ artinya model tersebut diterima. Dengan begitu dapat dilihat nilai determinasi, F-Statistik, SIC, secara berturut turut, 0,248296; 30,38796; 6,020554. Untuk lebih nyata-nya dapat dilihat pada lampiran 2.

Estimasi ARIMA (0,1,1) dapat di interpretasikan bahwa MA(1) signifikan sebab nilai probabilitas = $0,0000 < (\alpha = 5\%)$ artinya model tersebut diterima. Dengan begitu dapat dilihat nilai determinasi, F-Statistik, SIC, secara berturut turut, 0,387857; 58,92521; 5,817831. Dapat dilihat pada lampiran 3

Estimasi ARIMA (1,1,1) dapat di interpretasikan bahwa AR(1) tidak signifikan sebab nilai probabilitas = $0,5978 < (\alpha = 5\%)$, sedangkan MA(1) signifikan sebab nilai probabilitas = $0,0000 < (\alpha = 5\%)$ artinya model tersebut ditolak. Dengan begitu dapat dilihat nilai determinasi, F-Statistik, SIC, secara berturut turut, 0,389609; 29,04236; 5,865139. Dapat dilihat pada lampiran 4

Peramalan dengan Model ARIMA

Apabila model sudah memadai maka akan dilakukan peramalan dan apabila belum memadai maka harus ditetapkan model yang lain. Untuk mengavaluasi kesalahan peramalan bisa menggunakan *Root Mean Squares error* (RMSE) *Mean Absolut Error* (MAE) atau *Mean Absolute Porcentage Error* (MAPE). Semua teknik yang dilakukan adalah untuk mengukur tingkat kesalahan.



Gambar 2
Peramalan model ARIMA

Dari hasil tersebut dapat diketahui bahwa nilai bias proportion $0,564626 > 0,2$, sedangkan nilai covariance proportion $0,169194 > 0,1$ dengan demikian model ini bisa meramal data kredit. Selain itu juga bisa dilihat nilai rata-rata kuadrat kesalahan peramalan terbesar), 8,70 (RMSE) rata-rata absolut kesalahan sebesar 6,57 (MAE), dan rata-rata persentase absolut kesalahan sebesar 16,56 (MAPE). Untuk itu dapat dilihat hasil peramalan dengan menggunakan ARIMA dapat dilihat padatable berikut.

Tabel 1
Hasil Prediksi Kredit Pada Tahun 2013 dalam Bentuk Miliaran (Rupiah)

Bulan	Jumlah
Januari	27.874
Pebruari	27.781
Maret	27.687
April	27.593
Mei	27.500
Juni	27.406
Juli	27.312
Agustus	27.219
September	27.215
Oktober	27.03
November	26.938
Desember	26.844

Uji Derajat Integrasi Model VAR

Langkah yang harus dilakukan dalam dalam estimasi model VAR dengan data time series adalah dengan menguji stasioneritas pada data atau disebut stationary stochastic process. Uji ini dapat dilakukan dengan menggunakan Augmented Dickey Fuller (ADF) pada derajat yang sama (level atau different).

Dari hasil uji derajat integrasi pada (first different) atau uji akar –akar unit dapat di interpretasikan bahwa nilai probabilitas $= 0,0000 < (\alpha= 5\%)$, artinya variabel INF stasioner pada $\alpha= 5\%$. Dengan demikian tidak terdapat akar- akar oleh karena itu akan dilanjutkan dengan uji stasioner pada data JBR dapat dilihat pada tabel berikut ini. Dapat dilihat pada lampiran 5

Estimasi Model VAR

Seperti halnya model VAR merupakan sistem persamaan simultan, namun mengingat peubah yang bebas yang ada disemua persamaan sama maka estimasi dapat dilakukan dengan menerapkan metode *OLS* terhadap setiap persamaan.

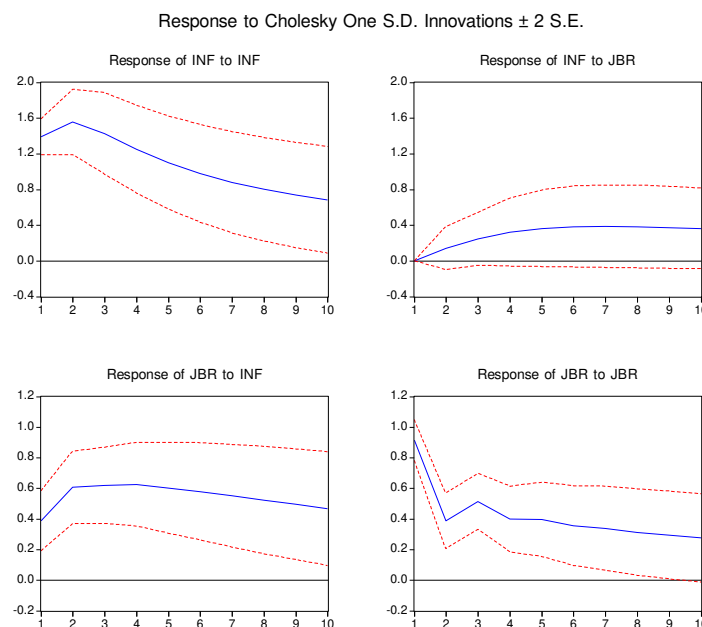
Jika peubah bebas yang ada di suatu persamaan berbeda dengan persamaan lainnya, persoalannya berubah menjadi *near VAR*. Pada kasus ini bisa digunakan estimasi parameter model dengan metode *SUR (Seemingly Unrelated Regression)*

Hal penting lainnya dalam estimasi model VAR (p) adalah penentu lag atau penentu dalam sistem VAR. Lag yang optimal diperlukan dalam rangka menangkap pengaruh dari setiap peubah terhadap peubah lain-nya dalam sistem VAR. Hasil estimasi dapat diinterpretasikan bahwa variabel INF secara signifikan dipengaruhi oleh seluruh variabel lag INF dan juga seluruh variabel lag JBR (Jakarta Interbank Offerate Rate). Demikian juga halnya untuk variabel JBR dimana seluruh variabel lag JBR dan variabel INF mempengaruhi JBR. Selanjutnya maka akan dilanjutkan dengan pengujian lag length seperti tabel berikut ini.

Dari hasil ini dapat diketahui bahwa semua tanda bintang berada pada lag 2. Hal ini menunjukkan bahwa lag optimal yang direkomendasikan eviews adalah lag 2. Maka akan dilanjutkan dengan metode berikutnya yaitu Impulse Response untuk mengukur shock antar variabel tersebut.

Impulse Response

Model VAR juga dapat digunakan untuk melihat dampak perubahan dari satu peubah dari sistem terhadap peubah lainnya dalam sistem secara dinamis. Caranya adalah dengan memberikan guncangan (*shock*) pada salah satu peubah endogen. Guncangan yang diberikan biasanya sebesar satu standar deviasi dari peubah tersebut (biasanya disebut *Innovation*).



Gambar 2
Impulse Response

Berdasarkan grafik di atas dapat diinterpretasikan sebagai berikut:

- a. Pada kuadran 1 menunjukkan perubahan variabe DINF dalam merespons adanya shock variabel DJBR. Respons INF terhadap perubahan JBR cukup besar atau jauh mendekati nol.
- b. Pada kuadran 3 menunjukkan perubahan variabel DINF dalam merespons adanya shock d JBR. Pada awal periode adanya shock pada DINF direspons positif oleh DJBR hingga periode ke-5. Setelah periode ke-3 respons DJBR terhadap shock DINF adalah negatif.

Forecast Error Decomposition Variance (FEDV)

Analisis FEDV dalam model VAR bertujuan untuk memprediksi kontribusi presentase varian setiap peubah karena adanya perubahan peubah tertentu dalam sistem VAR. Hasil varian decomposition dapat diinterpretasikan bahwa pada bulan pertama terjadinya guncangan variansi INF 100% disumbangkan oleh INF itu sendiri. Pada bulan kedua varian nilai prediksi INF 99,54% disumbangkan oleh INF dan hanya 0,46% variansi nilai prediksi INF dijelaskan oleh JBR. Demikian seterusnya pada bulan ke-10 terjadinya guncangan, variansi nilai prediksi INF 92,44% disebabkan oleh INF dan hanya 7,56% yang dijelaskan oleh JBR.

Uji Kausalitas

Persamaan regresi yang dibangun lebih memusatkan perhatian pada hubungan satu arah. Dalam kenyataannya, prilaku peubah ekonomi tidak hanya mempunyai hubungan satu arah, tetapi juga menunjukkan hubungan dua arah yang dikenal dengan konsep kausalitas.

Tabel 2
Uji Kausalitas Periode Januari 2005 s/d Desember 2012

Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 07/22/13 Time: 00:31			
Sample: 2005:01 2012:12			
Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability
JBR does not Granger Cause INF	94	1.40172	0.25155
INF does not Granger Cause JBR		8.93532	0.00029

Dari tabel Granger Causality dapat diinterpretasikan bahwa terdapat hubungan yang signifikan antar JBR dan INF begitu juga hubungan antara INF terhadap JBR yang disebut timbal balik atau sebab akibat, dengan nilai F-Statistic = 1,40172 > $\alpha = 0,25155$, untuk hubungan JBR terhadap INF. Sedangaka hubungan INF terhadap JBR F-Statistic = 8,93532 > 0,00029, artinya terdapat suatu hubungan yang saling mempengaruhi atau hubungan sebab akibat.

4.9. Peramalan dengan Metode VAR

Salah satu penggunaan model VAR adalah untuk proyeksi atau peramalan (*forecasting*), khususnya untuk proyeksi atau peramalan jangka pendek (*short term forecast*). Sebelum untuk peramalan biasanya digunakan simulasi untuk mencocokkan data aktual dengan nilai *fited value*-nya.

Tabel 3
Hasil Prediksi Model VAR Pada Tahun 2013 dalam Bentuk Persentase(%)

Bulan	INF	JBR
Januari	4,91	6,19

Pebruari	5,05	6,29
Maret	5,19	6,40
April	5,32	6,49
Mei	5,44	6,58
Juni	5,56	6,67
Juli	5,67	6,75
Agustus	5,78	6,82
September	5,87	6,89
Oktober	5,97	6,96
Nopember	6,05	7,02
Desember	6,14	7,08

KESIMPULAN

Dari hasil pembahasan diatas dapat disimpulkan bahwa metode ARIMA lebih efektif dari metode VAR Dalam memprediksi permintaan kredit di indonesia. Model ARIMA(1,1,0) adalah model yang terbaik untuk melakukan peramalan dengan tingkat kesalahan rata-rata peramalan cukup rendah dengan nilai 8,70 (RMSE) dibandingkan dengan model VAR.

1. Selain itu model VAR menggunakan beberapa tahap untuk melakukan peramalan seperti model VAR, Impulse Respons, Variance Decomposition yang akan dilakukan untuk memproyeksi permintaan kredit.
2. Dari hasil penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa metode ARIMA lebih efektif dan efisien dalam melakukan prediksi, dengan tahap atau metode yang digunakan cukup sederhana dengan hasil yang akurat deengan tingkat kesalahan yang cukup rendah dengan milai 8.70 (RMSE). Sedangkan dengan metode VAR untuk melakukan peramalan harus menggunakan beberapa tahap dalam memprediksi permintaan kredit, namun tidak ada ukuran tingkat kesalahan dalam metode VAR maka model yang terbaik untuk melakukan peramalan adalah model ARIMA.

DAFTAR PUSTAKA

- Makridakis, S. S. Wheelright., dan V.E. McGee.1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: Binarupa Aksara
- Bambang Juanda. Prof. Dr. Ir. M.S., dan Junaidi SE.M.Si.2012. *Ekonometrika Deret Waktu*. Bogor: PT Penerbit IPB Press
- R. Aritonang R, Lerbin. 2009. *Peramalan Bisnis*. Jakarta: Ghalia Indonesia
- Kasmir. 1998. *Bank dan Lembaga Keuangan Lainnya*. Jakarta: Rajawali Pers
- Utoro. 2012. *Efektivitas Penggunaan ARIMA dan VAR Dalam Melakukan Proyeksi Permintaan Uang Kartal di Indonesia*. Journal: Bank Indonesia
- Ajijja Sochrul R., Dyah W.Sari., Setianto Rahmat H., dan Primanti Martha R. 2011. *Cara Cerdas Menguasai Eviews*. Jakarta: Salemba Empat

Tabel
Correlogram Periode Januari 2005 s/d Desember 2012

Date: 07/21/13 Time: 23:52						
Sample: 2005:01 2012:12						
Included observations: 96						
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
. *****	. *****	1	0.687	0.687	46.710	0.000
. *****	. ***	2	0.675	0.385	92.304	0.000
. *****	. **	3	0.654	0.232	135.53	0.000
. *****	. *	4	0.627	0.132	175.70	0.000
. *****	. .	5	0.594	0.057	212.15	0.000
. *****	. *	6	0.630	0.182	253.69	0.000
. *****	. *	7	0.612	0.102	293.33	0.000
. *****	. .	8	0.570	-0.017	328.01	0.000
. *****	. *	9	0.526	-0.080	357.97	0.000
. *****	. *	10	0.490	-0.084	384.19	0.000
. *****	. .	11	0.465	-0.034	408.14	0.000
. ***	. .	12	0.451	-0.009	430.89	0.000
. ***	. .	13	0.422	-0.044	451.09	0.000
. ***	. .	14	0.396	-0.044	469.11	0.000
. ***	. .	15	0.380	0.002	485.92	0.000
. ***	. .	16	0.342	-0.020	499.67	0.000
. **	. .	17	0.307	-0.036	510.89	0.000
. **	. .	18	0.281	-0.036	520.42	0.000
. **	. .	19	0.253	-0.035	528.25	0.000
. **	. .	20	0.220	-0.038	534.27	0.000
. *	. .	21	0.188	-0.052	538.69	0.000
. *	. .	22	0.160	-0.043	541.94	0.000
. *	. .	23	0.133	-0.026	544.21	0.000
. *	. .	24	0.094	-0.047	545.37	0.000
. .	. .	25	0.062	-0.045	545.88	0.000
. .	. .	26	0.040	-0.020	546.10	0.000
. .	. .	27	0.024	0.014	546.18	0.000
. .	. .	28	-0.007	-0.007	546.18	0.000
. .	. .	29	-0.025	0.000	546.27	0.000
. *	. *	30	-0.070	-0.065	546.97	0.000
. *	. .	31	-0.102	-0.057	548.49	0.000
. *	. *	32	-0.144	-0.077	551.56	0.000
. *	. *	33	-0.174	-0.070	556.05	0.000
. **	. *	34	-0.202	-0.066	562.27	0.000
. **	. .	35	-0.220	-0.041	569.73	0.000
. **	. .	36	-0.229	0.018	577.93	0.000

Tabel
Model ARIMA (1,1,0) Periode Januari 2005 s/d Desember 2012

Dependent Variable: D(KREDIT)				
Method: Least Squares				
Date: 07/21/13 Time: 23:57				
Sample(adjusted): 2005:03 2012:12				
Included observations: 94 after adjusting endpoints				
Convergence achieved after 3 iterations				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.093678	0.326816	-0.286640	0.7750
AR(1)	-0.495926	0.089964	-5.512527	0.0000
R-squared	0.248292	Mean dependent var		-0.112670
Adjusted R-squared	0.240121	S.D. dependent var		5.437433
S.E. of regression	4.739866	Akaike info criterion		5.970942
Sum squared resid	2066.902	Schwarz criterion		6.025054
Log likelihood	-278.6343	F-statistic		30.38796
Durbin-Watson stat	2.317247	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	-.50			

Tabel
Model ARIMA (0,1,1) Periode Januari 2005 s/d Desember 2012

Dependent Variable: D(KREDIT)				
Method: Least Squares				
Date: 07/21/13 Time: 23:59				
Sample(adjusted): 2005:02 2012:12				
Included observations: 95 after adjusting endpoints				
Convergence achieved after 11 iterations				
Backcast: 2005:01				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.106684	0.113978	-0.936009	0.3517
MA(1)	-0.749362	0.066730	-11.22977	0.0000
R-squared	0.387857	Mean dependent var		-0.058358
Adjusted R-squared	0.381274	S.D. dependent var		5.434279
S.E. of regression	4.274555	Akaike info criterion		5.764065
Sum squared resid	1699.279	Schwarz criterion		5.817831
Log likelihood	-271.7931	F-statistic		58.92521
Durbin-Watson stat	2.076133	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted MA Roots	.75			

Tabel
Model ARIMA (1,1,1) Periode Januari 2005 s/d Desember 2012

Dependent Variable: D(KREDIT)				
Method: Least Squares				
Date: 07/22/13 Time: 00:01				
Sample(adjusted): 2005:03 2012:12				
Included observations: 94 after adjusting endpoints				
Convergence achieved after 15 iterations				
Backcast: 2005:02				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.114281	0.118167	-0.967109	0.3361
AR(1)	-0.072203	0.136389	-0.529390	0.5978
MA(1)	-0.722926	0.094926	-7.615656	0.0000
R-squared	0.389609	Mean dependent var		-0.112670
Adjusted R-squared	0.376194	S.D. dependent var		5.437433
S.E. of regression	4.294561	Akaike info criterion		5.783970
Sum squared resid	1678.336	Schwarz criterion		5.865139
Log likelihood	-268.8466	F-statistic		29.04236
Durbin-Watson stat	2.007728	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	-.07			
Inverted MA Roots	.72			

Tabel
Uji Akar-akar unit INF Periode Januari 2005 s/d Desember 2012 Differencing

Null Hypothesis: D(INF) has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-8.062559	0.0000
Test critical values:	1% level		-4.058619	
	5% level		-3.458326	
	10% level		-3.155161	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(INF,2)				
Method: Least Squares				
Date: 07/22/13 Time: 00:13				
Sample(adjusted): 2005:03 2012:12				
Included observations: 94 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(INF(-1))	-0.833228	0.103345	-8.062559	0.0000
C	0.076733	0.301049	0.254886	0.7994
@TREND(2005:01)	-0.002095	0.005420	-0.386559	0.7000
R-squared	0.416686	Mean dependent var		0.001702
Adjusted R-squared	0.403866	S.D. dependent var		1.844951
S.E. of regression	1.424482	Akaike info criterion		3.576888

Sum squared resid	184.6525	Schwarz criterion	3.658057
Log likelihood	-165.1137	F-statistic	32.50258
Durbin-Watson stat	1.956660	Prob(F-statistic)	0.000000

Tabel
Lag Length Periode Januari 2005 s/d Desember 2012

VAR Lag Order Selection Criteria						
Endogenous variables: INF JBR						
Exogenous variables: C						
Date: 07/22/13 Time: 00:25						
Sample: 2005:01 2012:12						
Included observations: 88						
Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-399.1909	NA	31.25639	9.117976	9.174279	9.140659
1	-273.8538	242.1286	1.983004	6.360314	6.529223	6.428363
2	-263.6291	19.28748	1.721739*	6.218844*	6.500359*	6.332259*
3	-261.0259	4.792307	1.778034	6.250589	6.644710	6.409370
4	-258.6628	4.242784	1.846834	6.287792	6.794520	6.491940
5	-257.2980	2.388474	1.963162	6.347682	6.967016	6.597196
6	-256.3182	1.670083	2.106282	6.416323	7.148263	6.711203
7	-255.7227	0.987947	2.281117	6.493698	7.338245	6.833945
8	-244.6949	17.79497*	1.950437	6.333974	7.291127	6.719587
* indicates lag order selected by the criterion						
LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)						
FPE: Final prediction error						
AIC: Akaike information criterion						
SC: Schwarz information criterion						
HQ: Hannan-Quinn information criterion						