

Prediksi Batas Atas Jumlah Harian Kasus Positif COVID-19 DKI Jakarta dengan Model Vector Error Correction (VEC)

Aldi Febiansyah¹, Aniq Atiqi Rohmawati², Dr. Didit Adytia³

^{1,2,3} Universitas Telkom, Bandung

¹aldifebiansyah@students.telkomuniversity.ac.id, ²aniqatiqi@telkomuniversity.ac.id,

³adytia@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Corona virus atau Covid-19 merupakan virus yang menginfeksi bagian pernapasan pada manusia, beberapa daerah di Indonesia memiliki angka penyebaran yang cukup tinggi dalam waktu yang singkat. DKI Jakarta merupakan salah satu daerah di Indonesia yang memiliki angka penyebaran tinggi. Prediksi dilakukan untuk mengetahui jumlah kasus baru yang akan muncul untuk menghindari lonjakan yang signifikan. Pada Tugas Akhir ini dilakukan prediksi batas atas kasus Covid-19 menggunakan metode *Vector Error Correction* (VEC) untuk memprediksi kasus aktif dengan melibatkan angka kasus baru Covid-19 di DKI Jakarta. VEC merupakan model multivariat time series yang memiliki hubungan kointegrasi dan stationer. Adapun data yang digunakan adalah data banyaknya kasus baru dan total kasus aktif Covid-19 setiap hari periode Mei hingga Desember 2020 di DKI Jakarta. Didapatkan hasil prediksi batas atas dan perhitungan MAPE, pada VECM(7) 90:10 didapatkan nilai MAPE sebesar 1.87 yang berarti lebih akurat dibandingkan VECM(3) 80:20 dan VECM(3) 95:5 yang mendapatkan 2.25 dan 2.17.

Kata kunci : Covid-19, prediksi batas atas, VEC, DKI Jakarta, multivariat time series

Abstract

Corona virus or Covid-19 is a virus that infects the respiratory tract in humans, some areas in Indonesia have a fairly high rate of spread in a short time. DKI Jakarta is one of the regions in Indonesia that has a high distribution rate. Predictions are made to find out the number of new cases that will appear to avoid a significant spike. In this final project, the prediction of the upper limit of Covid-19 cases was carried out using the *Vector Error Correction* (VEC) method to predict active cases involving the number of new Covid-19 cases in DKI Jakarta. VEC is a multivariate time series model that has a cointegration and stationary relationship. The data used is data on the number of new cases and total active cases of Covid-19 every day from May to December 2020 in DKI Jakarta. The results of the upper limit prediction and MAPE calculation are obtained, in VECM(7) 90:10 the MAPE value is 1.87 which means it is more accurate than VECM(3) 80:20 and VECM(3) 95:5 which gets 2.25 and 2.17.

Keywords: Covid-19, upper limit prediction, VEC, DKI Jakarta, multivariate time series

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Pada tanggal 31 Desember 2019, WHO sebagai lembaga kesehatan dunia mengumumkan terjadi kasus pneumonia awal yang tidak diketahui penyebabnya terjadi di kota Wuhan, provinsi Hubei, Cina. Pneumonia tersebut dikenal sebagai *Coronaviruses* atau Covid-19. Hingga akhir Januari 2020 WHO baru menetapkan bahwa Covid-19 merupakan *Public Health Emergency of International Concern* (PHEIC). Covid-19 merupakan virus yang menyerang bagian pernapasan pada manusia. Penyebaran Covid-19 tergolong cepat karena penyebaran dapat dilakukan melalui udara. Di Indonesia angka penyebaran Covid-19 tergolong tinggi. Berdasarkan web kawalcovid19.id Covid-19 pertama kali masuk ke Indonesia pada tanggal 2 Maret 2020 yang diawali oleh dua kasus. Dari data yang ada hingga 31 Maret 2020 mencapai 1.528 kasus yang terjangkit Covid-19. Hal ini menunjukkan tingginya penyebaran Covid-19 di Indonesia.

Menurut web covid19.go.id, DKI Jakarta menempati posisi pertama untuk tingginya penyebaran Covid-19 di Indonesia. Pada tanggal 19 November 2020 DKI Jakarta mencapai 122 ribu kasus dengan angka kematian mencapai 2.464 orang dan kesembuhan mencapai 112 ribu orang. Terhitung hingga tanggal 19 November 2020 angka kasus tertinggi mencapai 1.359 kasus dalam sehari Pada tanggal 03 September 2020. Oleh karena itu, pemerintah perlu melakukan prediksi untuk mengetahui lonjakan lonjakan kedepannya.

Melakukan prediksi dengan metode forecasting merupakan salah satu cara untuk melakukan prediksi, tujuan dari forecasting adalah untuk memprediksi keadaan dimasa mendatang dengan menemukan dan mengukur beberapa variable bebas yang penting beserta pengaruhnya terhadap variable tak bebas yang diamati [1]. Salah satu metode forecasting adalah metode *Vector Error Correction*(VEC). VEC merupakan *Vector Autoregressive* (VAR) yang dirancang untuk digunakan pada data nonstasioner yang diketahui memiliki hubungan kointegrasi. VEC dapat digunakan untuk memprediksi kasus baru Covid-19 dengan menggunakan data kasus baru Covid-19.

Data kasus aktif Covid-19 sebagai data yang berkaitan dengan data kasus baru Covid-19 dapat digunakan untuk membantu memprediksi kasus baru Covid-19 akan naik atau tidak pada acuan kasus baru setiap harinya. Sebelumnya telah dilakukan penelitian Covid-19 dengan judul “Prediksi Kasus Covid-19 Di Indonesia Menggunakan Metode Backpropagation Dan Fuzzy Tsukamoto” yang menghasilkan model penambahan kasus Covid-19 di Indonesia dengan melakukan 1 kali percobaan aksitektur jaringan dengan hasil MSE sebesar 1.632337 pada data yang sudah dinormalisasikan [2]. Selain itu terdapat juga penelitian dengan judul “Penerapan Deep Learning untuk Prediksi Kasus aktif Covid-19” dengan menggunakan metode Deep Learning (DL) didapatkan hasil prediksi kasus aktif Covid-19 dengan MSE sebesar 0.032 dan akurasi sebesar 81.333% [3]. Terdapat juga penelitian dengan judul “Perbandingan Metode Single Exponential Smoothing dan Metode Holt untuk Prediksi Kasus COVID-19 di Indonesia” dengan hasil yang didapat berupa akurasi MAPE pada metode Single Exponential Smoothing sebesar 9 dengan hasil prediksi yang berdekatan dengan data aslinya sehingga kurang sesuai digunakan untuk peramalan Covid-19, sedangkan pada metode Holt memiliki MAPE sebesar 6357 dan hasil prediksi tidak berdekatan dengan data aslinya [4]. Berdasarkan penelitian yang ada, pada Tugas Akhir ini dilakukan prediksi batas atas kasus aktif Covid-19 di Jakarta menggunakan metode VEC.

Topik dan Batasannya

Topik dalam Tugas Akhir ini adalah memprediksi batas atas kasus aktif dengan melibatkan kasus positif Covid-19 di DKI Jakarta. Data yang digunakan berupa data Covid-19 DKI Jakarta yang didapat dari kawalCovid19.id. Adapun batasan berupa data yang dipakai harus stasioner dan memiliki kointegrasi.

Tujuan

Tujuan dari Tugas Akhir ini adalah untuk memodelkan dan mengestimasi batas atas kasus aktif Covid-19 di DKI Jakarta menggunakan VEC dengan melibatkan kasus baru.

2. Studi Terkait

Covid-19

World Health Organization (WHO) menjelaskan bahwa *Coronaviruses* (Cov) adalah sistem pernafasan yang terinfeksi oleh virus. Infeksi virus ini disebut Covid-19. Virus ini menyebabkan penyakit flu biasa sampai penyakit yang lebih parah seperti Sindrom Pernafasan Timus Tengah (MERS-CoV) dan Sindrom Pernafasan Akut Parah (SARS-CoV). Berdasarkan Kementerian Kesehatan Indonesia, perkembangan kasus virus ini berawal di Wuhan pada tanggal 30 Desember 2019. Penyebarannya sangat cepat bahkan sampai ke beberapa negara. Penyebaran virus corona ini telah meluas ke berbagai daerah yang ada di Indonesia. Covid-19 dilaporkan pertama kali masuk ke Indonesia pada awal bulan Maret 2020 dengan jumlah awal yaitu 2 kasus. Kemudian hingga akhir bulan Maret kasusnya meningkat di angka 1.528 kasus yang terjangkit Covid-19 [5].

Virus ini menyerang paru-paru melalui media penularan berupa droplet yang berasal dari penderita. Virus yang berasal dari penderita tersebut kemudian masuk melalui mulut, hidung atau mata yang kemudian masuk menyerang paru-paru. Masa inkubasi virus tersebut di dalam tubuh penderita yaitu selama 14 hari, dengan beberapa gejala seperti demam, batuk, lendir di tenggorokan, sakit kepala dan berujung pada sesak napas. Gejala-gejala tersebut jika dibiarkan dapat mengakibatkan kematian [6].

WHO saat ini telah menetapkan status darurat di tengah meningkatnya jumlah korban tewas akibat virus Corona yang menyerang sistem pernafasan. WHO memberikan panduan untuk mencegah penularan virus yaitu dengan cara menjaga kebersihan, menjaga interaksi sosial dan atau melakukan lockdown wilayah. Dalam hal ini Presiden Republik Indonesia Joko Widodo mengeluarkan kebijakan melalui himbuan yang dikeluarkan oleh WHO, untuk melakukan upaya mencegah penyebaran virus, salah satunya dengan menerapkan Sosial Distancing atau kini diubah istilahnya menjadi Physical Distancing. Sosial Distancing atau Physical Distancing merupakan upaya menjaga jarak sosial. Kondisi itu menyebabkan kita dihimbau untuk bekerja dari rumah, belajar dari rumah, dan ibadah dari rumah [7].

Vector Error Correction (VEC)

Model *Vector Error Correction* (VEC) pertama kali dipopulerkan oleh Engle dan Granger untuk mengkoreksi ketidakseimbangan (disequilibrium) jangka pendek terhadap jangka panjangnya. *Vector Error Correction* (VEC) merupakan *Vector Autoregressive* (VAR) yang dirancang untuk digunakan pada data nonstasioner yang diketahui memiliki hubungan kointegrasi. Adanya kointegrasi pada model VEC membuat model VEC disebut sebagai VAR yang terestriksi. Asumsi yang harus dipenuhi dalam analisis VEC adalah semua variabel harus bersifat stasioner pada orde/derajat yang sama. Hal ini ditandai dengan semua yang tersisa bersifat

white noise, yaitu memiliki rata-rata nol, varians konstan dan diantara variabel dependen tidak ada korelasi. Uji kestasioneran data dapat dilakukan melalui pengujian terhadap ada tidaknya unit root dalam variabel dengan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Keberadaan kointegrasi atau hubungan jangka panjang didalam model juga harus dipertimbangkan. Pendeteksian keberadaan kointegrasi ini dapat dilakukan dengan metode Johansen atau Engel-Granger. Jika variabel-variabel tidak terkointegrasi, maka dapat diterapkan VAR standar yang hasilnya akan identik dengan *Ordinary Least Square* (OLS). Akan tetapi jika pengujian membuktikan terdapat vektor kointegrasi, maka dapat diterapkan VEC. Karena ada hubungan kointegrasi dalam model VEC, ketika ada rentang besar fluktuasi dinamis endogen jangka pendek, model VEC dapat membatasi perilaku fluktuasi jangka panjangnya hubungan kointegrasi. Bentuk umum model VEC dengan panjang lag (p) dua variabel adalah sebagai berikut [8]:

$$\Delta y_t = \alpha e_{t-1} + \beta_1 \Delta y_{t-1} + \delta_1 \Delta x_{t-1} + \beta_2 \Delta y_{t-2} + \delta_2 \Delta x_{t-2} + \dots + \beta_p \Delta y_{t-p} + \delta_p \Delta x_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

dimana : $e_{t-1} = X_{t-1} - (\omega + \varphi Y_{t-1})$

Keterangan:

Δy_t = vektor diferensi, yang diperoleh dari $Y_t - Y_{(t-1)}$ variabel dependen pada saat t
 e_{t-1} = error yang diperoleh dari persamaan regresi antara Y dan X pada lag ke-1
 ε_t = vektor residual pada saat t
 α = matriks koefisien kointegrasi
 β_i = matriks koefisien variabel dependen ke-i, dimana $i = 1, 2, \dots, p$
 δ_i = matriks koefisien variabel dependen ke-i, dimana $i = 1, 2, \dots, p$
 ω = konstanta regresi
 φ = koefisien regresi

Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) merupakan salah satu uji yang paling sering digunakan dalam pengujian stasioneritas data yakni dengan melihat apakah terdapat akar unit di dalam model atau tidak. Uji ADF dapat dilakukan dengan tahap pengujian hipotesis sebagai berikut:

H_0 : data tidak stasioner

H_1 : data stasioner

Kriteria uji:

H_0 ditolak jika $P\text{-value} < \alpha$, sehingga data stasioner [9], dengan statistik uji sebagai berikut [10]:

$$\Delta Y_t = \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta Y_{t-1+i} + \varepsilon_t \quad (2)$$

Keterangan:

Y_t = variabel yang diamati pada saat t
 ΔY_t = $Y_t - Y_{t-1}$
 β_i = matriks koefisien variabel dependen ke-i
 γ = matriks koefisien
 ε_t = vektor residual

Dalam uji ADF bila dihasilkan kesimpulan bahwa data tidak stasioner, maka diperlukan langkah untuk membuat data menjadi stasioner melalui proses diferensi data. Uji stasioner data melalui proses diferensi ini disebut uji derajat integritas (d). Formulasi uji derajat dari ADF sebagai berikut :

$$\Delta^d Y_t = \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta^d Y_{t-1+i} + \varepsilon_t \quad (3)$$

Pemilihan Lag Order

Seperti halnya dalam penggunaan model VAR, pengukuran lag optimal bertujuan untuk memastikan bahwa model dapat menjelaskan secara dinamis dan menyeluruh dan efisien. Dalam menentukan lag optimal tidak boleh terlalu pendek atau terlalu panjang. Panjang lag yang terlalu pendek berdampak pada ketidakmampuan model dalam menjelaskan dinamisasi model dengan menyeluruh. Sebaliknya lag yang terlalu panjang menjadikan pengukuran model menjadi tidak efisien [11].

Akaike Information Criterion (AIC)

Uji Kelayakan AIC (*Akaike Information Criterion*) Pemodelan statistik yang melakukan perbandingan terhadap beberapa model, biasanya diikuti dengan uji kebaikan model. Hal ini dilakukan untuk memastikan salah satu model yang terbaik. Beberapa uji kebaikan seperti uji uji kolmogorov smirnov, MSE (*Mean Square Error*) dan nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) telah digunakan untuk perbandingan ini. Nilai AIC

tergantung kepada nilai log like-lihood suatu fungsi kepadatan peluang, nilai AIC yang terkenal dapat dijadikan sebagai pedoman untuk menentukan metode yang terbaik dalam mengestimasi parameter. Nilai AIC dapat ditentukan dengan formula [12]:

$$AIC = -2l + 2p \quad (4)$$

l adalah log likelihood dan p menunjukkan banyaknya parameter. Nilai lag p dipilih sebagai nilai p yang meminimumkan kriteria informasi dalam interval $1, \dots, p_{max}$ yang diamati. Lag yang optimum didasarkan atas nilai AIC yang paling kecil [13].

Uji Kointegrasi

Kointegrasi digunakan untuk mengetahui hubungan keseimbangan dalam jangka panjang [14]. Kedua variabel bisa kointegrasi apabila mereka memiliki hubungan jangka panjang. Kointegrasi sendiri memiliki arti walaupun masing-masing variabel tidak stasioner tetapi memiliki kombinasi linier yang stasioner. Model persamaan jangka panjang dibentuk dari variabel-variabel yang tidak stasioner sehingga sering kali disebut regresi lancung. Kombinasi linier pada VECM dinyatakan dengan variabel error e_{t-1} [15]. Metode yang digunakan untuk uji kointegrasi adalah uji Johansen. Uji Johansen membandingkan nilai trace statistik dengan nilai kritis pada tingkat keyakinan 5% maupun 1% [16]. Menguji jumlah hubungan kointegrasi dengan trace test, yaitu uji untuk mengukur jumlah vektor kointegrasi dalam data time series dengan menggunakan pengujian rank matriks kointegrasi dinyatakan [14]:

H_0 : terdapat r persamaan kointegrasi, terdapat 1 atau 2 rank

H_1 : tidak terdapat r persamaan kointegrasi, rank yang didapat 0

Kriteria Uji:

H_0 diterima jika statistik uji trace lebih kecil dari nilai kritis pada saat α , dengan statistik uji sebagai berikut:

$$\lambda_{trace}(r) = -T \sum_{i=r+1}^n \ln(1 - \lambda_i) \quad (5)$$

Uji Kausalitas

Kausalitas adalah hubungan dua arah. Uji ini dilakukan untuk melihat ada atau tidaknya hubungan timbal balik setiap variable [17]. Sehingga dapat diketahui kedua variable tersebut secara statistik apakah mempunyai dua arah, memiliki hubungan searah atau sama sekali tidak ada hubungan (tidak saling mempengaruhi). Jika hubungan variabel memiliki satu arah maka hanya satu variabel yang dapat digunakan sebagai variabel untuk prediksi, sedangkan jika memiliki hubungan dua arah maka keduanya dapat dijadikan variabel untuk prediksi [18]. Formulasi uji Granger sebagai berikut [19]:

H_0 : Tidak ada hubungan kausalitas Granger

H_1 : Terdapat hubungan kausalitas Granger

Kriteria uji:

H_0 ditolak jika p value statistik lebih kecil dari taraf signifikan $\alpha = 5\%$ [13], dengan statistik uji sebagai berikut:

$$X_t = \sum_{i=1}^m a_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^n b_j Y_{t-j} - \mu_t \quad (6)$$

$$Y_t = \sum_{i=1}^m b_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^n d_j Y_{t-j} - v_t \quad (7)$$

Keterangan:

μ_t dan v_t = error terms yang diasumsikan tidak mengandung korelasi serial

Confidence Interval

Confidence Interval (CI) ditentukan oleh posisi titik ujungnya, yang disebut atas (upper) dan batas (lower) limit interval. CI akan menggabungkan distribusi dari batas-batas interval untuk setiap nilai parameter yang mungkin [20]. Dengan rumus sebagai berikut [21]:

$$CI = \bar{x} \pm z \frac{s}{\sqrt{n}} \quad (8)$$

Keterangan:

\bar{x} = sampel rata-rata

z = nilai confidence level

s = sampel standar deviasi

n = ukuran sampel

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE dihitung dengan menggunakan kesalahan absolute pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode itu. Kemudian merata-rata presentase kesalahan absolut tersebut. Pendekatan ini berguna ketika ukuran atau besar variabel ramalan itu penting dalam mengevaluasi ketepatan ramalan. MAPE mengindikasikan seberapa besar kesalahan dalam peramalan yang dibandingkan nilai aktual [22].

3. Sistem yang Dibangun

Pada bab ini dirancang sebuah sistem dengan menggunakan metode VEC dengan data yang diinputkan berupa data kasus baru dan data angka kasus aktif Covid-19 yang akan digunakan sebagai data dalam pengerjaan TA ini.

Flowchart

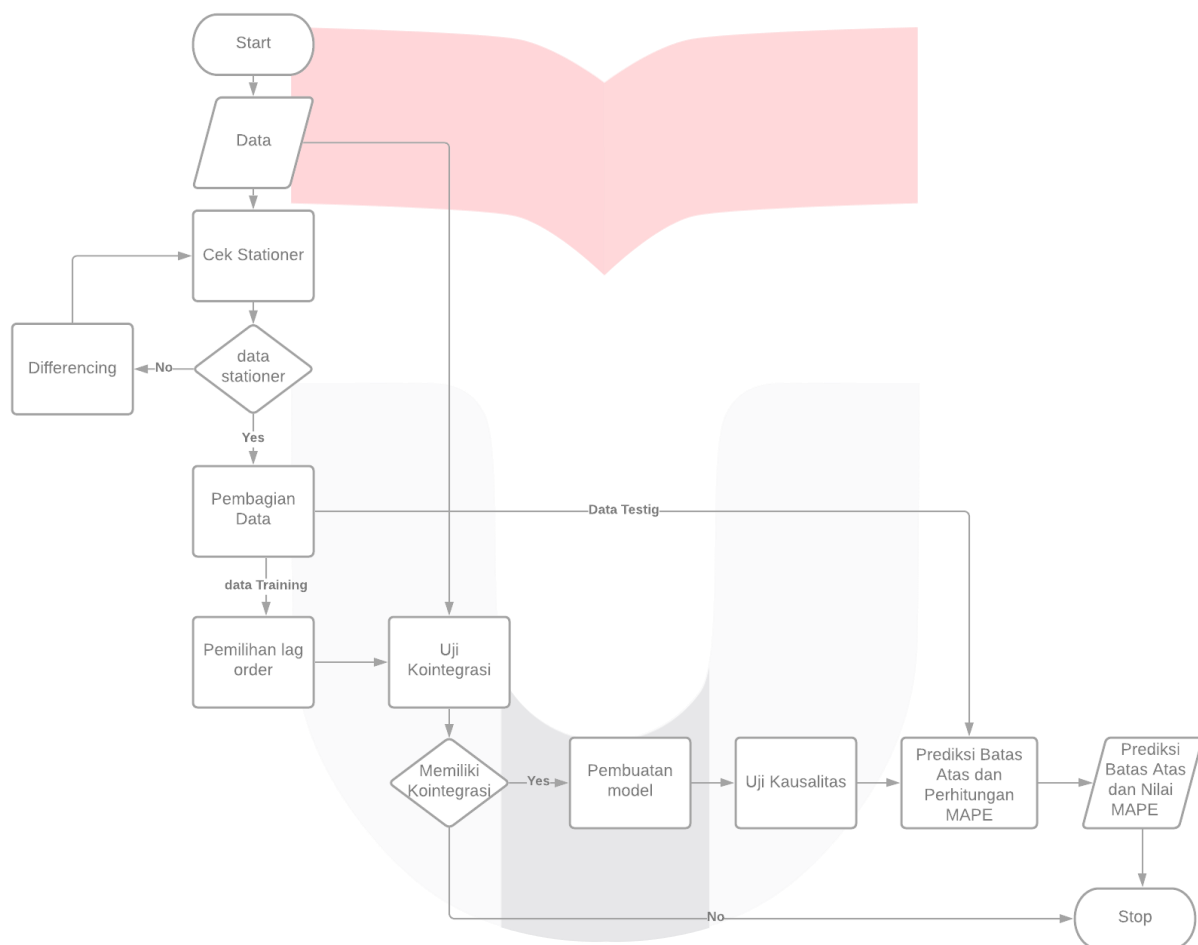


Figure 1 Flowchart Sistem yang Dibuat

1. Pengumpulan data, data yang digunakan adalah data banyaknya kasus baru dan total kasus aktif Covid-19 setiap hari periode Mei hingga Desember 2020 di DKI Jakarta.
2. Melakukan uji stationer menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk memeriksa data telah stationer atau tidak. Jika data tidak stationer maka dilakukan diferensi data, apabila telah stationer maka dilanjutkan ke uji selanjutnya.
3. Selanjutnya dilakukan pembagian data dengan 3 skenario. Pembagian data pertama dengan perbandingan data training dan data testing sebesar 90:10, data kedua perbandingannya 80:20 dan data ketiga perbandingannya 95:5.
4. Pemilihan lag order menggunakan parameter AIC, dipilih lag berdasarkan nilai AIC paling optimum atau kecil.

5. Uji kointegrasi menggunakan uji Johansen. Berdasarkan uji Johansen nanti akan didapatkan hasil rank apakah data memiliki kointegrasi atau tidak. Jika data tidak memiliki kointegrasi maka tidak dapat dilakukan pembuatan model.
6. Pembuatan model, pembuatan model didasarkan pada lag dan rank yang terpilih berdasarkan AIC dan uji Johansen yang telah didapatkan sebelumnya.
7. Uji kausalitas menggunakan metode Granger, pada uji ini dilakukan untuk mengidentifikasi hubungan dua arah dari dua data yang dilibatkan, yaitu apakah banyaknya kasus baru mempengaruhi total kasus aktif dan sebaliknya.
8. Prediksi batas atas pada Tugas Akhir ini menggunakan metode Confidence Interval (CI). Hasil MAPE digunakan sebagai ukuran kebaikan prediksi dengan model VEC.

4. Evaluasi

Hasil Pengujian

Pada bagian ini akan dijelaskan hasil pengujian dan analisis hasil pengujian sesuai dengan tujuan dari Tugas Akhir ini yang telah disampaikan pada bagian pendahuluan. Tahap pertama dilakukan pengecekan korelasi, dengan hasil korelasi sebesar 0.886 yang berarti kedua data tersebut memiliki korelasi positif searah. Selanjutnya dilakukan pengujian stasioner menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF).

Uji Stationer

Pada Tugas Akhir ini digunakan uji ADF dengan tingkat kepercayaan sebesar 95% untuk mengecek kestasioneran data, berikut merupakan hasil yang didapat dari uji ADF ini:

Table 1 Hasil Uji ADF

Data	<i>P – value</i>
Kasus Baru	0.9891
Kasus aktif	0.8355

Berdasarkan hipotesis ADF, jika $P - value < \alpha$ atau 0,05 maka data stasioner. Sedangkan pada Table 1 hasil yang didapat $P - value > \alpha$ atau 0,05 sehingga perlu dilakukan transformasi nilai dengan menggunakan diferensi data. Setelah melakukan diferensi data, dilakukan pengecekan kembali dengan menggunakan uji ADF dengan hasil sebagai berikut:

Table 2 Hasil Uji ADF setelah Diferensi

Data	<i>P – value</i>
Kasus Baru	$1.094e^{-07}$
Kasus aktif	0.0024

Pada Table 2 telah didapatkan hasil bahwa $P - value < \alpha$ atau 0,05, berdasarkan hipotesis ADF maka H_1 diterima sehingga data stasioner.

Pembagian Data

Setelah data stasioner maka dilakukan pembagian data dengan tiga skenario. Skenario pertama dengan komposisi 90:10, skenario kedua komposisi 80:20 dan skenario ketiga komposisi 95:5. Dengan dilakukan pembagian menggunakan tiga skenario akan dibandingkan hasil dan model yang didapatkan oleh setiap skenario sehingga didapatkan hasil dan model terbaik. Data training akan digunakan untuk pemilihan lag order, uji kointegrasi pembuatan model dan uji kausalitas, sedangkan data testing digunakan untuk peramalan dan perhitungan MAPE.

Pemilihan Lag Order

Pemilihan lag order dilakukan untuk mengetahui lag terbaik yang akan digunakan dalam pembuatan model. Pemilihan lag order mempertimbangkan nilai AIC terkecil dikarenakan nilai AIC terkecil akan mendapatkan nilai lag paling optimum, berikut hasil dari cek lag order dengan maksimum lag sebanyak 10 lag:

Table 3 Hasil Lag Order berdasarkan AIC

	AIC 90:10	AIC 80:20	AIC 95:5
0	20.54	20.46	20.65
1	20.34	20.17	20.44
2	20.25	20.09	20.34
3	20.20	20.03	20.30
4	20.23	20.06	20.33
5	20.19	20.06	20.32
6	20.21	20.07	20.34
7	20.18	20.07	20.31
8	20.19	20.08	20.33
9	20.20	20.10	20.34
10	20.21	20.08	30.36

Pada Table 3 didapatkan nilai AIC optimum untuk skenario pertama berada pada lag ketujuh, sedangkan pada skenario kedua dan ketiga didapatkan nilai AIC optimum pada lag ketiga, dikarenakan terdapat hasil lag yang berbeda maka untuk uji selanjutnya mengestimasi VECM(3) dan VECM(7).

Uji Kointegrasi

Uji kointegrasi merupakan syarat dibuatnya model VEC. Kointegrasi merupakan variabel error e_{t-1} yang terdapat dalam model VEC. Uji kointegrasi dilakukan dengan menggunakan uji Johansen. Data yang digunakan dalam metode ini adalah data sebelum diferensi. Metode yang digunakan dalam uji Johansen ini adalah metode trace dengan nilai signifikan 0.05. Hasil yang didapat dari uji Johansen:

Table 4 Hasil Uji Johansen pada VECM(3)

r_0	r_1	Test Statistic	Critical Value
0	2	15.65	15.49
1	2	0.02889	3.841

Table 5 Hasil Uji Johansen pada VECM(7)

r_0	r_1	Test Statistic	Critical Value
0	2	18.44	15.49
1	2	0.9091	3.841

Berdasar pada hipotesis Johansen, masih terdapat satu persamaan kointegrasi pada Table 4 dan Table 5. Pada baris pertama nilai *test statistic* masih lebih besar dibandingkan nilai *critical value* sehingga H_0 diterima, dikarenakan masing-masing VECM memiliki kointegrasi maka dapat dilakukan pembuatan model.

Pembuatan Model

Misalkan $X(t)$ adalah kasus baru pada saat t dan $Y(t)$ adalah kasus aktif, berikut ini merupakan estimasi parameter model dan bentuk model VEC berdasarkan kedua dataset tersebut.

Table 6 Estimasi Parameter VECM(3) Kasus aktif 80:20

	coef	P> z
L1.Kasus aktif	-0.81	0.000*
L1.KasusBaru	0.13	0.798
L2.Kasus aktif	-0.65	0.000*
L2.KasusBaru	0.20	0.538
L3.Kasus aktif	-0.33	0.000*
L3.KasusBaru	0.28	0.076
Ec1	0.0011	0.927
Beta.1	1	0.000
Beta.2	-49.86	0.000

Table 7 Estimasi Parameter VECM(3) Kasus Baru 80:20

	coef	P> z
L1.Kasus aktif	-0.04	0.341
L1.KasusBaru	1.14	0.000*
L2.Kasus aktif	-0.04	0.351
L2.KasusBaru	0.48	0.002*
L3.Kasus aktif	-0.02	0.613
L3.KasusBaru	0.20	0.010*
Ec1	-0.0585	0.047
Beta.1	1	0.000
Beta.2	-46.86	0.000

Bentuk persamaan estimasi parameter dalam model VECM(3) 80:20 adalah sebagai berikut:

$$\Delta y_t = 0.0011(X_{t-1} - 1 + 49.86Y_{t-1}) - 0.81\Delta y_{t-1} + 0.13\Delta x_{t-1} - 0.65\Delta y_{t-2} + 0.20\Delta x_{t-2} - 0.33\Delta y_{t-3} + 0.28\Delta x_{t-3} + \varepsilon_t$$

$$\Delta x_t = -0.0585(X_{t-1} - 1 + 49.86Y_{t-1}) - 0.04\Delta y_{t-1} + 1.14\Delta x_{t-1} - 0.04\Delta y_{t-2} + 0.48\Delta x_{t-2} - 0.02\Delta y_{t-3} + 0.20\Delta x_{t-3} + \varepsilon_t$$

Table 8 Estimasi Parameter VECM(3) Kasus aktif 95:5

	coef	P> z
L1.Kasus aktif	-0.80	0.000*
L1.KasusBaru	-0.15	0.699
L2.Kasus aktif	-0.62	0.000*
L2.KasusBaru	0.11	0.648
L3.Kasus aktif	-0.30	0.000*
L3.KasusBaru	0.10	0.112
Ec1	-0.0094	-0.035
Beta.1	1	0.000
Beta.2	-36.16	0.000

Table 9 Estimasi Parameter VECM(3) Kasus Baru 95:5

	coef	P> z
L1.Kasus aktif	-0.04	0.343
L1.KasusBaru	0.79	0.000*
L2.Kasus aktif	-0.03	0.570
L2.KasusBaru	0.32	0.029*
L3.Kasus aktif	-0.01	0.808
L3.KasusBaru	0.12	0.109
Ec1	0.0657	0.000
Beta.1	1	0.000
Beta.2	-36.16	0.000

Bentuk persamaan estimasi parameter dalam model VECM(3) 95:5 adalah sebagai berikut:

$$\Delta y_t = -0.0094(X_{t-1} - 1 + 36.16Y_{t-1}) - 0.80\Delta y_{t-1} - 0.15\Delta x_{t-1} - 0.62\Delta y_{t-2} + 0.11\Delta x_{t-2} - 0.30\Delta y_{t-3} + 0.10\Delta x_{t-3} + \varepsilon_t$$

$$\Delta x_t = 0.0657(X_{t-1} - 1 + 36.16Y_{t-1}) - 0.04\Delta y_{t-1} + 0.79\Delta x_{t-1} - 0.03\Delta y_{t-2} + 0.32\Delta x_{t-2} - 0.01\Delta y_{t-3} + 0.12\Delta x_{t-3} + \varepsilon_t$$

Table 10 Estimasi Parameter VECM(7) 90:10 Kasus aktif

	coef	P> z
L1.Kasus aktif	-0.81	0.000*
L1.KasusBaru	-1.88	0.069
L2.Kasus aktif	-0.66	0.000*
L2.KasusBaru	-1.46	0.110
L3.Kasus aktif	-0.33	0.004*
L3.KasusBaru	-1.25	0.105
L4.Kasus aktif	-0.14	0.242
L4.KasusBaru	-1.22	0.047
L5.Kasus aktif	-0.13	0.253
L5.KasusBaru	-1.03	0.022
L6.Kasus aktif	-0.25	0.021*
L6.KasusBaru	-0.63	0.023
L7.Kasus aktif	-0.32	0.000*
L7.KasusBaru	-0.11	0.426
Ec1	-0.0688	0.050
Beta.1	1	0.000
Beta.2	-31.63	0.000

Table 11 Estimasi Parameter VECM(7) 90:10 Kasus Baru

	coef	P> z
L1.Kasus aktif	-0.08	0.086
L1.KasusBaru	0.61	0.273
L2.Kasus aktif	-0.07	0.232

L2.KasusBaru	0.17	0.733
L3.Kasus aktif	0.01	0.929
L3.KasusBaru	-0.13	0.750
L4 Kasus aktif	-0.01	0.882
L4.KasusBaru	-0.33	0.307
L5.Kasus aktif	0.002	0.972
L5.KasusBaru	-0.46	0.053
L6.Kasus aktif	-0.09	0.099
L6.KasusBaru	-0.43	0.003*
L7.Kasus aktif	-0.16	0.000
L7.KasusBaru	-0.16	0.029*
Ec1	-0.0692	0.032
Beta.1	1	0.000
Beta.2	-31.63	0.000

Bentuk persamaan dalam model VECM(7) 90:10 adalah sebagai berikut:

$$\Delta y_t = -0.0688(X_{t-1} - 1 + 31.63Y_{t-1}) - 0.81\Delta y_{t-1} - 1.88\Delta x_{t-1} - 0.66\Delta y_{t-2} - 1.46\Delta x_{t-2} - 0.33\Delta y_{t-3} - 1.25\Delta x_{t-3} - 0.14\Delta y_{t-4} - 1.22\Delta x_{t-4} - 0.13\Delta y_{t-5} - 1.03\Delta x_{t-5} - 0.25\Delta y_{t-6} - 0.63\Delta x_{t-6} - 0.32\Delta y_{t-7} - 0.11\Delta x_{t-7} + \varepsilon_t$$

$$\Delta x_t = 0.0692(X_{t-1} - 1 + 31.63Y_{t-1}) - 0.08\Delta y_{t-1} + 0.61\Delta x_{t-1} - 0.07\Delta y_{t-2} + 0.17\Delta x_{t-2} + 0.01\Delta y_{t-3} - 0.13\Delta x_{t-3} - 0.01\Delta y_{t-4} - 0.33\Delta x_{t-4} + 0.002\Delta y_{t-5} - 0.46\Delta x_{t-5} - 0.09\Delta y_{t-6} - 0.43\Delta x_{t-6} - 0.16\Delta y_{t-7} - 0.16\Delta x_{t-7} + \varepsilon_t$$

Pembuatan model disini memiliki nilai kepercayaan 95% yang berarti memiliki α sebesar 5%. Pada tabel signifikan nilai yang ditandai dengan * dinyatakan sebagai lag yang memiliki kontribusi signifikan terhadap model karena nilai $P - value$ lebih kecil dari nilai α .

Uji Kausalitas

Uji Kausalitas pada Tugas Akhir ini menggunakan uji Granger yang digunakan untuk mengetahui hubungan kausalitas antar variabel, jika variabel memiliki hubungan kausalitas Granger maka variabel tersebut akan digunakan untuk prediksi. Berikut hasil uji Granger:

Table 12 Hasil Uji Granger VECM(3) Kasus Baru 80:20

Test Statistic	Critical Value	$P - value$	df
1.140	2.394	0.609	(4,410)

Table 13 Hasil Uji Granger VECM(3) Kasus aktif 80:20

Test Statistic	Critical Value	$P - value$	df
0.3956	2.394	0.682	(4,410)

Table 14 Hasil Uji Granger VECM(3) Kasus Baru 95:5

Test Statistic	Critical Value	$P - value$	df
1.140	2.394	0.227	(4,410)

Table 15 Hasil Uji Granger VECM(3) Kasus aktif 95:5

Test Statistic	Critical Value	<i>P – value</i>	df
1.140	2.394	0.920	(4,410)

Table 16 Hasil Uji Granger VECM(7) Kasus Baru 90:10

Test Statistic	Critical Value	<i>P – value</i>	df
1.934	1.962	0.054	(8,386)

Table 17 Hasil Uji Granger VECM(7) Kasus aktif 90:10

Test Statistic	Critical Value	<i>P – value</i>	df
2.863	1.962	0.004	(8,386)

Berdasarkan pengujian Granger pada tabel, nilai *P – value* lebih kecil dari α atau 5% berada pada Table 17 yang berarti menolak H_0 : tidak ada kausalitas Granger, dikarenakan H_0 ditolak maka terdapat satu kausalitas pada VECM(7) 90:10, maka kasus aktif akan digunakan sebagai variabel yang akan diprediksi.

Peramalan Batas Atas dan Perhitungan MAPE

Hasil prediksi batas atas menggunakan metode Confidence Interval (CI) dengan nilai kepercayaan 95% untuk data kasus aktif dengan garis x sebagai jumlah hari dan garis y sebagai jumlah kasus aktif sebagai berikut:

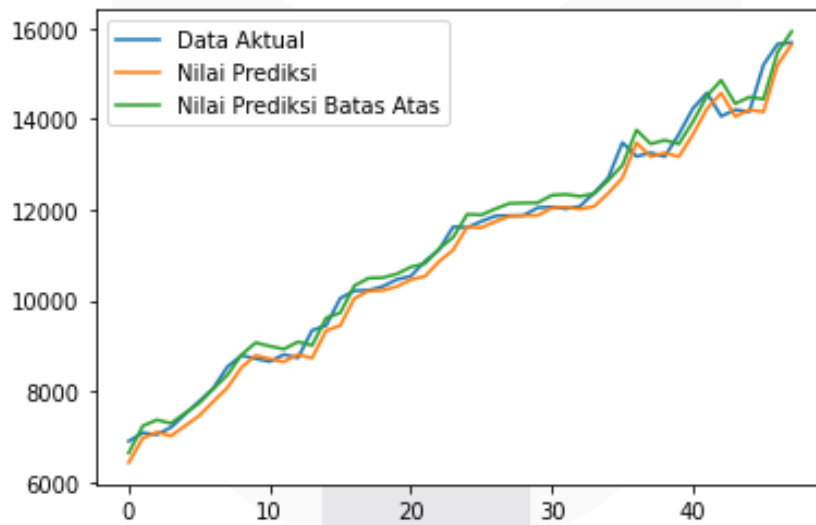


Figure 2 Grafik Prediksi Batas Atas VECM(3) 80:20

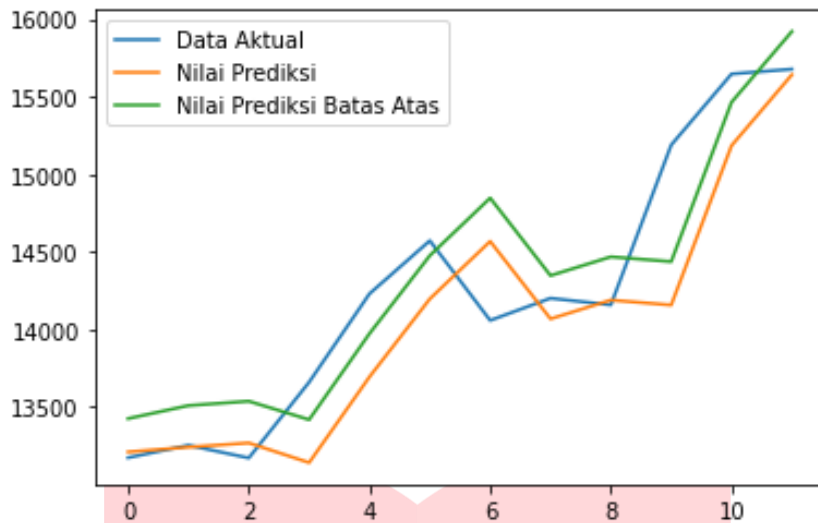


Figure 3 Grafik Prediksi Batas Atas VECM(3) 95:5

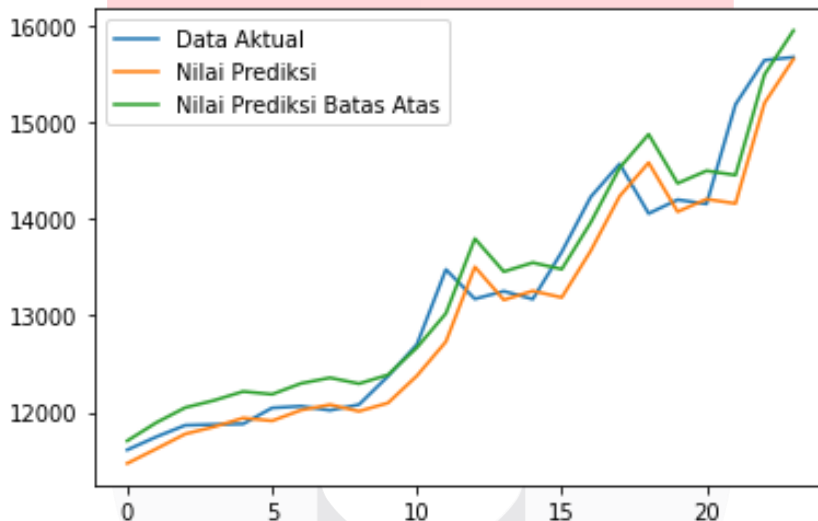


Figure 4 Grafik Prediksi Batas Atas VECM(7) 90:10

Prediksi batas atas dan perhitungan MAPE pada Tugas Akhir ini menggunakan data yang telah dikembalikan dari data diferensi ke data aktual pada data kasus aktif. Hasil MAPE model VEC, yaitu:

Table 18 Hasil MAPE

VECM(p)	MAPE
VECM(3) 80:20	2.25
VECM(3) 95:5	2.17
VECM(7) 90:10	1.87

Berdasarkan pada Table 18 didapatkan hasil MAPE untuk VECM(3) 95:5 lebih kecil dibandingkan VECM(3) 80:20, akan tetapi lebih besar dari VECM(7) 90:10. Alasan MAPE VECM(7) yang memiliki komposisi 90:10 lebih kecil dari VECM(3) 95:5 karena semakin panjang lag maka estimasi standar error lebih baik dan lebih banyak parameter. Berdasarkan nilai MAPE keakuratan pada VECM(7) 90:10 lebih baik dari VECM(3) 80:20 dan VECM(3) 95:5 dan hanya VECM(7) 90:10 yang memiliki kausalitas.

5. Kesimpulan

Pada Tugas Akhir ini diperoleh VECM(3) dan VECM(7) berdasarkan AIC terkecil untuk masing-masing skenario. Pada masing-masing VECM memiliki 1 kointegrasi. Pada VECM(7) didapatkan satu kausalitas yaitu kasus aktif terhadap kasus baru sedangkan pada VECM(3) tidak terdapat kausalitas, dikarenakan terdapat kausalitas pada kasus aktif maka kasus aktif dijadikan variabel untuk prediksi. Didapatkan prediksi batas atas dan penilaian MAPE VECM(7) 90:10 sebesar 1.87, VECM(3) 80:20 sebesar 2.25 dan VECM(3) 95:5 sebesar 2.17. Dikarenakan nilai MAPE pada VECM(7) 90:10 lebih kecil maka nilai keakuratannya lebih baik.

REFERENSI

- [1] D. R. Indah and E. Rahmadani, "Sistem Forecasting Perencanaan Produksi dengan Metode Single Eksponensial Smoothing pada Keripik Singkong Srikandi Di Kota Langsa," *Jurnal Penelitian Ekonomi Akuntansi*, vol. 2, 2018.
- [2] N. P. Fra Siskus Dian Arianto, "PREDIKSI KASUS COVID-19 DI INDONESIA MENGGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION DAN FUZZY TSUKAMOTO," *Jurnal Teknologi Informasi*, p. 1, 2020.
- [3] M. L. Lailis Syafa'ah, "Penerapan Deep Learning untuk Prediksi Kasus Aktif Covid-19," *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, p. 1, 2021.
- [4] H. H. D. F. L. Nur Hijrah As Salam Al Ihsan, "Perbandingan Metode Single Exponential Smoothing dan Metode Holt untuk Prediksi Kasus COVID-19 di Indonesia," 2020.
- [5] A. H. Ardiansyah, W. Nugroho, N. H. Alfiah, R. A. Handoko and M. A. Bakhtiar, "Penerapan Data Mining Menggunakan Metode Clustering untuk Menentukan Status Provinsi di Indonesia 2020," *Seminar Nasional Inovasi Teknologi*, 2020.
- [6] E. N. Wahyudi, Y. Anis and A. Jananto, "ANALISA PENGARUH JUMLAH PENDUDUK, LUAS WILAYAH DAN CUACATERHADAP PENYEBARAN KASUS VIRUS CORONA PADA BEBERAPA NEGARA TERPAPAR DI DUNIA," *Dinamika Informatika*, 2020.
- [7] N. Nurhalimah, "UPAYA BELA NEGARA MELALUI SOSIAL DISTANCING DAN LOCKDOWN UNTUK MENGATASI WABAH COVID-19," 2020.
- [8] M. Hutabarat, "PEMODELAN HUBUNGAN ANTARA IHSG, NILAI TUKAR DOLAR AMERIKA SERIKAT TERHADAP RUPIAH (KURS) DAN INFLASI DENGAN VECTOR ERROR CORRECTION MODEL (VECM)," 2017.
- [9] N. M. Wibowo, Sugito and A. Rusgiyono, "PEMODELAN RETURN SAHAM PERBANKANMENGUNAKAN EXPONENTIALGENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY (EGARCH)," *JURNAL GAUSSIAN, Volume 6, Nomor 1, Tahun 2016, Halaman 91-99*, 2016.
- [10] A. S. anggraeni, "TREND DALAM RUNTUN WAKTU EKONOMETRI DAN PENERAPANNYA," 2010.
- [11] M. Faizin, "Penerapan Vector Error Correction Model pada Variabel Makro Ekonomi di Indonesia," *Jurnal Ekonomi/Volume XXV, No. 02 Juli 2020: 287-303*, 2020.
- [12] S. A. Novia, "PERBANDINGAN ESTIMASI PARAMETER DISTRIBUSI LOG PEARSON III DENGAN DISTRIBUSI GUMBEL UNTUK MEMODELKAN CURAH HUJAN KOTA PEKANBARU," 2017.
- [13] L. J. SINAY, "PENDEKATAN VECTOR ERROR CORRECTION MODEL UNTUK ANALISIS HUBUNGAN INFLASI, BI RATE DAN KURS DOLAR AMERIKA SERIKAT," *Jurnal Barekeng*, 2014.
- [14] K. Fidelia Febriani Roman, "PENERAPAN KAUSALITAS GRANGER DAN KOINTEGRASI JOHANSEN TRACE STATISTIK TEST UNTUK INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA TERHADAP PERTUMBUHAN EKONOMI, INFLASI DAN KEMISKINAN DI NUSA TENGGARA TIMUR," *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*, 2020.
- [15] E. S. S. M. Eka Wahyuning Dhewanty, "ANALISIS KOINTEGRASI DAN ERROR CORRECTION MODEL INDEKS HARGA KONSUMEN KOTA PONTIANAK DAN SINGKAWANG," 2019.
- [16] Y. S. J. Nasution, "ANALISIS VECTOR AUTOREGRESSION (VAR) TERHADAP HUBUNGAN ANTARA BI RATE DAN INFLASI," vol. 1, p. 2, 2015.
- [17] N. Agustin, R. Ibbas and Nursalam, "Implementasi Metode Vector Autoregressive (Var) dalam Meramalkan Jumlah Penduduk," *Jurnal Matematika dan Statistika*, 2019.

- [18] H. B. Siringo and M. Daulay, "ANALISIS KETERKAITAN PRODUKTIVITAS PERTANIAN DAN IMPOR BERAS DI INDONESIA," *Jurnal Ekonomi dan Keuangan*.
- [19] M. ALHASYMI, "Analisis Kausalitas dan Kointegrasi Antara Foreign Direct Investment (FDI) dengan Pertumbuhan Gross Domestic Product (GDP) di Australia," 2010.
- [20] M. B. S. Junianto, "FUZZY INFERENCE SYSTEM MAMDANI DAN THE MEAN ABSOLUTE PERCENTAGE ERROR (MAPE) UNTUK PREDIKSI PERMINTAAN DOMPET PULSA PADA XL AXIATA DEPOK," *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 2017.
- [21] T. J. W. A. Ayu Hasyati, "FAKTOR PENYEBAB KETERLAMBATAN PELAKSANAAN PROYEK-PROYEK INFRASTRUKTUR PINJAMAN LUAR NEGERI," 2016.
- [22] N. U. Yasrizal, "GRANGER CAUSALITY ON FISH CONSUMPTION PATTERNS IN CENTRAL ACEH USING ANALYSIS OF VECTOR ERROR CORRECTION MODEL (VECM)," *Jurnal Perikanan Tropis*, 2019.

