

EFEKTIVITAS ECM - *MIXED DATA SAMPLING* (MIDAS) BERBASIS *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS* (PCA) DALAM MEMPREDIKSI PDB DI INDONESIA

Fajar Fithra Ramadhan¹, Ni Kadek Dwi Utami², Dea Malaika³, Fitri Kartiasih^{4*}

^{1,2,3,4}Program Studi DIV Statistika, Politeknik Statistika STIS
Jalan Otto Iskandardinata No.64C Jakarta 13330, Indonesia

*e-mail: fkartiasih@stis.ac.id

DOI: 10.14710/j.gauss.14.2.411-422

Article Info:

Received: 2025-03-23

Accepted: 2025-10-14

Available Online: 2025-10-16

Keywords:

ECM; MIDAS; PCA; PDB

Abstract: Gross Domestic Product (GDP) is closely related to monetary policy, as changes in GDP often influence central bank decisions in formulating policies aimed at maintaining economic stability. This study aims to forecast GDP values by developing a more accurate and efficient model. The methodology integrates the Error Correction Model (ECM) into the Mixed Data Sampling (MIDAS) framework, combined with Principal Component Analysis (PCA). This approach provides a more comprehensive analytical framework to capture the complex interactions among variables with different frequencies while accounting for both short-term and long-term dynamics. The results indicate that the combined PCA–MIDAS approach using the Almon lag distribution is more effective in capturing data patterns compared to other methods that rely solely on PCA with mean or median economic indicators. The ECM–MIDAS–PCA model with an Almon weighting function demonstrates the best performance, as reflected by an Adjusted R-Square value of 22.33% and a low prediction error. The Error Correction Term (ECT) coefficient of -0.1579 indicates an adjustment toward long-run equilibrium of 15.79% per quarter, suggesting that equilibrium can be achieved within approximately 6.33 quarters.

1. PENDAHULUAN

Produk Domestik Bruto (PDB) merupakan salah satu pilar utama yang digunakan untuk mengukur kinerja ekonomi. PDB tidak hanya menjadi gambaran agregat aktivitas ekonomi, tetapi juga mencerminkan dinamika sektor-sektor kunci yang menjadi penggerak pertumbuhan ekonomi (Jansen dkk., 2024). Kontribusi PDB menjadi cerminan sejauh mana Indonesia mampu mengelola potensi untuk menciptakan pertumbuhan inklusif. Marsus dkk. (2020) menjelaskan bahwa PDB juga berperan sebagai indikator untuk memantau pertumbuhan ekonomi, mengidentifikasi sektor-sektor unggulan yang perlu diperkuat, dan mengukur dampak dari kebijakan ekonomi terhadap kesejahteraan masyarakat.

PDB memiliki kaitan yang erat dengan kebijakan moneter, karena perubahan dalam PDB seringkali mempengaruhi keputusan yang diambil oleh bank sentral dalam merumuskan kebijakan untuk menjaga stabilitas ekonomi. Ketika PDB menunjukkan pertumbuhan yang tinggi, bank sentral akan mempertimbangkan untuk menaikkan suku bunga sebagai langkah untuk mengendalikan inflasi, yang dapat terjadi akibat permintaan yang berlebihan seiring dengan meningkatnya aktivitas ekonomi (Ahrens dkk., 2023). Kebijakan moneter memiliki tujuan yang sangat penting, yaitu untuk mengarahkan perekonomian menuju kondisi yang lebih baik atau sesuai dengan tujuan yang diinginkan, dengan menciptakan stabilitas ekonomi yang mendukung pertumbuhan jangka panjang serta kesejahteraan masyarakat (Anggraeni & Dwiputri, 2022). Dalam rangka mencapai tujuan tersebut, kebijakan moneter dengan memanfaatkan berbagai indikator moneter utama yang

menjadi acuan, seperti uang primer, aktiva luar negeri bersih, aktiva domestik bersih, dan cadangan devisa, yang digunakan untuk mengukur kondisi moneter secara keseluruhan dan membantu dalam pengambilan keputusan kebijakan yang tepat (Bank Indonesia, 2024).

Tantangan utama dalam analisis indikator moneter adalah perbedaan frekuensi data yang dapat memengaruhi akurasi dan keandalan hasil analisis. Indikator utama seperti uang primer, aktiva luar negeri bersih, aktiva domestik bersih, dan cadangan devisa umumnya dirilis dalam format bulanan, sementara variabel Produk Domestik Bruto (PDB) lebih sering tersedia dalam format triwulanan. Perbedaan frekuensi ini dapat menyulitkan dalam menggabungkan data untuk analisis yang lebih komprehensif. Untuk mengatasi masalah ini, *Mixed Data Sampling* (MIDAS) menjadi salah satu solusi yang efektif, karena memungkinkan pemodelan data dengan frekuensi berbeda (Ghysels & Marcellino, 2016).

Model *Mixed Data Sampling* (MIDAS) dirancang untuk memodelkan data dengan frekuensi campuran tanpa perlu mengonversi frekuensi data. Meskipun demikian, salah satu keterbatasan utama dari model MIDAS adalah kesulitan dalam mengatasi kolinearitas antar variabel prediktor, yang dapat merusak keakuratan hasil prediksi. Untuk mengatasi masalah ini, *Principal Component Analysis* (PCA) digunakan untuk mereduksi dimensi data, yang memungkinkan identifikasi faktor-faktor utama yang memiliki kontribusi signifikan terhadap PDB (Bharadiya, 2023). Dengan mengurangi dimensi data, akan mengurangi multikolinearitas dan bias estimasi, sehingga meningkatkan kestabilan dan ketepatan model (Jolliffe & Cadima, 2016). Penggabungan MIDAS dan PCA memberikan solusi yang efektif untuk analisis data frekuensi campuran dengan mempertahankan informasi penting.

Selain itu, *Error Correction Model* (ECM) relevan untuk menangkap dinamika hubungan jangka pendek dan jangka panjang antar variabel ekonomi (Kim dkk., 2022). ECM berfungsi untuk mengidentifikasi mekanisme koreksi terhadap ketidakseimbangan hubungan jangka panjang dengan menganalisis hubungan jangka pendek antara variabel-variabel tersebut (Fatmasari dkk., 2022). Pendekatan ini memungkinkan model untuk memperbaiki ketidaksesuaian atau deviasi dari keseimbangan jangka panjang dengan cara menyesuaikan perubahan jangka pendek. Dengan menggabungkan ECM ke dalam model *Mixed Data Sampling* (MIDAS) dan *Principal Component Analysis* (PCA), pendekatan ini memberikan kerangka analitis yang lebih komprehensif untuk menangkap interaksi yang kompleks antara variabel dengan frekuensi berbeda, sekaligus memperhitungkan dinamika jangka panjang dan jangka pendek yang saling memengaruhi (Virbickaitė dkk., 2023).

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi nilai Produk Domestik Bruto (PDB) dengan mengembangkan model yang lebih akurat dan efisien. Secara khusus, penelitian ini berfokus pada membandingkan keefektifan dua pendekatan, yaitu *Error Correction Model* (ECM) yang digabungkan dengan *Principal Component Analysis* (PCA), serta *Error Correction Model* (ECM), *Mixed Data Sampling* (MIDAS) dan *Principal Component Analysis* (PCA), yang mengintegrasikan analisis data dengan frekuensi campuran. Perbandingan ini dilakukan untuk mengevaluasi sejauh mana kedua pendekatan tersebut mampu menangkap hubungan jangka pendek dan jangka panjang antara variabel-variabel prediktor dengan PDB, sekaligus mempertimbangkan perbedaan frekuensi data dan mengatasi bias estimasi. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat bermanfaat bagi otoritas terkait dalam memproyeksikan PDB dengan lebih baik serta merumuskan kebijakan ekonomi makro yang efektif.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Produk Domestik Bruto (PDB) merupakan indikator utama dalam perencanaan ekonomi karena mencerminkan nilai total barang dan jasa yang dihasilkan dalam suatu wilayah dalam periode tertentu sekaligus menggambarkan pertumbuhan ekonomi, tingkat kesejahteraan

masyarakat, dan menjadi dasar dalam perumusan kebijakan ekonomi (Todaro & Smith, 2020). PDB dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti kebijakan moneter, kebijakan fiskal, investasi, perdagangan internasional, konsumsi, dan produktivitas tenaga kerja (Mankiw, 2021). Dalam hal ini, kebijakan moneter berperan penting dalam mengendalikan jumlah uang beredar, suku bunga, dan likuiditas guna menjaga stabilitas ekonomi (Bank Indonesia, 2024). Untuk memprediksi PDB, dapat digunakan indikator-indikator moneter seperti uang primer, aktiva dalam negeri bersih, posisi luar negeri bersih, dan cadangan devisa.

Model *Error Correction Mixed-Frequency* (ECM-MIDAS) menggabungkan keuntungan dari model ECM dan teknik MIDAS. ECM diperkenalkan oleh Engle dan Granger (1987) untuk menangani variabel yang berkointegrasi, yaitu memiliki hubungan keseimbangan jangka panjang tetapi mengalami ketidakseimbangan (*disequilibrium*) dalam jangka pendek. Ketidakseimbangan ini sering terjadi dalam hubungan antara variabel-variabel ekonomi (Sohibien, 2015). ECM dirancang untuk memasukkan komponen koreksi untuk menyesuaikan penyimpangan terhadap keseimbangan jangka panjang. Sementara itu, MIDAS memungkinkan penggunaan data dengan frekuensi berbeda seperti data bulanan untuk kebijakan moneter dan data mingguan atau harian untuk indikator lainnya tanpa kehilangan informasi. Hecq et al. (2012) menunjukkan bahwa model ECM-MIDAS efektif dalam menangani data *time series* berdiferensiasi frekuensi, serta bahwa pemilihan variabel eksplanatori frekuensi tinggi yang tepat berpengaruh terhadap dinamika dan akurasi peramalan model.

Analisis Komponen Utama (*Principal Component Analysis/PCA*) adalah teknik multivariat yang menganalisis tabel data di mana pengamatan dijelaskan oleh beberapa variabel dependen kuantitatif yang saling berkorelasi. Kualitas model PCA dapat dievaluasi menggunakan teknik validasi silang seperti *bootstrap* dan *jackknife*. PCA dapat digeneralisasi menjadi analisis korespondensi (*Correspondence Analysis/CA*) untuk menangani variabel kualitatif dan menjadi analisis faktor majemuk (*Multiple Factor Analysis/MFA*) untuk menangani kumpulan variabel yang heterogen. Model MIDAS dasar didefinisikan dengan persamaan 1, sebagai berikut:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 B\left(\frac{1}{L^m}; \theta\right) X_t^{(m)} + \varepsilon_t \quad (1)$$

di mana $X_t^{(m)}$ merupakan variabel bebas (data frekuensi tinggi), Y_t merupakan variabel yang terikat (data frekuensi rendah) dan m merepresentasikan pengali frekuensi antara urutan bebas dan yang terikat. Penelitian ini menetapkan $X_t^{(m)}$ sebagai data bulanan dan Y_t sebagai data triwulanan; dengan demikian, nilai m adalah 3. $B\left(\frac{1}{L^m}; \theta\right) X_t^{(m)} = \sum_{k=1}^K \omega(k; \theta) L(k-1)/m$, di mana $\omega(k; \theta)$ adalah fungsi bobot, $K-1$ adalah urutan lag tertinggi yang dihitung pada frekuensi tinggi, dan $L^{(k-1)/m} X_t^{(m)} = X_{t-\frac{k-1}{m}}^{(m)}$ merupakan operator lag. β_0 dan β_1 adalah koefisien, ε_t adalah error term (Hecq dkk., 2012).

Misalkan Y_t sebagai data keempat kuartal keempat tahun tertentu. Ketika $K = 5$, terdapat empat variabel penjelas frekuensi tinggi, yaitu data bulanan dari September hingga Desember tahun tersebut ($X_{t-1}^{(3)}, X_{t-\frac{2}{3}}^{(3)}, X_{t-\frac{1}{3}}^{(3)}, X_t^{(3)}$). Dengan demikian, model MIDAS dapat ditulis ulang pada persamaan 2 sebagai rumus berikut.

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 \left[\omega(1; \theta) X_t^3 + \omega(2; \theta) X_{t-\frac{1}{3}}^3 + \omega(3; \theta) X_{t-\frac{2}{3}}^3 + \omega(4; \theta) X_{t-1}^3 \right] + \varepsilon_t \quad (2)$$

Pengenalan prediksi *h-step forward* ke dalam model MIDAS memungkinkannya untuk merevisi prediksi sebelumnya sesuai dengan data frekuensi tinggi terbaru yang dipublikasikan, yang memecahkan masalah di mana efektivitas prediktif melemah karena jeda waktu publikasi data dalam model frekuensi yang sama. (Hecq dkk., 2012)

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 B\left(L^{\frac{1}{m}}; \theta\right) X_{t-h/m}^{(m)} + \varepsilon_t \quad (3)$$

Ketika $h = 2$, prediksi maju satu langkah. Kami tetap menetapkan $K = 5$, karena urutan keterlambatan tertinggi data frekuensi tinggi adalah 4. Empat variabel penjelas frekuensi tinggi adalah data bulanan dari Agustus hingga Oktober tahun tersebut.

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 \left[\omega(1; \theta) X_{t-\frac{2}{3}}^3 + \omega(2; \theta) X_{t-1}^3 + \omega(3; \theta) X_{t-\frac{4}{3}}^3 + \omega(4; \theta) X_{t-\frac{5}{3}}^3 \right] + \varepsilon_t \quad (4)$$

Secara umum, variabel ekonomi (misalnya PDB) mungkin memiliki autokorelasi yang kuat; oleh karena itu, variabel frekuensi rendah dengan urutan lag (Y_{t-j}) harus dimasukkan ke dalam model MIDAS untuk lebih meningkatkan efektivitas prediktifnya. Pada persamaan (5), p dan γ_j adalah urutan jeda dan koefisien optimal (Hecq dkk., 2012).

$$Y_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \gamma_j Y_{t-j} + \beta_1 B\left(L^{\frac{1}{m}}; \theta\right) X_{t-h/m}^{(m)} + \varepsilon_t \quad (5)$$

Fungsi Pembobot pada Model MIDAS ada beberapa fungsi pembobot antara lain:

1. Fungsi Pembobot *Almon*

$$\beta_1 \omega(k; \theta_1, \theta_2 \dots \theta_p) = \theta'_0 + \theta'_1 k + \theta'_2 k^2 + \dots + \theta'_p k^p \quad (6)$$

Fungsi bobot ini merupakan bentuk yang paling umum, yang dapat diestimasi langsung dengan menerapkan metode kuadrat terkecil.

2. Fungsi Pembobot *Step*

$$\beta_1 \omega(k; \theta_1, \theta_2 \dots \theta_p) = \theta'_1 I_{k \in [b_0, b_1]} + \sum_{p=2}^P \theta'_p I_{k \in [b_{p-1}, b_p]} \quad (7)$$

dimana $b_0 = 1 < b_1 < \dots < b_p = K$. $I_{k \in [b_{p-1}, b_p]}$ adalah sebuah fungsi indikator.

Jika $k \in [b_{p-1}, b_p]$, $k = 1$; jika $k \notin [b_{p-1}, b_p]$, $k = 0$. Selain itu, istilah histeresis dari variabel frekuensi tinggi disegmentasi oleh $3n(n = 1, 2, 3, \dots)$.

Pada tahap pengolahan data, kami mempertimbangkan ECM frekuensi yang sama. Analisis ini menggunakan dua variabel yaitu komponen utama 1 dan PDB. Oleh karena itu, konstruksi ECM juga didasarkan pada dua variabel, di mana Y_t ditetapkan sebagai variabel yang terikat dan X_t sebagai variabel bebas. Proses spesifiknya adalah sebagai berikut: Langkah pertama adalah menguji stasioneritas deret waktu. Ketika ada akar unit, menurut teorema Granger (1987) ECM harus dibangun untuk menggambarkan hubungan dinamis jangka pendek mereka jika ada kointegrasi antara variabel non-stasioner. Langkah kedua adalah membangun ECM frekuensi yang sama. Kami melakukan regresi kointegrasi pada deret waktu non-stasioner untuk memperoleh suku residual, dan kami mengambilnya sebagai suku koreksi kesalahan, yang dilambangkan sebagai $ect_{t-1} = Y_{t-1} - \hat{\alpha}_0 - \hat{\alpha}_1 X_{t-1}$. ECM dapat dinyatakan sebagai Persamaan (8), di mana $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$, $\Delta X_t = X_t - X_{t-1}$, β_1 dan μ_t adalah suku koefisien dan error term acak (Hecq dkk., 2012).

$$\Delta Y_t = \beta_1 \Delta X_t - \lambda ECT_{t-1} + \mu_t \quad (8)$$

Kemudian, koefisien suku error term dapat diperoleh dengan menggunakan estimasi kuadrat terkecil, suatu metode yang banyak digunakan dalam analisis ekonometrik. Dalam Persamaan (8), $0 < \lambda < 1$ mencerminkan kecepatan koreksi error, yang bernilai negatif dalam keadaan normal. Secara khusus, ketika $Y_t > \alpha_0 + \alpha_1 X_{t-1}$, $ECT_{t-1} > 0$ dan $-\lambda ECT_{t-1} < 0$, yang menyebabkan ΔY_t menurun, dan sebaliknya. Selanjutnya, kami memperkenalkan model ECM-MIDAS. Menurut Hecq dkk. (2024), suatu analisis membangun model ECM-MIDAS berdasarkan kointegrasi frekuensi yang sama. Metode mereka mengacu pada data periode tertentu yang dipilih dari urutan frekuensi tinggi dan diubah menjadi frekuensi rendah, yaitu memilih $X_{t-i/m}^{(m)}$ ($i \in [0, m-1]$) dan Y_t untuk regresi kointegrasi. Dengan demikian, model ECM-MIDAS dapat dinyatakan sebagai rumus berikut:

$$\Delta Y_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \gamma_j \Delta Y_{t-j} + \beta_1 B\left(\frac{1}{L^m}; \theta\right) \Delta^{\frac{1}{m}} X_{t-h/m}^{(m)} - \lambda ECT_{t-1} + \varepsilon_t \quad (9)$$

di mana $\Delta^{\frac{1}{m}}$ adalah perbedaan variabel frekuensi tinggi. Dalam kasus ini, karena data ekonomi setiap bulan dalam satu kuartal tidak akan berfluktuasi secara signifikan kecuali untuk keadaan luar biasa, nilai i mungkin tidak menyebabkan perbedaan besar dalam penerapannya.

Kemudian dengan mengacu pemodelan *Error Correction Model* (ECM) pada frekuensi sama, dimana periode variabel bebas dan terikat di dalam periode yang sama. Kami menetapkan nilai $h = 2$, hal ini berarti digunakan data dari bulan pertama pada kuartal tersebut. Hal ini sejalan dengan kesamaan periode pada *Error Correction Model* (ECM) pada frekuensi sama. Selanjutnya kami memilih nilai $p = 2$ karena ini akan mengefektifkan prediksi (Polyzos & Siriopoulos, 2024). Nilai $p = 2$ berarti kita akan menambahkan variabel terikat ke dalam model dengan lag pertama. Oleh karena itu model ECM-MIDAS disederhanakan menjadi:

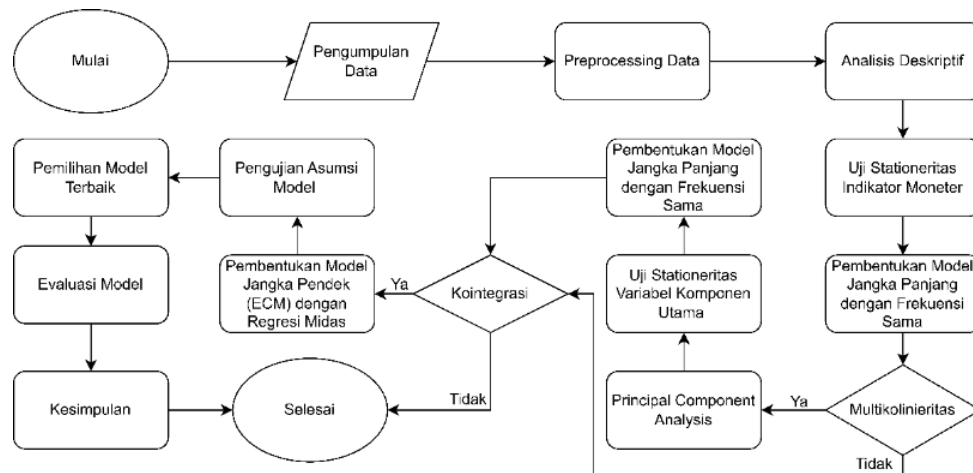
$$\Delta Y_t = \beta_0 + \gamma_j \Delta Y_{t-1} + \beta_1 B\left(\frac{1}{L^m}; \theta\right) \Delta^{\frac{1}{m}} X_{t-2/m}^{(m)} - \lambda ECT_{t-1} + \varepsilon_t \quad (10)$$

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang bersumber dari publikasi resmi Bank Indonesia (BI) dan Badan Pusat Statistik (BPS). Variabel yang dianalisis meliputi uang primer, aktiva dalam negeri bersih, posisi luar negeri bersih, dan cadangan devisa sebagai variabel independen, serta produk domestik bruto (PDB) sebagai variabel dependen. Data indikator moneter tersedia dalam frekuensi bulanan, sedangkan data PDB dipublikasikan dalam frekuensi triwulanan. Penelitian ini mencakup periode analisis selama Januari 2010 sampai September 2024. Penelitian yang digunakan adalah analisis deskriptif dan analisis inferensia dengan menggunakan *software* E-Views, R-Studio dan Microsoft Excel untuk memprediksi produk domestik bruto di Indonesia.

Berdasarkan Gambar 1, proses dimulai dengan pengumpulan data, yang kemudian diikuti oleh *preprocessing data* untuk membersihkan dan mempersiapkan data. Selanjutnya, dilakukan analisis deskriptif untuk memahami karakteristik data secara umum. Setelah itu, dilakukan uji stasioneritas indikator moneter dan uji stasioneritas variabel komponen utama guna memastikan bahwa data memenuhi syarat untuk analisis lanjutan. Jika data tidak stasioner, pendekatan *Principal Component Analysis* (PCA) dapat digunakan untuk mengurangi multikolinieritas. Langkah selanjutnya adalah pembentukan model jangka panjang dengan frekuensi sama. Jika hasil analisis menunjukkan adanya hubungan

kointegrasi, proses dilanjutkan ke pembentukan model jangka pendek ECM dengan regresi MIDAS. Setelah model terbentuk, dilakukan evaluasi model untuk menilai kualitas dan keakuratannya. Proses berakhir dengan penyusunan kesimpulan berdasarkan temuan model.



Gambar 1. Diagram Alur Analisis Pengumpulan dan Pengolahan Data

Tahapan analisis data meliputi beberapa hal guna eksplorasi data awal yaitu:

1. Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif merupakan proses untuk merangkum dan menjelaskan karakteristik utama suatu data. Statistik deskriptif digunakan untuk menggambarkan hubungan antar variabel melalui visualisasi data.

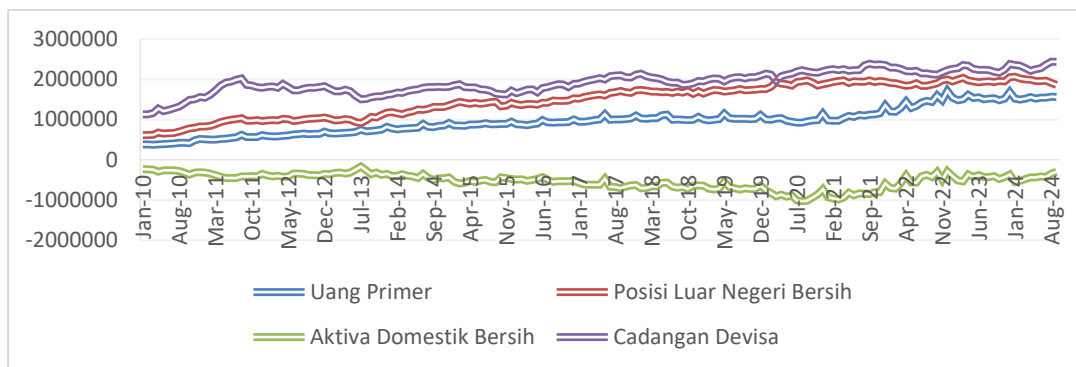
2. Uji Multikolinearitas

Multikolinearitas mengacu pada adanya hubungan linear yang kuat atau bahkan sempurna antara beberapa atau seluruh variabel prediktor dalam model regresi linear berganda. Dalam Harefa dkk. (2023), fenomena ini dapat menimbulkan berbagai dampak pada hasil analisis regresi, antara lain:

- Meskipun estimator parameter metode kuadrat terkecil tetap bersifat BLUE (*Best Linear Unbiased Estimator*), nilai varians dan kovariansnya menjadi tinggi, sehingga akurasi estimasi menurun.
- Interval kepercayaan untuk estimasi parameter regresi menjadi lebih lebar.
- Nilai statistik uji t untuk satu atau lebih koefisien regresi cenderung tidak signifikan.
- Walaupun statistik uji t tidak signifikan, nilai prediksi dari model tetap dapat menunjukkan kecocokan yang tinggi.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis deskriptif dilakukan untuk mengetahui tren dan hubungan variabel makroekonomi, yaitu PDB, Uang Primer, Posisi Luar Negeri Bersih, Aktiva Domestik Bersih, dan Cadangan Devisa.



Gambar 2. Tren Indikator Moneter

Gambar 2 menunjukkan bahwa uang primer, posisi luar negeri bersih, dan cadangan devisa mengalami tren peningkatan, sementara aktiva domestik bersih cenderung berfluktuasi negatif. Dari hasil analisis korelasi menunjukkan hubungan positif yang kuat antara uang primer dan posisi luar negeri bersih (0,896), serta antara posisi luar negeri bersih dan cadangan devisa (0,902). Sebaliknya, aktiva domestik bersih memiliki korelasi negatif, terutama dengan posisi luar negeri bersih (-0,656).

Hasil perhitungan korelasi menunjukkan indikasi multikolinearitas antar variabel bebas. Untuk memastikannya, dilakukan pengujian menggunakan nilai Variance Inflation Factor (VIF) dan Tolerance melalui regresi OLS terhadap data indikator ekonomi yang telah diagregasi secara triwulanan (rata-rata dan median) terhadap PDB. Seluruh variabel menunjukkan nilai VIF yang sangat tinggi, menegaskan adanya multikolinearitas dalam model jangka panjang. Untuk mengatasinya, digunakan Analisis Komponen Utama (AKU), yang diawali dengan uji kelayakan data menggunakan KMO dan Bartlett's Test. Hasil pengujian ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Uji Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) dan Bartlett's Test

Uji Kelayakan Data	Statistik Hitung	Critical value	p-Value	Keterangan
KMO	0,51	-	-	Kelayakan data terpenuhi
Bartlett's Test	2586,85	12,59	0,001*	Matriks layak diuji

Sumber: diolah

Catatan: * adalah signifikan secara statistik dengan taraf nyata ($\alpha = 5\%$)

Berdasarkan tabel 1, nilai KMO sebesar 0,51 menunjukkan bahwa variabel indikator moneter memiliki kecukupan sampel yang layak, sementara itu nilai *p-value* pada Bartlett's Test ($<0,05$) atau statistik hitung lebih besar dari nilai kritis yang berarti bahwa indikasi matriks korelasi signifikan. Oleh karena itu, untuk menghindari masalah multikolinearitas dilakukan analisis komponen utama untuk mengekstrak komponen utama dari ketiga variabel. Hasil proporsi varian yang dijelaskan dari analisis komponen utama berturut-turut dieproleh sebesar 0,8704; 0,0996; 0,03; dan $<0,001$. Sehingga dipilih satu komponen utama karena dapat mewakili 87,04% informasi dari indikator moneter. Dengan demikian, kombinasi linier dari komponen utama 1 dapat dipilih untuk mewakili indikator moneter secara keseluruhan.

Sebelum dilakukan pemodelan ECM perlu dilakukan pengecekan stasioneritas data untuk masing-masing variabel. Variabel yang dilakukan uji stasioneritas kali ini adalah variabel terikat yaitu PDB dan variabel bebas yaitu PCA dengan 2 pendekatan yaitu agregasi menjadi frekuensi triwulanan dengan rata-rata dan median tiap triwulan atau dikenal dengan frekuensi sama.

Pada penelitian ini akan dilakukan uji stasioneritas menggunakan uji *Augmented-Dickey-Fuller* (ADF) dan uji *Phillips-Perron* (PP) dengan tingkat kepercayaan 95% atau memiliki taraf nyata ($\alpha = 5\%$). Dengan hipotesis null variabel mempunyai *unit root* (tidak stasioner), jika $t - ADF$ kurang dari nilai kritis MacKinnon, dapat dikatakan bahwa data atau variabel sudah memenuhi stasioneritas (tidak mengandung akar unit) pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Uji Stasioneritas

Variabel	Augmented Dickey-Fuller			Phillips-Perron		
	t-Stat	Critical Value	p-value	Adj t-Stat	Critical Value	p-value
<i>Level</i>						
PDB (Triwulanan)	0,13	-2,92	0,97	0,21	-2,92	0,97
PCA (Rata-Rata)	-2,42	-2,92	0,14	-2,42	-2,92	0,14
PCA (Median)	-2,12	-2,92	0,24	-2,08	-2,92	0,25
PCA (Bulanan)	-2,12	-2,88	0,24	-2,17	-2,88	0,22
<i>First Difference</i>						
PDB (Triwulanan)	-3,17*	-2,92	0,03	-10,60*	-2,92	0,00
PCA (Rata-Rata)	-5,27*	-2,92	0,00	-5,44*	-2,92	0,00
PCA (Median)	-4,72*	-2,92	0,00	-6,96*	-2,92	0,00
PCA (Bulanan)	-13,47*	-2,88	0,000	-13,48*	-2,88	0,00

Sumber: BPS dan BI

Catatan: * adalah signifikan secara statistik dengan taraf nyata ($\alpha = 5\%$)

Berdasarkan Tabel 2, dapat dilihat bahwa hasil uji stasioneritas menunjukkan semua variabel tidak stasioner pada level dengan ditunjukkannya statistik hitung yang lebih besar dari nilai kritis. Akan tetapi menjadi stasioner setelah diferensiasi pertama atau dengan kata lain terintegrasi dengan di *first difference*. Dengan demikian dapat dikatakan *necessary condition* untuk terjadinya hubungan regresi yang terkointegrasi terpenuhi.

Guna memastikan syarat cukup (*necessary condition*) untuk regresi terkointegrasi terpenuhi, langkah berikutnya adalah menguji residual dari model jangka panjang dibangun menggunakan data frekuensi sama (rata-rata dan median) atau ε_t harus stasioner dengan menggunakan uji ADF dan PP (Kartiasih & Setiawan, 2020).

Tabel 3. Hasil Uji Kointegrasi

Variabel Bebas	Augmented Dickey-Fuller			Phillips-Perron		
	t-Stat	Critical Value	p-value	Adj t-Stat	Critical Value	p-value
PCA (Rata-rata)	-4,4725	-2,9166	0,0007	-2,9042	-2,9166	0,051
PCA (Median)	-4,0155	-2,9166	0,0027	-2,97142	-2,9166	0,0436

Sumber: diolah

Catatan: * adalah signifikan secara statistik dengan taraf nyata ($\alpha = 5\%$)

Berdasarkan Tabel 3, terlihat bahwa residual dari persamaan jangka panjang dengan variabel bebas PCA (rata-rata) stasioner dengan uji ADF sedangkan PP tidak stasioner. Selanjutnya untuk variabel bebas PCA (median) terlihat stasioner baik untuk uji ADF maupun PP yang menandakan adanya kointegrasi antara indikator moneter dengan PDB. Selanjutnya akan dilakukan analisis ECM variabel bebas yaitu PCA (median).

Pemodelan *Error Correction Model* (ECM) dilakukan dengan data triwulanan yang dihasilkan dari agregasi data bulanan dengan median tiap triwulan. Pada model jangka

panjang, *Ordinary Least Squares* (OLS) digunakan untuk mengestimasi hubungan antara PCA (median) dan PDB yang diperoleh persamaan jangka panjang sebagai berikut.

$$PDB = 587505,381 + 0,735PCA \quad (11)$$

Dari persamaan (11) yang selanjutnya kita sebut persamaan jangka panjang PCA, residual akan dilakukan uji stasioneritas untuk menunjukkan adanya kointegrasi antar variabel. Residual yang stasioner berarti akan ada hubungan jangka panjang antara PCA (median) dan PDB.

Tabel 4. Hasil Kointegrasi Model Frekuensi Sama

Augmented Dickey-Fuller			Phillips-Perron		
t-Stat	Critical Value	p-value	Adj t-Stat	Critical Value	p-value
-4,0155	-2,9166	0,0027	-2,97142	-2,9166	0,0436

Sumber: diolah

Catatan: * adalah signifikan secara statistik dengan taraf nyata ($\alpha = 5\%$)

Berdasarkan Tabel 4, terlihat bahwa residual dari persamaan jangka panjang dengan variabel bebas PCA (median) stasioner baik dengan uji ADF maupun PP. Sehingga terjadi kointegrasi antara indikator moneter dengan PDB. Selanjutnya akan dibangun model jangka pendek dengan menambahkan residual dari persamaan jangka panjang sebagai variabel bebas. Hasil perhitungan dengan *Ordinary Least Squares* (OLS) menghasilkan persamaan (12) yang akan kami sebut persamaan jangka pendek PCA sebagai berikut:

$$\Delta PDB_t = 26557,2123255 + 0,0305355647714\Delta PCA_t - 0,128619675292ECT_{t-1} \quad (12)$$

Selanjutnya akan dilakukan pemeriksaan kelayakan persamaan jangka pendek dengan melihat signifikansi *Error Corecction Term*, keacakan residual, dan asumsi klasik persamaan regresi.

Tabel 5. Hasil Pengujian Asumsi Klasik Persamaan Regresi

Syarat	Metode	Critical Value	Statistics	p-value	Keterangan
Signifikansi ECT	Uji-T	2,0032	-0,8045	0,0766	Tidak Signifikan
White Noise	ADF	-2,9166	-2,4664	0,1292	Tidak Acak
Asumsi Normalitas	Jaque-Bera	5,9900	2,6332	0,2682	Normal
Asumsi Homoskedastis	Breusch-Pagan-Godfrey	3,1650	1,4654	0,2399	Homoskedastis
Asumsi Non-Autokorelasi	Breusch-Godfrey Serial	4,0195	0,0366	0,8509	Non-Autokorelasi

Sumber: diolah

Catatan: * adalah signifikan secara statistik dengan taraf nyata ($\alpha = 5\%$)

Berdasarkan tabel 5, terdapat beberapa syarat kelayakan model ECM yang tidak terpenuhi, yaitu signifikansi ECT dan keacakan residual pada persamaan jangka pendek. Dengan kata lain, model ECM dengan frekuensi sama kurang optimal dalam menganalisis hubungan antara PDB dan indikator moneter. Sebagai tindak lanjut dari hasil tersebut, dikembangkan model frekuensi campuran (*Mixed-Frequency Model*) untuk meningkatkan akurasi analisis hubungan antara PDB dan indikator moneter. Model ini menggunakan variabel bebas PCA (bulanan) dan variabel terikat PDB (triwulanan). Pada model jangka panjang, pemodelan dilakukan dengan metode kuadrat terkecil menggunakan variabel bebas PCA (median) dan variabel terikat PDB, sebagaimana pada model dengan frekuensi sama.

Berdasarkan Tabel 5, residual persamaan jangka panjang dengan variabel bebas PCA (median) terbukti stasioner berdasarkan hasil uji ADF dan PP. Sehingga, terdapat kointegrasi

antara indikator moneter dan PDB. Selanjutnya, persamaan jangka pendek akan diestimasi menggunakan model ECM-MIDAS, sedangkan ringkasan hasil pemeriksaan kelayakan model jangka pendek dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Ringkasan Pemeriksaan Kelayakan Model Jangka Pendek

Syarat	Metode	CV	Stat	P-value	Keterangan
<i>Almon</i>					
Signifikansi ECT	Uji-T	2,00	-2,18	0,03*	Signifikan
White Noise	ADF	-2,92	-7,25	0,00*	Acak
Asumsi Normalitas	Jaque-Bera	5,99	2,46	0,29	Normal
Asumsi Homoskedastis	Breusch-Pagan-Godfrey	3,84	0,16	0,69	Homoskedastis
Asumsi Non-Autokorelasi	Breusch-Godfrey Serial	3,84	0,05	0,82	Non-Autokorelasi
<i>Step</i>					
Signifikansi ECT	Uji-T	2,00	-2,10	0,04*	Signifikan
White Noise	ADF	-2,92	-3,15	0,03*	Acak
Asumsi Normalitas	Jaque-Bera	5,99	2,69	0,26	Normal
Asumsi Homoskedastis	Breusch-Pagan-Godfrey	3,84	0,65	0,42	Homoskedastis
Asumsi Non-Autokorelasi	Breusch-Godfrey Serial	3,84	0,06	0,81	Non-Autokorelasi

Sumber: diolah

Keterangan: * signifikan secara statistik dengan taraf nyata ($\alpha = 5\%$)

Berdasarkan tabel 6, seluruh metode pembobotan memenuhi syarat kelayakan model ECM. Dengan kata lain, Model ECM-MIDAS dapat menganalisis hubungan antara PDB dengan indikator moneter. Selanjutnya, model terbaik dipilih berdasarkan nilai adjusted R-square tertinggi, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Pemilihan Model Terbaik

Kriteria	Almon	Step
Koefisien ECT	-0,15788	-0,16138
adj, R -Square	0,2216	0,0524
Akaike info criterion	24,6458	24,82684
Schwarz criterion	24,86089	25,00605
Hannan-Quinn criter	24,72941	24,89648

Berdasarkan Tabel 7, Model ECM-MIDAS dengan pembobot Almon ditetapkan sebagai model terbaik, sebagaimana ditunjukkan pada persamaan (13).

$$\Delta PDB_t = 31014,495 + 0,069\Delta PDB_{t-1} + 1,1\Delta PCA_{t-2} - 0,895\Delta PCA_{t-3} + 0,1388\Delta PCA_{t-4} - 0,158ECT_{t-1} \quad (13)$$

Berdasarkan tabel 6 dan tabel 7, Error Correction Term (ECT) memiliki koefisien negatif dan signifikan secara statistik, yang menandakan bahwa model ECM yang digunakan telah memenuhi kriteria validitas. Koefisien negatif ECT berfungsi sebagai mekanisme koreksi terhadap deviasi yang terjadi, sehingga model dapat kembali menuju keseimbangan dalam jangka panjang. Sebaliknya, jika nilai ECT bernilai positif, pergerakan akan semakin jauh dari keseimbangan jangka panjang, yang menyebabkan model menjadi *spurious*. Koefisien ECT juga mencerminkan kecepatan penyesuaian (speed of adjustment), yakni kemampuan untuk memperbaiki ketidakseimbangan dari periode sebelumnya pada periode berjalan.

Pada model jangka pendek yang dianalisis (13), nilai speed of adjustment tercatat sebesar 0,158. Artinya, dengan tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$, fluktuasi dari keseimbangan jangka pendek akan dikoreksi sebesar 15,8% ke arah keseimbangan jangka panjang pada tahun pertama, sementara 84,2% sisanya terjadi pada triwulan berikutnya. Dengan kata lain, proses mencapai keseimbangan jangka panjang diperkirakan selesai dalam 6,334 triwulan ke depan. Selain itu, berdasarkan persamaan yang dihasilkan, dapat disimpulkan bahwa variabel indikator moneter dan *error correction term* bersama-sama mampu menjelaskan 22,16% dari variasi PDB di Indonesia. Adapun sisanya dipengaruhi oleh variabel lain, seperti tercermin dari nilai adjusted R-squared sebesar 0,2216.

Berdasarkan hasil evaluasi model yang menggunakan data dari kuartal ketiga tahun 2010 hingga kuartal ketiga tahun 2024, diperoleh perbandingan kinerja antara model ECM (Median PCA Moneter) dan ECM PCA MIDAS Almon. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model ECM PCA MIDAS Almon memiliki nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 113.886,6, Mean Absolute Error (MAE) sebesar 89.182,34, dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 3,53 persen. Sementara itu, model ECM (Median PCA Moneter) menunjukkan kinerja yang relatif lebih rendah dengan nilai RMSE sebesar 161.614,1, MAE sebesar 132.817,4, dan MAPE sebesar 5,13 persen.

Dari hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa model ECM PCA MIDAS Almon memberikan hasil prediksi yang lebih akurat karena memiliki nilai kesalahan prediksi yang lebih kecil pada ketiga ukuran evaluasi (RMSE, MAE, dan MAPE). Hal ini mengindikasikan bahwa pendekatan kombinasi PCA dan MIDAS dengan fungsi bobot Almon lebih efektif dalam menangkap dinamika dan pola pergerakan data dibandingkan dengan pendekatan ECM yang hanya menggunakan median dari indikator ekonomi berbasis PCA.

5. KESIMPULAN

Model ECM-MIDAS-PCA dengan fungsi bobot Almon menunjukkan hasil terbaik, ditandai dengan nilai *Adjusted R-Square* sebesar 22,33% dan kesalahan prediksi yang rendah. Koefisien *Error Correction Term* (ECT) sebesar -0,1579 menunjukkan koreksi menuju keseimbangan jangka panjang sebesar 15,79% per triwulan, sehingga proses menuju ekuilibrium dapat tercapai dalam 6,33 triwulan. Hasil peramalan mengindikasikan bahwa PDB Indonesia akan meningkat secara stabil, mencerminkan efektivitas kebijakan moneter dalam menjaga pertumbuhan ekonomi berkelanjutan. Namun, penelitian ini terbatas pada variabel moneter, sehingga variabel tambahan dari sektor riil atau eksogen dapat meningkatkan akurasi model. Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan metode prediksi ekonomi. Kajian lanjutan disarankan untuk mengeksplorasi model yang lebih adaptif untuk menangkap dinamika ekonomi yang lebih kompleks.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahrens, M., Erdemlioglu, D., McMahon, M., Neely, C. J., & Yang, X. (2023). Mind Your Language: Market Responses to Central Bank Speeches. *SSRN Electronic Journal*, May 2023, 105921. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4471242>
- Anggraeni, D., & Dwiputri, I. N. (2022). Variabel-variabel yang Mempengaruhi Inflasi di Indonesia. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, 11(2), 119–128. <https://doi.org/10.23960/jep.v11i2.490>
- Bank Indonesia. (2024). Kebijakan moneter. Jakarta: Bank Indonesia.
- Bharadiya, J. P. (2023). A Tutorial on Principal Component Analysis for Dimensionality Reduction in Machine Learning. *International Journal of Innovative Research in Science Engineering and Technology*, 8(5), 2028–2032. <https://doi.org/10.5281/zenodo.8002436>
- Engle, R. F., & Granger, W. J. (1987). EngleGranger1987.pdf. In *Econometrica* (Vol. 55, Nomor 2, hal. 251–276).

- EViews. (n.d.). MIDAS and the MIDAS procedure in EViews 9. EViews. Retrieved January 18, 2025, from <https://www.eviews.com/EViews9/ev95midas.html>.
- Fatmasari, D., Harjadi, D., & Hamzah, A. (2022). Error Correction Model Approach As a Determinant of Stock Prices. *Trikonomika*, 21(2), 84–91. <https://doi.org/10.23969/trikononika.v21i2.6968>
- Ghysels, E., & Marcellino, M. (2016). The econometric analysis of mixed frequency data sampling. *Journal of Econometrics*, 193(2), 291–293. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2016.04.007>
- Harefa, A. O., Zega, Y., & Mendrofa, R. N. (2023). The Application of the Least Squares Method to Multicollinear Data. *International Journal of Mathematics and Statistics Studies*, 11(1), 30–39. <https://doi.org/10.37745/ijmss.13/vol11n13039>
- Hecq, A. W., Götz, T. B., & Urbain, J. R. Y. J. (2012). *Forecasting Mixed Frequency Time Series with ECM- MIDAS Models*. 2012. <https://doi.org/10.26481/umamet.2012012>
- Jansen, A., Wang, R., Behrens, P., & Hoekstra, R. (2024). Beyond GDP: a review and conceptual framework for measuring sustainable and inclusive wellbeing. *The Lancet Planetary Health*, 8(9), e695–e705. [https://doi.org/10.1016/S2542-5196\(24\)00147-5](https://doi.org/10.1016/S2542-5196(24)00147-5)
- Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: A review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 374(2065). <https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202>
- Kartiasih, F., & Setiawan, A. (2020). Aplikasi Error Correction Mechanism Dalam Analisis Dampak Pertumbuhan Ekonomi, Konsumsi Energi Dan Perdagangan Internasional Terhadap Emisi CO₂ Di Indonesia. *Media Statistika*, 13(1), 104–115. <https://doi.org/10.14710/medstat.13.1.104-115>
- Kim, J. M., Cho, C., & Jun, C. (2022). Forecasting the Price of the Cryptocurrency Using Linear and Nonlinear Error Correction Model. *Journal of Risk and Financial Management*, 15(2). <https://doi.org/10.3390/jrfm15020074>
- Mankiw, N. G. (2021). *Principles of economics* (9th ed.). Cengage Learning.
- Marsus, B., Indriani, N. K., Darmawan, V., & Fisur, A. A. (2020). Pengaruh Panjang Infrastruktur Jalan Terhadap PDRB dan Pertumbuhan Ekonomi Kota Palopo. *Jurnal Pembangunan Ekonomi Dan Keuangan Daerah*, 1(2016), 1–5.
- Polyzos, E., & Siriopoulos, C. (2024). Autoregressive Random Forests: Machine Learning and Lag Selection for Financial Research. *Computational Economics*, 64(1), 225–262. <https://doi.org/10.1007/s10614-023-10429-9>
- Sohibien, G. P. D. (2015). Analisis Hubungan Produk Domestik Bruto Dan Ekspor Indonesia Dengan Threshold Vector Error Correction Model. *Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, 8, 14.
- Todaro, M. P., & Smith, S. C. (2020). Economic Development. Thirteenth Edition. In *Pearson* (Nomor 13th Edition). <https://www.mkm.ee/en/objectives-activities/economic-development>
- Virbickaitė, A., Nguyen, H., & Tran, M. N. (2023). Bayesian predictive distributions of oil returns using mixed data sampling volatility models. *Resources Policy*, 86(August). <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2023.104167>