

PENERAPAN MODEL GEOMETRIC BROWNIAN MOTION TERMODIFIKASI KALMAN FILTER DALAM PREDIKSI NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP DOLAR AMERIKA SERIKAT DAN YUAN CHINA

A'idah Nur Hanifah

Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, Surabaya, dan Indonesia

e-mail : aidahnurhanifah21@gmail.com

Dimas Avian Maulana

Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, Surabaya, dan Indonesia

e-mail : dimasmaulana@unesa.ac.id

Abstrak

Adanya kenaikan suku bunga *The Fed* oleh Amerika Serikat dan devaluasi yuan China terhadap dolar Amerika Serikat menyebabkan melemahnya nilai tukar rupiah, yang mana merupakan indikator penting dalam menentukan kondisi perekonomian Indonesia. Perubahan nilai tukar rupiah dapat dipengaruhi oleh faktor internal dan eksternal yang bersifat acak setiap saat sehingga sulit diprediksi. Model *Geometric Brownian Motion* (GBM) yang selanjutnya akan dimodifikasi dengan metode *filtering*, *Kalman Filter* (KF) akan digunakan untuk memprediksi nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat dan yuan China di masa depan berdasarkan data dari periode sebelumnya. GBM merupakan model waktu kontinu yang terjadi karena adanya pergerakan acak nilai volatilitas yang mengikuti proses stokastik. Penambahan metode *filtering* pada model GBM diharapkan dapat meminimalkan kovariansi *error* dan meningkatkan akurasinya. Kedua model menghasilkan rata-rata nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) < 10%, sehingga akurasi prediksinya termasuk dalam kategori sangat baik. Berdasarkan simulasi menggunakan data out sample nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat (USD/IDR) dan rupiah terhadap yuan China (CNY/IDR), model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* (GBM-KF) lebih akurat dari model GBM dengan rata-rata nilai MAPE berturut-turut sebesar 0,66% dan 0,40%.

Kata Kunci: *Geometric Brownian Motion*, *Kalman Filter*, Nilai Tukar Rupiah, Dolar Amerika Serikat, Yuan China.

Abstract

The increase in the Fed's interest rate by the United States and the devaluation of the Chinese yuan against the United States dollar have led to the weakening of the rupiah's exchange rate. The rupiah exchange rate is an important indicator in determining the condition of the Indonesian economy. Changes in the rupiah exchange rate can be influenced by internal and external factors that are random at any time so it is difficult to predict. The *Geometric Brownian Motion* (GBM) model which will then be modified by the *filtering* method, *Kalman Filter* (KF) will be used to predict the rupiah exchange rate against the US dollar and Chinese yuan in the future based on data from the previous period. GBM is a continuous time model that occurs due to the random movement of volatility values that follow a stochastic process. The addition of the *filtering* method to the GBM model is expected to minimize the error covariance and improve its accuracy. Both models produce an average *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) value of <10%, so the prediction accuracy is included in the excellent category. Based on simulations using out sample data of the rupiah exchange rate against the United States dollar (USD/IDR) and the rupiah against the Chinese yuan (CNY/IDR), the *Geometric Brownian Motion* modified *Kalman Filter* (GBM-KF) model is more accurate than the GBM model with an average MAPE value of 0.66% and 0.40% respectively.

Keywords: *Geometric Brownian Motion*, *Kalman Filter*, *Rupiah Exchange Rates*, *United States Dollar*, *Chinese Yuan*.

PENDAHULUAN (GUNAKAN STYLE SECTION)

Ekonomi global berada pada tahap pemulihan dari dampak pandemi Covid-19 semenjak dicabutnya status *Public Health Emergency of International Concern* (PHEIC) oleh *World Health Organization* (WHO) (Rifa'i, et al., 2023). Hal tersebut

ditandai dengan melesatnya perekonomian global sebesar 5,7% pada tahun 2021. Sri Mulyani selaku Menteri Keuangan Republik Indonesia mengatakan meskipun risiko perekonomian yang disebabkan oleh pandemi kian menyurut, tetapi perlu diwaspadai akan tantangan berkelanjutan yang

dapat mengancam pemulihan ekonomi global (Rachman, 2023).

Pada tahun 2023, *International Monetary Fund* (IMF) memperkirakan bahwa perekonomian melambat sebesar 0,6% dari tahun 2022, yang mana sebelumnya berada pada persentase 3,4% menjadi 2,8% (Rachman, 2023). Salah satu pemicu perlambatan perekonomian global yaitu lemahnya kinerja manufaktur negara-negara maju. Dalam laporan *World Economic Outlook* (WEO), IMF juga memperkirakan bahwa pertumbuhan ekonomi di mayoritas G7 melemah pada tahun ini. G7 adalah kumpulan tujuh negara utama dengan ekonomi maju di dunia yang terdiri dari Amerika Serikat, Kanada, Inggris, Jerman, Prancis, Italia, dan Jepang (Ahdiat, 2023).

Di tengah perlambatan ekonomi global, perekonomian Indonesia tetap kuat. Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat bahwa pertumbuhan ekonomi di Indonesia pada triwulan I 2023 mengalami peningkatan dari triwulan sebelumnya sebesar 0,02%, yang awalnya 5,01% menjadi 5,03% (*year on year*) (Haryono, 2023). Hal tersebut diakibatkan oleh peningkatan mobilitas dan daya beli masyarakat selama bulan Ramadan, libur Hari Besar Keagamaan Negara (HBKN), dan libur panjang sekolah (Rifa'i, et al., 2023). Pertumbuhan ekonomi yang kuat juga didukung oleh seluruh komponen Produk Domestik Bruto (PDB). Pertumbuhan Produk Domestik Bruto (PDB) tertinggi dari sisi produksi adalah komponen lapangan usaha dan perdagangan sebesar 15,93%, sementara dari sisi pengeluaran adalah komponen ekspor barang dan jasa sebesar 11,68% (BPS, 2023).

Menurut Zulkifli Hasan selaku Menteri Perdagangan, neraca perdagangan Indonesia pada Mei 2023 kembali melanjutkan tren surplus yang terjadi sejak tiga tahun lalu sebesar USD 0,44 miliar. Amerika Serikat menjadi negara mitra perdagangan penyumbang surplus terbesar yang mana nilainya mencapai USD 0,95 miliar. Di sisi lain, China menjadi negara mitra perdagangan yang menghasilkan defisit terbesar mencapai USD 0,99 miliar (Gideon, 2023). Hal tersebut ditandai dengan adanya kontraksi pada aktivitas sektor manufaktur di China. Indikator komposit yang dapat memberi pandangan menyeluruh mengenai aktivitas sektor manufaktur sekaligus menjadi indikator penting perekonomian

China yaitu PMI Manufaktur Caixin China (Anonymous, 2023).

Pada Juli 2023, Badan Statistik Nasional China menyatakan bahwa PMI Manufaktur Caixin China sebesar 49,2%. Angka tersebut merupakan nilai terendah dalam enam bulan terakhir. Jika dibandingkan dengan bulan sebelumnya yang berada pada nilai 50,5%, maka dapat diartikan telah terjadi penurunan perekonomian sebesar 1,3% (Mae, 2023). Di saat bersamaan, Badan Statistik Nasional China juga menyatakan bahwa nilai ekspor dan impor berkontraksi akibat berkurangnya permintaan domestik (Fatimarahma, 2023).

Penurunan perekonomian memaksa pemerintah China melakukan devaluasi yuan terhadap dolar Amerika Serikat yang bertujuan untuk meningkatkan kinerja ekspor (Mar'ah, Raden, & Hidayat, 2016). Menurut Bloomberg, devaluasi juga bertujuan untuk menunjukkan kepada IMF bahwa yuan dapat digunakan sebagai salah satu mata uang cadangan dunia. Gejolak ekonomi tersebut secara tidak langsung dapat mempengaruhi perekonomian Indonesia secara negatif, terutama pada nilai tukar rupiah selama beberapa waktu ke depan (Ramana & Nasrudin, 2018).

Nilai tukar atau kurs adalah nilai mata uang suatu negara terhadap mata uang negara lain. Nilai tukar memiliki peranan penting dalam perekonomian suatu negara. Perekonomian suatu negara tidak cukup ditopang dengan hasil produksinya sendiri sehingga, memerlukan suatu transaksi internasional dengan negara mitra yang saling membutuhkan (Sa'diah, 2021). Pelemahan nilai tukar rupiah juga dipengaruhi oleh kenaikan suku bunga acuan *The Fed* oleh Amerika Serikat (Fatimarahma, 2023). Naiknya suku bunga *The Fed* membawa dolar Amerika Serikat semakin perkasa sekaligus menyebabkan dedolarisasi. Dedolarisasi adalah kondisi di saat negara-negara yang sebelumnya bergantung pada dolar Amerika Serikat mulai meninggalkan ketergantungannya untuk menyelamatkan mata uang negaranya masing-masing (Setiawati, 2023). Melemahnya nilai tukar rupiah terhadap dolar lebih mengarah pada inflasi. Salah satu dampak yang dirasakan masyarakat adalah harga produk impor semakin mahal (Arifin & Mayasya, 2018).

Berdasarkan informasi-informasi yang telah dipaparkan, Amerika Serikat dan China merupakan negara yang memiliki pengaruh terhadap

perekonomian di dunia, termasuk Indonesia. Salah satu indikator ekonomi yang berperan penting dalam menentukan kondisi perekonomian Indonesia adalah nilai tukar rupiah. Perubahan nilai tukar rupiah dapat dipengaruhi oleh faktor internal dan eksternal suatu negara yang bersifat acak setiap saat sehingga sulit diprediksi (Sakir, Zainul, & Zulkifli, 2020). Untuk itu, diperlukan suatu pendekatan untuk memprediksi nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat dan yuan China di masa depan agar pemerintah dapat menyiapkan rencana kebijakan yang tepat ketika perekonomian Indonesia sedang melemah.

Model matematika yang digunakan peneliti untuk memprediksi nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat dan yuan China adalah *Geometric Brownian Motion* (GBM). GBM merupakan model waktu kontinu yang terjadi karena adanya pergerakan acak nilai volatilitas (perubahan) yang mengikuti proses stokastik (Yunita, Dharmawan, & Harini, 2015). Model tersebut memprediksi pergerakan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat dan yuan China di masa yang akan datang berdasarkan data pergerakan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat dan yuan China di masa lalu (Mustika, 2019).

Model GBM menggunakan *Mean Absolute Percent Error* (MAPE) untuk mengevaluasi akurasi peramalannya. Nilai MAPE terendah yang dapat dihasilkan model GBM hanya pada periode simulasi yang cukup singkat, yaitu selama satu minggu, dua minggu atau satu bulan. Apabila periode simulasi yang diprediksi cukup lama, maka *error* atau galat yang dihasilkan juga cenderung meningkat karena adanya parameter konstan. Pada kasus ini, perlu ditambahkan metode *filtering* pada model GBM yang sudah terbentuk agar dapat meminimalkan nilai *error* dan meningkatkan akurasi. Metode tersebut disebut *Kalman Filter*, suatu estimasi variabel keadaan berdasarkan data model dan pengukuran dari sistem dinamik stokastik linier diskrit yang meminimalkan kovariansi *error* (Mustika, 2019).

Prediksi menggunakan model *Geometric Brownian Motion* Termodifikasi *Kalman Filter* (GBM-KF) sebelumnya pernah dilakukan oleh Mustika pada tahun 2019 dalam penelitiannya yang berjudul "Prediksi Harga Saham dengan *Geometric Brownian Motion* dan ARIMA - Termodifikasi *Kalman Filter*". Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data

saham Starbucks, Microsoft, Nvidia, dan Canon pada Januari - Juni 2019 dan diperoleh hasil bahwa nilai MAPE model GBM lebih kecil dari model ARIMA. Apabila kedua model tersebut dimodifikasi *Kalman Filter* maka model *Geometric Brownian Motion* termodifikasi *Kalman Filter* (GBM-KF) lebih baik dari pada model ARIMA termodifikasi *Kalman Filter* (Mustika, 2019).

Berdasarkan penelitian terdahulu dan berbagai riset terkait, maka akan dilakukan penelitian dengan judul "Penerapan Model *Geometric Brownian Motion* Termodifikasi *Kalman Filter* (GBM-KF) dalam Prediksi Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat dan Yuan China".

KAJIAN TEORI

NILAI TUKAR

Nilai tukar atau kurs adalah nilai mata uang suatu negara terhadap mata uang negara lain. Dornbusch dan Fischer mengatakan bahwa terdapat empat jenis nilai tukar, diantaranya adalah kurs jual (*selling rate*), kurs beli (*buying rate*), kurs tengah (*middle rate*), dan kurs flat (*flat rate*). Data yang digunakan dalam penelitian ini termasuk dalam jenis kurs beli (*buying rate*). Kurs beli adalah kurs yang dipakai saat membeli uang asing atau menukarkan uang asing dengan rupiah (Riziqyani, Gunistiyo, & C, 2018).

RETURN NILAI TUKAR

Return atau perubahan merupakan nilai yang dihasilkan akibat naik turunnya harga suatu nilai tukar, dapat berupa keuntungan maupun kerugian (Sa'diah, 2021). Rumus mencari *return* nilai tukar, dapat didefinisikan sebagai berikut (Ruppert & Matteson, 2011):

$$R_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right), \quad (1)$$

dimana R_t merupakan *return* nilai tukar rupiah pada waktu t dan P_t merupakan harga nilai tukar rupiah pada waktu t .

UJI NORMALITAS KOLMOGOROV-SMIRNOV

Uji normalitas Kolmogorov-Smirnov atau Uji K-S ditemukan oleh Andrey Kolmogorov dan Nikolai Smirnov. Uji ini berfungsi untuk menguji apakah data yang digunakan (*return* nilai tukar) berdistribusi normal, dengan hipotesis sebagai berikut (Ginting & Silitonga, 2019):

H_0 : Data berdistribusi normal

H_1 : Data tidak berdistribusi normal

Berikut statistik uji normalitas Kolmogorov-Smirnov (Nasrum, 2017):

$$D_{hitung} = \max|F_t - F_s|, \tag{2}$$

dimana:

$$F_t = (0,5 - Z_{tabel}) ; Z_{hitung} = \frac{R_t - \bar{R}}{s}, \tag{3}$$

dengan:

$$F_s = \frac{\text{frekuensi kumulatif}}{n}. \tag{4}$$

Berdasarkan persamaan di atas, F_t merupakan fungsi yang dihipotesiskan berdistribusi normal dan F_s merupakan fungsi distribusi komulatif dari data sampel. Data berdistribusi normal (terima H_0) ketika p -value lebih besar dari taraf signifikansi (α), yaitu 0,05. Data juga berdistribusi normal ketika nilai D_{hitung} lebih kecil dari nilai tabel Kolmogorov.

VOLATILITAS

Volatilitas adalah fenomena fluktuasi (kenaikan atau penurunan) nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat dan yuan China di pasar valuta asing (Adiatma, 2015). Sebelum menentukan volatilitas, standar deviasi dari *return* nilai tukar harus diketahui terlebih dahulu menggunakan rumus berikut (Sofro, Oktaviarina, & Maulana, 2019):

$$s = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (R_t - \bar{R})^2}, \tag{5}$$

dimana s merupakan standar deviasi dan n merupakan banyak data nilai *return*.

Setelah diketahui standar deviasinya, maka volatilitas dapat ditentukan menggunakan rumus sebagai berikut (Dmouj, 2006):

$$\sigma = \frac{s}{\sqrt{h}}, \tag{6}$$

dimana σ merupakan volatilitas dan h merupakan selisih waktu data ke- t dengan data ke- $t + 1$.

DRIFT

Drift merupakan ekspektasi laju pergerakan harga nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat dan yuan China. Nilai *drift* dapat ditentukan menggunakan rumus sebagai berikut (Dmouj, 2006):

$$\mu = \frac{\bar{R}}{h} + \frac{\sigma^2}{2}. \tag{7}$$

MODEL PREDIKSI NILAI TUKAR MENGGUNAKAN GEOMETRIC BROWNIAN MOTION

Geometric Brownian Motion (GBM) merupakan model waktu kontinu yang terjadi karena adanya pergerakan acak nilai volatilitas yang mengikuti proses stokastik (Yunita, Dharmawan, & Harini, 2015). Proses stokastik adalah kumpulan variabel acak pada waktu t (Sa'diah, 2021). Bentuk umum persamaan diferensial stokastik dinyatakan sebagai berikut (Dmouj, 2006):

$$\begin{aligned} dS(t) &= \mu S(t)dt + \sigma S(t)dW(t) \\ \frac{dS(t)}{S(t)} &= \mu dt + \sigma dW(t), \end{aligned} \tag{8}$$

dimana $W(t)$ merupakan proses *wiener* atau *brownian motion*.

Salah satu solusi penyelesaian model GBM pada persamaan (8) yaitu menggunakan *Ito's Lemma*, yang mana memiliki bentuk umum (Hassler, 2016):

$$\begin{aligned} dG &= \left(\frac{\partial G}{\partial S} \mu S(t) + \frac{\partial G}{\partial t} + \frac{\partial^2 G}{2\partial S^2} (\sigma S(t))^2 \right) dt \\ &+ \frac{\partial G}{\partial S} \sigma S(t) dW(t). \end{aligned} \tag{9}$$

Diberikan fungsi diskrit $G(S, t) = \ln(S(t))$, yang mana memiliki penurunan sebagai berikut:

$$\frac{\partial G}{\partial t} = 0 ; \frac{\partial G}{\partial S} = \frac{1}{S(t)} ; \frac{\partial^2 G}{\partial S^2} = \frac{-1}{[S(t)]^2}. \tag{10}$$

Substitusi hasil penurunan fungsi $G(S, t) = \ln(S(t))$ ke dalam *Ito's Lemma* diperoleh:

$$d(\ln(S(t))) = \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) dt + \sigma dW(t). \tag{11}$$

Untuk setiap interval waktu, panjang dt antara dua nilai berturut-turut menerapkan konsep beda mundur (*backward difference*).

$$d(\ln(S(t))) = \ln(S(t)) - \ln(S(t - 1)). \tag{12}$$

Berdasarkan persamaan (11) dan (12), maka:

$$\ln \left(\frac{S(t)}{S(t - 1)} \right) = \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right) dt + \sigma dW(t) \tag{13}$$

$$\frac{S(t)}{S(t - 1)} = e^{(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2) dt + \sigma dW(t)}$$

Jadi, model prediksi nilai tukar menggunakan GBM yaitu:

$$S(t + 1) = S(t) e^{(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2) dt + \sigma dW(t)}. \tag{14}$$

KALMAN FILTER

Pada tahun 1960, Rudolf Emil Kalman menerbitkan penelitiannya mengenai solusi rekursif untuk menyelesaikan masalah penyaringan linier data diskrit, yang disebut dengan *Kalman Filter* (Ruppert & Matteson, 2011). *Kalman Filter* merupakan suatu estimasi variabel keadaan berdasarkan data model

dan pengukuran dari sistem dinamik stokastik linier diskrit yang meminimalkan kovariansi *error* (Mustika, 2019).

Bentuk umum model sistem dinamik stokastik sebagai berikut (Welch & Bishop, 1995):

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{G} \mathbf{w}_k, \quad (15)$$

dengan model pengukuran:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k. \quad (16)$$

Dari persamaan (15) dan (16), \mathbf{x}_k merupakan variabel keadaan, \mathbf{A}_k merupakan matriks keadaan, \mathbf{B}_k dan \mathbf{u}_k berturut-turut merupakan matriks dan vektor kontrol, \mathbf{G} merupakan matriks koefisien *noise*, \mathbf{H}_k merupakan matriks pengukuran, serta \mathbf{w}_k dan \mathbf{v}_k berturut-turut merupakan *noise* model sistem dan pengukuran.

Asumsikan variabel acak \mathbf{w}_k dan \mathbf{v}_k tidak terikat (*independent*) satu sama lain serta berdistribusi normal dengan *mean* 0:

$$\mathbf{x}_0 \sim \mathcal{N}(\bar{\mathbf{x}}_0, \mathbf{P}_{x_0}); \quad \mathbf{w}_k \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q}_k); \quad \mathbf{v}_k \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{R}_k). \quad (17)$$

Variabel \mathbf{Q}_k dan \mathbf{R}_k secara berturut-turut merepresentasikan kovarian dari *noise* sistem dan pengukuran.

Berikut adalah alur perhitungan algoritma Kalman Filter (Biezen, 2015):

1. Inisialisasi

Inisialisasi maktriks variabel keadaan (\mathbf{x}) dan matriks kovariansi (\mathbf{P}) sebagai masukan *input* untuk iterasi ke-1.

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = \bar{\mathbf{x}}_0 \quad \mathbf{P}_0 = \mathbf{P}_{x_0} \quad (18)$$

2. Memulai iterasi

Inisialisasi atau estimasi dari iterasi sebelumnya akan menjadi *input* untuk kondisi saat ini.

3. Tahap prediksi

Tahap prediksi dilakukan dengan menghitung estimasi variabel keadaan dan kovariansi berdasarkan model sistem yang dibentuk.

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1}^- = \mathbf{A}_k \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{G} \mathbf{w}_k \quad \mathbf{P}_{k+1}^- = \mathbf{A}_k \mathbf{P}_k \mathbf{A}_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (19)$$

4. Tahap koreksi

Tahap koreksi dilakukan dengan menghitung Kalman gain serta mengoreksi (*update*) estimasi variabel keadaan dan kovarian yang didapat pada tahap sebelumnya menggunakan.

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1}^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k+1}^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad \hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1}^- + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k+1}^-) \quad \mathbf{P}_{k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k+1}^- \quad (20)$$

5. Perulangan

Sistem akan melakukan perulangan ke tahap prediksi dan koreksi hingga k iterasi. Banyaknya iterasi sama dengan jumlah data nilai tukar yang digunakan. Sebelum iterasi berakhir, hasil dari tahap koreksi akan menjadi input untuk tahap selanjutnya.

MEAN ABSOLUTE PERCENTAGE ERROR

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan nilai rata-rata (persentase) perbedaan absolut dari suatu kesalahan yang mana berada di antara nilai prediksi dan nilai realisasi (Nabilla & Ranggadara, 2020). Nilai MAPE dapat dihitung dengan persamaan sebagai berikut (Taylor, 2022):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|P_t - K_t|}{P_t} 100\%, \quad (21)$$

dimana P_t merupakan harga nilai tukar pada waktu t , K_t merupakan prediksi nilai tukar pada waktu t , dan n merupakan banyak data yang diprediksi. Berikut adalah kategori tingkat akurasi prediksi nilai MAPE:

Tabel 1. Akurasi Nilai MAPE

Persentase	Tingkat Akurasi Prediksi
MAPE < 10%	Sangat baik
10% ≤ MAPE < 20%	Baik
20% ≤ MAPE < 50%	Cukup
MAPE ≥ 50%	Buruk

METODE

TAHAPAN ANALISIS DATA

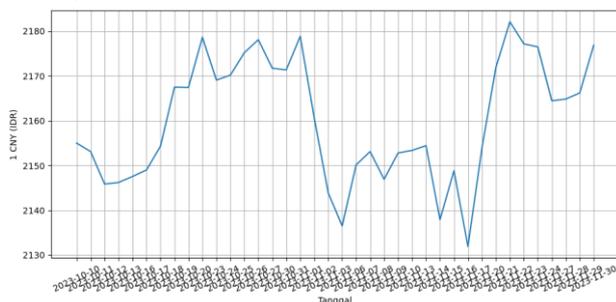
Berikut adalah tahapan analisis data:

1. Pengumpulan data
2. Tahap uji data dengan model GBM
 - a) Menghitung *return* nilai tukar
 - b) Melakukan uji K-S terhadap *return* nilai tukar
 - c) Menghitung volatilitas dan *drift*
 - d) Konstruksi model GBM
 - e) Simulasi prediksi model GBM
 - f) Menghitung akurasi model GBM dengan MAPE
3. Tahap modifikasi model GBM dengan *Kalman Filter*
 - a) Konstruksi model GBM-KF
 - b) Simulasi prediksi model GBM-KF
 - c) Menghitung akurasi model GBM dengan MAPE
4. Perbandingan akurasi model berdasarkan nilai MAPE
5. Interpretasi dan penarikan Kesimpulan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

DATA PENELITIAN

Data dalam penelitian ini adalah data harian nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat (USD/IDR) dan rupiah terhadap yuan China (CNY/IDR) yang didapat menggunakan *library* forex-python. Data terbagi menjadi data *in sample* sebagai bahan penelitian untuk membentuk model prediksi dan data *out sample* sebagai validasi hasil prediksi yang dihasilkan oleh data *in sample*. Secara berturut-turut data *in sample* dan *out sample* memiliki 38 dan 16 sampel, yang mana diambil pada 10 Oktober 2023 - 30 November 2023 dan 1 Desember 2023 - 22 Desember 2023. Berikut adalah grafik data *in sample* nilai tukar USD/IDR dan CNY/IDR:



Gambar 1. Data *In Sample* (USD/IDR)

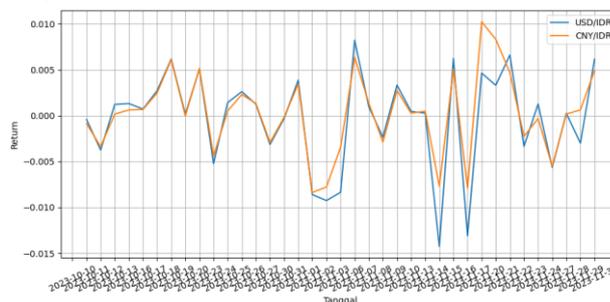


Gambar 2. Data *In Sample* (CNY/IDR)

Data *in sample* nilai tukar USD/IDR memiliki nilai rata-rata sebesar 15686,255875 rupiah dengan nilai minimum sebesar 15376,453247 rupiah pada 17 November 2023 dan nilai maksimum sebesar 15946,702097 rupiah pada 1 November 2023. Data *in sample* nilai tukar CNY/IDR memiliki nilai rata-rata sebesar 2160,081979 rupiah dengan nilai minimum sebesar 2131,935421 rupiah pada tanggal 17 November 2023 dan nilai maksimum sebesar 2182,073960 rupiah pada 22 November 2023.

RETURN NILAI TUKAR

Nilai *return* data *in sample* didapat menggunakan persamaan (1). Berikut adalah grafik *return* data *in sample* nilai tukar USD/IDR dan CNY/IDR:



Gambar 3. Nilai *Return* Data *In Sample*

UJI NORMALITAS KOLMOGOROV-SMIRNOV

Selanjutnya dilakukan uji K-S untuk mengetahui apakah nilai *return* data *in sample* nilai tukar USD/IDR dan CNY/IDR berdistribusi normal atau tidak, dengan hipotesis sebagai berikut:

- H_0 : Data berdistribusi normal
- H_1 : Data tidak berdistribusi normal

Berdasarkan persamaan (2), didapat nilai D_{hitung} tiap data:

Tabel 2. Statistik Uji

Nilai Tukar	D_{hitung}
USD/IDR	0,141636
CNY/IDR	0,096245

D_{hitung} pada Tabel 2 bernilai kurang dari $D_{\alpha,n} = D_{0,05,37} = 0,223583$. Hal tersebut berarti data *in sample* nilai tukar USD/IDR dan CNY/IDR dapat digunakan untuk membentuk model prediksi.

ESTIMASI PARAMETER (VOLATILITAS DAN DRIFT)

Sebelum melakukan prediksi nilai tukar USD/IDR dan CNY/IDR, perlu dihitung nilai estimasi parameternya terlebih dahulu. Berdasarkan persamaan (5), (6), dan (7), diperoleh:

Tabel 3. Nilai Volatilitas dan *Drift*

Nilai Tukar	Volatilitas (σ)	Drift (μ)
USD/IDR	0,005314	-0,000322
CNY/IDR	0,004448	0,000283

PENERAPAN MODEL GEOMETRIC BROWNIAN MOTION

Pada tahap ini akan dilakukan konstruksi dan simulasi model GBM untuk memprediksi nilai tukar USD/IDR dan CNY/IDR. Model prediksi untuk masing-masing data didapatkan dengan cara

substitusi nilai volatilitas dan *drift* pada Tabel 3 ke dalam persamaan (14). Berikut adalah konstruksi model GBM untuk prediksi nilai tukar USD/IDR:

$$S(t + 1) = S(t)e^{(-0,000322 - \frac{1}{2}0,005314^2)dt + 0,05314dW(t)}$$

$$= S(t)e^{-0,000336dt + 0,005314\epsilon\sqrt{dt}}$$

Dengan cara yang sama didapat konstruksi model GBM untuk prediksi nilai tukar CNY/IDR:

$$S(t + 1) = S(t)e^{(0,000283 - \frac{1}{2}0,004448^2)dt + 0,004448dW(t)}$$

$$= S(t)e^{0,000273dt + 0,004448\epsilon\sqrt{dt}}$$

Setelah dilakukan konstruksi model GBM, maka dapat dilakukan simulasi untuk memprediksi harga nilai tukar USD/IDR dan CNY/IDR di masa yang akan datang dengan bantuan *software* Python. Berikut adalah tabel nilai MAPE yang dihasilkan dari simulasi model GBM dengan berbagai iterasi (100, 500, 1000, 5000, dan 10000).

Tabel 4. Nilai MAPE Data Nilai Tukar USD/IDR

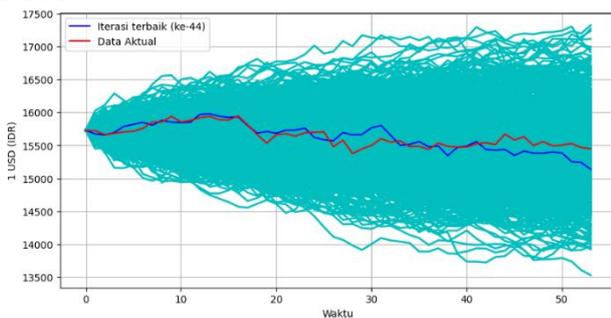
Nilai MAPE	Banyak Iterasi				
	100	500	1000	5000	10000
Rata-rata	2,19%	1,52%	2,15%	2,14%	2,14%
Minimal	0,78%	0,42%	0,63%	0,54%	0,53%

Tabel 5. Nilai MAPE Data Nilai Tukar CNY/IDR

Nilai MAPE	Banyak Iterasi				
	100	500	1000	5000	10000
Rata-rata	1,71%	1,90%	1,78%	1,81%	1,81%
Minimal	0,59%	0,50%	0,51%	0,46%	0,42%

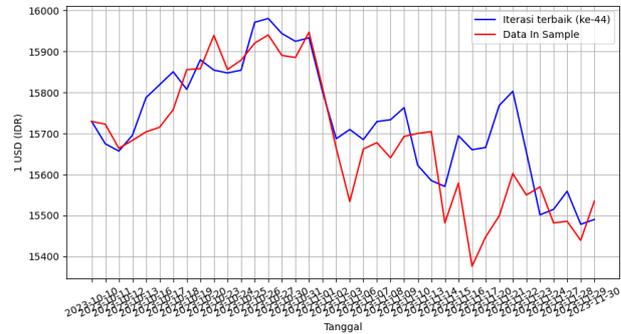
Berdasarkan Tabel 4 dan 5, banyaknya iterasi yang diterapkan pada model GBM tidak menjamin dapat menghasilkan nilai MAPE yang lebih kecil.

Selanjutnya, dipilih 1000 iterasi secara acak untuk membentuk model prediksi. Berikut grafik simulasi Model GBM Data Nilai Tukar USD/IDR dengan 1000 iterasi:



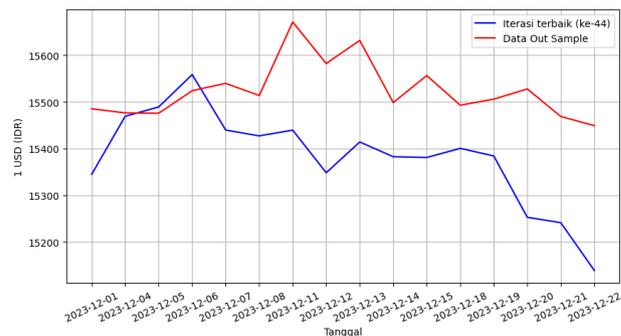
Gambar 4. Prediksi Model GBM Data Nilai Tukar USD/IDR (1000 iterasi)

Gambar 4 menunjukkan bahwa prediksi terbaik data harian nilai tukar USD/IDR dengan 1000 iterasi dihasilkan oleh iterasi ke-44, yang ditunjukkan oleh kurva biru. Iterasi tersebut memiliki nilai MAPE terkecil dari iterasi lainnya, yaitu sebesar 0,63%. Berarti bahwa hasil prediksinya paling mendekati data aktual yang ditunjukkan oleh kurva merah.



Gambar 5. Prediksi Model GBM Data *In Sample* Nilai Tukar USD/IDR (1000 iterasi)

Gambar 5 merupakan grafik prediksi data *in sample* Gambar 4. Rata-rata nilai MAPE yang diperoleh dari prediksi tersebut sebesar 0,49%. Hal ini berarti data *in sample* berhasil membentuk model prediksi, sehingga model yang telah dikonstruksi dapat digunakan untuk memprediksi data *out sample*.



Gambar 6. Prediksi Model GBM Data *Out Sample* Nilai Tukar USD/IDR (1000 iterasi)

Gambar 6 merupakan grafik prediksi data *out sample* yang diperoleh dari Gambar 4. Rata-rata nilai MAPE yang diperoleh dari prediksi tersebut sebesar 0,96%. Hal ini berarti akurasi prediksi yang dihasilkan berada dalam kategori baik.

Tabel 6. Rata-rata MAPE Model GBM

Nilai Tukar	Rata-rata MAPE	
	<i>In Sample</i>	<i>Out Sample</i>
USD/IDR	0,49%	0,96%
CNY/IDR	0,39%	0,81%

PENERAPAN MODEL GEOMETRIC BROWNIAN MOTION

Pada tahap ini akan dilakukan konstruksi dan simulasi model GBM-KF untuk memprediksi nilai tukar USD/IDR dan CNY/IDR. Pertama-tama, akan dilakukan konstruksi model GBM pada persamaan (13) ke dalam model sistem dengan bentuk umum $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{G} \mathbf{w}_k$.

$$\ln\left(\frac{S(t)}{S(t-1)}\right) = \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right) dt + \sigma dW(t)$$

$$\ln(S(t+1)) - \ln(S(t)) = \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right) dt + \sigma dW(t),$$

misalkan $\ln(S(t)) = X(t)$:

$$X(t+1) = X(t) + \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right) dt + \sigma \epsilon \sqrt{dt}. \quad (22)$$

Berdasarkan persamaan (22) volatilitas (σ) dan drift (μ) merupakan parameter konstan, sehingga didapat model sistem:

$$\begin{bmatrix} \mu_{t+1} \\ \sigma_{t+1} \\ X_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_t & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_t & 0 \\ 0 & 0 & X_t + \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right) dt \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} [\epsilon \sqrt{dt}]$$

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k) + \mathbf{G} \mathbf{w}_k. \quad (23)$$

Persamaan (23) akan diubah ke bentuk umum model sistem dengan cara menurunkan fungsi $f(\mathbf{x}_k)$ secara parsial terhadap masing-masing parameter. Proses tersebut akan menghasilkan matriks \mathbf{A} , yang merupakan matriks Jacobian dari $f(\mathbf{x}_k)$.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial \mu} & \frac{\partial f}{\partial \sigma} & \frac{\partial f}{\partial X} \\ \frac{\partial f}{\partial \mu} & \frac{\partial f}{\partial \sigma} & \frac{\partial f}{\partial X} \\ \frac{\partial f}{\partial \mu} & \frac{\partial f}{\partial \sigma} & \frac{\partial f}{\partial X} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ \Delta t & \sigma \Delta t & 1 \end{bmatrix}. \quad (24)$$

Dari persamaan (24) didapat model sistem:

$$\begin{bmatrix} \mu_{t+1} \\ \sigma_{t+1} \\ X_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ \Delta t & \sigma \Delta t & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_t \\ \sigma_t \\ X_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} [\epsilon \sqrt{dt}]$$

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{G} \mathbf{w}_k. \quad (25)$$

Selanjutnya akan dikonstruksi model pengukuran dengan bentuk umum $\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k$. Berikut konstruksi model GBM ke dalam model pengukuran:

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} dx \\ \frac{dx}{d\mu} & \frac{dx}{d\sigma} & \frac{dx}{dX} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_t \\ \sigma_t \\ X_t \end{bmatrix} + \mathbf{v}_k$$

$$= \begin{bmatrix} \Delta t & \sigma \Delta t & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_t \\ \sigma_t \\ X_t \end{bmatrix} + \mathbf{v}_k$$

$$= \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k.$$

Sebelumnya, pada tahap awal diberikan inisialisasi matriks variabel keadaan dan kovarian. Nilai awal (X_0) pada matriks variabel keadaan merupakan nilai awal data *in sample*, sehingga pada

data nilai tukar USD/IDR diinisialisasikan sebagai berikut:

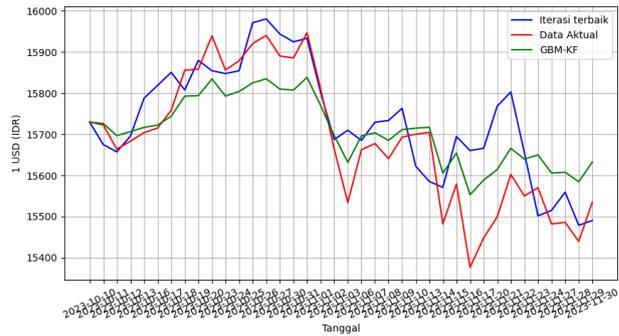
$$\hat{\mathbf{x}}_0 = \begin{bmatrix} \mu_0 \\ \sigma_0 \\ X_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,000322 \\ 0,005314 \\ 15729,304479 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{P}_0 = \begin{bmatrix} 10^{-5} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-5} & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-5} \end{bmatrix}.$$

Selanjutnya, akan dibangkitkan kovarian dari *noise* sistem dan pengukuran dengan nilai 10^{-5} \$.

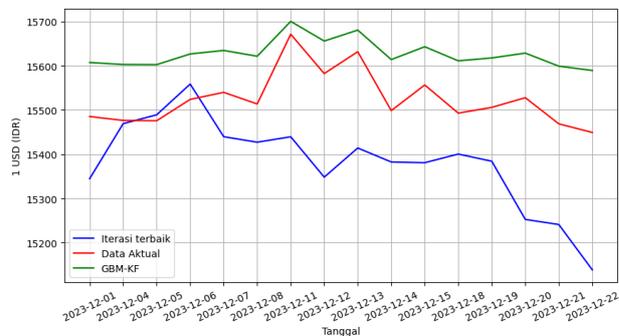
$$\mathbf{Q}_0 = \begin{bmatrix} 10^{-5} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-5} & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-5} \end{bmatrix}; \mathbf{R}_0 = 10^{-5}.$$

Setelah mendapatkan konstruksi model GBM-KF, maka dapat dilakukan simulasi dengan bantuan *software* Python.



Gambar 7. Prediksi Model GBM-KF Data *In Sample* Nilai Tukar USD/IDR (1000 iterasi)

Gambar 7 merupakan grafik prediksi data *in sample* model GBM-KF yang dibandingkan dengan model GBM. Rata-rata nilai MAPE yang diperoleh dari prediksi data *in sample* tersebut sebesar 0,44%, sehingga model yang telah dikonstruksi dapat digunakan untuk memprediksi data *out sample*.



Gambar 8. Prediksi Model GBM-KF Data *Out Sample* Nilai Tukar USD/IDR (1000 iterasi)

Rata-rata nilai MAPE yang diperoleh dari prediksi data *out sample* tersebut sebesar 0,66%. Hal ini berarti

akurasi prediksi yang dihasilkan berada dalam kategori baik.

Tabel 7. Rata-rata MAPE Model GBM-KF

Nilai Tukar	Rata-rata MAPE	
	<i>In Sample</i>	<i>Out Sample</i>
USD/IDR	0,44%	0,66%
CNY/IDR	0,28%	0,40%

PERBANDINGAN MODEL

Pada tahap ini akan dilakukan perbandingan keakuratan prediksi berdasarkan rata-rata nilai MAPE yang dihasilkan kedua model. Berdasarkan Tabel 6 dan 7, diketahui bahwa rata-rata nilai MAPE data *out sample* nilai tukar rupiah USD/IDR dan CNY/IDR untuk model GBM-KF lebih kecil dari model GBM. Hal tersebut berarti bahwa hasil prediksi nilai tukar rupiah nilai tukar rupiah USD/IDR dan CNY/IDR lebih akurat menggunakan model GBM-KF.

Perbandingan kedua model juga dapat diamati melalui pergerakan kurva pada grafik simulasi. Menurut Gambar 7 dan Gambar 8, pergerakan lintasan model GBM lebih acak dan tidak beraturan jika dibandingkan dengan model GBM-KF. Pergerakan grafik simulasi model GBM-KF mengikuti pergerakan data aktual meskipun pada data tertentu dapat menghasilkan simpangan *error* yang lebih tinggi dari model GBM.

PENUTUP

SIMPULAN

Berdasarkan hasil studi, simulasi, dan pembahasan yang telah dipaparkan sebelumnya, maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Konstruksi model GBM dan GBM-KF
2. Keakuratan prediksi model GBM dan GBM-KF berdasarkan rata-rata nilai MAPE untuk data *in sample* maupun *out sample* termasuk dalam kategori sangat baik atau benilai < 10%.
3. Hasil prediksi data *out sample* nilai tukar USD/IDR dan CNY/IDR lebih baik menggunakan model GBM-KF. Berturut-turut memiliki rata-rata nilai MAPE sebesar 0,66% dan 0,40%. Nilai tersebut menunjukkan penurunan sebesar 0,30% dan 0,41% dari model GBM.

SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, kedua model yang telah dikonstruksi memberikan hasil prediksi dengan kategori akurasi yang sangat baik (< 10%). Model GBM-KF memang menunjukkan hasil yang lebih akurat dari model GBM, tetapi perbedaan rata-rata nilai MAPE keduanya hanya sedikit.

Saran untuk penelitian selanjutnya dapat dicoba untuk mengkonstruksi model lain yang sesuai dengan tren data yang digunakan dalam prediksi. Prediksi dengan data nilai tukar dapat dicoba menggunakan metode *machine learning* seperti *Artificial Neural Network* (ANN), *Support Vector Regression* (SVR), *Auto Regressive Conditional Heteroscedastisity* dan *Genera-lized Auto Regressive Conditional Heteros-cedastisity* (ARCH-GARCH), dan lain-lain.

DAFTAR PUSTAKA

Adiatma, R. (2015). Analisis Pengaruh Volatilitas Nilai Tukar, Nilai Tukar Riil, dan Pendapatam Amerika Serikat terhadap Ekspor Alas Kaki Indonesia Ke Amerika Serikat. *Universitas Airlangga*, 1-12.

Ahdiat, A. (2023, Juli). *IMF Prediksi Ekonomi Negara Maju Melemah pada 2023, Kecuali Jepang*. Retrieved from Databoks: unesa.me/PrediksiIMF

Anonymous. (2023, Desember). *PMI Manufaktur Caixin China*. Retrieved from Investing.com: <https://id.investing.com/economic-calendar/chinese-caixin-manufacturing-pmi-753>

Arifin, S., & Mayasya, S. (2018). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Amerika Serikat. *Jurnal Ekonomi-Qu*, 82-96.

Biezen, M. v. (2015). *Special Topics - The Kalman Filter (7 of 55) The Multi-Dimension Model 1*. Retrieved from <https://www.youtube.com/watch?v=cD7WkbAIL0&list=PLX2gX-ftPVXU3oUFNATxGXY90AULiqnWT&index=7>

BPS. (2023, Mei). *Ekonomi Indonesia Triwulan I-2023 Tumbuh 5,03 Persen (y-on-y)*. Retrieved from Badan Pusat Statistik: unesa.me/EkonimoIndonesiaTI2023

Dmouj, A. (2006). *Stock Price Modelling: Theory and Practice*. Amsterdam: Masters Degree Thesis, Vrije Universiteit.

Fatimarahma, S. (2023, Agustus). *Nilai Tukar Rupiah Hari Ini, Tertekan Sentimen China dan AS*. Retrieved from Market Bisnis: unesa.me/RpTertekan

Gideon, A. (2023, Juni). *Mendag: Tren Surplus Neraca Perdagangan Indonesia Mei 2023 Berlanjut dalam 3 Tahun*. Retrieved from Kementerian

- Perdagangan Republik Indonesia: <http://unesa.me/MenDagNeracaPerdagangan>
- Ginting, M. C., & Silitonga, I. M. (2019). Pengaruh Pendanaan dari Luar Perusahaan dan Modal Sendiri terhadap Tingkat Profitabilitas pada Perusahaan Property and Real Estate yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal Manajemen*, 195-204.
- Haryono, E. (2023, Mei). *Pertumbuhan Ekonomi Indonesia Tetap Kuat*. Retrieved from Bank Indonesia: https://www.bi.go.id/id/publikasi/ruang-media/news-release/Pages/sp_2511423.aspx
- Hassler, U. (2016). Ito's Lemma. *Stochastic Processes and Calculus: An Elementary Introduction with Applications*, 239-258.
- Mae. (2023, Agustus). *Surplus Dagang RI Diramal Menciut, Imbas China Memang Dahsyat*. Retrieved from CNBC Indonesia: <http://unesa.me/CNBCSurplusDagang>
- Mar'ah, I. K., Raden, S., & Hidayat, R. (2016). Pengaruh Perubahan Nilai Tukar Yuan Tiongkok terhadap US Dollar Amerika Serikat dan Dampaknya terhadap Rupiah Indonesia (Studi Pada Bloomberg dan Bank Indonesia Tahun 2012-2015). *Jurnal Administrasi Bisnis (JAB)*, 46-52.
- Mustika, T. N. (2019). Prediksi Harga Saham dengan Geometric Brownian Motion dan ARIMA – Termodifikasi Kalman Filter. *Institut Teknologi Sepuluh Nopember*.
- Nabilla, I., & Ranggadara, I. (2020). Mean Absolute Percentage Error untuk Evaluasi Hasil Prediksi Komoditas Laut. *JOINS (Journal of Information System)*, 250-255.
- Nasrum, A. (2017). *Uji Normalitas Data untuk Penelitian*. Denpasar: Jayapangus Press Books.
- Rachman, A. (2023, Mei). *Covid Usai Jangan Happy Dulu, Ekonomi Global Masih Waspada*. Retrieved from CNBC Indonesia: <https://www.cnbcindonesia.com/news/20230510134457-4-436173/covid-usai-jangan-happy-dulu-ekonomi-global-masih-waspada>
- Ramana, F., & Nasrudin. (2018). Dampak Devaluasi Yuan terhadap Perekonomian Indonesia Pendekatan Model Persamaan Simultan. *Buletin Ilmiah Litbang Perdagangan*, 117-134.
- Rifa'i, A., Purwoharyono, D., Selyna, D., Utami, E. A., Ramadhan, M. F., Simamora, R. Y., . . . Ritonga, V. D. (2023, Agustus 1). *Perkembangan Ekonomi Indonesia dan Dunia Triwulan II Tahun 2023*. Retrieved from BAPPENAS: unesa.me/BAPENASPEID2023
- Riziqyani, A., Gunistiyo, & C, N. W. (2018). Pengaruh Kurs, Suku Bunga, dan Dividen Pershare terhadap Harga Saham pada Sektor Perbankan yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia Tahun 2013– 2017. *Jurnal Perpajakan, Manajemen, dan Akuntansi*, 21-33.
- Ruppert, D., & Matteson, D. (2011). *Statistics and Data Analysis for Financial Engineering*. Springer.
- Sa'diah, A. (2021). Penerapan Geometric Brownian Motion pada peramalan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat. *Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim*.
- Sakir, A., Zainul, Z. R., & Zulkifli. (2020). Faktor-Faktor Penyebab Pelemahan Kurs Rupiah terhadap Dollar Amerika. *Jurnal Ekonomi dan Manajemen*, 165-171.
- Setiawati, S. (2023, September). *Suku Bunga The Fed Masih Rawan Naik, RI Harus Telan Pil Pahit*. Retrieved from CNBC Indonesia: <http://unesa.me/CNBCTheFed>
- Sofro, A., Oktaviarina, A., & Maulana, D. A. (2019). *Metode Statistika*. Surabaya: Jurusan Matematika Universitas Negeri Surabaya.
- Taylor , M. (2022). *Mean Absolute Percentage Error*. Retrieved from Vexpower: <https://www.vexpower.com/brief/mean-absolute-percentage-error>
- Welch, G., & Bishop, G. (1995). *An Introduction to the Kalman Filter*. Chapel Hill: Department of Computer Science University of North Carolina .
- Yunita, R., Dharmawan, K., & Harini, L. P. (2015). Menentukan Portofolio Optimal pada Pasar Saham yang Bergerak dengan Model Gerak Brown Geometri Multidimensi. *E-Jurnal Matematika*, 127-134.