Jurnal Statistika dan Aplikasinya Volume 6 Issue 2, December 2022 e-ISSN: 2620-8369

Received: 30 October 2022
Revised: 19 December 2022
Accepted: 29 December 2022
Published: 31 December 2022

Pemodelan Peluang Transisi Rantai Markov dengan Simulasi Monte Carlo Berdasarkan Distribusi Multinoulli untuk Memprediksi Harga Indeks Saham

(*Studi Kasus pada Indeks Saham LQ45, IHSG, S&P 500, Nikkei 225, dan Shenzhen*)

Vieri Koerniawan[1, a)], Andrew Nilsen[2, b)] , Febrina Puspa Sari[3], Muhammad Yahya Ayyasy[4], Sapto Wahyu Indratno[5]

[1]*Program Studi Magister Aktuaria*
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Bandung, Jalan Ganesha 10, Bandung 40132, Indonesia

E-mail: [a)]vieri.koerniawan@gmail.com, [b)]20821010@mahasiswa.itb.ac.id

Abstract

Stock prices always fluctuate from time to time so it is difficult to predict. Predictions of stock price fluctuations have a significant impact on companies, investors and shareholders in making the best decisions for investment choices that provide maximum profit. Several countries have stock indexes which are generally used as a measure to determine the price movements of their shares. The LQ45 stock index and IHSG from Indonesia, the S&P 500 from the United States, the Nikkei 225 from Japan, and Shenzhen from China are some examples of stock indexes that have the largest valuations in the world. Markov chain transition probability modeling is one way to predict stock price indexes. Modeling using Markov chain is effective because of its ability to predict with a simple model compared to other models. Furthermore, the Monte Carlo method is used to model the probability of Markov chain transition based on the value generation from the Multinoulli distribution to predict the state and closing price of the stock index for the future. It is concluded that from the two models between Markov chain models and linear regression applied to the stock index data of IHSG, LQ45, Nikkei 225, Shenzhen, and S&P 500, it is found that the Markov chain model has the best accuracy based on the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) measure.

Keywords: Markov Chain, Multinoulli Distribution, Stock Index, Monte Carlo

Abstrak

Harga saham selalu berfluktuasi dari waktu ke waktu sehingga sulit untuk diprediksi. Prediksi terhadap fluktuasi harga saham memberikan dampak yang signifikan bagi perusahaan, investor maupun pemegang saham dalam mengambil keputusan terbaik untuk pilihan investasi yang memberikan profit maksimal. Beberapa negara mempunyai indeks saham yang secara umum menjadi ukuran untuk mengetahui pergerakan harga saham-sahamnya. Indeks saham LQ45 dan IHSG dari Indonesia, S&P 500 milik Amerika Serikat, Nikkei 225 dari Jepang, serta Shenzhen dari *China* merupakan beberapa contoh indeks saham yang memiliki valuasi terbesar di dunia.

Pemodelan peluang transisi rantai Markov adalah salah satu cara untuk memprediksi indeks harga saham. Pemodelan menggunakan rantai Markov ini efektif untuk dilakukan karena kemampuannya dalam memprediksi dengan model yang sederhana dibandingkan dengan model lainnya. Selanjutnya, digunakan metode Monte Carlo untuk memodelkan peluang transisi rantai Markov berdasarkan bangkitan nilai dari distribusi Multinoulli untuk memprediksi keadaan dan harga penutupan indeks saham untuk waktu yang akan datang. Disimpulkan bahwa dari kedua model antara rantai Markov dan regresi linear yang diterapkan pada data indeks saham IHSG, LQ45, Nikkei 225, Shenzhen, dan S&P 500, diperoleh bahwa model rantai Markov adalah yang paling memiliki keakuratan paling baik berdasarkan ukuran Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

Kata-kata kunci: Rantai Markov, Distribusi Multinoulli, Indeks Saham, Monte Carlo

PENDAHULUAN

Pasar modal adalah salah satu instrumen penting yang menjadi penggerak perekonomian suatu negara. Selain membantu menjalankan roda perekonomian dalam suatu negara, pasar modal juga merupakan salah satu sumber pendapatan negara. Salah satu aset keuangan yang paling banyak diperjualbelikan dalam pasar modal adalah saham. Saham merupakan instrumen investasi yang banyak dilirik oleh para investor karena bersifat fleksibel, yaitu bisa dibeli dan dijual kapan saja serta mempunyai profit yang menjanjikan (BEI, 2022). Jika dilihat dari sisi perusahaan, saham merupakan sumber pendanaan atau modal yang diperjualbelikan di suatu bursa saham dan memiliki harga yang berfluktuasi seiring dengan keadaan perusahaan tersebut serta tidak terlepas dari pengaruh perkembangan ekonomi di negara itu. Indikator yang mencerminkan keseluruhan bergeraknya atau naik turunnya harga saham di suatu periode disebut juga indeks harga saham. Indeks ini berfungsi sebagai ukuran tren pasar yang menggambarkan keadaan pasar pada saat tertentu (Fitriyani *et al.*, 2021).

Memodelkan harga saham saat ini menjadi hal menarik untuk dilakukan karena memberikan dampak yang signifikan bagi perusahaan, investor maupun pemegang saham dalam mengambil keputusan terbaik untuk pilihan investasi yang memberikan profit maksimal. Dalam hal ini, bukan hanya menarik bagi para pemeran dalam pasar saham, melainkan juga bagi para peneliti di berbagai bidang seperti ekonomi, keuangan, dan statistika yang telah mengusulkan berbagai macam metode untuk memodelkan pergerakan harga saham yang membuat topik ini sangat banyak dieksplorasi dalam studi literatur (Dar *et al.*, 2022). Pemodelan terhadap pergerakan harga saham ini diharapkan mampu meminimalkan risiko kerugian akibat harga saham yang sangat berfluktuasi. Oleh karena itu, para pemeran di pasar saham tentunya ingin dapat memprediksi perilaku dari harga saham tersebut di masa depan.

Harga saham dapat diasumsikan mengikuti proses Markov (Hull, 2018). Proses Markov adalah suatu proses stokastik yang memiliki sifat memori jangka pendek (*memoryless*), yaitu sifat jika keadaan untuk sekarang diketahui atau diberikan maka peluang keadaan dari proses pada waktu yang akan datang tidak dipengaruhi oleh keadaan waktu sebelumnya (Ross, 2010). Salah satu model yang termasuk proses Markov adalah rantai Markov (Markov *Chain*). Model rantai Markov memainkan peranan penting dalam statistik modern untuk memprediksi perilaku tren masa depan karena memiliki sifat Markov, yakni *memoryless* (Dar *et al.*, 2022).

Berbagai penelitian telah dilakukan untuk memodelkan pergerakan harga saham, diantaranya Dar *et al.* (2022) menggunakan model rantai Markov untuk menganalisis perilaku pasar saham, Amadi *et al*. (2022) menggunakan model rantai Markov dengan banyak keadaan berhingga untuk menganalisis perubahan harga saham, Bhuriya *et al*. (2017) menggunakan model regresi sederhana untuk memprediksi pasar saham. Kemudian, Nguyen (2016) menggunakan model *hidden* Markov dan Khandelwal *et al*. (2021) mengimplementasikan model ARIMA untuk memprediksi harga saham. Selanjutnya, Vijh *et al*. (2020) menggunakan teknik *machine learning*, yaitu *Artificial Neural Network* dan *Random Forest* untuk memprediksi harga penutupan saham.

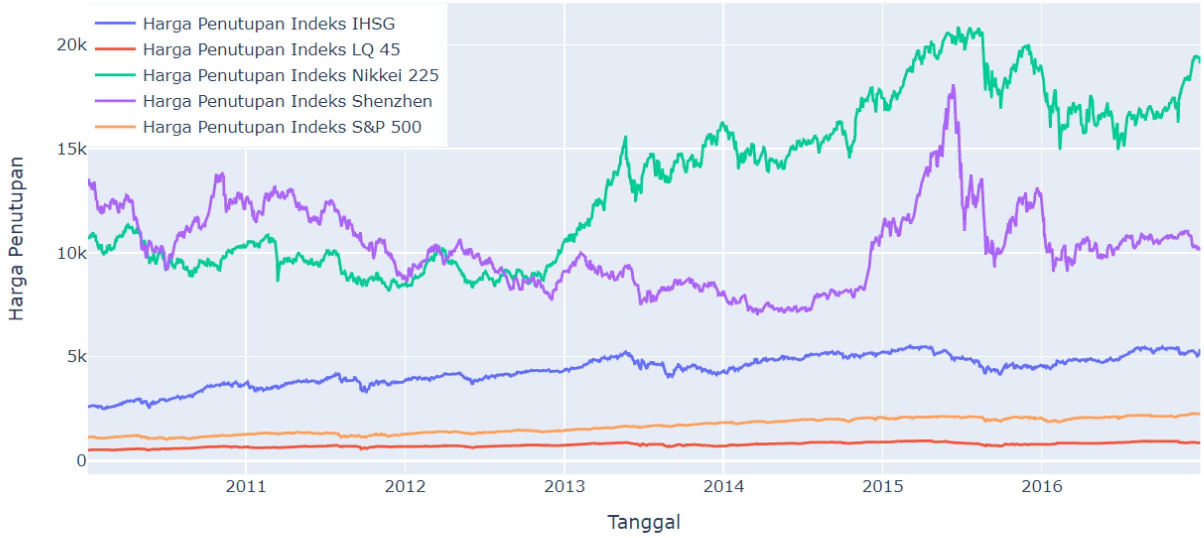
Pada penelitian ini, diprediksi harga indeks saham dengan memodelkan peluang transisi rantai Markov yang dapat menggambarkan perpindahan harga dari satu waktu ke tepat satu waktu berikutnya. Pemodelan menggunakan rantai Markov ini efektif untuk dilakukan karena kemampuannya dalam memprediksi dengan model yang sederhana dibandingkan dengan model lainnya. Selanjutnya, digunakan metode Monte Carlo untuk memodelkan peluang transisi rantai Markov berdasarkan bangkitan nilai dari distribusi Multinoulli untuk memprediksi keadaan dan harga penutupan indeks saham untuk waktu yang akan datang.

Indeks saham yang digunakan sebagai studi kasus pada penelitian ini adalah LQ45, IHSG, S&P 500, Nikkei 225, dan Shenzhen. Indeks LQ45 adalah indeks yang memiliki kapitalisasi pasar besar dan likuiditas tinggi dengan kriteria pemilihan yang ketat (Martini *et al.*, 2020). IHSG adalah gabungan harga seluruh saham yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia yang secara umum dapat dipakai sebagai nilai acuan dalam berinvestasi di Indonesia (Puspitasari *et al.*, 2012). S&P 500 adalah indeks yang mewakili 500 perusahaan dengan kapitalisasi terbesar di Amerika Serikat (Wilson *et al.*, 2014), sedangkan Indeks Nikkei 225 merupakan indeks harga saham gabungan dari Jepang (Wicaksono *et al.*, 2017). Kemudian, Indeks Shenzhen merupakan salah satu indeks saham terbesar di *China* yang merepresentasikan 60% dari valuasi saham-saham yang terdaftar di Bursa Efek *China* (Shen *et al.*, 2016).

METODOLOGI

Bahan dan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari *website Yahoo Finance*. Data tersebut merupakan harga penutupan indeks LQ45, IHSG, S&P 500, Nikkei 225, dan Shenzhen dalam rentang waktu dari 1 Januari 2010 hingga 1 Januari 2017. Penelitian ini menggunakan data indeks karena indeks saham merupakan representasi dari sebuah pasar saham sebuah negara. Indeks LQ45, IHSG, S&P 500, Nikkei 225, dan Shenzhen dipilih karena indeks-indeks tersebut merupakan bagian dari kelompok indeks dengan valuasi terbesar di dunia. Dengan demikian, diharapkan penelitian ini dapat mencerminkan kemampuan dari model rantai Markov dalam memprediksi harga penutupan indeks pada berbagai keadaan pasar saham. Visualisasi harga penutupan indeks LQ45, IHSG, S&P 500, Nikkei 225, dan Shenzhen ditunjukkan oleh GAMBAR 1 sebagai berikut.



GAMBAR 1. Grafik Indeks-Indeks Saham

Berdasarkan GAMBAR 1, harga penutupan indeks LQ45, IHSG, S&P 500, Nikkei 225, dan Shenzhen tidak semuanya memiliki tren yang naik. Terdapat indeks saham yang memiliki tren turun maupun tren mendatar. Oleh karena itu, model-model yang digunakan pada penelitian ini tidak hanya dicoba ketika harga penutupan indeks saham memiliki tren naik saja, melainkan untuk semua keadaan yang dapat terjadi pasar saham yaitu mengalami tren naik, tren mendatar, dan tren turun.

Metode Penelitian

Tahapan analisis yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut

1. Input *dataset* harga penutupan indeks LQ45, IHSG, S&P 500, Nikkei 225, dan Shenzhen yang telah diunduh dari *website Yahoo Finance*.
2. Melakukan pembelahan data menjadi dua buah bagian, yaitu data *training* dan data *testing*.
3. Melakukan pemodelan peluang transisi rantai Markov dengan simulasi Monte Carlo dan model regresi linier.
4. Mencari nilai galat masing-masing model dengan menggunakan Root Mean Square Error (RMSE), Mean Square Error (MSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), dan Mean Absolute Error (MAE).
5. Membandingkan nilai galat yang telah didapatkan untuk memperoleh model terbaik.

Pembelahan Data *Training* dan Data *Testing*

Pada penelitian ini, dilakukan pembelahan data menjadi dua buah bagian, yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk mendapatkan parameter-parameter dari model-model yang digunakan. Pada model rantai Markov, parameter yang dicari adalah peluang-peluang perpindahan keadaan. Sementara itu, pada model regresi linier, parameter yang dicari adalah koefisien *slope* dan koefisien *intercept*. Sedangkan, data *testing* digunakan untuk menguji performa model. Proporsi antara data *training* dan data *testing* adalah 80% data *training* dan 20% data *testing* (Rahman *et al*., 2019). Pada penelitian ini, proses pembelahan (*splitting*) *dataset* dilakukan untuk semua *dataset* harga penutupan indeks saham yang di-*fitting* ke model rantai Markov dan model regresi linier. Setelah *dataset* yang digunakan telah dilakukan pembelahan data *training* dan data *testing*, dilakukan pemodelan dengan model rantai Markov dan regresi linier.

Pemodelan Peluang Transisi Rantai Markov dengan Simulasi Monte Carlo

Proses Markov adalah proses stokastik yang mempunyai sifat bahwa jika nilai X_t telah diketahui, maka X_s dengan $s > t$ tidak dipengaruhi oleh X_u dengan $u < t$. Dengan kata lain, proses Markov merupakan fenomena dimana peristiwa masa datang hanya dipengaruhi oleh masa sekarang dan tidak dipengaruhi oleh masa lalu. Rantai Markov dengan waktu diskrit merupakan sebuah proses Markov yang ruang *state*-nya adalah himpunan berhingga atau terhitung. Dalam bentuk formal, sifat Markov tersebut adalah

$$P(X_t = j | X_1 = i_1, X_2 = i_2 \ldots, X_{t-1} = i) = P(X_t = j | X_{t-1} = i) \quad (1)$$

untuk setiap waktu di t dan semua keadaan $i_1, i_2, \ldots, i, j$ (Pinsky dan Karlin, 2010).

Peluang dari X_t berada pada keadaan j diketahui X_{t-1} berada pada keadaan i disebut sebagai peluang transisi satu langkah yang direpresentasikan dengan γ_{ij}. Peluang transisi γ_{ij} untuk rantai Markov homogen dapat dituliskan sebagai berikut

$$\gamma_{ij} = P(X_t = j | X_{t-1} = i) \quad (2)$$

dengan γ_{ij} saling bebas untuk setiap waktu t. Peluang γ_{ij} dapat disusun menjadi sebuah matriks berukuran $n \times n$ yang disebut sebagai matriks peluang transisi $\Gamma = \gamma_{ij}$, atau dalam bentuk matriks berikut

$$\Gamma = \begin{pmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \cdots & \gamma_{1n} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} & \cdots & \gamma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma_{n1} & \gamma_{n2} & \cdots & \gamma_{nn} \end{pmatrix}.$$

Karena nilai probabilitas tidak mungkin negatif dan proses harus mengalami transisi ke suatu *state* maka $\gamma_{ij} \geq 0$, untuk semua $i, j = 0,1,2, \ldots$, dan $\sum_{j=1}^{n} \gamma_{ij} = 1$, untuk semua $i = 0,1,2, \ldots$ (Ross, 2010).

Selanjutnya, untuk menyimulasikan matriks peluang transisi, digunakan simulasi Monte Carlo. Simulasi Monte Carlo adalah sebuah jenis simulasi yang mengandalkan pengambilan sampel acak berulang dan analisis statistik untuk menghitung hasilnya. Metode simulasi ini sangat berhubungan dengan eksperimen acak. Metode Monte Carlo memiliki lima tahapan dalam menyelesaikan permasalahan yang ada, yaitu

1. Menentukan model atau distribusi yang dapat merepresentasikan atau memodelkan populasi,
2. Menentukan nilai-nilai parameter dari model atau distribusi yang digunakan,
3. Membangkitkan bilangan acak,
4. Mengulang langkah ketiga sebanyak *M* kali,
5. Menghitung rata-rata dari hasil pengulangan (Raychaudhuri, 2008).

Pada penelitian ini, populasi yang ingin dimodelkan adalah peluang transisi dari matriks Γ. Diasumsikan bahwa setiap elemen baris pada matriks peluang transisi berdistribusi Multinoulli atau dituliskan

$$\gamma_{i1}, \gamma_{i2}, \ldots, \gamma_{in} \sim Multinoulli\ (r_{i1}, r_{i2}, \ldots, r_{in})$$

dengan $(r_{i1}, r_{i2}, \ldots, r_{in})$ adalah realisasi dari elemen baris peluang transisi yang diperoleh dari pemodelan peluang transisi data historis. Distribusi Multinoulli atau distribusi multivariat Bernoulli adalah kasus khusus dari distribusi Multinomial dengan perulangan sebanyak satu kali percobaan. Misalkan $\gamma = (\gamma_{i1}, \gamma_{i2}, \ldots, \gamma_{in})$ adalah sebuah vektor acak berdimensi n dan $r = (r_{i1}, r_{i2}, \ldots, r_{in})$ adalah realisasi dari γ. Fungsi peluang dari γ diberikan oleh

$$\begin{aligned} P(\gamma_{i1} = r_{i1}, \gamma_{i2} = r_{i2}, \ldots, \gamma_{in} = r_{in}) &= p(r_{i1}, r_{i2}, \ldots, r_{in}) \\ &= p(0,0, \ldots 0)^{[\prod_{k=1}^{n}(1-r_k)]} \times p(1,0, \ldots 0)^{[r_{1i} \prod_{k=2}^{n}(1-r_k)]} \times \\ &\quad p(0,1, \ldots 0)^{[(1-r_1) r_2 \prod_{k=3}^{n}(1-r_k)]} \ldots \times p(1,1, \ldots 0)^{[\prod_{k=1}^{n} r_k]} \end{aligned}$$

sehingga

$$p(r) = p_{0,0,\ldots 0}^{[\prod_{k=1}^{n}(1-r_k)]} p_{1,0,\ldots 0}^{[r_{i1} \prod_{k=2}^{n}(1-r_k)]} p_{0,1,\ldots 0}^{[(1-r_{i1}) r_2 \prod_{k=3}^{n}(1-r_k)]} \ldots p_{1,1,\ldots 1}^{[\prod_{k=1}^{n} r_k]} \tag{3}$$

(Dai *et al.*, 2013).

Berikut adalah tahapan pemodelan peluang transisi rantai Markov untuk data harga penutupan indeks saham dengan simulasi Monte Carlo berdasarkan peluang distribusi Multinoulli

1. Lebar selang antara nilai minimum dan maksimum dari data *training* yang telah didapatkan dibagi sebanyak *n* buah selang yang sama besarnya,
2. Menghitung nilai rata-rata dan standar deviasi dari data yang ada pada setiap selang sehingga diperoleh *n* buah rata-rata dan standar deviasi,
3. Melabeli selang-selang harga yang telah terbentuk dengan keadaan (*states*). Misalkan, selang pertama dilabeli sebagai keadaan pertama. Sedangkan, selang kedua dilabeli sebagai keadaan kedua, hingga selang ke-*n*,
4. Menghitung jumlah transisi dari sebuah keadaan pada waktu *t* ke suatu keadaan pada waktu *t+1*. Karena terdapat *n* buah keadaan, sehingga ada sebanyak n^2 total transisi. Jumlah dari transisi-transisi tersebut diinput ke dalam sebuah matriks berukuran $n \times n$ dengan keadaan awal (*state i*) adalah elemen baris, dan transisinya adalah elemen kolom (*state j*),
5. Membagi setiap elemen pada matriks yang diperoleh sebelumnya dengan jumlah dari elemen baris yang bersesuaian. Dari tahapan ini, diperoleh matriks peluang transisi untuk setiap keadaan,

6. Menentukan keadaan harga penutupan indeks saham pada observasi terakhir pada data *training*,
7. Membangkitkan secara acak keadaan (yang berbentuk kategori dari 1,2,…,*n*) dari distribusi Multinoulli yang nilai parameternya adalah vektor elemen baris peluang transisi untuk menentukan keadaan pada satu waktu ke depan setelah observasi data *training* terakhir. Melakukan hal yang sama dengan keadaan awal adalah hasil bangkitan nilai (keadaan) distribusi Multinoulli sebelumnya sampai observasi waktu data *testing* terakhir,
8. Melakukan simulasi Monte Carlo dengan mengulang langkah sebelumnya sebanyak *M* kali, kemudian setiap hasil bangkitan keadaan akan dikonversi menjadi nilai rataan (μ) dari setiap selang yang bersesuaian dengan hasil simulasi keadaan yang telah diperoleh sepanjang observasi waktu data *testing*,
9. Menghitung rata-rata dari nilai rataan (μ_1, μ_2, …, μ_M) sebagai hasil prediksi harga untuk sepanjang waktu observasi data *testing*,
10. Menentukan batas atas dan batas bawah dari setiap rataan hasil simulasi dengan menggunakan nilai standar deviasi (σ) selang yang bersesuaian sebesar 99.7% ($\mu_i \pm 3\sigma$) dengan $i=1,2,\dots,M$,
11. Dari tahapan-tahapan yang telah dilakukan, didapatkan barisan prediksi harga sepanjang observasi data *testing* beserta batas atas dan batas bawahnya. Kemudian, dihitung galat antara data prediksi dan data *testing* untuk mengecek akurasi dari model prediksi.

Pemodelan dengan Regresi Linier

Regresi linear adalah model prediksi yang digunakan untuk mengetahui hubungan linear dari dua variabel, yaitu variabel bebas dan variabel terikat. Persamaan dari model regresi linier adalah

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i, \tag{4}$$

Y_i adalah variabel terikat, x_i adalah variabel bebas, dengan

$$E[\varepsilon_i] = 0.$$

β_0 disebut sebagai koefisien *intercept* yang menyatakan jarak dari titik pangkal ke titik potong garis regresi dengan sumbu vertikal, β_1 disebut sebagai *slope* atau koefisien regresi yang menyatakan kemiringan garis regresi yang diukur sebagai sudut yang dibentuk oleh garis horisontal dengan garis regresi, sedangkan ε_i menyatakan galat untuk anggota sampel ke-*i*. Estimator dari koefisien *intercept* dan *slope* diberikan oleh

$$\begin{gathered}\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2} \\ \hat{\beta}_0 = \bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}\end{gathered} \tag{5}$$

(Walpole *et al.*, 2011).

Berikut adalah tahapan pemodelan dengan regresi linier

1. Melakukan pengecekan kelinieran data secara visual agar cocok dimodelkan dengan regresi linier,
2. Menghitung. nilai estimator parameter $\hat{\beta}_1$ dan $\hat{\beta}_0$ sehingga diperoleh model regresi $Y_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i$,
3. Mengecek signifikansi parameter $\hat{\beta}_1$ dan $\hat{\beta}_0$ dengan uji *t*,
4. Melakukan perbandingan nilai galat dari masing-masing model harga penutupan indeks saham. Perbandingan ini dilakukan dengan melihat nilai Root Mean Square Error (RMSE), Mean Square Error (MSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Mean Absolute Error (MAE) dari hasil prediksi dengan data *testing* lalu dicari nilai RMSE, MSE, MAPE, dan MAE terkecil.

Pengukuran Akurasi Model

Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE) merupakan ukuran error yang sering digunakan untuk mengevaluasi keakuratan sebuah model. Persamaan dari MAE, MSE, dan RMSE adalah

$$\begin{gathered} MAE = \frac{\sum_{k=1}^{K} |(v_k - u_k|}{K}, \\ MSE = \frac{\sum_{k=1}^{K} (v_k - uk\,)^2}{K}, \\ RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{K} (v_k - u_k)^2}{K}} \end{gathered} \tag{6}$$

dengan J adalah banyak data, v_k adalah nilai data hasil peramalan ke-*k* dan u_k adalah nilai data aktual ke-*k*. (Wang *et al*., 2018).

Mean Absolute Percent Error (MAPE) juga merupakan sebuah ukuran galat yang sering digunakan. Perbedaan utama dari hasil perhitungan error dengan MAPE dibandingkan dengan MAE, MSE, dan RMSE ada pada satuannya. MAE, MSE, dan RMSE menghasilkan nilai galat yang masih memiliki satuan dari data yang digunakan misalkan, satuan mata uang, sedangkan MAPE menghilangkan satuan dari nilai galat yang dihitung dengan cara membagi nilai galat dengan nilai data aktual. Karena nilai MAPE tidak ada satuan dari datanya (diganti dengan satuan persentase), maka dapat mempermudah peneliti dalam melihat keakuratan model. Persamaan dari MAPE adalah

$$MAPE = \left(\frac{1}{K} \times \sum_{k=1}^{K} \frac{|u_k - v_k|}{|u_k|} \right) \times 100\% \tag{7}$$

(Myttenaere *et al*., 2016).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, dilakukan pemodelan terhadap matriks peluang transisi untuk 2, 4, 8, 16, 32, dan 64 keadaan pada harga penutupan indeks saham. Untuk pemodelan dengan 2, 4, dan 8 keadaan ditemukan bahwa untuk setiap baris pada matriks transisi, terdapat sebuah peluang transisi yang dominan, sehingga kurang baik untuk dijadikan sebagai model. Kemudian, dari percobaan memodelkan indeks saham dengan 32 dan 64 keadaan, ditemukan bahwa terdapat banyak peluang transisi yang bernilai 0, sehingga kurang efektif untuk digunakan. Sedangkan, matriks peluang transisi dengan 16 keadaan yang terbentuk tidak terlalu banyak peluang transisi yang bernilai 0 dan peluang transisi untuk setiap elemen baris memiliki distribusi yang lebih merata. Matriks-matriks peluang transisi 16 keadaan yang terbentuk dari indeks saham LQ45, IHSG, Nikkei, Shenzhen, dan S&P 500 adalah sebagai berikut.

$$\begin{bmatrix}
0.933 & 0.067 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.044 & 0.844 & 0.111 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.073 & 0.873 & 0.055 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.083 & 0.875 & 0.042 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.696 & 0.304 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.063 & 0.835 & 0.101 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.007 & 0.042 & 0.854 & 0.097 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.096 & 0.794 & 0.110 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.108 & 0.785 & 0.108 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.089 & 0.822 & 0.089 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.076 & 0.816 & 0.108 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.134 & 0.739 & 0.126 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.065 & 0.869 & 0.065 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.094 & 0.790 & 0.116 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.107 & 0.843 & 0.050 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.061 & 0.939
\end{bmatrix}$$

GAMBAR 2. Matriks Peluang Transisi Model Rantai Markov untuk IHSG

$$\begin{bmatrix}
0.862 & 0.138 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.081 & 0.757 & 0.162 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.091 & 0.782 & 0.127 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.103 & 0.793 & 0.103 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.078 & 0.804 & 0.118 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.013 & 0.053 & 0.697 & 0.237 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.074 & 0.822 & 0.104 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.129 & 0.798 & 0.062 & 0.011 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.075 & 0.796 & 0.129 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.007 & 0.137 & 0.705 & 0.151 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.192 & 0.692 & 0.115 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.058 & 0.821 & 0.121 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.156 & 0.723 & 0.121 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.133 & 0.808 & 0.058 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.077 & 0.802 & 0.121 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.167 & 0.833
\end{bmatrix}$$

GAMBAR 3. Matriks Peluang Transisi Model Rantai Markov untuk Indeks LQ45

$$\begin{bmatrix}
0.943 & 0.057 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.033 & 0.904 & 0.062 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.074 & 0.852 & 0.074 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.074 & 0.801 & 0.125 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.080 & 0.821 & 0.099 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.137 & 0.805 & 0.059 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.086 & 0.850 & 0.064 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.006 & 0.047 & 0.813 & 0.135 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.008 & 0.171 & 0.760 & 0.062 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.024 & 0.195 & 0.683 & 0.098 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.308 & 0.462 & 0.231 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.143 & 0.786 & 0.071 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.200 & 0.000 & 0.200 & 0.600 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.200 & 0.400 & 0.400 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.333 & 0.000 & 0.167 & 0.500 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.300 & 0.700
\end{bmatrix}$$

GAMBAR 4. Matriks Peluang Transisi Model Rantai Markov untuk Indeks Shenzhen

$$\begin{bmatrix}
0.924 & 0.076 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.059 & 0.890 & 0.051 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.078 & 0.861 & 0.061 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.111 & 0.828 & 0.061 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.294 & 0.588 & 0.118 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.042 & 0.792 & 0.167 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.067 & 0.733 & 0.200 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.071 & 0.814 & 0.115 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.092 & 0.773 & 0.134 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.008 & 0.098 & 0.788 & 0.098 & 0.008 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.008 & 0.089 & 0.732 & 0.171 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.009 & 0.175 & 0.719 & 0.088 & 0.009 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.143 & 0.771 & 0.086 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.109 & 0.800 & 0.091 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.066 & 0.868 & 0.066 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.081 & 0.919
\end{bmatrix}$$

GAMBAR 5. Matriks Peluang Transisi Model Rantai Markov untuk Indeks Nikkei 225

$$\begin{bmatrix}
0.863 & 0.137 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.072 & 0.855 & 0.072 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.073 & 0.839 & 0.089 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.054 & 0.882 & 0.065 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.066 & 0.880 & 0.054 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.101 & 0.873 & 0.025 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.018 & 0.893 & 0.089 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.075 & 0.811 & 0.113 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.066 & 0.908 & 0.026 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.020 & 0.882 & 0.098 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.038 & 0.856 & 0.106 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.101 & 0.747 & 0.152 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.099 & 0.817 & 0.085 & 0.000 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.040 & 0.920 & 0.040 & 0.000 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.088 & 0.894 & 0.018 \\
0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.040 & 0.960
\end{bmatrix}$$

GAMBAR 6. Matriks Peluang Transisi Model Rantai Markov untuk Indeks S&P 500

Pada bagian ini, dipaparkan hasil dari penelitian ini. Hasil dari penelitian ini adalah nilai galat dari masing-masing metode. Nilai galat RMSE, MSE, MAE untuk indeks IHSG dan LQ45 memiliki satuan Rupiah (Rp), untuk indeks Shenzen memiliki satuan Chinese Yuan (¥), untuk indeks S&P 500 memiliki satuan US Dollar ($), untuk indeks Nikkei 225 memiliki satuan Japanese Yen (¥). Sedangkan, nilai galat MAPE untuk indeks IHSG, LQ45, Shenzhen, Nikkei 225, dan S&P 500 memiliki satuan persentase (%). Hasil dari penelitian ini ditunjukkan oleh Tabel 1 berikut.

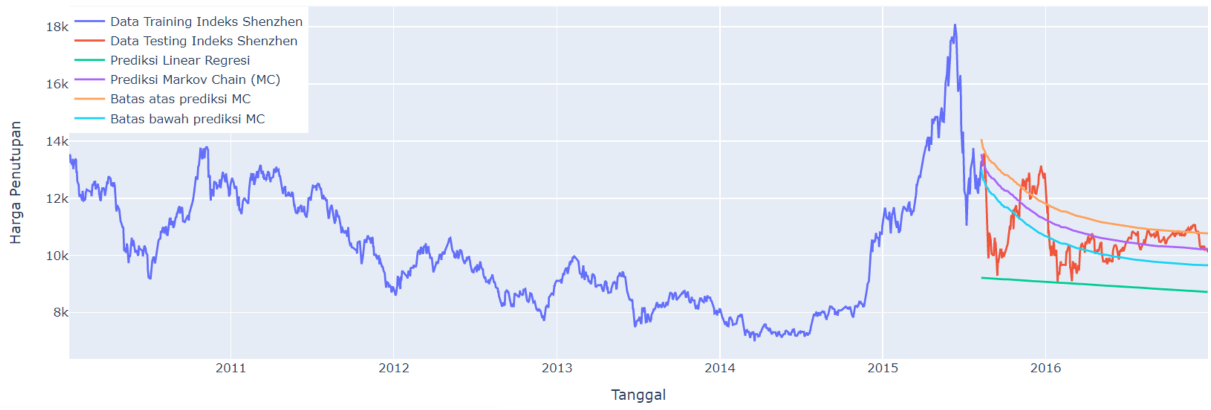
TABEL 1. Nilai Galat Masing-masing Metode untuk Indeks Saham

Nomor	Indeks	MSE Rantai Markov	RMSE Rantai Markov	MAE Rantai Markov	MAPE Rantai Markov	MSE Regresi Linier	RMSE Regresi Linier	MAE Regresi Linier	MAPE Regresi Linier
1	IHSG (Rp)	180568.89	424.93	360.04	7.4%	788489.25	887.97	861.61	18.1%
2	LQ45 (Rp)	6053.81	77.81	65.11	7.8%	15362.95	123.95	116.14	14.4%
3	Shenzhen (¥)	1532678.26	1238.01	913.81	8.8%	3950241.73	1987.52	1781.29	16.1%
4	Nikkei 225 (¥)	1755992.07	1325.14	1141.68	6.7%	4793709.04	2189.45	1953.65	11.5%
5	S&P 500 ($)	12265.48	110.75	89.73	4.4%	31467.28	177.39	165.31	8.1%

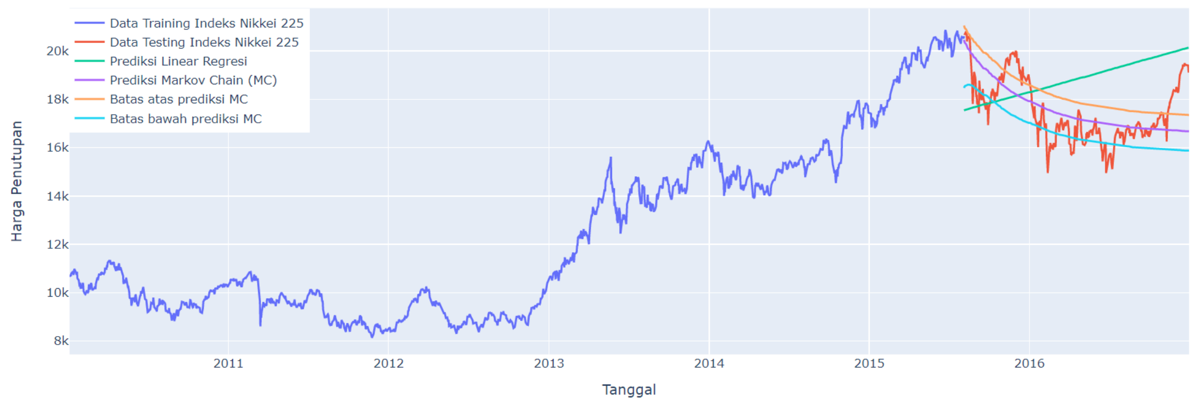
Dari Tabel 1, didapatkan nilai galat Root Mean Square Error (RMSE), Mean Square Error (MSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) masing-masing metode untuk indeks LQ45, IHSG, Shenzhen, Nikkei 225, dan S&P 500. Didapatkan bahwa model rantai Markov memiliki akurasi yang baik dalam memprediksi harga penutupan indeks-indeks ditunjukkan oleh nilai-nilai galat yang lebih kecil dibandingkan nilai-nilai galat dari model regresi linier sederhana. Didapatkan bahwa nilai galat MAPE indeks S&P500 adalah yang terendah untuk kedua model. Untuk melihat performa model rantai Markov dan regresi linier dalam memprediksi kelima indeks, ditunjukkan grafik prediksi model rantai Markov dan regresi linier untuk masing-masing indeks pada GAMBAR 7, GAMBAR 8, GAMBAR 9, GAMBAR 10, dan GAMBAR 11.

GAMBAR 7. Grafik Prediksi Model Rantai Markov dan Regresi Linier untuk IHSG

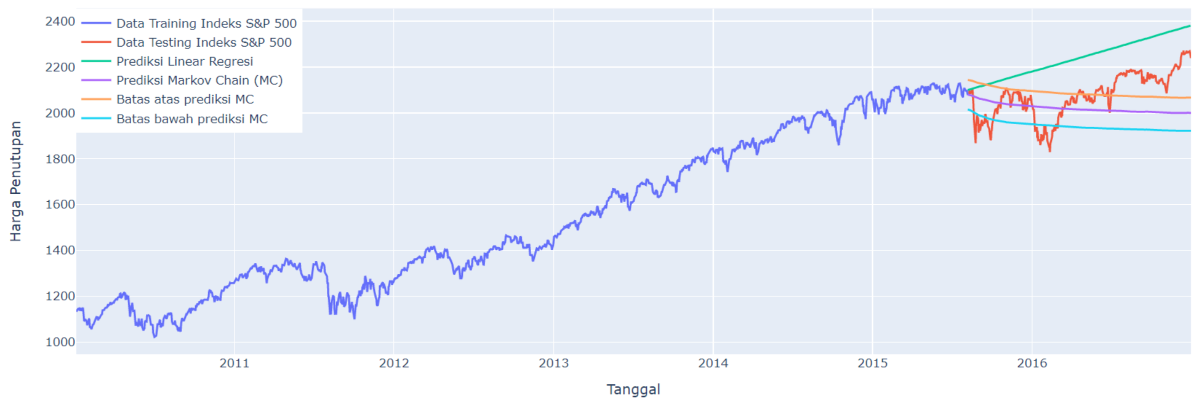
GAMBAR 8. Grafik Prediksi Model Rantai Markov dan Regresi Linier untuk Indeks LQ45



GAMBAR 9. Grafik Prediksi Model Rantai Markov dan Regresi Linier untuk Indeks Shenzhen



GAMBAR 10. Grafik Prediksi Model Rantai Markov dan Regresi Linier untuk Indeks Nikkei 225



GAMBAR 11. Grafik Prediksi Model Rantai Markov dan Regresi Linier untuk Indeks S&P 500

Dari GAMBAR 7, GAMBAR 8, GAMBAR 9, GAMBAR 10, dan GAMBAR 11 dapat dianalisis bahwa kedua model memodelkan data harga penutupan indeks IHSG, LQ45, Nikkei 225, Shenzhen, dan S&P 500 dengan cukup baik karena grafik prediksi rantai Markov dan regresi linier (hasil prediksi model) searah dengan grafik data *testing* (data harga masing-masing indeks aktual). Dari kelima gambar tersebut, dapat dianalisis juga bahwa tingkat akurasi rantai Markov lebih tinggi dibandingkan model regresi linier sederhana karena pada setiap Gambar, grafik prediksi rantai Markov masih dekat dengan harga penutupan aktual indeks. Sedangkan, prediksi model regresi linier selalu menjauh dari harga penutupan aktual indeks. Analisis ini dikonfirmasi kebenarannya oleh nilai galat RMSE, MSE, MAE, dan MAPE pada Tabel 1. Untuk mengkonfirmasi analisis tersebut, dianalisis secara menyeluruh akurasi dari kedua model untuk memprediksi indeks IHSG, LQ45, Nikkei 225, Shenzhen, dan S&P 500 dengan rata-rata galat indeks IHSG, LQ45, Nikkei 225, Shenzhen, dan S&P 500. Karena indeks IHSG, LQ45, Nikkei 225, Shenzhen, dan S&P 500 memiliki satuan mata uang yang berbeda-beda, rata-rata nilai galat yang dapat dibandingkan hanya nilai galat yang memiliki satuan persentase (%) yaitu Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Rata-rata galat MAPE dari kedua model ditunjukkan oleh Tabel 2 berikut.

TABEL 2. Nilai Rata-rata Galat Masing-masing Metode

Model	MAPE
Rantai Markov	7.02%
Regresi Linier	13.64%

Dari Tabel 2, didapatkan bahwa rata-rata nilai galat (Mean Absolute Percentage Error) MAPE dari rantai Markov merupakan yang paling kecil. Jika dibandingkan dengan rata-rata nilai galat MAPE model regresi linier sederhana, didapatkan bahwa rantai Markov memiliki nilai galat yang lebih kecil sebanyak 48.53% dibandingkan model regresi linier. Dari analisis tersebut, dapat disimpulkan bahwa model rantai Markov adalah model yang memiliki akurasi terbaik dalam memprediksi indeks IHSG, LQ45, Nikkei 225, Shenzhen, dan S&P 500 ketika dibandingkan dengan model regresi linier sederhana. Dari hasil yang didapatkan juga, dapat disimpulkan bahwa model rantai Markov dapat menjadi alternatif prediksi harga aset.

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan dapat disimpulkan bahwa dari kedua model, yaitu rantai Markov dan regresi linier yang telah diimplementasikan dan diterapkan pada nilai historis harga penutupan indeks IHSG, LQ45, Nikkei 225, Shenzhen, dan S&P 500, model rantai Markov memiliki tingkat akurasi terbaik.

REFERENSI

Bhuriya, D, Kaushal, G, Sharma, A & Singh, U 2017, ‘Stock market predication using a linear regression’, *Journal of Electronics, Communication and Aerospace Technology*, hh. 510-513.

Dai, B, Ding, S & Wahba, G 2013, ‘Multivariate bernoulli distribution’, *Journal of Bernoulli*, vol. 19, no. 4, hh. 1465-1483.

Dar, F, Padi, R & Rekha, S 2022, ‘Stock price prediction using a markov chain model: a study for TCS share values’, *Advance and Applications in Statistics*, vol. 80, hh. 83-101.

Fitriyani, F, Fasya, S, Irfan, M, Ammar, T 2021, ‘Peramalan indeks harga saham PT Verena Multi Finance Tbk dengan metode pemodelan ARIMA dan ARCH-GARCH’, *Jurnal Statistika*, vol. 14, no. 1, hh. 11-23.

Hull, C 2018, *Options, future and other derivatives*, Joseph L. Rotman School of Management, University of Toronto, Canada.

Khandelwal, S & Mohanty, D 2021, ‘Stock price prediction using ARIMA model’, *International Journal of Marketing & Human Resource Research*, vol. 2, no. 2, hh. 98-107.

Langi, R 2001, ’Penentuan klasifikasi state pada rantai markov dengan menggunakan nilai eigen dari matriks peluang transisi’, *Jurnal Ilmiah Sains*, vol. 11, no. 1.

Martini, D & Henry, A 2020, ‘Analisis kinerja saham LQ45 sebelum dan selama pandemi coronavirus disease (Covid-19) di Indonesia’, *Jurnal Interprof*, hh. 156-167.

Murphy, P 2012, ‘Machine learning a probabilistic perspective’, The MIT Press Cambridge, Massachusetts London, Englang.

Myttenaere, A, Golden, B, Grand, B & Fabrice, R 2016, 'Mean absolute percentage error for regression models', *Journal of Neurocomputting*, vol.192, hh. 38-48.

Nkemnole, B & Okafor, N 2020, 'Markov chain applied to return on stock price', *Benin Journal of Statistics*, hh. 142-159.

Pinsky, A & Karlin, S 2010, *An introduction to stochastic modeling*, 4th edn, Academic Press, Northwestern University, Evanston, Illinois.

Puspitasari, I, Suparti & Wilandari, Y 2012, 'Analisis Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dengan menggunakan model regresi kernel', *Jurnal Gaussian*, vol. 1, no. 1, hh. 93-102.

Rahman, O, Hossain, S, Junaid, T, Forhad, A & Hossen, K 2019, 'Predicting prices of stock market using Gated Recurrent Units (GRUs) neural networks: IJCSNS International', *Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 19, no. 1.

Raychaudhuri, S 2008, 'Introduction to monte carlo simulation', *Proceedings of the 2008 Winter Simulatin Conference*.

Shen, S & Shen, Y 2016, 'ARIMA model in the application of shanghai and shenzen stock indeks', *Scientific Research an Academic Publisher*.

Vijh, M, Chandola, D, Tikkiwal, A & Kumar, A 2020, 'Stock closing price prediction using machine learning techniques', *Procedia Computer Science*, hh. 599-606.

Walpole, E, Myers, H, Myers, L & Ye, K 2011, *Probability & Statistics for Engineers & Scientists*, 9th edn, Prentice Hall, New York.

Wang, W & Lu, Y 2018, 'Analysis of the Mean Absolute Error (MAE) and the Root Mean Square Error (RMSE) in assessing rounding model', *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering*, vol. 324.

Wilson, W, Jones, C 2014, 'An analysis of the S&P 500 index and cowles's extensions, price indexes and stock returns, 1870-1999', *The University of Chicago Press*, hh. 505-533.