

PREDIKSI IHSG MENGGUNAKAN *VISIBILITY GRAPH*: PERBANDINGAN INTERPOLASI LINEAR DAN KUADRATIK DENGAN METODE *SIMILARITY RANDOM WALK* DAN *RELATIVE ENTROPY*

Khansa Maghfira Azzahra^{1‡}, Fendy Septyanto², and
Ruhiyat³

^{1,2,3}Division of Economic, Financial, and Actuarial Mathematics School of Data Science,
Mathematics, and Informatics IPB University, Indonesia
[‡]corresponding author: 23khansamaghfira@apps.ipb.ac.id

Copyright © 2026 Khansa Maghfira Azzahra, Fendy Septyanto, and Ruhiyat. This is an open-access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Abstract

This study applies the visibility graph method to predict the movement of the Composite Stock Price Index (IHSG). The research includes the construction of a complex network using visibility graph, similarity measurement using similarity random walk and relative entropy methods, prediction using linear and quadratic interpolation, and evaluation of prediction results using mean absolute percentage error (MAPE). The similarity methods are used to determine the nodes with the highest similarity to the last node, which are then utilized in the interpolation process to predict the next period value. The results show that the visibility graph method is capable of modeling IHSG data with very good accuracy, as all method combinations produce MAPE values below 10%. The combination of relative entropy similarity and linear interpolation provides the best performance with a MAPE value of 3.15%. In addition, the prediction results are able to follow the movement pattern of the actual IHSG data, although there are still differences in several observation periods.

Keywords: IHSG, Linear Interpolation, MAPE, Quadratic Interpolation, Visibility Graph.

Abstrak

Penelitian ini menggunakan metode *visibility graph* untuk memprediksi pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Penelitian mencakup pembentukan jaringan kompleks menggunakan *visibility graph*, pengukuran kemiripan dengan metode *similarity* berbasis *random walk* dan

relative entropy, perhitungan nilai prediksi menggunakan interpolasi linear dan interpolasi kuadratik, serta evaluasi hasil prediksi menggunakan *mean absolute percentage error* (MAPE). Metode *similarity* digunakan untuk menentukan *node* yang memiliki tingkat kemiripan terbesar terhadap *node* terakhir, kemudian *node* tersebut digunakan dalam proses interpolasi untuk memprediksi nilai periode berikutnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *visibility graph* mampu memodelkan data IHSG dengan tingkat akurasi yang sangat baik karena seluruh kombinasi metode menghasilkan nilai MAPE kurang dari 10%. Kombinasi *similarity* berbasis *relative entropy* dan interpolasi linear menghasilkan performa terbaik dengan nilai MAPE sebesar 3.15%. Selain itu, hasil prediksi mampu mengikuti pola pergerakan data aktual IHSG meskipun masih terdapat selisih pada beberapa periode pengamatan.

Kata Kunci: IHSG, Interpolasi Kuadratik, Interpolasi Linear, MAPE, *Visibility Graph*.

1. Pendahuluan

Pasar modal memiliki peran penting dalam perekonomian suatu negara karena berfungsi sebagai sarana investasi, penghimpun dana, sekaligus indikator kesehatan ekonomi (Fathoni dan Sakinah 2021). Di Indonesia, salah satu instrumen utama yang mencerminkan kondisi pasar modal adalah Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG), yang mencerminkan kinerja keseluruhan saham di Bursa Efek Indonesia (Tarigan et al. 2018). Pergerakan IHSG sering digunakan sebagai barometer kondisi ekonomi nasional maupun sentimen investor terhadap faktor global.

Kompleksitas dalam memprediksi IHSG terutama disebabkan oleh sifat data harga saham yang non-linear dan kompleks (Nuraini et al. 2015). Pergerakan saham tidak selalu mengikuti pola lurus sederhana, tetapi sering menunjukkan tren melengkung, perubahan arah, maupun lonjakan mendadak. Hal ini menyebabkan metode analisis tradisional, seperti regresi linear atau model statistik sederhana, kurang mampu memberikan hasil yang akurat. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan lain yang lebih sesuai untuk menangkap keterhubungan dan pola fluktuasi dalam data IHSG.

Salah satu metode yang dapat digunakan adalah *visibility graph*, yang mengubah data deret waktu dengan cara memetakannya ke dalam bentuk graf sehingga keterhubungan antar titik data dapat dipelajari secara lebih komprehensif (Lacasa et al. 2008). Dalam penelitian sebelumnya, metode *visibility graph* dikombinasikan dengan interpolasi linear untuk memprediksi harga dengan tingkat akurasi yang cukup baik, namun interpolasi linear yang hanya membentuk garis lurus antara dua titik dinilai kurang mampu merepresentasikan pola IHSG yang fluktuatif dan volatil.

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini menawarkan penggunaan interpolasi kuadratik sebagai alternatif. Interpolasi kuadratik mampu melewati lebih dari dua titik sehingga dapat menangkap pola pergerakan yang lebih kompleks dibandingkan interpolasi linear. Dengan demikian, diharapkan metode ini dapat meningkatkan akurasi prediksi IHSG. Selain itu, dalam menentukan kesamaan pola antar titik pada *visibility graph*, penelitian ini menggunakan dua pendekatan, yaitu *random walk* dan *relative entropy*.

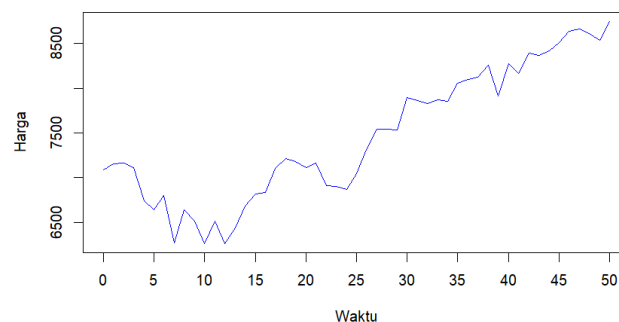
Walaupun metode interpolasi kuadratik maupun *relative entropy* bukanlah hal yang benar-benar baru, penerapannya dalam konteks prediksi IHSG berbasis *visibility graph* masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada perbandingan interpolasi linear dan kuadratik dalam kerangka *visibility graph* dengan dua metode kemiripan, yaitu *random walk* dan *relative entropy*. Tujuan utamanya adalah mengevaluasi akurasi prediksi IHSG serta mengidentifikasi kombinasi metode terbaik dengan menggunakan metrik MAPE.

2. Metodologi

2.1 Data dan Perangkat

Penelitian ini menggunakan data indeks harga saham gabungan (IHSG) mingguan selama satu tahun, mulai periode 1 Januari 2025 hingga 31 Desember 2025. Data tersebut merupakan data sekunder yang diperoleh dari investing.com. Banyaknya data yang digunakan sebanyak 59 data mingguan dengan 51 data digunakan sebagai data *training*, sedangkan 8 data sisanya digunakan sebagai data *testing*. Proses prediksi dilakukan menggunakan metode *rolling window*, yaitu dengan menggeser data *training* satu periode pada setiap iterasi. Adapun perangkat yang digunakan dalam penelitian ini adalah *RStudio* dan *Microsoft Excel*.

Selama periode pengamatan, IHSG memiliki volatilitas tahunan sebesar 19.37% yang menunjukkan tingkat fluktuasi pasar pada kategori sedang. Pergerakan harga IHSG selama periode pengamatan dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 1 : Grafik harga mingguan IHSG.

2.2 Graf dan *Visibility Graph*

Graf merupakan struktur matematika yang terdiri atas himpunan *node* (simpul) dan *edge* (sisi) yang digunakan untuk merepresentasikan hubungan antarobjek. Secara umum, suatu graf dapat dinyatakan sebagai pasangan himpunan $G = (V, E)$, dengan V menyatakan himpunan *node* dan E menyatakan himpunan *edge* yang menghubungkan pasangan *node* (Wen et al. 2022).

Visibility graph merupakan metode yang mengubah data deret waktu menjadi sebuah graf dengan merepresentasikan setiap titik data sebagai *node* dan hubungan visibilitas antar titik data sebagai *edge* (Lacasa et al. 2008). Dua titik data (t_0, y_0) dan (t_1, y_1) dalam suatu deret waktu akan saling terhubung dalam graf visibilitas apabila seluruh titik di antara keduanya, misalnya (t_2, y_2) , tidak memotong garis lurus yang menghubungkan kedua titik tersebut. Secara matematis, kondisi keterlihatan tersebut dapat dinyatakan dengan persamaan berikut:

$$y_c < y_b + (y_a - y_b) \frac{t_b - t_c}{t_b - t_a} \quad (1)$$

jika pertidaksamaan tersebut terpenuhi untuk semua titik t_c di antara t_a dan t_b , maka kedua titik t_a dan t_b dianggap saling terlihat dan dihubungkan oleh satu *edge* dalam graf.

2.3 *Random Walk*

Random walk merupakan metode untuk mengukur kemiripan antar-*node* pada *visibility graph* berdasarkan peluang perpindahan *random walker* dalam sejumlah langkah pendek. Metode ini memanfaatkan struktur keterhubungan graf melalui matriks *adjacency* dan matriks peluang transisi untuk menentukan peluang perpindahan antar-*node*. Semakin tinggi peluang perpindahan antara dua *node*, maka semakin tinggi tingkat kemiripan kedua *node* tersebut. Menurut Wen et al. (2022), nilai *similarity* antar-*node* setelah t langkah dapat dituliskan sebagai berikut

$$S_{ij}(t) = \frac{k_i}{2|E|} \pi_{ij}(t) + \frac{k_j}{2|E|} \pi_{ji}(t) \quad (2)$$

dengan k_i dan k_j menyatakan derajat *node*, $|E|$ menunjukkan jumlah *edge* pada graf, serta $\pi_{ij}(t)$ menyatakan peluang *random walker* dari *node* i mencapai *node* j setelah t langkah. Nilai total *similarity* kemudian diperoleh dengan menjumlahkan *similarity* pada setiap langkah hingga ke- t (Moreno et al. 2004), yang dituliskan sebagai berikut

$$S_{ij} = \sum_{l=1}^t S_{ij}(t) \quad (3)$$

dengan l merupakan indeks langkah, dan t merupakan jumlah langkah maksimum yang digunakan.

2.4 Relative Entropy

Relative entropy atau *Kullback-Leibler Divergence* (KLD) mengukur seberapa besar informasi tambahan yang diperoleh ketika distribusi peluang model digunakan untuk mendekati distribusi data aktual (Fan et al. 2025). Secara umum, KLD antara dua distribusi peluang P dan Q dituliskan sebagai

$$D_{KL}(P||Q) = \sum_i P(i) \log \frac{P(i)}{Q(i)} . \quad (4)$$

Jika $P = Q$, maka $D_{KL}(P||Q) = 0$. Nilai *relative entropy* digunakan untuk menilai tingkat perbedaan antara dua sebaran peluang *node* pada *visibility graph*. Agar hasil tersebut dapat diinterpretasikan sebagai ukuran kemiripan, nilai KLD dikonversi menjadi skor kemiripan dengan fungsi eksponensial (Moreno et al. 2004). Bentuk fungsi eksponensial dapat dituliskan melalui persamaan berikut.

$$S_{ij} = e^{-D_{KL}(P||Q)} . \quad (5)$$

2.5 Interpolasi Linear

Interpolasi linear merupakan metode interpolasi paling sederhana. Prinsip dasarnya adalah menarik garis lurus antara dua titik data yang diketahui, kemudian menentukan nilai taksiran di antara titik tersebut. Metode ini hanya menggunakan dua titik data, yaitu titik sebelumnya dan titik sesudahnya untuk memperkirakan nilai pada posisi di antaranya (Ignasius dan Lamabelawa 2017). Secara matematis, interpolasi linear dirumuskan oleh persamaan berikut

$$y(x) = y_1 + \frac{(x - x_1)(y_2 - y_1)}{x_2 - x_1} \quad (6)$$

dengan $y(x)$ merupakan nilai prediksi pada periode waktu x , sedangkan y_0 , y_1 , dan y_2 adalah nilai data pada periode x_0 , x_1 , dan x_2 .

2.6 Interpolasi Kuadratik

Interpolasi kuadratik merupakan pengembangan dari interpolasi linear dengan menggunakan tiga titik data untuk membentuk polinom berorde dua. Dengan pendekatan ini, metode kuadratik mampu merepresentasikan hubungan data yang tidak hanya berbentuk garis lurus, tetapi juga melengkung (Ignasius dan Lamabelawa 2017). Salah satu bentuk umum dari interpolasi kuadratik dapat diperoleh melalui metode Lagrange, yang menyatakan fungsi interpolasi sebagai kombinasi polinom berbasis titik-titik

data yang diketahui. Secara umum, interpolasi kuadratik dengan metode Lagrange dapat dirumuskan oleh persamaan berikut:

$$y(x) = y_0 \frac{(x - x_1)(x - x_2)}{(x_0 - x_1)(x_0 - x_2)} + y_1 \frac{(x - x_0)(x - x_2)}{(x_1 - x_0)(x_1 - x_2)} + y_2 \frac{(x - x_0)(x - x_1)}{(x_2 - x_0)(x_2 - x_1)} \quad (7)$$

dengan $y(x)$ menyatakan nilai prediksi pada periode waktu x , sedangkan y_0, y_1 , dan y_2 merupakan nilai data pada tiga node yang digunakan. Adapun x_0, x_1 , dan x_2 masing-masing menyatakan posisi waktu yang bersesuaian dengan y_0, y_1 , dan y_2 , sementara x merupakan periode waktu yang akan diprediksi.

2.7 Autoregressive Integrated Moving Averaged (ARIMA)

Autoregressive integrated moving average (ARIMA) merupakan salah satu metode peramalan deret waktu yang menggabungkan komponen *autoregressive*, *differencing*, dan *moving average* untuk memodelkan pola data berdasarkan nilai masa lalu dan galat peramalan sebelumnya. Model ARIMA dinotasikan sebagai ARIMA (p, d, q), dengan p menyatakan orde *autoregressive*, d menyatakan banyaknya proses *differencing* untuk mencapai stasioneritas, dan q menyatakan orde *moving average* (Box et al. 2015). Persamaan ARIMA dituliskan sebagai berikut

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (8)$$

dengan Y_t merupakan nilai pengamatan pada waktu ke- t , c adalah konstanta, ϕ_i merupakan parameter *autoregressive*, θ_j merupakan parameter *moving average*, dan ε_t adalah galat acak.

2.8 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean absolute percentage error (MAPE) adalah ukuran akurasi peramalan yang dinyatakan dalam persentase (Muzayyanah dan Mahmudy 2014). Secara umum, MAPE dihitung sebagai rata-rata dari nilai absolut persentase kesalahan peramalan menggunakan persamaan berikut

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \quad (9)$$

dengan A_t merupakan nilai aktual, F_t merupakan nilai hasil peramalan pada periode ke- t , sedangkan n menyatakan jumlah periode pengamatan yang digunakan dalam evaluasi model.

2.9 Metode Penelitian

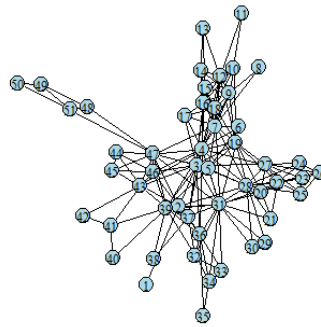
Langkah-langkah analisis dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Mengunduh data mingguan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) pada periode 1 Januari 2025 hingga 31 Desember 2025.
- b. Membentuk *visibility graph* dari data deret waktu IHSG dengan menghubungkan setiap titik data yang memenuhi kriteria visibilitas sehingga diperoleh *adjacency matrix* sebagai representasi jaringan kompleks.
- c. Menghitung tingkat kemiripan antar *node* menggunakan metode *similarity* berbasis *random walk* dan *relative entropy*. Pada metode *random walk*, *adjacency matrix* dinormalisasi menjadi *transition probability matrix* untuk menghitung sebaran peluang perpindahan *random walker* setelah t langkah. Sementara itu, pada metode *relative entropy*, *transition probability matrix* digunakan untuk menghitung tingkat perbedaan sebaran peluang antar-*node* yang kemudian dikonversi menjadi nilai kemiripan.
- d. Melakukan prediksi nilai IHSG menggunakan interpolasi linear dan kuadrat. Interpolasi linear menggunakan data terakhir dan satu *node* historis dengan tingkat kemiripan tertinggi, sedangkan interpolasi kuadrat menggunakan data terakhir dan dua *node* historis dengan tingkat kemiripan tertinggi.
- e. Menghasilkan prediksi IHSG menggunakan kombinasi metode interpolasi dan metode kemiripan, yaitu *random walk* dengan interpolasi linear, *random walk* dengan interpolasi kuadrat, *relative entropy* dengan interpolasi linear, *relative entropy* dengan interpolasi kuadrat, serta ARIMA sebagai pembanding model.
- f. Menggeser data *training* satu periode ke depan dan mengulangi proses perhitungan *similarity* hingga prediksi sebanyak 7 kali iterasi sehingga diperoleh hasil prediksi IHSG untuk beberapa periode berikutnya.
- g. Mengevaluasi kinerja model prediksi menggunakan MAPE untuk membandingkan tingkat akurasi dari setiap kombinasi metode.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Pembentukan *Visibility graph*

Data deret waktu IHSG terlebih dahulu diubah menjadi *visibility graph* dengan menentukan hubungan visibilitas antar-*node* berdasarkan Persamaan (1). Hubungan tersebut direpresentasikan dalam bentuk *adjacency matrix*, di mana nilai 1 menunjukkan adanya visibilitas antara dua *node* dan nilai 0 menunjukkan tidak adanya hubungan visibilitas. Dari *adjacency matrix* tersebut juga dapat dihitung *degree* setiap *node* yang menunjukkan tingkat konektivitasnya dalam jaringan.



Gambar 2 : *Visibility graph* harga IHSG.

Berdasarkan Gambar 2, dari perhitungan *degree* terlihat bahwa *node* ke-4 memiliki tingkat konektivitas tertinggi dalam jaringan. Hal ini menunjukkan bahwa *node* tersebut memiliki hubungan visibilitas dengan lebih banyak *node* dibandingkan *node* lainnya. Struktur jaringan yang terbentuk menunjukkan adanya kelompok *node* yang saling terhubung rapat, sehingga *visibility graph* mampu merepresentasikan pola keterhubungan dan fluktuasi pada data IHSG.

3.2 Similarity Berdasarkan Random Walk

Pengukuran *similarity* menggunakan metode *random walk* dilakukan untuk menentukan tingkat kemiripan antar-*node* pada jaringan *visibility graph*. Metode ini menghitung kemungkinan perpindahan *random walk* antar-*node* dalam sejumlah langkah tertentu sehingga diperoleh *nodes* yang memiliki pola keterhubungan paling mirip dengan *node* terakhir. Berdasarkan hasil perhitungan total *similarity*, *node* ke-49 memiliki nilai *similarity* tertinggi terhadap *node* ke-51 pada interpolasi linear. Sementara itu, pada interpolasi kuadratik diperoleh *node* ke-49 dan *node* ke-47 sebagai dua *node* dengan tingkat kemiripan tertinggi terhadap *node* terakhir. *Nodes* tersebut kemudian digunakan dalam proses prediksi nilai IHSG periode berikutnya.

$$S = \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0.002 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.002 & \dots & 0 & 0.019 & 0.017 & 0.011 & \mathbf{0.025} \\ 0.000 & \dots & 0.019 & 0 & 0.021 & 0.012 & 0.024 \\ 0.000 & \dots & 0.017 & 0.021 & 0 & 0.020 & \mathbf{0.030} \\ 0.000 & \dots & 0.011 & 0.012 & 0.020 & 0 & 0.022 \\ 0.000 & \dots & \mathbf{0.025} & 0.024 & \mathbf{0.030} & 0.022 & 0 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan matriks kemiripan S , diperoleh bahwa *node* ke-49 dan *node* ke-47 merupakan *node* dengan nilai kemiripan terbesar terhadap *node* ke-51, yaitu masing-masing sebesar 0.030 dan 0.025. Oleh karena itu, *node* ke-49 dan *node* ke-47 dipilih sebagai *node* termirip yang kemudian digunakan dalam proses prediksi IHSG.

3.3 Similarity Berdasarkan Relative Entropy

Langkah selanjutnya adalah mengukur kemiripan antar-*node* menggunakan pendekatan *relative entropy*. Pada penelitian ini, distribusi peluang yang digunakan berasal dari matriks peluang transisi yang telah dibentuk sebelumnya. Kemudian, untuk setiap pasangan *node* dihitung nilai *Kullback-Leibler divergence* yang selanjutnya ditransformasikan menjadi ukuran kemiripan menggunakan Persamaan (5) dan didapatkan nilai berikut.

$$S = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 0.281 & 0.042 & 0.042 & 0.042 & 0.042 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.051 & \dots & 1 & 0.051 & 0.055 & 0.051 & 0.051 \\ 0.044 & \dots & 0.062 & 1 & 0.064 & 0.124 & \mathbf{0.118} \\ 0.044 & \dots & 0.101 & 0.064 & 1 & 0.065 & \mathbf{0.118} \\ 0.043 & \dots & 0.076 & 0.712 & 0.081 & 1 & 0.078 \\ 0.044 & \dots & 0.057 & 0.086 & 0.086 & 0.059 & 1 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan matriks kemiripan S menggunakan pendekatan *relative entropy*, diperoleh bahwa *node* ke-48 dan *node* ke-49 merupakan *node* dengan nilai kemiripan terbesar terhadap *node* ke-51, yaitu masing-masing sebesar 0.118. Nilai tersebut ditunjukkan pada elemen matriks yang diberi warna kuning. Oleh karena itu, *node* ke-48 dan *node* ke-49 dipilih sebagai *node* termirip yang kemudian digunakan dalam proses prediksi IHSG..

3.4 Prediksi Data dengan Interpolasi Linear

Prediksi nilai IHSG periode berikutnya dilakukan menggunakan interpolasi linear, prediksi diperoleh menggunakan data terakhir dan satu data historis yang memiliki nilai kemiripan terbesar terhadap data terakhir. Dalam penelitian ini, proses prediksi dilakukan menggunakan dua metode kemiripan, yaitu *random walk* dan *relative entropy*.

Berdasarkan matriks total *similarity*, *node* ke-49 dipilih sebagai *node* dengan nilai kemiripan terbesar terhadap *node* ke-51. Kedua *node* tersebut kemudian digunakan dalam proses interpolasi linear untuk memperoleh prediksi nilai IHSG periode ke-52. Perhitungan prediksi menggunakan *similarity* berbasis *random walk* ditunjukkan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \bar{y}_{52} &= y_{51} + \frac{(x_{52} - x_{51})(y_{49} - y_{51})}{x_{49} - x_{51}} \\ &= 8748.13 + \frac{(52 - 51)(8609.55 - 8748.13)}{49 - 51} \\ &= 8817.42. \end{aligned}$$

Selanjutnya, berdasarkan matriks *similarity* berbasis *relative entropy*, *node* ke-48 dipilih sebagai *node* dengan nilai kemiripan terbesar terhadap *node* ke-51. Kedua *node* tersebut kemudian digunakan dalam proses interpolasi linear untuk memperoleh prediksi nilai IHSG periode ke-25. Perhitungan prediksi menggunakan *relative entropy* ditunjukkan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
\bar{y}_{52} &= y_{51} + \frac{(x_{52} - x_{51})(y_{48} - y_{51})}{x_{49} - x_{51}} \\
&= 8748.13 + \frac{(52 - 51)(8660.50 - 8748.13)}{48 - 51} \\
&= 8777.34.
\end{aligned}$$

3.5 Prediksi Data dengan Interpolasi Kuadratik

Pada Prediksi nilai IHSG periode berikutnya dilakukan menggunakan interpolasi kuadratik, prediksi diperoleh menggunakan data terakhir dan dua data historis yang memiliki nilai kemiripan terbesar terhadap data terakhir. Dalam penelitian ini, proses prediksi dilakukan menggunakan dua metode kemiripan, yaitu *random walk* dan *relative entropy*.

Berdasarkan matriks total *similarity random walk*, *node* ke-49 dan *node* ke-47 dipilih sebagai *node* dengan nilai kemiripan terbesar terhadap *node* ke-51. Ketiga *node* tersebut kemudian digunakan dalam proses interpolasi kuadratik untuk memperoleh prediksi nilai IHSG periode ke-52. Perhitungan prediksi menggunakan *similarity* berbasis *random walk* ditunjukkan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
\bar{y}_{52} &= y_{51} \frac{(x_{52} - x_{49})(x_{52} - x_{47})}{(x_{51} - x_{49})(x_{51} - x_{47})} + y_{49} \frac{(x_{52} - x_{51})(x_{52} - x_{47})}{(x_{49} - x_{51})(x_{49} - x_{47})} \\
&\quad + y_{47} \frac{(x_{52} - x_{51})(x_{52} - x_{49})}{(x_{47} - x_{51})(x_{47} - x_{49})} \\
&= 8748.13 \frac{(52 - 49)(52 - 47)}{(51 - 49)(51 - 47)} + 8609.55 \frac{(52 - 51)(52 - 47)}{(49 - 51)(49 - 47)} \\
&\quad + 8632.76 \frac{(52 - 51)(52 - 49)}{(47 - 51)(47 - 49)} \\
&= 8878.09.
\end{aligned}$$

Selanjutnya, berdasarkan matriks *similarity* berbasis *relative entropy*, *node* ke-48 dan *node* ke-49 dipilih sebagai *node* dengan nilai kemiripan terbesar terhadap *node* ke-51. Ketiga *node* tersebut kemudian digunakan dalam proses interpolasi kuadratik untuk memperoleh prediksi nilai IHSG periode ke-52. Perhitungan prediksi menggunakan *relative entropy* ditunjukkan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
\bar{y}_{52} &= y_{51} \frac{(x_{52} - x_{48})(x_{52} - x_{49})}{(x_{51} - x_{48})(x_{51} - x_{49})} + y_{48} \frac{(x_{52} - x_{51})(x_{52} - x_{49})}{(x_{48} - x_{51})(x_{48} - x_{49})} \\
&\quad + y_{49} \frac{(x_{52} - x_{51})(x_{52} - x_{48})}{(x_{49} - x_{51})(x_{49} - x_{48})} \\
&= 8748.13 \frac{(52 - 48)(52 - 49)}{(51 - 48)(51 - 49)} + 8660.50 \frac{(52 - 51)(52 - 49)}{(48 - 51)(48 - 49)} \\
&\quad + 8609.55 \frac{(52 - 51)(52 - 48)}{(49 - 51)(49 - 48)} \\
&= 8937.66.
\end{aligned}$$

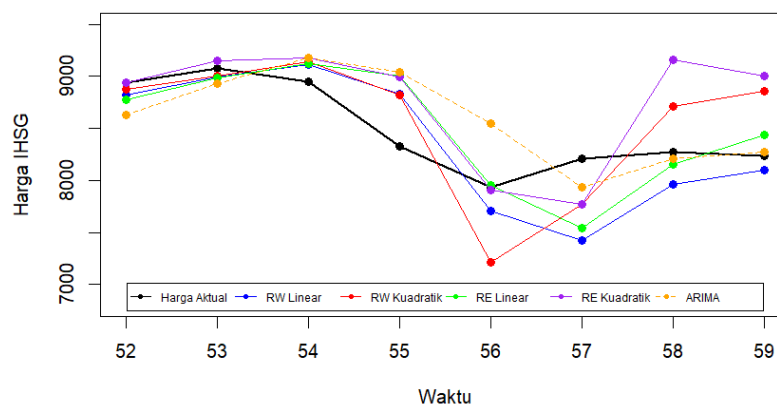
3.6 Prediksi Harga Saham Selanjutnya

Hasil prediksi data setelah dilakukan proses iterasi sebanyak 7 kali dibahas pada bagian ini. Data aktual dan hasil prediksi untuk setiap periode pengamatan disajikan pada Tabel 2 berikut.

Tabel 1: Prediksi harga saham 7 hari ke depan.

Minggu	Data Aktual	Hasil Prediksi				
		<i>Random walk</i> & Linear	<i>Random walk</i> & Kuadratik	<i>Relative entropy</i> & Linear	<i>Relative entropy</i> & Kuadratik	ARIMA
52	8936.75	8817.42	8878.09	8777.34	8937.66	8630.99
53	9075.41	8997.55	9000.72	8986.71	9146.36	8930.45
54	8951.01	9115.54	9140.31	9127.26	9180.01	9181.14
55	8329.61	8826.61	8820.03	9003.26	8995.59	9042.68
56	7935.26	7708.21	7211.21	7956.71	7903.41	8551.37
57	8212.27	7427.39	7767.96	7540.91	7767.96	7935.26
58	8271.77	7966.02	8716.33	8153.60	9160.64	8212.27
59	8235.49	8101.96	8854.61	8440.03	9002.63	8271.77

Tabel 2 menunjukkan hasil prediksi IHSG menggunakan seluruh kombinasi metode, serta metode ARIMA sebagai pembanding. Prediksi dilakukan untuk minggu ke-52 hingga minggu ke-59 menggunakan metode *rolling window*, di mana data *training* digeser satu periode pada setiap iterasi. Pada setiap proses iterasi dilakukan kembali seluruh tahapan perhitungan, mulai dari pembentukan *visibility graph*, perhitungan *similarity*, hingga proses prediksi. Berdasarkan hasil pada Tabel 2, nilai prediksi yang dihasilkan seluruh metode cenderung mengikuti pola pergerakan data aktual meskipun masih terdapat beberapa selisih pada setiap periode pengamatan.



Gambar 3: Visualisasi hasil prediksi terhadap data asli.

Berdasarkan hasil visualisasi pada Gambar 3, terlihat bahwa seluruh metode prediksi mampu mengikuti pola pergerakan data aktual IHSG meskipun masih terdapat beberapa selisih pada setiap periode pengamatan. Garis hitam menunjukkan data aktual IHSG, sedangkan garis

berwarna lainnya menunjukkan hasil prediksi dari masing-masing metode. Kombinasi *relative entropy* dan interpolasi linear menghasilkan prediksi yang relatif paling dekat dengan data aktual pada sebagian besar periode, terutama saat terjadi penurunan pada minggu ke-55 hingga ke-57 dan kenaikan kembali pada minggu ke-58 hingga ke-59. Sementara itu, metode ARIMA sebagai model pembanding juga mampu mengikuti tren IHSG selama periode pengujian.

3.7 Evaluasi Kinerja Model

Pengukuran tingkat akurasi metode dilakukan untuk melihat perbandingan kinerja model dalam memprediksi harga saham IHSG. Pengukuran akurasi dilakukan menggunakan nilai MAPE berdasarkan hasil prediksi selama 8 minggu, yaitu dari periode ke-52 sampai periode ke-59. Hasil akurasi nilai MAPE untuk setiap kombinasi metode disajikan pada Tabel 1.

Tabel 3: Perbandingan kinerja model.

Metode	MAPE
<i>Random walk</i> & Linear	3.47%
<i>Random walk</i> & Kuadratik	4.61%
<i>Relative entropy</i> & Linear	3.15%
<i>Relative entropy</i> & Kuadratik	4.65%
ARIMA	3.56%

Berdasarkan Tabel 2, seluruh metode menghasilkan nilai MAPE kurang dari 10% sehingga memiliki kemampuan prediksi yang sangat baik. Metode ARIMA sebagai model pembanding menghasilkan nilai MAPE sebesar 3.56%, sedangkan kombinasi *relative entropy* dan interpolasi linear memberikan hasil terbaik dengan nilai MAPE terkecil yaitu 3.15%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode *visibility graph* mampu memberikan performa prediksi yang lebih baik dibandingkan metode ARIMA.

4. Simpulan dan Saran

Metode *visibility graph* berhasil diterapkan untuk prediksi pergerakan IHSG dengan tingkat akurasi yang baik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa interpolasi linear memberikan akurasi lebih baik dibandingkan interpolasi kuadratik. Berdasarkan hasil evaluasi MAPE, kombinasi *relative entropy* dan interpolasi linear menjadi metode terbaik dengan nilai MAPE sebesar 3.15%, serta menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan metode ARIMA sebagai model pembanding. Secara keseluruhan, seluruh metode menghasilkan nilai MAPE kurang dari 10% dan mampu mengikuti pola pergerakan data aktual IHSG dengan baik. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data *training* yang lebih banyak serta mencoba metode kemiripan dan interpolasi lain pada *visibility graph* untuk membandingkan tingkat akurasi prediksi pada berbagai jenis data saham atau indeks.

Daftar Pustaka

- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control* (5th ed.). Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
- Fan, Y., Yang, Y., Wang, Z., & Gao, M. (2025). Instability of financial time series revealed by irreversibility analysis. *Entropy*, 27(4).
- Fathoni, H., & Sakinah, G. (2021). Peran pasar modal syariah dalam laju pertumbuhan ekonomi di Indonesia. *Khazanah Multidisiplin*, 2(1): 33–44.
- Ignasius, M., & Lamabelawa, J. (2017). Analisis perhitungan metode interpolasi pada data time series kemiskinan di NTT. *Jurnal Hoaq*, 8(1): 640–646.
- Lacasa, L., Luque, B., Ballesteros, F., Luque, J., & Nuño, J. C. (2008). From time series to complex networks: The visibility graph. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105(13): 4972–4975.
- Moreno, P. J., Ho, P. P., & Vasconcelos, N. (2004). A Kullback-Leibler divergence based kernel for SVM classification in multimedia applications. *Advances in Neural Information Processing Systems*.
- Muzayyanah, I., & Mahmudy, W. (2014). Penentuan persediaan bahan baku dan membantu target marketing industri dengan metode fuzzy inference system Tsukamoto. *Jurnal DORO*, 4(2014): 4–7.
- Nuraini, F., Jondri, D., & W TAB. (2015). Prediction of stock price index movement using artificial neural network and support vector machine. *eProceedings of Engineering*, 2(3).
- Suryaputra, A. C. (2025). *Prediksi Harga Emas Berjangka Menggunakan Model Visibility Graph*.
- Tarigan, R. B. B., Yasin, H., & Prahutama, A. (2018). Peramalan indeks harga saham gabungan (IHSG) dengan metode radial basis function neural network menggunakan GUI MATLAB. *Jurnal Gaussian*, 7(4): 431–442.
- Wen, T., Chen, H., & Cheong, K. H. (2022). Visibility graph for time series prediction and image classification: A review. *Nonlinear Dynamics*, 110(4): 2979–2999.