

Stock Price Modelling of Ciputra Development Tbk. (CTRA) Using Fourier Series

Ika Purnamasari^{1*,**}, Toha Saifudin^{2**}, Sri Wahyuningsih^{3***}, M. Fariz Fadillah Mardianto^{4**}

^{*} Doctoral Study Program MIPA, Faculty of Science and Technology, Airlangga University, Indonesia

^{**} Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, Universitas Airlangga, Indonesia

^{***} Statistics Study Program, Department of Mathematics, Faculty of Mathematics and Natural Sciences, Mulawarman University, Indonesia

ika.purnamasari@fmipa.unmul.ac.id¹, tohasaifudin@fst.unair.ac.id², swahyuningsih@fmipa.unmul.ac.id³,
m.farizfadillah.m@fst.unair.ac.id⁴

Article Info

Article history:

Received 2026-05-25
Revised 2026-05-31
Accepted 2026-06-11

Keyword:

Stock Price,
Time Series,
Investment,
Fourier Series,
GCV.

ABSTRACT

Stock price data generally show fluctuating and dynamic patterns, making the forecasting process challenging in time series analysis. In addition, stock forecasting is also related to economic activity and investment development that support economic growth. This study applies the Fourier series model to predict daily stock prices of Ciputra Development Tbk (CTRA) during January-December 2025 by considering the Fourier parameter (K). The Fourier series estimator consists of two models, namely a model with trend component and a model without trend component. The data were divided into training and testing sets using an 85:15 ratio. Model selection was performed using Generalized Cross validation (GCV), while model performance was evaluated using Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and Root Mean Square Error (RMSE). The results show that the Fourier series model with a trend component outperformed the model without trend component. The optimal model was obtained at $K = 20$ with a minimum GCV value of 357.7702. The model produced a training MAPE of 1.2804% and RMSE of 14.9427, while the testing MAPE and RMSE were 5.0640% and 53.6083, respectively, indicating good predictive accuracy and generalization performance.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

I. PENDAHULUAN

Harga saham merupakan data deret waktu yang pergerakannya cenderung fluktuatif. Perubahan harga saham dipengaruhi oleh berbagai kondisi pasar sehingga pola data cenderung tidak stabil. Kondisi tersebut menyebabkan proses prediksi harga saham menjadi cukup menantang, karena pola data dapat berubah dari waktu ke waktu. Oleh karena itu, pengembangan model prediksi saham masih menjadi salah satu topik yang banyak dikaji dalam analisis deret waktu dan *forecasting*. Selain mendukung pengambilan keputusan investasi, pengembangan model prediksi saham juga berkaitan dengan aktivitas ekonomi dan investasi yang sejalan dengan *Sustainable Development Goals* (SDGs), khususnya pada aspek pertumbuhan ekonomi dan pekerjaan layak [1], [2], [3].

Berbagai metode telah dikembangkan untuk melakukan prediksi harga saham, baik menggunakan pendekatan statistik

maupun *machine learning*. Perkembangan metode *forecasting* turut mendorong penggunaan berbagai pendekatan statistik, *machine learning*, dan *hybrid* model dalam analisis deret waktu [4]. Metode statistik seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) masih banyak digunakan dalam pemodelan data deret waktu karena mampu merepresentasikan pola linier pada data [5]. Selain itu, perkembangan *deep learning* juga mendorong penggunaan metode seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam prediksi saham karena memiliki kemampuan dalam menangkap pola nonlinier dan dependensi jangka panjang pada data deret waktu [6], [7]. Namun, tingkat akurasi setiap metode dapat berbeda bergantung pada pola data yang digunakan.

Selain metode statistik dan *deep learning*, pendekatan nonparametrik juga mulai digunakan dalam pemodelan data deret waktu. Pendekatan nonparametrik digunakan karena lebih fleksibel dalam mengikuti pola data dibandingkan

pendekatan parametrik [8]. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah deret Fourier, yang merepresentasikan pola data melalui kombinasi fungsi sinus dan cosinus [9]. Metode ini mampu merepresentasikan pola data yang berfluktuasi dan kecenderungan periodik [10], [11]. Dalam model deret Fourier, parameter Fourier (K) digunakan untuk mengatur tingkat fleksibilitas model dalam mengikuti pola data.

Pendekatan deret Fourier telah digunakan dalam berbagai penelitian data deret waktu, termasuk pada data keuangan dan pasar saham. Regresi nonparametrik dengan pendekatan deret Fourier dapat digunakan untuk merepresentasikan pola data yang berfluktuasi [9]. Selain itu, pendekatan Fourier juga digunakan dalam pemodelan data musiman dan periodik karena mampu mengikuti perubahan pola data secara cukup fleksibel [11], [12]. Pada data saham, metode Fourier juga menunjukkan hasil prediksi yang mendekati data aktual sehingga dapat digunakan sebagai alternatif dalam pemodelan data saham [1], [13].

Selain digunakan untuk memodelkan pola periodik, pendekatan Fourier juga mampu merepresentasikan pola osilasi dan fluktuasi pada data deret waktu melalui kombinasi fungsi sinus dan cosinus. Karakteristik tersebut memungkinkan model deret Fourier merepresentasikan perubahan pola data yang kompleks tanpa harus mengasumsikan adanya periodisitas yang sempurna. Oleh karena itu, pendekatan deret Fourier relevan digunakan pada data harga saham yang memiliki pergerakan dinamis dan fluktuatif dari waktu ke waktu.

Meskipun metode Fourier telah banyak digunakan dalam analisis deret waktu, penelitian yang membahas pengaruh komponen tren terhadap kinerja model deret Fourier pada data saham masih relatif terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini membandingkan model deret Fourier dengan komponen tren dan tanpa komponen tren dalam memodelkan harga saham Ciputra Development Tbk. (CTRA). Selain itu, pengaruh penambahan komponen tren dievaluasi berdasarkan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Untuk menguji kemampuan generalisasi model, data dibagi menjadi data *training* dan *testing* dengan proporsi 85:15. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan bukti empiris mengenai pengaruh komponen tren terhadap performa model deret Fourier dalam pemodelan harga saham.

II. METODE

A. Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini berupa data saham harian Ciputra Development Tbk (CTRA), salah satu perusahaan sektor properti yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Data diperoleh dari <https://finance.yahoo.com> dengan periode pengamatan Januari 2025 hingga Desember 2025 menggunakan harga penutupan (*closing price*) harian. Saham CTRA dipilih karena mewakili sektor properti yang memiliki keterkaitan dengan aktivitas investasi dan pembangunan serta memiliki

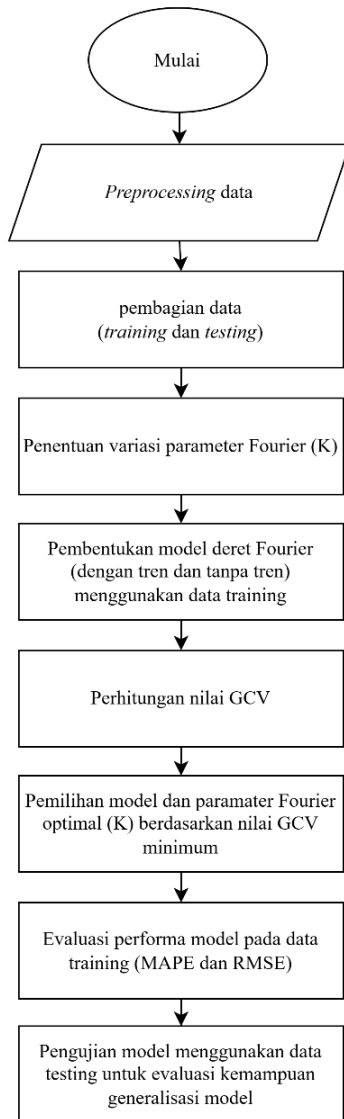
kontribusi terhadap pertumbuhan ekonomi. Selain itu, data harga saham CTRA selama periode pengamatan menunjukkan pola pergerakan yang dinamis dan berfluktuasi sehingga sesuai digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model deret Fourier dalam merepresentasikan pola data deret waktu.

Sebelum proses pemodelan, data dibagi menjadi data *training* dan *testing* dengan proporsi 85:15. Pembagian dilakukan secara berurutan berdasarkan waktu, dimana 85% data pada periode awal digunakan sebagai data *training* dan 15% data periode akhir digunakan sebagai data *testing*. Pendekatan ini digunakan untuk mempertahankan urutan waktu pada data deret waktu sehingga proses pengujian dapat merepresentasikan kemampuan model dalam melakukan prediksi pada data yang belum diamati.

B. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dalam studi ini meliputi beberapa langkah, yaitu:

1. Pengumpulan data harga saham.
2. *Preprocessing* dan pembagian data menjadi data *training* dan *testing*.
3. Penentuan variasi parameter Fourier (K).
4. Pembentukan model awal deret Fourier tanpa komponen tren dan dengan komponen tren menggunakan data *training*.
5. Perhitungan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) untuk setiap model dan parameter Fourier (K).
6. Pemilihan model dan parameter Fourier optimal berdasarkan nilai GCV minimum.
7. Evaluasi performa model pada data *training* menggunakan MAPE dan RMSE.
8. Pengujian model pada data *testing* untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model menggunakan MAPE dan RMSE.



Gambar 1. Tahapan penelitian

C. Model Deret Fourier

Model deret Fourier digunakan untuk merepresentasikan pola data melalui kombinasi fungsi sinus dan cosinus yang bersifat periodik [9], [10]. Pendekatan Fourier juga digunakan dalam pemodelan data deret waktu karena mampu merepresentasikan pola data yang berfluktuasi dan perubahan periodik [11], [12]. Secara umum, model deret Fourier dapat dinyatakan sebagai persamaan (1).

$$y_t = a_0 + \omega t + \sum_{k=1}^K \left(a_k \cos\left(\frac{2\pi kt}{n}\right) + b_k \sin\left(\frac{2\pi kt}{n}\right) \right) + \varepsilon_t \quad (1)$$

Dengan,

- y_t : data pengamatan ke $t = 1,2,3 \dots, n$
- t : periode waktu ke- t
- a_0 : konstanta model deret Fourier
- ω : koefisien komponen tren linier

- a_k : koefisien fungsi kosinus pada parameter Fourier ke- k
- b_k : koefisien fungsi sinus pada parameter Fourier ke- k
- k : parameter Fourier, $k = 1,2, \dots, K$
- ε_t : residual periode waktu ke- t

Dalam penelitian ini, model deret Fourier digunakan dalam dua bentuk, yaitu model tanpa komponen tren dan model dengan komponen tren. Model tanpa komponen tren menggunakan kombinasi fungsi sinus dan cosinus untuk merepresentasikan pola fluktuasi data, sedangkan model dengan komponen tren menambahkan komponen linier untuk menangkap kecenderungan perubahan data. Selain itu, parameter Fourier (K) digunakan untuk mengatur tingkat fleksibilitas model terhadap pola data [10], [11]. Variasi nilai K dilakukan untuk melihat pengaruh jumlah parameter Fourier terhadap hasil pemodelan dan akurasi model.

D. Desain Eksperimen

Pada penelitian ini dilakukan variasi parameter Fourier (K) untuk mengetahui pengaruhnya terhadap kinerja model. Nilai K yang digunakan adalah $K = 1,2, \dots, 20$. Dua jenis model dibandingkan, yaitu:

- 1) Model deret Fourier tanpa komponen tren
- 2) Model deret Fourier dengan komponen tren

Setiap model dievaluasi untuk setiap nilai K . Penentuan parameter Fourier optimal berdasarkan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) minimum. Selanjutnya, performa model dievaluasi menggunakan ukuran akurasi berupa MAPE dan RMSE.

E. Ukuran Evaluasi

Kinerja model dalam penelitian ini dievaluasi menggunakan beberapa ukuran akurasi, yaitu *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) [14], [15]. Nilai MAPE digunakan untuk mengukur tingkat akurasi hasil prediksi, sedangkan RMSE untuk mengukur besarnya *error* model. Dengan menggunakan ketiga ukuran evaluasi tersebut, kinerja model dapat dinilai secara komprehensif. MAPE dapat dihitung menggunakan persamaan (2).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \times 100\% \quad (2)$$

Sedangkan RMSE dihitung menggunakan persamaan (3).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (3)$$

Dengan:

- y_t : data aktual periode ke- t
- \hat{y}_t : hasil prediksi periode ke- t
- n : jumlah data pengamatan

Interpretasi nilai MAPE yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 1 [15].

TABEL 1
KRITERIA NILAI MAPE

Nilai MAPE	Kriteria Keakuratan
$< 10\%$	Sangat Akurat
$10\% \leq MAPE < 20\%$	Akurat
$20\% \leq MAPE < 50\%$	Cukup Akurat
$\geq 50\%$	Kurang Akurat

Selain ukuran akurasi tersebut, penelitian ini juga menggunakan *Generalized Cross Validation* (GCV) untuk menentukan parameter Fourier optimal pada model deret Fourier [16]. Kriteria ini mampu mempertimbangkan keseimbangan antara kemampuan model dalam mengikuti pola data dan kompleksitas model yang dihasilkan. Nilai yang lebih kecil menunjukkan model yang memiliki kemampuan *fitting* yang lebih baik tanpa menghasilkan kompleksitas yang berlebihan. Oleh karena itu, GCV digunakan sebagai dasar pemilihan parameter Fourier optimal dalam penelitian ini. Nilai GCV dapat dihitung menggunakan persamaan (4).

$$GCV(K) = \frac{n^{-1} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{(n^{-1} \text{trace}[\mathbf{I} - \mathbf{S}(K)])^2} \quad (4)$$

Dengan:

$\mathbf{S}(K)$ merupakan matriks smoothing untuk parameter Fourier (K), \mathbf{I} merupakan matriks identitas, dan $\text{trace}[\mathbf{I} - \mathbf{S}(K)]$ berkaitan dengan kompleksitas model [16].

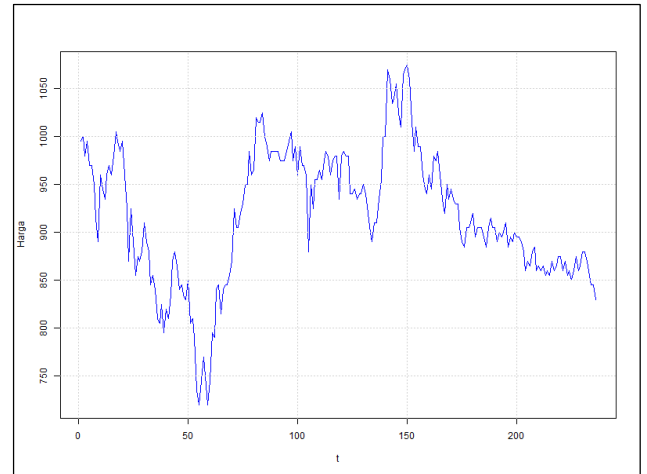
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Karakteristik Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data harga saham harian Ciputra Development Tbk. (CTRA) selama periode Januari 2025 hingga Desember 2025. Visualisasi data deret waktu digunakan untuk memberikan gambaran awal mengenai pola pergerakan harga saham periode pengamatan. Plot deret waktu harga saham CTRA disajikan pada Gambar 1.

Berdasarkan Gambar 1, data harga saham CTRA menunjukkan pola pergerakan yang dinamis dengan fluktuasi yang berubah dari waktu ke waktu. Perubahan nilai saham terlihat mengalami kenaikan dan penurunan pada beberapa periode pengamatan sehingga menunjukkan bahwa pola data tidak bersifat konstan. Selain itu pada beberapa periode tertentu terlihat adanya kecenderungan perubahan nilai yang mengindikasikan keberadaan komponen tren pada data.

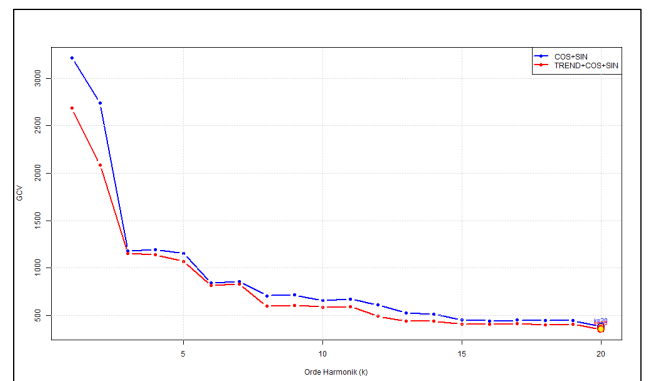
Karakteristik data yang berfluktuasi dan berubah dari waktu ke waktu menunjukkan bahwa proses pemodelan memerlukan pendekatan yang cukup fleksibel. Oleh karena itu, model deret Fourier digunakan dalam penelitian ini karena mampu merepresentasikan pola fluktuasi dan perubahan periodik pada data deret waktu. Selain itu, penambahan komponen tren juga digunakan untuk melihat pengaruhnya terhadap hasil pemodelan data saham CTRA.



Gambar 1. Plot deret waktu harga saham CTRA periode Januari-Desember 2025

B. Pemilihan Model Berdasarkan *Generalized Cross Validation* (GCV)

Penentuan model terbaik pada penelitian ini dilakukan menggunakan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV). Nilai GCV digunakan untuk memilih model dengan kompleksitas yang optimal serta kemampuan *fitting* yang baik terhadap data. Perbandingan nilai GCV untuk model deret Fourier tanpa komponen tren dan dengan komponen tren disajikan pada Gambar 2.

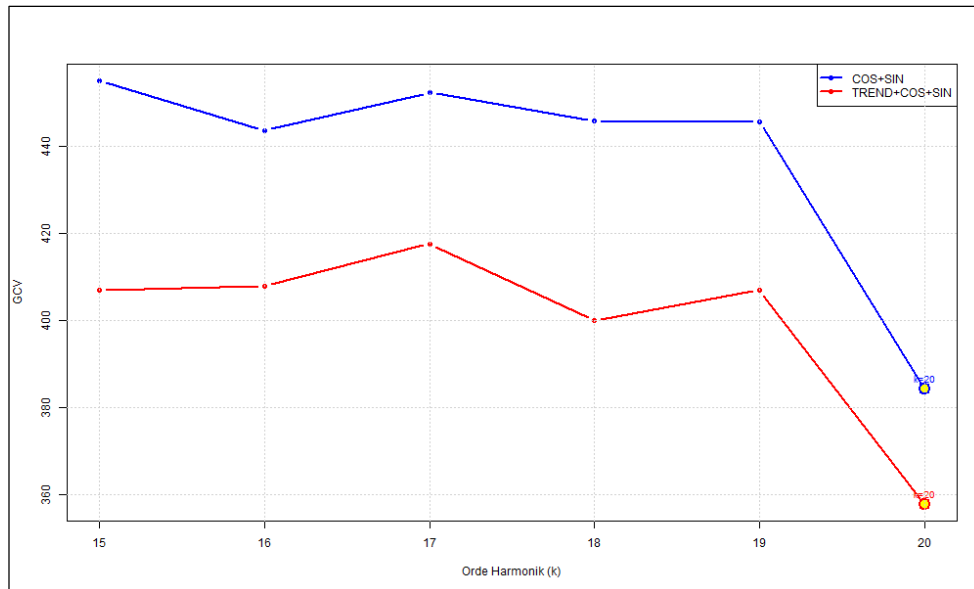


Gambar 2. Perbandingan nilai GCV untuk setiap parameter Fourier (K).

Berdasarkan Gambar 2, nilai GCV pada kedua model cenderung mengalami penurunan seiring bertambahnya parameter Fourier. Penurunan nilai GCV menunjukkan bahwa penambahan parameter Fourier membantu model dalam merepresentasikan pola fluktuasi data saham secara lebih baik. Semakin besar nilai parameter Fourier (K), semakin banyak komponen sinus dan cosinus yang digunakan sehingga model mampu menangkap pola osilasi dan perubahan data yang lebih rinci. Kondisi tersebut menyebabkan kemampuan model dalam mengikuti pola pergerakan harga saham menjadi lebih baik. Namun demikian, setelah mencapai nilai tertentu, laju penurunan GCV cenderung melambat sehingga penambahan parameter Fourier yang lebih banyak tidak lagi memberikan peningkatan

performa model yang signifikan. Selain itu, model deret Fourier dengan komponen tren menghasilkan nilai GCV yang lebih kecil dibandingkan model tanpa komponen tren pada hampir seluruh nilai K . Nilai GCV minimum diperoleh pada model dengan komponen tren saat $K = 20$. Untuk

memperjelas perbandingan nilai GCV pada parameter Fourier tinggi, dilakukan visualisasi tambahan pada rentang $K = 15$ hingga $K = 20$ seperti ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Perbandingan nilai GCV pada nilai parameter Fourier tinggi

Berdasarkan Gambar 3, perbedaan nilai GCV antar model terlihat lebih jelas pada parameter Fourier tinggi. Model deret Fourier dengan komponen tren menghasilkan nilai GCV yang lebih kecil dibandingkan model tanpa komponen tren pada seluruh rentang $K = 15$ hingga $K = 20$. Selain itu, nilai GCV minimum diperoleh pada model dengan komponen tren saat $K = 20$, sehingga model tersebut dipilih sebagai model optimal pada penelitian ini. Model optimal yang diperoleh pada penelitian ini mengikuti bentuk persamaan (1) dengan parameter Fourier optimal $K = 20$.

$$y_t = a_0 + \omega t + \sum_{k=1}^{20} \left(a_k \cos\left(\frac{2\pi kt}{n}\right) + b_k \sin\left(\frac{2\pi kt}{n}\right) \right) + \varepsilon_t$$

Parameter utama pada model terpilih, yaitu konstanta (a_0) dan komponen tren (ω), disajikan pada Tabel 2. Parameter tersebut digunakan untuk melihat kecenderungan perubahan data saham pada model deret Fourier yang diperoleh.

TABEL 2
NILAI PARAMETER MODEL DERET FOURIER

Parameter	Nilai	Parameter	Nilai
a_0	972,3933	ω	-0,4524
a_1	-19,3342	b_1	-87,3772
a_2	31,3010	b_2	-5,4993
a_3	-7,3000	b_3	44,7435
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
a_{18}	-2,7484	b_{18}	-5,1884
a_{19}	-0,8987	b_{19}	2,1268

a_{20}	5,3244	b_{20}	6,8775
----------	--------	----------	--------

Berdasarkan Tabel 2, nilai komponen tren (ω) bernilai negatif sehingga menunjukkan adanya kecenderungan penurunan harga saham selama periode pengamatan.

C. Evaluasi Model Deret Fourier

Pemodelan data saham CTRA dilakukan menggunakan model deret Fourier dengan variasi parameter Fourier (K) dari 1 hingga 20. Evaluasi model dilakukan menggunakan ukuran *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Hasil evaluasi model deret Fourier tanpa komponen tren disajikan pada Tabel 3.

TABEL 3
HASIL EVALUASI MODEL DERET FOURIER TANPA KOMPONEN TREND PADA DATA TRAINING

K	GCV	MAPE (%)	RMSE
1	3.215,7510	4,9225	55,8570
2	2.739,8880	4,5666	51,0353
3	1.179,4130	2,7974	33,1406
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
18	446,0165	1,4987	17,2121
19	445,7729	1,4663	16,9962
20	384,1767	1,3320	15,5823

Tabel 3 menunjukkan peningkatan nilai parameter Fourier (K) memberikan pengaruh terhadap performa model deret Fourier tanpa komponen tren. Nilai MAPE dan RMSE

cenderung mengalami penurunan seiring bertambahnya nilai K . Kondisi tersebut menunjukkan bahwa penambahan parameter Fourier membantu model dalam merepresentasikan pola fluktuasi data saham secara lebih baik. Pada $K = 1$, model menghasilkan nilai MAPE sebesar 4,9225% dan RMSE sebesar 55,8570. Sementara itu, pada $K = 20$ nilai MAPE menurun menjadi 1,3320% dan RMSE menjadi 15,5823. Nilai MAPE yang dihasilkan pada model deret Fourier tanpa komponen tren berada dibawah 10%, sehingga berdasarkan kriteria MAPE model dapat dikategorikan memiliki tingkat akurasi yang sangat baik. Selain itu, nilai GCV juga cenderung menurun seiring bertambahnya parameter Fourier dan mencapai nilai minimum sebesar 384,1767 pada $K = 20$.

TABEL 4
HASIL EVALUASI MODEL DERET FOURIER DENGAN KOMPONEN TREN PADA DATA TRAINING

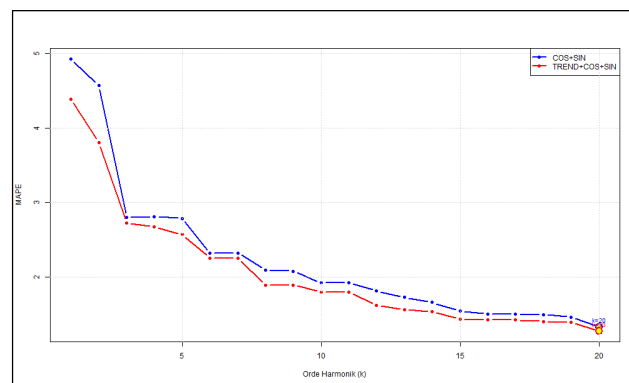
K	GCV	MAPE (%)	RMSE
1	2.684,4090	4,8480	50,7751
2	2.088,2910	3,7998	44,3269
3	1.157,1290	2,7232	32,6559
⋮	⋮	⋮	⋮
18	400,0290	1,4064	16,2006
19	407,0072	1,3943	16,1396
20	357,7702	1,2804	14,9427

Hasil evaluasi model deret Fourier dengan komponen tren disajikan pada Tabel 4. Secara umum, peningkatan parameter Fourier memberikan pengaruh terhadap performa model. Nilai MAPE dan RMSE cenderung mengalami penurunan seiring bertambahnya nilai parameter Fourier. Pada $K = 1$, model menghasilkan nilai MAPE sebesar 4,8480% dan RMSE sebesar 50,7751. Sementara itu, pada $K = 20$, nilai MAPE menurun menjadi 1,2804% dan RMSE menjadi 14,9427. Selain itu, nilai GCV pada model dengan komponen tren juga cenderung lebih kecil dibandingkan model tanpa komponen tren pada hampir seluruh nilai K . Nilai GCV minimum diperoleh pada saat $K = 20$ sebesar 357,7702. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penambahan komponen tren membantu model dalam mengikuti pola fluktuasi data saham secara lebih baik. Berdasarkan kriteria nilai MAPE, model dengan komponen tren juga dapat dikategorikan memiliki tingkat akurasi yang sangat baik karena seluruh nilai MAPE berada di bawah 10%.

Jika dibandingkan pada parameter Fourier optimal ($K = 20$), model dengan komponen tren menghasilkan nilai

MAPE sebesar 1,2804% dan RMSE sebesar 14,9427, sedangkan model tanpa komponen tren menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,3320% dan RMSE sebesar 15,5823. Dengan demikian, penambahan komponen tren mampu menurunkan nilai MAPE sebesar 0,0516 poin persentase dan RMSE sebesar 0,6396. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penambahan komponen tren memberikan peningkatan performa model, meskipun besarnya peningkatan yang diperoleh relatif kecil.

Perbandingan nilai MAPE untuk setiap variasi parameter Fourier ditunjukkan pada Gambar 4. Berdasarkan gambar tersebut, model deret Fourier dengan komponen tren menghasilkan nilai MAPE yang lebih kecil dibandingkan model tanpa komponen tren pada hampir seluruh nilai K . Selain itu, nilai MAPE pada kedua model mengalami penurunan seiring bertambahnya parameter Fourier, kemudian cenderung stabil pada K yang lebih tinggi. Kondisi tersebut memperlihatkan bahwa penambahan komponen tren menghasilkan performa model yang lebih baik pada data saham CTRA.

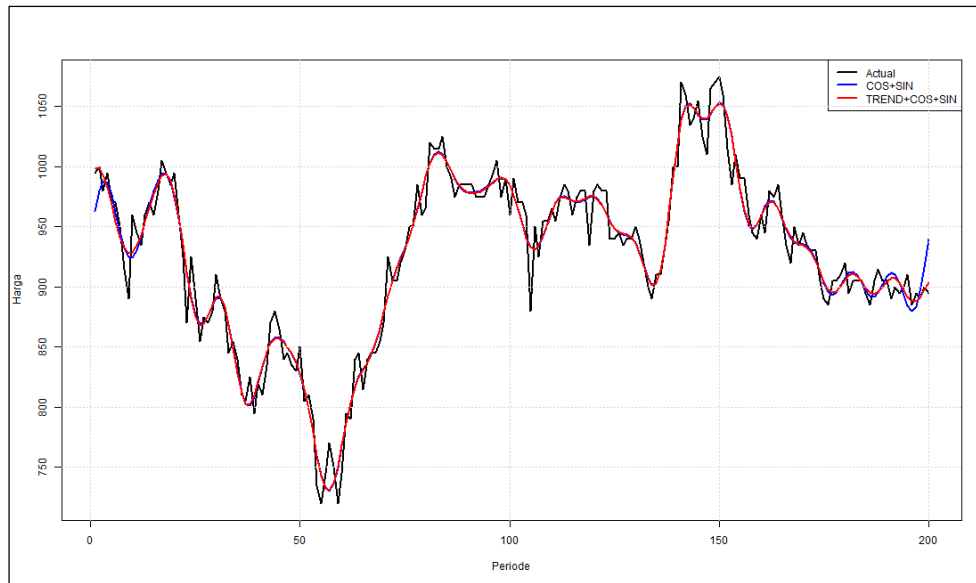


Gambar 4. Perbandingan nilai MAPE untuk setiap parameter Fourier (K)

D. Pengaruh Komponen Tren

Perbandingan hasil prediksi model deret Fourier tanpa komponen tren dan dengan komponen tren terhadap data aktual saham CTRA disajikan pada Gambar 5. Model yang digunakan pada tahap ini merupakan model dengan parameter Fourier optimal berdasarkan nilai GCV minimum.

Berdasarkan Gambar 5, kedua model mampu mengikuti pola pergerakan data saham CTRA secara cukup baik. Namun demikian, model dengan komponen tren terlihat lebih mampu mengikuti perubahan pola data dibandingkan model tanpa komponen tren, terutama pada beberapa periode dengan perubahan nilai yang cukup dinamis.



Gambar 5. Perbandingan hasil prediksi model deret Fourier dengan data aktual

Selain evaluasi pada data *training*, performa model optimal juga diuji menggunakan data *testing* untuk melihat kemampuan generalisasi model terhadap data yang tidak digunakan dalam proses pembentukan model. Evaluasi dilakukan menggunakan ukuran MAPE dan RMSE. Hasil evaluasi model pada data *training* dan *testing* disajikan pada tabel 5.

TABEL 5
HASIL EVALUASI MODEL DERET FOURIER OPTIMAL ($K = 20$) PADA DATA TRAINING DAN TESTING

Data	MAPE (%)	RMSE
<i>Training</i>	1,2804	14,9427
<i>Testing</i>	5,0640	53,6083

Berdasarkan Tabel 5, model deret Fourier dengan komponen tren menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,2804% pada data *training* dan 5,0640% pada data *testing*. Meskipun terjadi peningkatan *error* pada data testing, nilai MAPE yang dihasilkan masih berada di bawah 10% sehingga berdasarkan kriteria MAPE model dapat dikategorikan memiliki tingkat akurasi yang sangat baik. Selain itu, perbedaan nilai MAPE antara data *training* dan *testing* sebesar 3,7836 poin persentase menunjukkan bahwa model masih mampu mempertahankan performa prediksi pada data yang tidak digunakan dalam proses pembentukan model. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik dalam prediksi harga saham CTRA serta mampu mempertahankan tingkat akurasi yang sangat baik pada data *testing*.

IV. KESIMPULAN

Model deret Fourier dapat digunakan untuk memodelkan data saham CTRA yang memiliki pola fluktuatif. Peningkatan parameter Fourier (K) memberikan pengaruh terhadap peningkatan performa model yang ditunjukkan oleh penurunan nilai MAPE dan RMSE. Berdasarkan hasil penelitian, model deret Fourier dengan komponen tren menghasilkan nilai GCV, MAPE, dan RMSE yang lebih rendah dibandingkan model tanpa komponen tren. Model optimal diperoleh pada parameter Fourier $K = 20$ dengan nilai GCV minimum sebesar 357,7702. Selain itu, model optimal menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,2804% pada data *training* dan 5,0640% pada data *testing*, hal ini menunjukkan kemampuan prediksi yang cukup baik terhadap saham CTRA. Penelitian selanjutnya dapat dilakukan pada data saham dengan karakteristik yang berbeda untuk melihat konsistensi performa model deret Fourier.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. A. Sifa, Sediono, M. F. F. Mardianto, and E. Pusporani, "Stock Price Modelling of PT United Tractors Tbk (UNTR) Using Fourier Series Estimator," *Int. J. Acad. Appl. Res.*, vol. 9, no. 1, pp. 93–99, 2025.
- [2] W. Budiharto, "Data science approach to stock prices forecasting in Indonesia during Covid - 19 using Long Short-Term Memory (LSTM)," *J. Big Data*, vol. 8, no. 47, 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00430-0.
- [3] M. S. Zakka and Emigawaty, "Stock Price Prediction Using Deep Learning (LSTM) with a Recursive Approach," *J. Appl. Inf. Comput.*, vol. 9, no. 5, pp. 2468–2477, 2025.
- [4] S. S. W. Fatima and A. Rahimi, "A Review of Time-Series Forecasting Algorithms for Industrial," *Machines*, vol. 12, no. 380, 2024.
- [5] H. Notaria, S. Shah, D. Thopte, H. Soneji, P. Bari, and K. Deulkar, "Comparative Analysis of Stock Price Prediction using Time Series Models," in *2024 8th International Conference on Computing*,

- Communication, Control and Automation (ICCUBEA)*, IEEE, 2024, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICCUBEA61740.2024.10775112.
- [6] A. Sunki, C. Satyakumar, G. S. Narayana, V. Koppera, and M. Hakeem, “Time series forecasting of stock market using ARIMA , LSTM and FB prophet,” in *MATEC Web of Conference*, 2024, p. 01163.
- [7] R. M. Salsabila, A. Fahmi, and F. Al Zami, “Optimized LSTM with TSCV for Forecasting Indonesian Bank Stocks,” *J. Appl. Inf. Comput.*, vol. 9, no. 6, pp. 3575–3587, 2025.
- [8] I. M. A. Agastya and A. Aminuddin, “Comparison of Parametric and Non-parametric Forecasting Methods for Daily COVID-19 Cases in Malaysia,” *Int. J. Informatics Vis.*, vol. 7, no. December, pp. 2394–2403, 2023.
- [9] M. F. F. Mardianto, Gunardi, and H. Utami, “An analysis about fourier series estimator in nonparametric regression for longitudinal data,” *Math. Stat.*, vol. 9, no. 4, pp. 501–510, 2021, doi: 10.13189/ms.2021.090409.
- [10] A. Prahutama, Suparti, and T. W. Utami, “Modelling fourier regression for time series data - A case study: Modelling inflation in foods sector in Indonesia,” in *Journal of Physics: Conference Series*, 2018. doi: 10.1088/1742-6596/974/1/012067.
- [11] L. Ye, N. Xie, J. E. Boylan, and Z. Shang, “Forecasting seasonal demand for retail : A Fourier time-varying grey model,” *Int. J. Forecast.*, vol. 40, no. 4, pp. 1467–1485, 2024, doi: 10.1016/j.ijforecast.2023.12.006.
- [12] A. A. Anandari, E. D. Supandi, and M. W. Musthofa, “Fourier Series Nonparametric Regression Modeling in the Case of Rainfall in West Java Province,” *IJID (international J. Informatics Dev.*, vol. 11, no. 1, pp. 142–151, 2022, doi: 10.14421/ijid.2022.3300.
- [13] A. N. Sari, T. Zuleika, M. F. F. Mardianto, and E. Pusporani, “Prediction of Nike’s Stock Price Based on the Best Time Series Modeling,” *INFERENCE*, vol. 8, no. 2, pp. 115–124, 2025.
- [14] D. Chicco, M. J. Warrens, and G. Jurman, “The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE , MAE , MAPE , MSE and RMSE in regression analysis evaluation,” *PeerJ Comput. Sci.*, pp. 1–24, 2021, doi: 10.7717/peerj-cs.623.
- [15] J. J. M. M. Moreno, A. P. Pol, A. S. Abad, and B. C. Blasco, “Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy,” *Psicothema*, vol. 25, no. 4, pp. 500–506, 2013, doi: 10.7334/psicothema2013.23.
- [16] M. Maharani and D. R. S. Saputro, “Generalized Cross Validation (GCV) in Smoothing Spline Nonparametric Regression Models,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1808, no. 1, p. 012053, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1808/1/012053.