



Department of Digital Business

**Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)**

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 4 No. 4 (2026) pp: 9439-9446

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

## Perbandingan Metode *Prophet* dan *SARIMAX* untuk Peramalan Harga Pangan di Lombok Barat

Muhammad Aliva Nurramadhan<sup>1</sup>, Dadang Priyanto<sup>2</sup>, Neny Sulistianingsih<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Bumigora

[alivanurramadhan@gmail.com](mailto:alivanurramadhan@gmail.com)<sup>1</sup>, [dadang.priyanto@universitasbumigora.ac.id](mailto:dadang.priyanto@universitasbumigora.ac.id)<sup>2</sup>,

[neny.sulistianingsih@universitasbumigora.ac.id](mailto:neny.sulistianingsih@universitasbumigora.ac.id)<sup>3</sup>

### Abstrak

Fluktuasi harga pangan di Kabupaten Lombok Barat merupakan permasalahan strategis yang berpengaruh terhadap stabilitas ekonomi daerah, kesejahteraan masyarakat, dan ketahanan pangan. Perubahan harga pangan dipengaruhi oleh tren jangka panjang, pola musiman, ketersediaan pasokan, serta dinamika permintaan. Kondisi ini menuntut metode peramalan yang mampu menghasilkan prediksi harga yang akurat dan andal sebagai dasar pengambilan keputusan dan perumusan kebijakan pangan daerah. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja dua metode peramalan deret waktu, yaitu *Prophet* dan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Regressors (SARIMAX)*, dalam memprediksi harga komoditas pangan utama di Kabupaten Lombok Barat. Data yang digunakan berupa data harga mingguan 13 komoditas pangan selama periode Januari 2021 hingga 5 September 2025 yang diperoleh dari Dinas Ketahanan Pangan Kabupaten Lombok Barat. Data diproses melalui tahapan praproses meliputi integrasi data, penambahan variabel waktu, normalisasi, serta pembentukan variabel eksogen berupa lag ketersediaan, kebutuhan, neraca, dan moving average harga. Pemodelan mempertimbangkan komponen tren, musiman, dan variabel eksternal. Evaluasi kinerja model menggunakan Mean Absolute Error (MAE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa secara rata-rata seluruh komoditas, model *Prophet* memiliki kinerja lebih baik dengan MAPE sebesar 3,80% dan MAE sebesar 1.398,25 dibandingkan *SARIMAX* dengan MAPE sebesar 4,89% dan MAE sebesar 1.524,68. Namun, secara per komoditas, *Prophet* unggul pada 7 komoditas, sedangkan *SARIMAX* lebih baik pada 6 komoditas lainnya. Temuan ini menunjukkan bahwa metode *Prophet* dan metode *SARIMAX* tidak menunjukkan keunggulan yang konsisten untuk seluruh komoditas pangan, sehingga pemilihan metode peramalan perlu disesuaikan dengan karakteristik data dan dinamika harga masing-masing komoditas.

**Kata kunci:** Harga Pangan, Peramalan, *Prophet*, *SARIMAX*, Deret Waktu

### 1. Latar Belakang

Stabilitas harga pangan merupakan faktor krusial dalam menjaga ketahanan ekonomi dan kesejahteraan masyarakat di Kabupaten Lombok Barat, yang perekonomiannya tercatat cukup berfluktuatif. Dinamika harga ini sangat dipengaruhi oleh sektor pertanian, kehutanan, dan perikanan, yang merupakan kontributor dominan PDRB (20,99% pada tahun 2024). Sektor ini diketahui sangat rentan terhadap faktor musiman dan cuaca ekstrem, yang berkontribusi langsung pada fluktuasi harga bahan pokok. Fluktuasi harga ini tidak hanya berdampak pada inflasi tetapi juga mempengaruhi daya beli masyarakat, yang tercatat mengalami penurunan [1]. Oleh karena itu, upaya forecasting harga pangan yang akurat dan adaptif menjadi sangat penting sebagai dasar pengambilan kebijakan ekonomi daerah.

Untuk mendukung pengambilan kebijakan tersebut, Berbagai pendekatan *time series forecasting* telah dikembangkan, mulai dari model klasik seperti *ARIMA* dan *SARIMA* yang baik untuk data musiman [2], hingga model *SARIMAX* yang terbukti lebih realistis saat menyertakan variabel eksternal [3], [4], di mana studi Yulianti et al. [5] menunjukkan keunggulannya (MAPE 10,919%) dibandingkan *SARIMA* (MAPE 11,810%). Di sisi lain, model modern seperti *Prophet* menawarkan fleksibilitas tinggi dalam mengurai *trend*, *seasonality*, dan hari libur, serta lebih baik dalam menangani *outlier* dan data hilang [6], [7]. Keunggulan *Prophet* ditunjukkan dalam studi Angelo. [8] untuk prediksi *Bitcoin*, di mana *Prophet* (MAPE 1,5%) secara signifikan mengungguli *ARIMA* (MAPE 2,5%). Meskipun demikian, perbandingan langsung antara *Prophet* dan *SARIMAX* menghasilkan kesimpulan yang bervariasi: beberapa studi menunjukkan *SARIMAX* lebih akurat pada data dengan pola musiman kuat, seperti temuan Tripathi et al. [9] (*SARIMAX* MAPE 8,12% vs *Prophet* 9,54%), [10]; namun studi oleh Indriyati et al. [11] menemukan *Prophet* justru lebih unggul (MAPE 6,05% vs 10,43%) dan jauh lebih cepat secara komputasi. Penelitian lain menyoroti adanya *trade-off*, di mana *Prophet* mungkin mencapai MAPE terendah (0,71%) namun *SARIMA* (MAPE 1,38%) lebih fit secara statistik [12], atau *Prophet* lebih konsisten di berbagai horizon peramalan

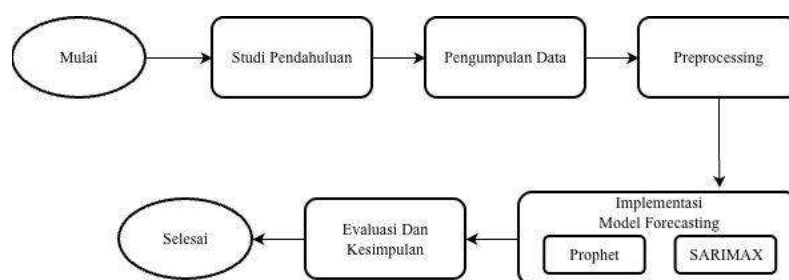
sementara *SARIMAX* lebih unggul dalam memprediksi nilai puncak [13], sehingga performa keduanya sangat bergantung pada karakteristik data.

Terdapat beberapa studi serupa dengan kasus penelitian ini yang juga berfokus pada peramalan harga komoditas pangan. Dalam peramalan harga telur di pasar Belanda, *ARIMA* ditemukan paling baik untuk prediksi jangka pendek (1 minggu) dengan *MAE* 0,0936 dan *MAPE* 0,80%, sementara *LSTM* lebih unggul untuk jangka menengah (4 minggu) dengan *MAE* 0,4730 dan *MAPE* 3,98% [14]. Sebaliknya, untuk harga daging, *Prophet* (*MAE* 5,22) justru berkinerja lebih baik daripada *SARIMAX* (*MAE* 17,83) dan *LSTM RNN* (*MAE* 5,83) [15]. Namun, dalam peramalan penjualan makanan yang mudah rusak, *XGBoost* (*SMAPE* 17,93%) terbukti lebih unggul, sedangkan *Prophet* (*SMAPE* 21,02%) memiliki kinerja terburuk [16]. Studi lain yang membandingkan *Prophet* dan *ARIMA* menemukan hasil yang bertentangan; satu studi *preprint* menemukan *Prophet* (*RMSE* 817,12) lebih baik daripada *ARIMA* (*RMSE* 997,97) [17], namun studi lain untuk harga grosir di Italia menemukan *Prophet* (*MAPE* rata-rata 0,0354%) jauh kurang akurat dibandingkan *ARIMA* (*MAPE* 0,0249%) dan model *deep learning* (*MAPE* 0,0228%) [18]. Meskipun demikian, keunggulan *Prophet* dalam hal akurasi (*MAE/RMSE* lebih rendah) dan waktu komputasi juga dilaporkan dalam studi harga sereal di India yang membandingkannya dengan *SARIMA* dan *ETS* [19]. Dalam konteks model *ARIMA*, penelitian harga gabah di Indonesia menunjukkan bahwa penambahan variabel eksogen pada *SARIMAX* (*MAPE* 10,919%) memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan model *SARIMA* standar (*MAPE* 11,810%) [5]. Untuk mengatasi kinerja yang bervariasi ini, penelitian harga pangan pokok di Tanzania mengusulkan model hibrid *SARIMA-FB Prophet*, yang terbukti mengungguli model *SARIMA* individual, misalnya untuk jagung (mencapai *MAPE* 16,43%) [20].

Namun hingga saat ini, penelitian sejenis di Indonesia, khususnya di wilayah Lombok Barat, belum banyak dilakukan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan dan menganalisis kinerja model *Prophet* dan *SARIMAX* dalam peramalan harga pangan di Kabupaten Lombok Barat dengan menggunakan indikator evaluasi *Mean Absolute Error* (*MAE*) dan *Mean Absolute Percentage Error* (*MAPE*). Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata terhadap pengembangan sistem peringatan dini harga pangan daerah serta mendukung kebijakan stabilisasi harga di tingkat lokal.

## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis dan membandingkan kinerja model *Facebook Prophet* dan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Regressors* (*SARIMAX*) dalam memprediksi harga pangan di Kabupaten Lombok Barat. Proses penelitian dilakukan secara kuantitatif dengan pendekatan *time series forecasting* menggunakan data sekunder dari instansi pemerintah daerah. Tahapan metodologi penelitian secara umum meliputi studi literatur, pengumpulan data, pra-pemrosesan data (*preprocessing*), implementasi model *forecasting Prophet* dan *SARIMAX*, evaluasi hasil peramalan, serta penarikan kesimpulan berdasarkan hasil analisis. Tahapan metodologi tersebut digambarkan secara umum pada Gambar 1.



Gambar 2. 1 Metodologi Penelitian

Penjelasan lebih rinci mengenai setiap tahapan metodologi penelitian yang diilustrasikan pada Gambar 1 adalah sebagai berikut

### 2.1 Studi Pendahuluan

Tahap studi pendahuluan dilakukan untuk memahami karakteristik awal data harga pangan dan menentukan model peramalan yang paling sesuai. Analisis deskriptif menunjukkan bahwa sebagian besar komoditas pangan memiliki pola musiman mingguan yang berulang serta fluktuasi jangka pendek akibat dinamika pasokan dan permintaan lokal. Hasil *autocorrelation function* (*ACF*) dan *partial autocorrelation function* (*PACF*)

memperlihatkan adanya pola keterkaitan antarperiode yang menandakan komponen *autoregressive (AR)* dan *moving average (MA)* yang kuat. Hal ini mendukung penggunaan *SARIMAX* yang mampu menangani komponen musiman sekaligus mempertimbangkan variabel eksogen [5], [21]. Di sisi lain, adanya indikasi perubahan *trend* nonlinier pada beberapa komoditas (seperti beras dan daging ayam) mendorong penggunaan *Prophet*, yang lebih adaptif terhadap perubahan *trend* dan *seasonality* secara fleksibel [10], [22]. Melalui *studi pendahuluan* ini, kedua model *Prophet* dan *SARIMAX* dipilih untuk dibandingkan berdasarkan kemampuan mereka dalam menangkap pola linier dan nonlinier harga pangan, dengan mempertimbangkan pengaruh variabel eksternal seperti ketersediaan kebutuhan, neraca pangan, dan harga rata-rata 3 minggu sebelumnya.

## 2.2 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data historis harga pangan mingguan untuk periode Januari 2021 hingga 5 September 2025. Komoditas pangan yang dianalisis meliputi 13 item, yaitu bawang merah, bawang putih, beras, cabe besar, cabe keriting, cabe rawit, daging ayam, daging sapi, gula pasir, jagung, kedelai, minyak goreng, dan telur ayam. Data ini bersifat arsip atau dokumentasi historis yang diperoleh dari *Dinas Ketahanan Pangan Kabupaten Lombok Barat* (Bidang Stabilisasi dan Distribusi Pangan). Secara spesifik, data harga ini dikumpulkan dari *Pasar Gerung*, di mana harga setiap komoditas diperoleh melalui survei di tiga lokasi berbeda di dalam pasar (bagian depan, tengah, dan belakang), lalu dirata-ratakan untuk menjamin konsistensi dan validitasnya.

## 2.3 Preprocessing

Tahap *preprocessing* bertujuan untuk memastikan bahwa data yang digunakan memiliki kualitas baik dan siap untuk pemodelan deret waktu. Proses ini meliputi pembersihan data, pembentukan variabel tambahan, penanganan nilai hilang, pembagian *dataset*, dan normalisasi. Data mentah terlebih dahulu dibersihkan dari duplikasi, ketidakkonsistenan format, serta anomali ekstrem, kemudian diseragamkan menjadi periode mingguan.

Selanjutnya dilakukan *feature engineering* dengan menambahkan variabel eksternal (*exogenous regressors, X<sub>t</sub>*) berupa harga rata-rata tiga minggu terakhir menggunakan *rolling mean window = 3*, serta *lagged features (lag-1 dan lag-2)* dari variabel ketersediaan, kebutuhan, dan neraca. Fitur-fitur seperti *ketersediaan\_lag1*, *kebutuhan\_lag2*, *neraca\_lag1*, dan *harga\_rata2\_3minggu* digunakan untuk menangkap keterlambatan respons harga terhadap perubahan pasokan dan permintaan [5], [21]. Nilai hilang diisi menggunakan metode *forward fill* agar hanya memanfaatkan informasi dari masa lalu [11], [10]. *Dataset* kemudian dibagi secara kronologis menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) sebelum dilakukan normalisasi untuk mencegah *data leakage*. Proses normalisasi dilakukan menggunakan *RobustScaler*, yang di-*fit* hanya pada data latih dan kemudian diterapkan pada data uji guna mengurangi pengaruh *outlier* tanpa mengubah pola musiman dan *trend* harga [23], [8].

## 2.4 Model Prophet

Model *Prophet* memprediksi nilai harga pangan berdasarkan komponen tren, musiman, dan pengaruh variabel eksternal. Secara umum, model *Prophet* direpresentasikan dengan persamaan (1) [11]:

$$y_t = g_t + s_t + h_t + \epsilon_t \quad (1)$$

Dengan

- $g_t$  : Tren linear
- $s_t$  : Komponen musiman mingguan
- $h_t$  : Efek hari libur atau kejadian tertentu
- $\epsilon_t$  : Error yang bersifat acak

Untuk menangkap dinamika harga pangan mingguan, *Prophet* dikonfigurasi dengan tren linier, musiman mingguan yang diaktifkan, serta musiman tahunan yang dinonaktifkan. Dua parameter utama, yaitu *changepoint prior scale (CPS)* dan *seasonality prior scale (SPS)*, digunakan untuk mengatur tingkat kelenturan model terhadap perubahan tren serta kekuatan pola musiman. Selain itu, *Prophet* memungkinkan penambahan variabel eksternal dalam bentuk *regressor (X<sub>t</sub>)*, sehingga model diperluas dengan persamaan (2) [11]:

$$y_t = g_t + s_t + x_t\beta + \epsilon_t \quad (2)$$

Dengan  $\beta$  adalah vektor koefisien pengaruh dari variabel eksogen seperti *ketersediaan*, *kebutuhan*, dan *neraca*. Penyesuaian parameter pada *Prophet* dilakukan secara manual (*manual tuning*), khususnya terhadap nilai *changepoint prior scale* (CPS) dan *seasonality prior scale* (SPS). Nilai CPS diatur untuk mengontrol sensitivitas model terhadap perubahan tren, sedangkan SPS digunakan untuk menyeimbangkan kekuatan komponen musiman. Pendekatan manual ini memberikan fleksibilitas bagi peneliti dalam menyesuaikan perilaku model berdasarkan pola data lokal, sekaligus mencegah *overfitting* pada periode dengan fluktuasi ekstrem [10], [22]. Relevansi dari proses *tuning* ini telah dibuktikan oleh *Atamimi et al.* [24], yang dalam studi kasus penjualan ritel menemukan bahwa *hyperparameter tuning Prophet* secara manual dapat meningkatkan akurasi secara signifikan. Dalam penelitian tersebut, nilai MAPE berkurang dari 9,50% pada model *default* menjadi 6,80% pada model yang telah di-*tuning* (khususnya pada *changepoint prior scale* dan *seasonality prior scale*).

Model SARIMAX (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Regressors*) digunakan sebagai pembandingan karena kemampuannya dalam memodelkan hubungan linier antara harga pangan saat ini dengan nilai masa lalu serta variabel eksternal. Model ini merupakan pengembangan dari SARIMA dengan menambahkan *regressor*  $X_t$  ke dalam struktur model. Secara umum, bentuk matematis lengkap SARIMAX dinyatakan dengan persamaan (3)[11]:

$$\Phi_p(B^s) \phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = c + \theta_q(B^s)\theta_q(B)\epsilon_t + \beta X_t \quad (3)$$

Dengan

$B$	: Operator lag $BY_t = Y_{t-1}$
$\phi_p(B), \Phi_p(B^s)$	: Komponen <i>autoregresif</i> (AR) nonmusiman dan musiman
$\theta_q(B), \Theta_q(B^s)$	: Komponen <i>moving average</i> (MA) nonmusiman dan musiman
$(1-B)^d, (1-B^s)^D$	: Diferensiasi (I) nonmusiman dan musiman
$\beta X_t$	: Pengaruh variabel eksogen
$\epsilon_t$	: Komponen error acak

Model dibangun dengan kombinasi parameter  $(p, d, q)(P, D, Q)_s$  dengan  $s = 52$  untuk pola musiman mingguan. Kombinasi parameter diuji berdasarkan *Akaike Information Criterion* (AIC), di mana nilai terkecil menunjukkan model terbaik [20], [21]. Estimasi parameter dilakukan dengan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan algoritma optimasi *L-BFGS* untuk memastikan konvergensi yang stabil. Setelah parameter optimal diperoleh, model digunakan untuk menghasilkan nilai prediksi harga pangan pada periode uji dengan asumsi bahwa data telah bersifat stasioner dan tidak terdapat autokorelasi signifikan pada residual.

## 2.5 Evaluasi

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan dua metrik statistik, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), yang umum digunakan dalam penelitian peramalan deret waktu [11] [25]. Formulasi kedua metrik tersebut ditunjukkan pada persamaan (4) dan (5) [14]:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t| \quad (4)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \times 100\% \quad (5)$$

dengan  $y_t$  merupakan nilai aktual,  $\hat{y}_t$  nilai hasil prediksi, dan  $n$  jumlah data pengujian. Model dengan nilai MAE dan MAPE terendah dianggap memiliki performa prediksi paling akurat terhadap fluktuasi harga pangan. Hasil perbandingan antara *Prophet* dan SARIMAX kemudian dianalisis untuk setiap komoditas guna menentukan model yang paling sesuai dengan karakteristik lokal.

Kesimpulan dari penelitian ini diperoleh berdasarkan hasil evaluasi kedua model. Model yang menunjukkan nilai kesalahan (MAE dan MAPE) paling kecil dianggap paling efektif dalam menangkap pola musiman dan tren harga pangan di Kabupaten Lombok Barat. Selain itu, hasil analisis juga menjadi dasar untuk

memberikan rekomendasi model peramalan terbaik yang dapat digunakan oleh pemerintah daerah maupun instansi terkait dalam mendukung kebijakan stabilisasi harga pangan di wilayah tersebut.

### 3. Hasil dan Diskusi

Penelitian ini menghasilkan perbandingan kinerja dua model deret waktu, yaitu *Prophet* dan *SARIMAX*, terhadap 13 komoditas pangan utama di Kabupaten Lombok Barat. Proses pelatihan dilakukan menggunakan data harga mingguan, dengan pembagian 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji. Evaluasi dilakukan menggunakan dua metrik statistik utama, yaitu *Mean Absolute Error (MAE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* sebagaimana pada persamaan (4) dan (5). Nilai *MAPE* menunjukkan rata-rata persentase kesalahan prediksi terhadap nilai aktual, sehingga semakin kecil nilainya, semakin akurat model dalam mengikuti pola harga sebenarnya. Sementara itu, *MAE* mengukur rata-rata besar kesalahan absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual dalam satuan harga (rupiah) untuk setiap periode pengamatan. Karena data yang digunakan bersifat mingguan, maka *MAE Prophet* dan *MAE SARIMAX* merepresentasikan rata-rata kesalahan prediksi harga mingguan, bukan harian. Kolom “Pemenang” pada tabel menunjukkan model dengan performa terbaik untuk setiap komoditas, yaitu model yang memiliki nilai *MAE* dan/atau *MAPE* terendah. Dengan demikian, model yang tercantum sebagai pemenang dianggap paling akurat dalam memprediksi fluktuasi harga pangan pada komoditas tersebut. Berdasarkan hasil perhitungan, *Prophet* unggul pada 7 dari 13 komoditas (sekitar 53,8%), sedangkan *SARIMAX* unggul pada 6 komoditas (sekitar 46,2%). Keunggulan *Prophet* juga terlihat pada nilai rata-rata keseluruhan. *Prophet* memperoleh rata-rata *MAPE* sebesar 3,91%, lebih rendah dibandingkan *SARIMAX* sebesar 4,74%. Pada metrik *MAE*, *Prophet* juga menghasilkan nilai yang lebih baik, yaitu Rp 1.398,25, dibandingkan *SARIMAX* yang mencapai Rp 1.524,68.

Tabel 1. Hasil perhitungan nilai *MAE* dan *MAPE* untuk setiap komoditas.

No	Komoditas	<i>MAPE Prophet</i> (%)	<i>MAPE SARIMAX</i> (%)	<i>MAE Prophet</i>	<i>MAE SARIMAX</i>	Pemenang
1	Bawang Merah	7,98	9,14	2.836,11	3.075,05	<i>Prophet</i>
2	Bawang Putih	2,41	1,94	851,24	700,36	<i>SARIMAX</i>
3	Beras	0,69	0,79	87,90	103,14	<i>Prophet</i>
4	Cabe Besar	12,04	24,44	2.596,93	4.419,92	<i>Prophet</i>
5	Cabe Keriting	7,14	6,96	2.931,93	2.882,54	<i>SARIMAX</i>
6	Cabe Rawit	12,39	12,94	6.799,90	6.968,31	<i>Prophet</i>
7	Daging Ayam	1,84	2,05	679,38	756,16	<i>Prophet</i>
8	Daging Sapi	0,57	0,31	719,65	388,67	<i>SARIMAX</i>
9	Gula Pasir	0,99	0,78	183,79	145,51	<i>SARIMAX</i>
10	Jagung	0,66	0,37	52,71	29,82	<i>SARIMAX</i>
11	Kedelai	2,10	0,78	189,09	70,55	<i>SARIMAX</i>
12	Minyak Goreng	1,30	0,41	53,55	73,00	<i>Prophet</i>
13	Telur Ayam	0,67	0,71	195,02	207,78	<i>Prophet</i>
Rata-rata		3,91	4,74	1.398,25	1.524,68	

#### 3.1 Diskusi

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model *Prophet* memberikan performa yang sedikit lebih unggul dibandingkan *SARIMAX* dalam memprediksi harga pangan mingguan di Kabupaten Lombok Barat. *Prophet* menghasilkan rata-rata *MAPE* sebesar 3,91%, lebih rendah daripada *SARIMAX* yang mencapai 4,74%, sehingga menunjukkan tingkat kesalahan persentase prediksi yang lebih kecil. Keunggulan ini juga terlihat pada metrik *MAE*, di mana *Prophet* mencatat Rp 1.398,25, lebih kecil dibandingkan *SARIMAX* sebesar Rp 1.524,68. Berdasarkan evaluasi per komoditas, *Prophet* unggul pada 7 dari 13 komoditas, sedangkan *SARIMAX* menghasilkan performa terbaik pada 6 komoditas lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa keunggulan *Prophet* tidak bersifat mutlak, tetapi tetap memiliki konsistensi yang lebih baik dalam konteks data penelitian ini. Temuan ini sejalan dengan beberapa penelitian sebelumnya yang juga menyoroti keunggulan *Prophet* dibandingkan model berbasis *ARIMA*. Misalnya, penelitian oleh Simão [15] menunjukkan bahwa *Prophet* (*MAE* 5,22) secara drastis mengungguli *SARIMAX* (*MAE* 17,83) dalam memprediksi indeks harga daging global. Hasil serupa juga dilaporkan oleh Majhi et.al [19] yang menemukan bahwa *Prophet* (*MAE* 8,21–9,67) lebih akurat dibandingkan *SARIMA* (*MAE* 15,44–18,90) dalam memprediksi indeks harga pangan di India. Selain itu, penelitian oleh Dmytryshy [16] juga memperlihatkan performa *Prophet* (*MAPE* 12,30%) yang lebih baik dari *SARIMA* (15,67%) dan mendekati kinerja model machine learning seperti *XGBoost* (11,42%) dan *Hybrid LSTM–XGBoost* (7,96%). Sementara itu, Menculini et.al [18] juga menunjukkan bahwa *Prophet* (*MAPE* 0,0354) memiliki performa yang

cukup kompetitif dibandingkan model lain, meski masih kalah unggul dari *CNN+LSTM* (*MAPE* 0,0228) yang menjadi model terbaik dalam data penjualan produk makanan di Italia.

Namun, keunggulan *Prophet* tidak selalu muncul pada seluruh konteks data. Misalnya Saqware et.al [20] melaporkan bahwa *ARIMA/SARIMA* (*MAPE* 12,22%) justru lebih akurat dibandingkan *Prophet* (18,10%) pada data harga pangan di Tanzania. Demikian pula, Wang [14] menemukan bahwa model statistik murni seperti *ARIMA* (*MAPE* 0,80%) dan *SARIMA* (*MAPE* 0,88%) menghasilkan akurasi tertinggi pada prediksi harga telur, melampaui *Prophet* (*MAPE* 5,55%). Di sisi lain, penelitian oleh Khin et.al [17] menunjukkan bahwa model *neural network* seperti *MLP* (*MAPE* 0,440) dan *RNN* (0,486) sedikit lebih baik daripada *CNN* (0,596) dalam memprediksi harga pangan di Myanmar, mengindikasikan bahwa pendekatan berbasis jaringan saraf masih unggul dalam pola nonlinier kompleks. Sementara Yulianti et.al [5] menemukan bahwa *SARIMAX* (*MAPE* 10,919%) lebih unggul daripada *SARIMA* (11,810%), menegaskan bahwa penambahan variabel eksogen dapat meningkatkan akurasi model statistik tradisional.

Dari segi besaran kesalahan, capaian *MAPE Prophet* sebesar 3,91% dalam penelitian ini tergolong sangat kompetitif dibandingkan hasil penelitian terdahulu. Nilai ini lebih baik dari hasil *Prophet* (5,55%) dari Wang [14] dan lebih baik dibandingkan *Prophet* (18,10%) milik Saqware et.al [20]. Akurasi *Prophet* dalam penelitian ini juga melampaui *SARIMAX* (10,919%) dari Yulianti et.al [5] serta *SARIMA* (15,67%) dari Dmytryshy [16]. Secara keseluruhan, dibandingkan dengan penelitian-penelitian terdahulu, hasil ini memperkuat bukti bahwa *Prophet* memiliki kemampuan prediksi yang lebih andal untuk konteks data harga pangan mingguan di Lombok Barat, terutama dalam kondisi dengan pola musiman yang relatif stabil namun tren jangka menengah yang dinamis. Hasil Penelitian saat ini dengan penelitian sebelumnya dapat dilihat pada tabel 2

Tabel 2. Hasil penelitian saat ini dengan penelitian sebelumnya

Peneliti	Data	Metode	Evaluasi	Hasil
Wang (2025) [14]	Harga telur Belanda 2016–2024 beserta variabel eksogen seperti biaya pakan, energi, dan indeks ekonomi	<i>ARIMA</i> , <i>SARIMA</i> , <i>Prophet</i> , <i>LSTM</i> , <i>Naive</i> , dan <i>Hyperbolic Forecasting</i> .	<i>MAPE</i> , <i>MAE</i>	<i>ARIMA</i> ( <i>MAPE</i> 0,80%, <i>MAE</i> 0,0936); <i>SARIMA</i> (0,88%, 0,1031); <i>Prophet</i> (5,55%, 0,0936); <i>LSTM</i> (1,88%, 0,2245); <i>Naive</i> (1,49%, 0,0936); <i>Hyperbolic</i> (2,99%, 0,3489)
Simão (2023) [15]	Indeks harga daging (poultry, pig, bovine, ovine) global periode 1990–2022	<i>Prophet</i> , <i>SARIMAX</i> , <i>LSTM</i> , <i>RNN</i> , <i>Huber Estimator</i> , <i>AdaBoost</i> , <i>Random Forest</i> , dan <i>MLP</i>	<i>MAE</i>	<i>Prophet</i> (5,22), <i>SARIMAX</i> (17,83), <i>LSTM-RNN</i> (5,83), <i>Huber</i> (7,69), <i>AdaBoost</i> (7,29), <i>Random Forest</i> (6,77), <i>MLP</i> (6,57)
Khin et.al (2025) [17]	Diambil dari <i>Humanitarian Data Exchange (HDX)</i> , yang berisi data harga pangan bulanan untuk Myanmar dari tahun 2008 hingga 2024. Dan FAOSTAT Dataset	<i>MLP</i> , <i>CNN</i> , <i>RNN</i> ,	<i>MAE</i> , <i>MAPE</i>	<i>MLP</i> ( <i>MAE</i> 0,016, <i>MAPE</i> 0,440); <i>RNN</i> (0,016, 0,486); <i>CNN</i> (0,019, 0,596)
Menculini et. al (2021) [18]	Catatan transaksi pesanan makanan dari sebuah perusahaan grosir makanan di Italia (Cancelloni Food Service S.p.A.), mencakup periode 2013–2020.	<i>ARIMA</i> , <i>Prophet</i> , <i>LSTM</i> , <i>CNN + LSTM</i>	<i>MAPE</i> , <i>MAE</i>	<i>ARIMA</i> ( <i>MAE</i> 0,1076, <i>MAPE</i> 0,1321); <i>Prophet</i> (0,1785, 0,0354); <i>LSTM</i> (0,1123, 0,0234); <i>CNN+LSTM</i> (0,1090, 0,0228)

Peneliti	Data	Metode	Evaluasi	Hasil
Dmytryshy (2023) [16]	Data penjualan <i>perishable food products</i> (produk mudah rusak) dari perusahaan ritel Korea Selatan. Periode Januari 2005 – Desember 2021	ARIMA, SARIMA, Prophet, Random Forest, XGBoost, LSTM, GRU, Hybrid LSTM-XGboost	MAPE, MAE	ARIMA (MAE 12,51, MAPE 17,82); SARIMA (10,89, 15,67); Prophet (8,55, 12,30); Random Forest (8,73, 12,24); XGBoost (7,98, 11,42); LSTM (6,91, 9,58); GRU (6,75, 9,27); Hybrid LSTM-XGBoost (5,83, 7,96)
Yulianti et.al (2025) [5]	Harga Gabah Kering Panen (Harvested Dry Grain/HDG) di tingkat petani. Periode Januari 2008 – Maret 2024.	SARIMA, SARIMAX	MAPE	SARIMA (MAPE 11,810%); SARIMAX (10,919%)
Saqware et.al (2023) [20]	Harga pangan pokok Tanzania (beras, jagung, kacang, kentang, sorgum) periode 2005–2021.	ARIMA/SARIMA, A, Prophet, Hybrid SARIMA-Prophet	MAPE, MAE	ARIMA/SARIMA (MAE 18.273,44, MAPE 12,22%); Prophet (17.752,15, 18,10%); Hybrid SARIMA-Prophet (18.830,85, 17,55%)
Majhi et.al (2025) [19]	Food Price Index historis di India untuk komoditas sereal, millet, dan kacang-kacangan (pulses). Untuk periode 2016 - 2017	SARIMA, ETS, Prophet	MAE	Untuk sereal/millet Prophet (MAE 8,21) SARIMA (42,5); ETS (29,5); Untuk pulse Prophet (MAE 10,2) SARIMA (12,3); ETS (10,2);
Penelitian Saat ini (2025)	historis harga pangan mingguan untuk periode Januari 2021 hingga 5 September 2025.	Prophet, SARIMAX	MAE, MAPE	Prophet (MAPE 3,91%, MAE 1.398,25); SARIMAX (MAPE 4,74%, MAE 1.524,68)

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan dan menganalisis performa model *Prophet* dan *SARIMAX* dalam melakukan peramalan harga komoditas pangan di Kabupaten Lombok Barat. Berdasarkan hasil evaluasi, model *Prophet* menunjukkan performa yang sedikit lebih unggul dibandingkan *SARIMAX* dengan rata-rata *MAPE* 3,91%, lebih rendah daripada *SARIMAX* yang mencapai 4,74%. Secara keseluruhan, *Prophet* menjadi model terbaik pada 7 dari 13 komoditas, sedangkan *SARIMAX* unggul pada 6 komoditas lainnya. Hasil ini mengindikasikan bahwa *Prophet* lebih adaptif dalam menangkap perubahan tren dan fluktuasi jangka pendek, terutama pada komoditas dengan dinamika harga yang tidak stabil. Sebaliknya, *SARIMAX* cenderung memberikan hasil lebih baik pada komoditas yang memiliki pola pergerakan harga yang lebih linear dan stabil. Temuan ini menunjukkan bahwa kedua model memiliki keunggulan masing-masing dan dapat saling melengkapi. Oleh karena itu, kombinasi atau pemilihan model yang disesuaikan dengan karakteristik setiap komoditas dapat meningkatkan efektivitas sistem peramalan harga pangan di tingkat daerah. Ke depan, penelitian ini dapat dikembangkan dengan menerapkan model hibrida (*Prophet-SARIMAX* atau *Prophet-LSTM*), serta menambahkan variabel eksternal lain seperti curah hujan, biaya distribusi, dan harga bahan bakar untuk meningkatkan akurasi model. Selain itu, hasil penelitian ini dapat dijadikan dasar dalam pengambilan kebijakan stabilisasi harga pangan daerah, terutama untuk mengantisipasi lonjakan harga akibat fluktuasi musiman dan perubahan pasokan.

#### Referensi

- [1] Badan Pusat Statistik Kabupaten Lombok Barat, "Produk Domestik Regional Bruto Kabupaten Lombok Barat Menurut Lapangan Usaha 2020-2024," Lombok Barat, 2025.
- [2] S. Kwarteng and P. Andreevich, "Comparative Analysis of ARIMA, SARIMA and Prophet Model in Forecasting," *Research & Development*, vol. 5, no. 4, pp. 110–120, 2024, doi: 10.11648/j.rd.20240504.13.
- [3] E. Kostaridou, N. Siatis, G. Lampiris, and E. Zafeiriou, "Empirical Comparison of Facebook Prophet and Traditional Models for Tomato Price Forecasting in Greece," *Research on World Agricultural Economy*, vol. 5, no. 4, pp. 594–607, 2024, doi: 10.36956/rwae.v5i4.1295.
- [4] Tabatskova. olena, Kotykova. Mykola, Babych. Anna, Lagodzinska. Anna, "Agricultural and Resource Economics : International Scientific E-Journal Agricultural and Resource Economics : International Scientific E-Journal," *Agricultural and Resource Economics: International Scientific E -Journal*, vol. 8, no. 2, pp. 30–49, 2022.

DOI: <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i4.4964>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

- [5] R. Yulianti, N. T. Amanda, K. A. Notodiputro, Y. Angraini, and L. N. A. Mualifah, "Comparison of Sarima and Sarimax Methods for Forecasting Harvested Dry Grain Prices in Indonesia," *Barekeng*, vol. 19, no. 1, pp. 319–330, 2025, doi: 10.30598/barekengvol19iss1pp319-330.
- [6] Ms. S. R. S. Abirami, "Sales Prediction Based on Sarimax Time Series Algorithm," *International Scientific Journal of Engineering and Management*, vol. 03, no. 03, pp. 1–9, 2024, doi: 10.55041/isjem01493.
- [7] X. Zhang, L. Zhang, and Z. Yang, "Comparison Between Elementary Network Structure and Prophet Model for Time-Series Forecasting: Merchandise Sales," *Highlights in Science, Engineering and Technology*, vol. 101, pp. 104–115, 2024, doi: 10.54097/21h9k153.
- [8] M. D. Angelo, I. Fadhiilrahman, and Y. Purnama, "Comparative Analysis of ARIMA and Prophet Algorithms in Bitcoin Price Forecasting," *Procedia Comput Sci*, vol. 227, pp. 490–499, 2023, doi: 10.1016/j.procs.2023.10.550.
- [9] A. Tripathi, A. Tripathi, O. Trenz, and P. Kumar Mishra, "Comparative Analysis of Selected Time Series Forecasting Approaches for Indian Markets," pp. 167–186, 2024, doi: 10.11118/978-80-7509-990-7-0167.
- [10] J. Zhao and C. Zhang, "Research on sales forecast based on prophet-SARIMA combination model," *J Phys Conf Ser*, vol. 1616, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1616/1/012069.
- [11] R. Indriyati, A. Burhanuddin, and A. Utami, "Komparasi Sarimax dan Prophet untuk Prediksi Tingkat Penghunian Kamar Hotel Jawa Tengah Comparison Of Sarimax and Prophet for Predicting The Hotel Room Occupancy Rate In Central Java," *Techno.COM*, vol. 23, no. 2, pp. 294–305, 2024.
- [12] A. L. M. Serrano *et al.*, "Statistical Comparison of Time Series Models for Forecasting Brazilian Monthly Energy Demand Using Economic, Industrial, and Climatic Exogenous Variables," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 14, no. 13, pp. 1–32, 2024, doi: 10.3390/app14135846.
- [13] D. Kunac, "Comparative analysis of time series models for river flood forecasting," no. May, 2025, [Online]. Available: <https://atrium.lib.uoguelph.ca/bitstreams/cc4e6c73-3e52-45fe-9f00-efab1b3e538c/download>
- [14] Wang Heng, "Forecasting Egg Prices: A Time Series Analysis with Economic and Market Influences," no. 2722303, Jan. 2025.
- [15] D. de S. B. Simão, "Meat consumption prediction: A data science perspective," Lisbon School of Economics & Management, Universidade de Lisboa, 2023.
- [16] M. Dmytryshyn, "Development of a predictive model for sales forecasting of perishable food products," pp. 1–27, 2023.
- [17] O. Khin and S. Lee, "Integrating Crop Types, Yield Products, and Price Forecasting with Explainable AI for Agricultural APIs," pp. 0–28, 2025, doi: 10.20944/preprints202507.1164.v1.
- [18] L. Menculini *et al.*, "Comparing Prophet and Deep Learning to ARIMA in Forecasting Wholesale Food Prices," *Forecasting*, vol. 3, no. 3, pp. 644–662, 2021, doi: 10.3390/forecast3030040.
- [19] S. K. Majhi, R. Bano, R. Pradhan, and S. Panda, "Food Price Index Prediction Using Time Series Models: A Study of Cereals, Millets and Pulses," pp. 216–238, 2025, doi: 10.1007/978-3-031-94997-5\_21.
- [20] G. Saqware and I. Beary, "Hybrid SARIMA-Facebook Prophet Model for Prediction and Forecasting of the Staple Food Prices in Tanzania," *International Journal of Operations Research*, vol. 20, pp. 1–11, 2023, [Online]. Available: [http://doi.org/10.6886/IJOR.202308\\_20.0001](http://doi.org/10.6886/IJOR.202308_20.0001)
- [21] F. Ivan, A. B. Кулик, О. О. Мельник, З. В. Сучасних, М. Аналізу, and Ч. Рядів, "Modeling and forecasting of gross milk yield using modern methods of time series analysis моделювання та прогнозування валового надою молока з використанням сучасних методів аналізу часових рядів," pp. 247–252, 2025, doi: 10.20535/2307-5651.33.2025.335927.
- [22] T. Feng *et al.*, "The comparative analysis of SARIMA, Facebook Prophet, and LSTM for road traffic injury prediction in Northeast China," *Front Public Health*, vol. 10, 2022, doi: 10.3389/fpubh.2022.946563.
- [23] G. C. Lee, "A Data-Driven Approach to Tourism Demand Forecasting: Integrating Web Search Data into a SARIMAX Model," *Data (Basel)*, vol. 10, no. 5, 2025, doi: 10.3390/data10050073.
- [24] F. M. H. Atamimi, W. Wintanti, and G. Abdillah, "Enhancing Prophet Time Series Forecasting on Sparse Data via Hyperparameter Optimizattion: A Case Study in Retail," *Sinkron*, vol. 9, no. 2, pp. 1000–1007, 2025, doi: 10.33395/sinkron.v9i2.14804.
- [25] M. M. Hoque, I. Ahmed, N. Banik, and M. M. Hoque, "Analyzing Price Forecasting of Grocery Products in Bangladesh: A Comparison of Time Series Modeling Approaches," *Lecture Notes in Networks and Systems*, vol. 855 LNNS, no. December, pp. 334–341, 2023, doi: 10.1007/978-3-031-50158-6\_33.