

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Peramalan (*forecasting*)

Peramalan atau bisa disebut *forecasting* merupakan proses yang menggunakan data dari masa lalu untuk memperkirakan atau memprediksi nilai pada periode di masa mendatang, sehingga dapat menjadi dasar pendukung perencanaan dan pengambilan keputusan dalam proses produksi dan operasional [19]. Penerapan peramalan (*forecasting*) menggunakan pendekatan model matematika dengan mengolah data historis dan menghasilkan estimasi kondisi mendatang [20]. Peramalan memiliki tujuan utama untuk memberikan gambaran mengenai kemungkinan keadaan yang dapat terjadi pada periode berikutnya. Hasil dari peramalan tersebut dapat dimanfaatkan sebagai acuan dalam merencanakan dan menetapkan target produksi yang membantu perusahaan menentukan langkah yang lebih tepat [7].

Metode pada peramalan, secara umum dapat dikelompokkan menjadi dua kategori, antara lain metode peramalan kualitatif dan metode peramalan kuantitatif. Peramalan kualitatif didasarkan pada penilaian objektif seperti opini, intuisi, pengalaman, dan pendapat ahli. Sedangkan peramalan kuantitatif memanfaatkan analisis data numerik historis dengan metode matematis, statistik, maupun *machine learning* sehingga menghasilkan prediksi yang lebih objektif dan terukur [7]. Peramalan kuantitatif dinilai

lebih akurat karena memanfaatkan data historis serta didasarkan pada pola data yang terjadi sebelumnya, seperti tren dan pola musiman [21].

Peramalan menjadi salah satu alat penting dalam membantu organisasi dalam merencanakan aktivitas operasional secara lebih efektif dan efisien. Dalam bidang bisnis dan industri, peramalan memiliki peranan yang penting karena menjadi dasar dalam proses pengambilan keputusan serta dapat diterapkan berbagai proses yang terjadi dalam kegiatan bisnis [22]. Peramalan dalam bidang produksi digunakan untuk membantu merencanakan dan meramalkan kegiatan produksi, mengendalikan bahan baku, dan memperkirakan permintaan terhadap penjualan agar jumlah produk yang diinginkan dapat tersedia pada waktu yang tepat. Peramalan sebagai informasi pendukung dalam perencanaan pengambilan keputusan [7].

2.1.2 *Time series*

Data *time series* berupa data yang disusun secara berurutan berdasarkan waktu, merupakan tipe data yang dianalisis dengan teknik *forecasting* [23]. Pada proses prediksi, analisis *time series* berfokus pada pemanfaatan data historis untuk mengidentifikasi pola tertentu. Penggunaan data *time series* dalam peramalan dinilai efektif karena mempertimbangkan keterkaitan nilai data di masa lalu dengan kondisi di masa depan [24]. Dalam konteks bisnis dan industri, metode analisis *time series* mampu mengidentifikasi tren yang tidak stabil, pola musiman yang kompleks, siklus pengulangan, dan komponen acak [25].

Secara umum, komponen pembentuk pola dalam data *time series* dapat dijelaskan adalah sebagai berikut:

1. *Trend* (T) adalah kecenderungan data bergerak untuk naik atau turun dalam jangka waktu panjang. Tren dapat bergerak ke arah meningkat (*uptrend*), menurun (*downtrend*), atau mendatar (*stasioner*).
2. *Seasonality* (S) adalah pola perubahan yang berulang selama periode tertentu, misalnya bulanan atau tahunan.
3. *Cyclical* (C) adalah perubahan yang terjadi dalam jangka waktu lebih lama dan tidak selalu teratur.
4. *Irregular* (I) adalah variasi acak yang tidak dapat diprediksi oleh ketiga komponen sebelumnya. Komponen ini bersifat stokastik dan tidak memiliki pola yang sistematis.

Keempat komponen tersebut penting untuk memahami bagaimana data *time series* berperilaku dan sangat berpengaruh dalam pemilihan metode peramalan yang tepat [23]. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari data produksi bulanan yang memiliki karakteristik deret waktu, sehingga pendekatan *time series* menjadi relevan untuk digunakan. Data produksi tersebut berpotensi memiliki pola tren dan musiman yang dapat dimanfaatkan untuk menghasilkan prediksi kebutuhan produksi pada periode mendatang.

2.1.3 Prophet

Metode Prophet adalah salah satu metode *time series forecasting* yang dikembangkan oleh tim peneliti dari Facebook atau Meta untuk menghasilkan

prediksi yang akurat dengan proses yang relatif sederhana dan fleksibel. Prophet termasuk dalam metode peramalan deret waktu yang menampilkan komponen tren nonlinier, pola musiman tahunan, mingguan, dan harian, serta dampak hari libur atau peristiwa tertentu dalam proses peramalan [26]. Metode Facebook Prophet umumnya berhasil memprediksi data *time series* yang memiliki pola musiman dan tren yang mengalami perubahan naik dan turun [27]. Beberapa keunggulan yang dimiliki metode Prophet dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Fleksibel untuk menangani data dari berbagai periode musiman sekaligus, serta memberikan fleksibilitas kepada analis dalam menentukan asumsi yang digunakan pada komponen tren.
2. Prophet mampu mengolah data tanpa memerlukan proses interpolasi untuk mengatasi nilai yang hilang (*missing value*).
3. Proses pelatihan yang relatif singkat, sehingga analis dapat secara interaktif mengeksplorasi berbagai spesifikasi model untuk menemukan konfigurasi yang paling sesuai dengan data.
4. Menyediakan parameter-parameter yang dapat dengan mudah disesuaikan oleh analis sesuai dengan karakteristik data yang dimiliki.
5. Analis yang memiliki latar belakang di bidang regresi dapat dengan mudah menambahkan komponen baru ke dalam model Prophet untuk meningkatkan akurasi prediksi [26].

Model Prophet menggunakan pendekatan *decomposable time series* yang memisahkan data ke dalam beberapa komponen utama, yang terdiri atas tren (*trend*), musiman (*seasonality*), dan efek hari libur atau peristiwa khusus (*holiday/event effect*), dan komponen kesalahan (*error*). Secara matematis, persamaan model Prophet dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t \dots\dots\dots (2.1)$$

Keterangan:

$y(t)$: nilai prediksi pada waktu t

$g(t)$: komponen tren (model *piecewise linear* atau *logistic growth*)

$s(t)$: komponen musiman (model deret Fourier)

$h(t)$: komponen efek hari libur (opsional)

ϵ_t : komponen *error* (distribusi normal)

Berdasarkan persamaan tersebut, setiap komponen memiliki fungsi yang berbeda, di mana komponen $g(t)$ merepresentasikan tren yang menggambarkan perubahan data secara non-periodik, $s(t)$ menggambarkan pola musiman yang terjadi secara berulang, komponen $h(t)$ merepresentasikan pengaruh peristiwa atau kejadian yang terjadi pada waktu tertentu, dan ϵ_t merupakan komponen kesalahan (*error term*) yang mencerminkan variasi atau perubahan data yang tidak dijelaskan oleh komponen lain dalam model [28].

Komponen tren adalah komponen inti pada pemodelan Prophet. Tren menggambarkan kecenderungan perubahan data dalam jangka panjang [29]. Prophet mengimplementasikan dua pendekatan dalam memodelkan

komponen tren, diantaranya adalah *saturating model growth* dan *piecewise linear model*. *Saturating model growth* diterapkan pada data yang menunjukkan pola pertumbuhan dengan batas kapasitas maksimum, sedangkan *piecewise linear model*, digunakan pada data yang tidak memiliki karakteristik pertumbuhan jenuh, melainkan memperlihatkan perubahan tren secara linier dari waktu ke waktu [30].

Komponen musiman berfungsi untuk menangkap pola yang sering muncul secara berulang dalam interval waktu tertentu. Untuk memodelkan pola tersebut, Prophet memanfaatkan deret Fourier sehingga mampu memberikan model efek periodik secara fleksibel sesuai dengan karakteristik data [29]. Komponen hari libur atau peristiwa khusus digunakan untuk menangkap pengaruh kejadian tertentu yang dapat menyebabkan perubahan nilai data, tetapi tidak selalu mengikuti pola periodik yang teratur tiap tahunnya. Prophet menyediakan komponen hari libur (*holiday/event effect*) yang memungkinkan pengguna menambahkan daftar hari libur atau event tertentu sebagai variabel tambahan apabila data dan konteks penelitian memerlukannya [30].

Pada penelitian ini, komponen hari libur (*holiday/event effect*) tidak digunakan dalam pemodelan Prophet karena data yang digunakan merupakan data produksi bulanan yang tidak melibatkan data event atau hari libur sebagai variabel model. Oleh karena itu, penerapan model Prophet yang digunakan difokuskan pada komponen tren, musiman, dan *error*. Persamaan Prophet yang digunakan dalam penelitian ini dapat disesuaikan seperti berikut:

$$y(t) = g(t) + s(t) + \epsilon_t \dots\dots\dots (2.2)$$

Keterangan:

$y(t)$: nilai prediksi pada waktu t

$g(t)$: komponen tren (model *piecewise linear* atau *logistic growth*)

$s(t)$: komponen musiman (model deret Fourier)

ϵ_t : komponen *error* (distribusi normal)

Prophet menggunakan struktur kerangka data dengan format tertentu yang mudah untuk menangani data runtun waktu. Struktur kerangka data pada Prophet terdiri atas dua kolom utama, antara lain kolom “ds” yang berfungsi sebagai penanda waktu untuk merepresentasikan runtun data berdasarkan waktu dan kolom “y” berfungsi sebagai nilai yang akan diprediksi [31].

2.1.4 Evaluasi Model Peramalan

Evaluasi model dalam proses peramalan merupakan salah satu tahapan penting yang tujuannya untuk menghitung akurasi antara hasil prediksi terhadap data aktual dengan menghitung nilai kesalahan (*error*) menggunakan metrik tertentu sehingga kinerja model dapat dianalisis secara lebih objektif [32]. Untuk memperoleh penilaian terhadap tingkat kesalahan yang lebih menyeluruh terhadap performa model, penelitian ini menggunakan tiga jenis metrik evaluasi yang sering digunakan pada literatur prediksi adalah *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Evaluasi diperlukan untuk melihat seberapa baik suatu model dalam menghasilkan prediksi. Dalam penelitian prediksi, evaluasi menjadi bagian

penting karena hasil model perlu diuji secara objektif menggunakan metrik tertentu. Tujuan evaluasi model adalah mengetahui tingkat kesalahan prediksi dan menilai apakah suatu model yang digunakan mampu menghasilkan prediksi yang layak. Evaluasi membantu peneliti dalam memahami berapa besar perbedaan yang dihasilkan antara data aktual dan data prediksi [33].

Penggunaan lebih dari satu metrik bertujuan untuk menghindari bias dalam penilaian model, karena setiap metrik memiliki karakteristik yang berbeda. MAE menggambarkan rata-rata nilai kesalahan absolut, RMSE memberikan bobot yang lebih besar terhadap kesalahan prediksi yang memiliki nilai tinggi, sedangkan MAPE menyajikan besarnya kesalahan dalam bentuk persentase sehingga lebih mudah dipahami [34].

1. *Mean Absolute Error (MAE)*

Kesalahan absolut rata-rata (MAE) adalah ukuran evaluasi kesalahan yang diperoleh dari nilai absolut rata-rata perbedaan antara data aktual dengan hasil prediksi [25]. Metrik MAE digunakan untuk menghitung besaran rata-rata kesalahan prediksi, terlepas dari pertimbangan arah kesalahan tersebut bersifat positif atau negatif [32]. Dalam penelitian ini, MAE mewakili perbedaan kesalahan rata-rata antara hasil prediksi dan jumlah produksi aktual dalam satuan unit produksi. Semakin rendah nilai MAE, maka semakin kecil rata-rata kesalahan prediksi sehingga menunjukkan model memiliki tingkat ketepatan yang baik. Rumus untuk menghitung MAE adalah sebagai berikut:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \dots \dots \dots (2.3)$$

Keterangan:

MAE : *Mean Absolute Error*

n : jumlah titik data

y_i : nilai sebenarnya pada titik data ke- n

$\hat{y}_i$: nilai prediksi pada titik data ke- n

$|y_i - \hat{y}_i|$: selisih absolut antara nilai sebenarnya dan nilai prediksi

2. *Root Mean Square Error* (RMSE)

Kesalahan kuadrat rata-rata atau *Root Mean Square Error* adalah metode evaluasi yang mengukur besarnya kesalahan dengan menambahkan kuadrat kesalahan, atau perbedaan antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi. RMSE dihitung dengan mengkuadratkan setiap kesalahan, membagi rata-rata dengan jumlah titik data, dan mengambil akar kuadrat dari hasil [35]. Rumus untuk menghitung RMSE adalah sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \dots \dots \dots (2.4)$$

Keterangan:

RMSE : *Root Mean Square Error*

n : jumlah titik data

y_i : nilai sebenarnya pada titik data ke- n

$\hat{y}_i$: nilai prediksi pada titik data ke- n

$(y_i - \hat{y}_i)^2$: kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi

3. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan metrik evaluasi yang menyatakan kesalahan dalam persentase. MAPE digunakan untuk menunjukkan ukuran relatif kesalahan model dibandingkan dengan nilai sebenarnya. Nilai MAPE yang kecil menunjukkan akurasi prediksi yang lebih tinggi karena persentase kesalahannya lebih kecil [15]. Nilai MAPE di bawah 10% dianggap sangat akurat, nilai antara 10% sampai 20% dianggap akurat, nilai diantara 20% sampai 50% kurang akurat, dan nilai yang lebih dari 50% dinilai tidak akurat [36].

Rumus untuk menghitung MAPE adalah sebagai berikut:

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \dots\dots\dots (2.5)$$

Keterangan:

MAPE : *Mean Absolute Percentage Error*

n : jumlah titik data

y_i : nilai sebenarnya pada titik data ke- n

$\hat{y}_i$: nilai prediksi pada titik data ke- n

$\left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|$: persentase kesalahan pada titik data ke- n

2.1.5 Web Dashboard

Web dashboard menyediakan media informasi dengan visualisasi data yang digunakan untuk memberikan informasi secara ringkas dengan fitur interaktif dalam satu tampilan. Web dashboard merupakan bagian visual dari sistem informasi yang tidak hanya berfungsi menampilkan informasi penting

secara ringkas dan *real-time*, tetapi perlu adanya fitur interaktif agar pengguna dapat mengeksplorasi data secara lebih mendalam. Web dashboard visualisasi dalam *business intelligence* memudahkan proses analisis dan pemantauan produksi secara fleksibel dan berkelanjutan [37]. Web dashboard *business intelligence* menjadi solusi untuk membantu pengguna mengubah data mentah menjadi informasi dalam memahami tren, mengevaluasi kinerja, dan kondisi operasional dengan tujuan membantu pengambilan keputusan yang lebih tepat dan berbasis data [38].

Karakteristik web dashboard yang baik, mampu menyajikan hasil prediksi secara visual, interaktif, menampilkan informasi yang relevan dengan tujuan pengguna. Web dashboard yang mampu mengintegrasikan dan memvisualkan data secara interaktif dapat membantu pengguna dalam memantau kinerja, menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi, dan mengidentifikasi pola yang muncul [39].

Web dashboard yang interaktif memiliki keunggulan dibandingkan tampilan data statis karena pengguna dapat mengeksplorasi data melalui berbagai fitur tertentu, seperti filter, pencarian, pengurutan, pemilihan periode, dan tampilan grafik yang dinamis. Dalam pengembangan web dashboard, interaktivitas tersebut menjadi aspek penting karena memudahkan pengguna dalam mengakses, membandingkan, serta memahami data sesuai kebutuhan [40].

2.1.6 Metode *Waterfall*

Metode *Waterfall* merupakan salah satu metode pengembangan perangkat lunak terstruktur dengan pendekatan *Software Development Life Cycle* atau SDLC yang memiliki beberapa tahapan pada prosesnya. Tahapan tersebut meliputi analisis kebutuhan perangkat lunak, desain dan perancangan, implementasi atau pembuatan kode program, pengujian, pemeliharaan, dan penutupan proyek. Setiap tahapan pada model ini saling berkaitan karena proses pengembangan dilakukan berdasarkan hasil dari tahap sebelumnya sehingga lebih terstruktur dan mudah dikendalikan [41].

Model *waterfall* memiliki karakteristik utama berupa proses pengembangan yang bersifat linear dan dilakukan secara berurutan. Karakteristik ini membuat *Waterfall* cocok digunakan pada pengembangan sistem yang sejak awal memiliki ruang lingkup dan kebutuhan fungsional yang terlihat jelas [41]. Secara umum, tahapan dalam model *Waterfall* terdiri atas beberapa tahap adalah sebagai berikut:

1. Analisis Kebutuhan, tahapan awal kegiatan yang bertujuan untuk mengidentifikasi kebutuhan sistem berdasarkan dari suatu permasalahan yang ditemukan.
2. Perancangan Sistem, mengubah hasil analisis kebutuhan yang berbentuk deskripsi ke dalam rancangan teknis sistem yang lebih jelas sebagai dasar implementasi.
3. Implementasi atau Pengkodean, untuk membangun sistem berdasarkan rancangan yang telah dibuat.

4. Pengujian Sistem, tahap pemeriksaan untuk memastikan setiap fitur menghasilkan keluaran yang sesuai dengan *input* yang diberikan. Pengujian sering dilakukan dengan menggunakan metode *Black Box Testing* karena metode tersebut bekerja dengan melihat fungsi sistem didasarkan dari sudut pandang pengguna.
5. Pemeliharaan, berfungsi untuk memperbaiki kesalahan yang mungkin terjadi, selanjutnya sistem disesuaikan dengan kebutuhan baru dan menjaga agar sistem berjalan dengan baik setelah sistem selesai dikembangkan dan digunakan.

2.1.7 Black Box Testing

Metode pengujian *Black Box Testing* adalah metode pengujian perangkat lunak yang menguji spesifikasi fungsional, di mana pengujian berfokus pada menu masukan yang akan diuji berdasarkan fungsinya. Pengujian ini dilakukan untuk menentukan fungsi sistem yang diuji beroperasi dengan hasil yang valid maupun tidak valid [42]. Pada pengujian *Black Box Testing*, perangkat lunak tidak perlu diketahui struktur sistem nya seperti sebuah kotak hitam. Proses pengujian sepenuhnya bergantung pada pemberian *input*, pelaksanaan skenario uji, dan membandingkan keluaran yang dihasilkan sistem dengan hasil yang diharapkan menurut dokumen spesifikasi kebutuhan.

Karakteristik utama dari metode *Black Box Testing* terletak pada sudut pandang pengujiannya yang berasal dari sudut pandang pengguna, bukan dari sisi pengembang. Metode ini efektif dalam mengidentifikasi berbagai

kesalahan fungsional, seperti fungsi yang hilang, fungsi yang bekerja sesuai skenario sistem, kesalahan pada antarmuka pengguna, kegagalan mengakses basis data, maupun ketidaksesuaian perilaku sistem.

Pengujian *Black Box Testing* memiliki beberapa metode yang tersedia untuk memastikan kesesuaian sistem ketika dihadapkan pada berbagai pengujian input yang tidak sesuai. Dalam hal ini dapat ditemukan beberapa kesalahan umum yang sering muncul diantaranya adalah sebagai berikut:

1. Kesalahan antarmuka UI yang tidak sesuai.
2. Kesalahan fungsi dalam sistem cenderung terjadi.
3. Kinerja sistem yang cenderung lemah. [43]

2.2 Penelitian Terdahulu

Tabel 2. 1 Matriks Literature Review dan Posisi Penelitian
Penerapan Metode Prophet untuk Prediksi Jumlah Produksi sebagai Pendukung Perencanaan Produksi Berbasis Web Dashboard pada PT. Asaputex Jaya Kota Tegal

No	Judul Penelitian	Nama Peneliti, Tahun, Index	Metode Penelitian	Hasil	Keunggulan dan Kelemahan	Perbandingan
1	Analisis Tren dan Prediksi Penjualan Restoran Menggunakan Model <i>Time series</i> Prophet	Peneliti: Kiki Hidayat, Wina Witanti, Edvin Ramadhan Publikasi: Metik Jurnal Tahun: 2025 Index: Sinta, Garuda	Metode Prophet dengan penambahan <i>feature engineering</i> (indikator akhir pekan, <i>rolling mean, lag</i>), regresor eksternal, dan optimasi parameter.	Hasil penelitian menunjukkan model Prophet dikonfigurasi dengan <i>smoothing</i> , transformasi logaritmik, dan <i>grid search</i> menghasilkan prediksi akurat dengan MAPE sebesar 3,79%, RMSE 75.071, dan R ² 0,9787.	Keunggulan: Akurasi sangat tinggi (MAPE <5%) karena menggunakan regresor eksternal. Kelemahan: Data hanya 5 bulan (153 hari), belum diuji pada data dengan pola musiman tahunan yang panjang.	Penelitian tersebut berfokus pada prediksi penjualan harian restoran lebih kompleks (<i>hybrid + tuning</i>). Penelitian saat ini berfokus pada prediksi jumlah produksi bulanan pada industri manufaktur dan dilengkapi web dashboard interaktif dengan <i>role-based access</i> .
2	<i>Forecasting</i> Penjualan Sembako berbasis Model	Peneliti:	Metode Prophet dengan	Hasil menunjukkan akurasi rata-rata	Keunggulan: Cocok untuk ritel kecil (UMKM) dengan data	Penelitian tersebut berfokus pada ritel tradisional dengan

No	Judul Penelitian	Nama Peneliti, Tahun, Index	Metode Penelitian	Hasil	Keunggulan dan Kelemahan	Perbandingan
	Prophet: Strategi Efisiensi Stok pada Ritel Tradisional	Haikal Tirta Albanna, Diana Publikasi: Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika Tahun: 2025 Index: Sinta	parameter <i>additive seasonality, changepoint prior scale</i> 0,05, <i>seasonality prior scale</i> 10, serta pertimbangan efek hari libur Ramadan dan Idul Fitri.	94,09% dengan MAPE bervariasi per produk: Raja Platinum (38,19%), Gula Nusa Kita (42,63%), Tepung Tulip (21,47%), Garam Intan (17,06%), Minyak Goreng (17,06%), Simas Palmia (31,26%). Akurasi klasifikasi arah tren mencapai 74–88%. Model mampu mengidentifikasi perubahan penjualan menjelang periode musiman	terbatas namun tetap akurat dan memberikan rekomendasi strategi stok (<i>buffer stock</i> , promosi, prioritas pasokan). Kelemahan: Jumlah data hanya 22 titik waktu (relatif kecil) serta kurang detail.	data bulanan terbatas (22 bulan) dan produk sembako. Penelitian saat ini menggunakan data produksi bulanan yang lebih panjang (60 bulan) pada industri manufaktur tekstil, serta dilengkapi web dashboard yang tidak ada pada penelitian tersebut.

No	Judul Penelitian	Nama Peneliti, Tahun, Index	Metode Penelitian	Hasil	Keunggulan dan Kelemahan	Perbandingan
				seperti bulan Ramadan.		
3	Analisa Perbandingan Metode SARIMAX dan Prophet Dalam Prediksi Kebutuhan Beras	Peneliti: Fadhila Aditya, Safrizal Publikasi: TIN (Terapan Informatika Nusantara) Tahun: 2025 Index: Sinta	Perbandingan metode SARIMAX dan Prophet.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Prophet lebih unggul dibandingkan SARIMAX dengan nilai MAPE 4,72% (kategori sangat akurat karena <10%), sedangkan SARIMAX menghasilkan MAPE 5,49%.	Keunggulan: Melakukan perbandingan langsung antara dua metode (SARIMAX vs Prophet), data bulanan yang relevan, hasil menunjukkan superioritas Prophet. Kelemahan: Penelitian tidak mengimplementasi sistem prediksi.	Penelitian tersebut membandingkan metode dan membuktikan bahwa Prophet lebih akurat (MAPE 4,72%) dibandingkan SARIMAX (MAPE 5,49%) untuk data deret waktu bulanan dengan pola musiman. Penelitian saat ini memperkuat temuan dengan menerapkan Prophet pada konteks industri manufaktur dan mengintegrasikannya ke dalam web dashboard interaktif.

No	Judul Penelitian	Nama Peneliti, Tahun, Index	Metode Penelitian	Hasil	Keunggulan dan Kelemahan	Perbandingan
4	Analisis Runtun Waktu Untuk Memprediksi Jumlah Mahasiswa Baru Dengan Model Prophet Facebook	Peneliti: Fristiani Thresia Br Sitepu, Vince Amelia Prada Sirait, Roni Yunis Publikasi: Paradigma Tahun: 2021 Index: Sinta	Model Prophet Facebook dengan mengacu pada kerangka OSEM N (<i>Obtain, Scrub, Explore, Model, Interpret</i>).	Hasil prediksi menunjukkan tren penurunan jumlah mahasiswa baru di setiap tahunnya, dengan nilai MAPE sebesar 0,043% dan tingkat akurasi 99,6% (sangat baik).	Keunggulan: Akurasi sangat tinggi (MAPE <1%), menggunakan kerangka OSEM N yang sistematis. Kelemahan: Fokus analisis, tidak terdapat implementasi sistem.	Penelitian tersebut berfokus pada analisis data dengan menggunakan data tahunan (10 titik data) dengan kerangka OSEM N. Penelitian saat ini menggunakan data bulanan (60 titik data) yang lebih sesuai untuk Prophet, serta dilengkapi web dashboard interaktif yang tidak ada pada penelitian tersebut.
5	Model Prediksi Jumlah Calon Santri Baru di Pondok Pesantren At-Tadzkir Maja Menggunakan Prophet	Peneliti: Hafidz Sanjaya, Dwi Purnomo, Fajar Maula Hidayat,	Metode Prophet dengan analisis tren, musiman mingguan, dan musiman tahunan.	Model Prophet menghasilkan MAE 1,52 dan RMSE 2,06, model mampu merepresentasikan pola historis	Keunggulan: Mampu memprediksi data fluktuatif, model tetap stabil, visualisasi komponen tren dan musiman informatif. Kelemahan: Data	Penelitian tersebut menggunakan data harian (fluktuasi tinggi) dengan objek calon mahasiswa.

No	Judul Penelitian	Nama Peneliti, Tahun, Index	Metode Penelitian	Hasil	Keunggulan dan Kelemahan	Perbandingan
		Heri Wiranto Publikasi: Infotech Jurnal Tahun: 2025 Index: Sinta		dengan tingkat kesalahan relatif rendah, meskipun masih kesulitan memprediksi lonjakan sporadis.	sangat fluktuatif, kurang optimal pada lonjakan data.	Penelitian saat ini menggunakan data bulanan dengan periode 60 bulan dan objek penelitian data produksi.
6	Analisis <i>Forecasting</i> Produksi Gas Menggunakan Algoritma Prophet dan ARIMA	Peneliti: Muhammad Rafi Eka Satria, Diah Rosiani, Arya Dwi Candra, Agus Setiyono Publikasi: Prosiding SNTM Tahun: 2025	Menggunakan dua metode <i>time series</i> antara lain Prophet dan ARIMA untuk melakukan peramalan produksi gas.	Model Prophet menghasilkan performa lebih baik dengan nilai MAE sebesar 3,22, RMSE sebesar 4,5, dan MAPE sebesar 20,32 setelah dilakukan proses evaluasi lanjutan, serta mampu mengikuti pola tren data produksi secara lebih baik.	Keunggulan: Model Prophet memiliki performa lebih baik dibandingkan ARIMA dan hasil prediksi Prophet memiliki visualisasi pola yang mirip dengan data aktual. Kelemahan: Fokus pada analisis model, serta data dapat dioptimalkan lagi dengan algoritma lain yang lebih sesuai.	Penelitian tersebut berfokus pada perbandingan metode Prophet dan ARIMA dalam memprediksi produksi gas berdasarkan data historis. Penelitian saat ini hanya menggunakan metode Prophet dengan fokus pada prediksi jumlah produksi serta mengintegrasikan hasil prediksi ke dalam

No	Judul Penelitian	Nama Peneliti, Tahun, Index	Metode Penelitian	Hasil	Keunggulan dan Kelemahan	Perbandingan
						sistem berbasis web dashboard.
7	Implementasi Model Hybrid Prophet-LightGBM dalam Prediksi Penjualan Menu Kafe	Peneliti: Erik Evranata Pardede, Fetty Tri Anggraeny, Achmad Junaidi Publikasi: Jati Emas (Jurnal Aplikasi Teknik dan Pengabdian Masyarakat) Tahun: 2025 Index: Sinta	Model hibrida yang menggabungkan Prophet (untuk menangkap tren dan musiman) dan LightGBM (untuk mempelajari residual yang tidak tertangkap Prophet).	Model hibrida Prophet-LightGBM menghasilkan MAPE 5,83%, MAE 0,84, dan RMSE 0,99, yang lebih baik dibandingkan Prophet tunggal (MAPE 29,86%).	Keunggulan: Model hibrida terbukti lebih akurat daripada Prophet tunggal, mampu menangkap residual kompleks. Kelemahan: Lebih kompleks, hanya diuji pada satu menu kafe (<i>cake</i>), belum diuji pada data dengan pola musiman tahunan.	Penelitian tersebut lebih kompleks dengan menggunakan pendekatan hibrida (Prophet-LightGBM) untuk meningkatkan akurasi. Penelitian saat ini hanya menggunakan Prophet tunggal serta fokus pada penerapan Prophet serta implementasi web dashboard.
8	Perbandingan Akurasi Model ARIMA dan Prophet dalam Memprediksi Harga	Peneliti: Yanuar Anggara Firdaus, Marcelinus	Metode kuantitatif dengan perbandingan model ARIMA	Model Prophet dengan parameter <i>changepoint_prior_scale</i> = 0.01 menghasilkan	Keunggulan: Perbandingan langsung dua model time series populer dengan data terbaru	Penelitian tersebut berfokus pada prediksi harga saham harian (data pasar modal INDF.JK) dengan

No	Judul Penelitian	Nama Peneliti, Tahun, Index	Metode Penelitian	Hasil	Keunggulan dan Kelemahan	Perbandingan
	Saham PT Indofood Sukses Makmur	Yosep Teguh Sulistyono Publikasi: RABIT: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab Tahun: 2026 Index: Sinta	dan Prophet, menggunakan data historis harga saham INDF.JK (1 Januari 2019 – 28 April 2025).	akurasi lebih tinggi dengan RMSE 499,76, MAE 424,41, dan MAPE 6,46%, dibandingkan ARIMA (1,1,0) yang menghasilkan RMSE 907,49–917,78, MAE 701,36–711,42, dan MAPE 9,98%.	hingga 2025 serta evaluasi komprehensif menggunakan tiga metrik akurasi sekaligus. Kelemahan: Tidak menerapkan time series cross-validation (hanya pendekatan hold-out), tidak melakukan dekomposisi tren musiman secara eksplisit, dan belum mengeksplorasi model deep learning atau pendekatan hybrid.	skala data harian dan tanpa pengembangan aplikasi pendukung. Penelitian saat ini berfokus pada prediksi jumlah produksi bulanan pada PT. Asaputex Jaya (sektor industri manufaktur), dengan skala data bulanan yang berbeda konteks dari data pasar saham.

Sumber:

1. Jurnal Analisis Tren dan Prediksi Penjualan Restoran Menggunakan Model Time series Prophet, 2025 [14]
2. Jurnal *Forecasting* Penjualan Sembako berbasis Model Prophet: Strategi Efisiensi Stok pada pada Ritel Tradisional, 2025 [15]
3. Jurnal Analisa Perbandingan Metode SARIMAX dan Prophet Dalam Prediksi Kebutuhan Beras, 2025 [17]
4. Jurnal Analisis Runtun Waktu Untuk Memprediksi Jumlah Mahasiswa Baru Dengan Model Prophet Facebook, 2021 [31]

5. Jurnal Model Prediksi Jumlah Calon Santri Baru di Pondok Pesantren At-Tadzkir Maja Menggunakan Prophet, 2025 [44]
6. Jurnal Analisis *Forecasting* Produksi Gas Menggunakan Algoritma Prophet dan ARIMA, 2025 [35]
7. Jurnal Implementasi Model Hybrid Prophet-LightGBM dalam Prediksi Penjualan Menu Kafe, 2025 [45]
8. Jurnal Perbandingan Akurasi Model Arima dan Prophet dalam Memprediksi Harga Saham Pt Indofood Sukses Makmur, 2026 [46]

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode Prophet dapat digunakan untuk melakukan peramalan pada data deret waktu. Secara umum, persamaan penelitian ini dengan penelitian terdahulu terletak pada penggunaan peramalan berbasis data deret waktu serta menggunakan metode Prophet sebagai dasar dari prediksi. Sebagian besar penelitian menunjukkan metode Prophet memiliki hasil tingkat keakuratan yang tinggi dan mampu menangani pola data yang berubah sepanjang tahun dan memiliki pola musiman. Penelitian terdahulu juga menggunakan metrik evaluasi seperti MAE, RMSE, dan MAPE dalam proses evaluasi model.

Terdapat perbedaan antara penelitian ini dengan penelitian terdahulu dalam objek, jenis data, dan tujuan penerapan, meskipun memiliki persamaan dari aspek metode. Perbedaan penelitian ini terletak pada objek dan bentuk implementasi sistem. Penelitian ini menggunakan data produksi bulanan pada perusahaan manufaktur tekstil, sedangkan sebagian besar penelitian terdahulu lebih banyak menggunakan data penjualan atau jumlah pendaftar. Penelitian yang menggunakan data produksi, seperti *forecasting* produksi gas, memiliki kesamaan dari sisi penggunaan data produksi historis, tetapi objek penelitian dan konteks industrinya berbeda dengan penelitian ini.

Berdasarkan penelitian terdahulu, terdapat beberapa pendekatan yang menggabungkan Prophet dengan metode lain, seperti model hibrida Prophet-LightGBM yang menghasilkan MAPE lebih baik dibandingkan Prophet tunggal. Meskipun demikian, penelitian ini memilih untuk menggunakan Prophet sebagai metode tunggal dengan pertimbangan bahwa tujuan utama penelitian adalah menerapkan metode yang sederhana, mudah diinterpretasikan, dan dapat diintegrasikan ke dalam sistem web dashboard. Penggunaan metode hibrida akan meningkatkan kompleksitas implementasi dan memerlukan sumber daya komputasi yang lebih besar. Hal ini kurang sesuai untuk pengembangan sistem yang ditujukan bagi pengguna dengan keterbatasan teknis di perusahaan.

Sebagian besar penelitian terdahulu masih berfokus pada penerapan model prediksi dan pengukuran akurasi, belum banyak penelitian yang memasukkan hasil prediksi ke dalam sistem berbasis web dashboard yang dapat digunakan oleh pengguna. Beberapa penelitian menghasilkan nilai evaluasi model dan visualisasi hasil prediksi, namun hasil tersebut umumnya masih berada pada tahap analisis model. Dalam konteks perusahaan, hasil prediksi akan lebih bermanfaat jika disajikan dalam bentuk sistem yang dapat menampilkan grafik, tabel, laporan, dan riwayat prediksi. Berdasarkan gap tersebut, posisi penelitian ini adalah menerapkan metode Prophet untuk memprediksi jumlah produksi berdasarkan data historis produksi bulanan, kemudian mengintegrasikan hasil prediksi ke dalam sistem berbasis web dashboard.