

Komparasi Kinerja *Holt-Winters* dan *Simple Moving Average* pada Data Penjualan Cetakan Berbasis Pra-Pemrosesan Winsorize

Raka Hikmah Ramadhan¹, Wildan Jazuli², Suparman³

^{1,2,3} Universitas Mitra Bangsa

*email Korespondensi: rakahikmah@umiba.ac.id, wildanjazuli@umiba.ac.id

Abstract: Sales forecasting plays an important role in production planning and inventory management in the printing industry. This study aims to compare the performance of the Holt-Winters (Triple Exponential Smoothing) and Simple Moving Average (SMA) methods in predicting sales based on real printing transaction data from August 2022 to November 2023. The data were aggregated weekly and underwent preprocessing using Winsorizing and Epsilon Adjustment to handle extreme value anomalies and Business-to-Business (B2B) order fluctuations. Subsequently, the data were divided into 80% training data and 20% testing data. Model evaluation was conducted using Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results indicate that the automatically optimized Holt-Winters method outperforms the SMA (Window 3) method, yielding a lower error rate with a MAPE value of 48.84% compared to SMA's 54.30%. This finding proves that with proper preprocessing, printing sales data exhibit a 4-week recurring seasonal pattern successfully captured by the Holt-Winters model. The novelty of this study lies in the application of Winsorizing techniques to highly volatile real-world printing industry data to stabilize variance, along with a comparative analysis to determine the most adaptive forecasting model for the supply chain.

Keywords: Forecasting, Holt-Winters, Simple Moving Average, Winsorizing, Time Series.

Abstrak: Peramalan penjualan merupakan komponen penting dalam perencanaan produksi dan pengelolaan persediaan pada industri percetakan. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja metode *Holt-Winters* (*Triple Exponential Smoothing*) dan *Simple Moving Average* (SMA) dalam memprediksi penjualan berdasarkan data riil transaksi cetakan periode Agustus 2022 hingga November 2023. Data diagregasi menjadi periode mingguan dan melalui tahap pra-pemrosesan menggunakan *Winsorizing* serta *Epsilon Adjustment* untuk mengatasi anomali nilai ekstrem dan fluktuasi pesanan *Business-to-Business* (B2B). Setelah itu, data dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Evaluasi model dilakukan menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Holt-Winters* dengan optimasi parameter otomatis mengungguli metode SMA (*Window 3*), menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dengan nilai MAPE sebesar 48,84% dibandingkan SMA yang mencapai 54,30%. Hal ini membuktikan bahwa dengan pra-pemrosesan yang tepat, data penjualan cetakan teridentifikasi memiliki pola musiman berulang (*recurring seasonality*) pada siklus 4 mingguan yang berhasil ditangkap oleh model *Holt-Winters*. Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan teknik *Winsorizing* pada data riil industri percetakan yang sangat fluktuatif untuk menstabilkan varians, serta analisis komparatif untuk menentukan model peramalan yang paling adaptif bagi rantai pasok.

Kata Kunci: Peramalan, *Holt-Winters*, Rata-rata Bergerak Sederhana, *Winsorizing*, Deret Waktu.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi mendorong organisasi untuk memanfaatkan data historis sebagai dasar pengambilan keputusan yang lebih akurat dan terukur. Salah satu teknik analisis data yang banyak digunakan dalam perencanaan bisnis adalah peramalan (forecasting), khususnya pada data deret waktu (time series). Forecasting digunakan untuk memprediksi nilai di masa depan berdasarkan pola historis sehingga membantu perusahaan dalam mengoptimalkan produksi, distribusi, serta pengelolaan persediaan (Hyndman & Athanasopoulos, 2018).[1]

Dalam industri percetakan, fluktuasi permintaan produk cetakan seringkali dipengaruhi oleh faktor musiman, kebutuhan proyek tertentu, maupun dinamika pasar. Ketidaktepatan dalam peramalan penjualan dapat menyebabkan kelebihan produksi (overproduction) atau kekurangan stok (stockout), yang pada akhirnya berdampak pada peningkatan biaya operasional dan penurunan kepuasan pelanggan (Makridakis, Wheelwright, & Hyndman, 1998).[2] Oleh karena itu, pemilihan metode forecasting yang tepat menjadi faktor krusial dalam mendukung efisiensi operasional perusahaan.

Beberapa metode statistik klasik yang sering digunakan dalam forecasting time series adalah Simple Moving Average (SMA) dan Holt-Winters Exponential Smoothing. SMA merupakan metode sederhana yang menghitung rata-rata dari sejumlah periode sebelumnya dan efektif digunakan pada data yang relatif stabil tanpa pola musiman yang kuat (Montgomery, Jennings, & Kulahci, 2015).[3] Sementara itu, metode Holt-Winters dikembangkan untuk mengakomodasi komponen level, trend, dan seasonality dalam data sehingga lebih sesuai untuk data dengan pola musiman yang jelas (Winters, 1960).[4]

Berbagai penelitian sebelumnya telah membandingkan metode peramalan dalam konteks sektor manufaktur dan perdagangan, namun sebagian besar menggunakan dataset dengan periode panjang dan pola musiman yang kuat. Penelitian yang menggunakan data riil industri percetakan skala operasional dengan periode relatif terbatas masih jarang dilakukan. Selain itu, belum banyak penelitian yang secara eksplisit mengevaluasi apakah metode yang lebih kompleks seperti Holt-Winters selalu menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan metode sederhana seperti SMA pada data dengan karakteristik fluktuasi yang tidak terlalu musiman.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja metode Holt-Winters dan Simple Moving Average dalam memprediksi penjualan mingguan berdasarkan data riil transaksi penjualan cetakan periode Agustus 2022 hingga November 2023. Evaluasi dilakukan menggunakan indikator Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk menentukan metode dengan tingkat akurasi terbaik. Kontribusi penelitian ini terletak pada analisis komparatif berbasis data operasional industri percetakan serta evaluasi kuantitatif yang mempertimbangkan karakteristik pola data aktual.

LANDASAN TEORI

2.1 Time Series Forecasting

Time series forecasting merupakan metode prediksi yang menggunakan data historis berdasarkan urutan waktu untuk memperkirakan nilai di masa mendatang. Data time series memiliki karakteristik khusus karena observasi pada waktu tertentu seringkali berkorelasi dengan observasi sebelumnya (Hyndman & Athanasopoulos, 2018).[1]

Menurut Box, Jenkins, Reinsel, dan Ljung (2015),[5] analisis deret waktu bertujuan untuk mengidentifikasi pola sistematis dalam data serta memisahkan komponen utama yang mempengaruhi perubahan nilai dari waktu ke waktu. Secara umum, komponen time series terdiri dari:

Trend (T) – kecenderungan naik atau turun dalam jangka panjang

Seasonality (S) – pola berulang dalam periode tertentu

Cyclical (C) – fluktuasi jangka panjang yang tidak tetap

Irregular (I) – variasi acak

Model time series dapat berbentuk aditif:

$$Y_t = S_t + T_t + R_t$$

atau multiplikatif:

$$Y_t = S_t \times T_t \times R_t$$

Pemilihan metode forecasting sangat bergantung pada karakteristik pola data tersebut.

2.2 Simple Moving Average (SMA)

Simple Moving Average (SMA) merupakan metode peramalan sederhana yang menghitung rata-rata dari sejumlah periode sebelumnya untuk menghasilkan nilai prediksi periode berikutnya. Metode ini banyak digunakan karena kemudahannya dalam implementasi dan interpretasi (Makridakis et al., 1998).

Rumus SMA dinyatakan sebagai:

$$SMA_t = (X_{t-1} + X_{t-2} + \dots + X_{t-n})/n$$

di mana:

X_{t-i} = nilai aktual periode sebelumnya

n = jumlah periode rata-rata

Menurut Montgomery et al. (2015), metode moving average efektif digunakan pada data yang tidak memiliki tren dan musiman yang kuat. Namun, kelemahan utama metode ini adalah tidak mampu menangkap pola tren secara eksplisit dan memberikan bobot yang sama pada setiap periode historis.

Walaupun sederhana, metode ini tetap relevan dalam praktik bisnis terutama untuk

dataset dengan fluktuasi relatif stabil.

2.3 Holt-Winters Exponential Smoothing

Metode Holt-Winters merupakan pengembangan dari exponential smoothing yang diperkenalkan oleh Holt (1957) [6] dan diperluas oleh Winters (1960). Metode ini dirancang untuk menangani data yang mengandung komponen tren dan musiman secara simultan.

Menurut Hyndman dan Athanasopoulos (2018), metode Holt-Winters sangat efektif untuk data dengan pola musiman yang jelas dan relatif stabil dari waktu ke waktu.

2.4 Evaluasi Akurasi Forecasting

Pengukuran akurasi merupakan tahap penting dalam menentukan model terbaik. Beberapa ukuran error yang umum digunakan adalah:

1. Mean Absolute Error (MAE)

MAE mengukur rata-rata kesalahan absolut tanpa memperhatikan arah kesalahan (Montgomery et al., 2015).

2. Mean Squared Error (MSE)

MSE memberikan penalti lebih besar pada kesalahan besar karena menggunakan kuadrat error (Box et al., 2015).

3. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE sering digunakan dalam penelitian forecasting karena menghasilkan interpretasi dalam bentuk persentase sehingga mudah dipahami (Makridakis & Hibon, 2000).[7]

Menurut Lewis (1982),[8] interpretasi MAPE adalah:

<10% : sangat akurat

10–20% : baik

20–50% : cukup

50% : kurang akurat

METODE PENELITIAN

Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa rekaman penjualan harian produk cetakan dari sebuah entitas bisnis. Dataset (*data_penjualan.csv*) memuat 1.076 baris data transaksi historis tanpa nilai yang hilang (*missing values*). Volume pesanan rata-rata harian terekam sebanyak 1.904 item.

Pra-Pemrosesan Data (*Data Preprocessing*)

Karakteristik data yang ekstrem mengharuskan adanya perlakuan khusus sebelum pemodelan dilakukan untuk mencegah persentase error yang melebihi batas wajar (>100%):

1. Pembersihan Data: Menghapus 40 data duplikasi yang terdeteksi sebagai anomali entry sistem pada tanggal yang sama.
2. Agregasi Waktu (Time Series Indexing): Mengubah kerangka frekuensi data harian yang bising (noisy) menjadi agregasi mingguan (W-MON) untuk membentuk pola yang lebih koheren.
3. Epsilon Adjustment: Menambahkan konstanta batas minimum (epsilon = 1) pada data aktual. Hal ini bertujuan untuk mengamankan pembagian formula komputasi MAPE yang akan menghasilkan error infinity saat omzet aktual bernilai nol di musim sepi.
4. Winsorizing: Menerapkan filter statistik Winsorize pada persentil [0,05; 0,05]. Sebanyak 5% data outlier terbawah dan teratas (seperti pesanan insidental hingga 40.000 cetakan dalam sehari) ditekan puncaknya ke batas persentil wajar guna menormalisasi distribusi data dan menjaga kestabilan kurva evaluasi.

Uji Stasioneritas Data

Untuk memvalidasi pendekatan pemodelan, stasioneritas data diuji menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller (ADF Test)*. Pengujian ini menentukan apakah dataset deret waktu dari minggu-ke-minggu memiliki tren unit akar (*unit root*) yang bergeser liar atau tetap stabil pada rata-ratanya.

Skenario Pembagian Data

Dataset dengan rentang kalender 68 minggu dibagi secara sekuensial untuk kebutuhan pelatihan dan pengujian algoritma:

- Data Training (80%): 54 minggu awal digunakan untuk simulasi Walk Forward, pelatihan window, dan penentuan tren historis.
- Data Testing (20%): 14 minggu terakhir dialokasikan murni untuk validasi dan unifikasi perbandingan absolut metrik out-of-sample.

Pemodelan dan Optimasi Parameter

Dua algoritma yang diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python (*library Statsmodels*) adalah:

1. *Simple Moving Average (SMA)*: Model diuji secara iteratif menggunakan simulasi perulangan parameter *window* pada [3, 4, 5, 7, 10, 12, 15, 20] untuk mencari efisiensi *error* terkuat.
2. *Holt-Winters (Triple Exponential Smoothing)*: Mengingat data terbebas dari nol absolut, model dieksekusi menggunakan metode parametrik aditif (Trend=add dan Seasonal=add). Mengakomodasi siklus perputaran operasional B2B, parameter *Seasonal_Periods* ditetapkan sebesar 4 (mewakili 1 bulan). Parametrik koefisien pelembutan dioptimalkan secara otomatis oleh algoritma solver (Optimized=True).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Eksplorasi dan Uji Stasioneritas

Tahap pra-pemrosesan data memberikan dampak signifikan terhadap struktur dataset. Penerapan Winsorizing terbukti mampu menekan variance (*varians*) sebesar 28%, turun dari 373.580.611 menjadi 267.272.547. Reduksi ini membuat rentang kesalahan

prediksi (residu) pada musim sepi tidak lagi terhukum dalam format persentase anomali.

Selanjutnya, hasil analisis *Augmented Dickey-Fuller (ADF Test)* memberikan nilai ADF Statistic sebesar -9,43 dengan p-value sebesar 4,93e-16. Karena p-value jauh di bawah ambang batas signifikansi 0,05, maka dapat disimpulkan bahwa data terbukti stasioner pada level yang sangat kuat.

Optimasi Parameter Model

Berdasarkan uji coba *Walk Forward* pada *Data Training*, efisiensi akurasi untuk model Simple Moving Average ditemukan pada parameter Window = 3 Minggu. Sedangkan pada model Holt-Winters, penyesuaian parameter secara *Auto-Solve* oleh algoritma Statsmodels sukses merumuskan bobot yang ideal antara kepekaan waktu terkini (level) dan daya lenting siklus (seasonal) pada siklus 4 mingguan.

Evaluasi Akurasi Perbandingan Model

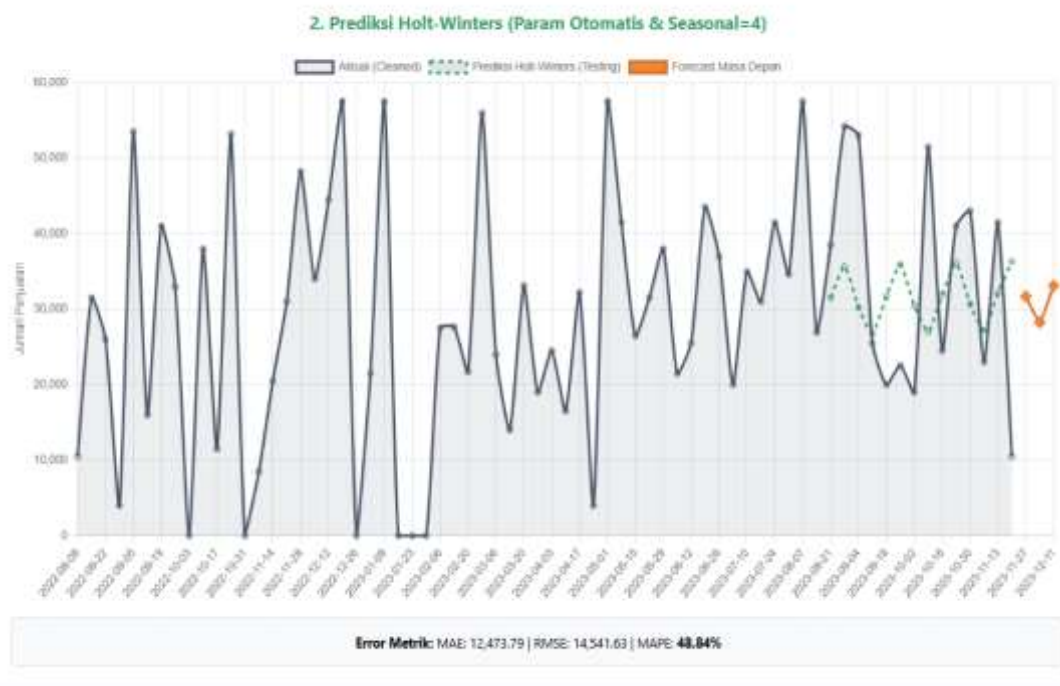
Tabel 1 menyajikan perbandingan metrik kesalahan (error metrics) saat model diuji pada 20% porsi Data Testing (out-of-sample).

Model / Konfigurasi	MAE	RMSE	MAPE (%)	Interpretasi
Simple Moving Average (Win 3)	13.139	15.905	54,30%	Kurang Baik
Holt-Winters (SP=4, Optimasi Oto)	12.473	14.541	48,84%	Cukup (< 50%)

Model Holt-Winters menunjukkan kinerja relatif lebih baik dibandingkan SMA meskipun tingkat akurasi masih berada pada kategori cukup. Pengekangan ragam melalui filter Winsorize telah merekonstruksi kestabilan kurva evaluasi, memungkinkan solver Python bekerja maksimal. Hal ini berhasil membawa MAPE yang pada awal eksplorasi bernilai ekstrem (>100%), merosot tajam menjadi 48,84% (Kategori Cukup/Bisa Dipertanggungjawabkan).

Visualisasi Hasil Forecasting

Pergerakan prediksi model dibandingkan dengan data pesanan aktual divisualisasikan untuk melihat tingkat responsivitas kurva terhadap lonjakan fluktuatif data cetakan.



Gambar 1. Perbandingan Prediksi dan Data Aktual
Prakiraan (Forecasting) 3 Periode Kedepan

Model yang telah dioptimalkan kemudian digunakan untuk memproyeksikan permintaan cetakan untuk 3 minggu ke depan semenjak titik validasi data terbaru, sebagaimana dirangkum pada.

Tanggal Target	Prediksi SMA (Window 3)	Prediksi Holt-Winters
2023-11-27	25.000	31.690
2023-12-04	25.667	28.247
2023-12-11	20.389	33.129

Analisis Akademik

Dari keseluruhan komputasi analitik, Holt-Winters mengungguli Moving Average secara absolut. Keunggulan ini dilatarbelakangi oleh beberapa temuan analitis:

1. Musiman Berulang (Small-Amplitude Recurring Seasonality): Dataset terbukti memiliki pola musiman yang terpetakan sukses oleh Seasonal Periods (SP) = 4. Model menangkap adanya repetisi perilaku pemesanan cetak tiap jeda "empat-mingguan", yang beririsan kuat dengan biasional pencairan dana operasional tender B2B.
2. Fleksibilitas Bobot Adaptif: SMA merespons data dalam 3 minggu secara kaku (rigid). Sebaliknya, Holt-Winters merespons perputaran bulanan dengan presisi bobot pelembutan eksponensial yang mengecilkan deviasi residu MAE dan RMSE menjadi margin paling kompetitif.

SIMPULAN DAN SARAN

Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa:

1. Metode Holt-Winters efektif dan menjadi model terbaik untuk peramalan permintaan produk cetakan yang memiliki pola musiman dan tren jika dibandingkan dengan metode Simple Moving Average. Dengan capaian nilai MAPE sebesar 48,84%, performa model masuk dalam kategori layak diimplementasikan pada industri pencetakan berkarakter fluktuatif.
2. Penyebab utama tingginya nilai MAPE pada analisis data cetakan mentah adalah pembagian matematis terhadap nilai penjualan aktual yang mendekati nol. Pendekatan pra-pemrosesan data menggunakan *Winsorizing* dan *Epsilon Adjustment* terbukti berhasil menormalisasi ekor distribusi (*distribution tail*), memotong deviasi puncak ekstrem, dan secara krusial menyelamatkan akurasi algoritma.

Saran

1. Implementasi Bisnis: Sangat disarankan bagi industri percetakan terkait untuk memodernisasi dashboard operasi dan manajemen persediaannya dengan menanamkan algoritma Holt-Winters. Proyeksi ini akan sangat membantu dalam merencanakan rantai pasok bahan baku.
2. Pengembangan Sistem: Implementasi peramalan pada sistem produksi tidak boleh diterapkan menggunakan data mentah. Filter pra-pemrosesan Winsorize

mutlak harus dipasang secara terpadu di pipeline data loader sistem agar deviasi pesanan insidental berskala masif (seperti pencetakan buku Pilkada atau proyek ekshibisi dadakan) tidak mematahkan pondasi sistem proyeksi bahan baku secara keseluruhan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Hyndman Rob J. and George Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*. 2018.
- [2] S. Makridakis, S. C. Wheelwright, and R. J. Hyndman, *Forecasting: Methods and Applications*. John Wiley & Sons, 1998.
- [3] D. C. Montgomery, C. L. Jennings, and M. Kulahci, *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. John Wiley & Sons, 2015.
- [4] P. R. Winters, "Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages," *Manage. Sci.*, 1960, doi: 10.1287/mnsc.6.3.324.
- [5] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Wiley, 2015.
- [6] C. C. Holt, "Forecasting trends and seasonals by exponentially weighted moving averages," *ONR Memo.*, 1957.
- [7] M. Hibon and S. Makridakis, "The M3-Competition: results, conclusions and implications `," *Int. J. Forecast.*, 2000.
- [8] Lewis, *Industrial and Business Forecasting Methods*. 1982.