



## REKONSILIASI TEMPORAL DAN STRUKTURAL HIERARKIS UNTUK MENINGKATKAN AKURASI PERAMALAN PENJUALAN PADA UKM RITEL

Danni Hastanto Raming\*, Frengky Tedy, Paul Filson M. Tengangatu, Januar Elfreed Bani, Raynaldi Bouk Naifio

Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Katolik Widya Mandira

**Abstrak:** Usaha Kecil dan Menengah terutama pada sektor ritel menghadapi tantangan tingginya jumlah produk, keterbatasan sumberdaya, serta pola karakteristik permintaan produk yang fluktuatif dan *intermittent*. Penelitian ini menginvestigasi peran struktural rekonsiliasi dan temporal rekonsiliasi dalam meningkatkan akurasi ramalan penjualan UKM Funan Mart, sebuah ritel sembako di Kabupaten Belu, Nusa Tenggara Timur. Model dasar yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *State Space Exponential Smoothing* (ETS) yang banyak digunakan karena tidak memerlukan biaya komputasi yang tinggi dan dapat menyesuaikan dengan berbagai jenis data deret waktu. Hasil ramalan dasar dari ETS kemudian direkonsiliasi menggunakan pendekatan MinTrace (OLS), MinTrace dengan batasan negatif, *Weighted Least Squares structural scaling* (WLS-S), dan WLS-S non-negatif. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa rekonsiliasi dapat meningkatkan akurasi ramalan terutama pada level hierarki bawah dan agregasi temporal bulanan. Metode WLS-S dengan batasan negatif menghasilkan kinerja terbaik melalui penurunan RMSE dari model dasar ETS 0,638 menjadi 0,626. Pada level ProdukByMonth, kesalahan ramalan berkurang sebesar 6,7% terhadap model dasar ETS, sedangkan pada KategoriByMonth terjadi peningkatan akurasi sebesar 1,4%.

**Kata kunci:** Peramalan Hierarkis, Hierarki Temporal, Rekonsiliasi Ramalan, Peramalan Permintaan Ritel, Usaha Kecil dan Menengah (UKM)

### I. PENDAHULUAN

Studi dari *World Trade Organization* (2022) mencatat bahwa UKM mendominasi sekitar 95% total populasi bisnis dunia, menyumbang sekitar 60% tenaga kerja global, serta berkontribusi lebih dari setengah GDP global. Meski demikian, UKM ritel dihadapkan pada berbagai tantangan yang signifikan, terutama dalam hal manajemen persediaan produk. Studi oleh Carazas et al., (2019) mencatat bahwa sekitar 70% hingga 80% UKM ritel

mengalami kegagalan pada tiga hingga empat tahun pertama karena manajemen persediaan yang buruk. Tingginya tingkat kegagalan ini membuat penelitian mengenai manajemen persediaan pada UKM ritel menjadi sangat penting. Melalui manajemen persediaan yang efisien organisasi dapat meminimalkan biaya persediaan, menghindari kehabisan stok, dan meningkatkan layanan pelanggan, sehingga organisasi dapat bertahan dan bersaing dengan kondisi pasar yang terus berubah-ubah (Tadayonrad & Ndiaye, 2023).

Pentingnya peran *supply chain* dalam perusahaan ritel UKM membuat peramalan penjualan produk sebagai aspek vital karena memungkinkan organisasi melakukan prediksi

\*) danniraming@unwira.ac.id

Diterima: 28 Januari 2026

Direvisi: 2 April 2026

Disetujui: 6 April 2026

DOI: 10.23969/infomatek.v28i1.41554

jumlah produk secara akurat, sehingga dapat memaksimalkan keuntungan, meminimalkan biaya akibat penjualan yang hilang, sambil menjaga stok efisien (Fildes et al., 2022). Akan tetapi, prediksi jumlah produk pada organisasi retail bukan tugas yang mudah. Peningkatan jumlah barang dalam sistem persediaan ritel, membuat peramalan yang akurat menjadi kompleks, disebabkan oleh beragamnya pola permintaan pada ratusan bahkan ribuan unit SKU (*Stock Keeping Units*). Selain itu, setiap SKU yang dijual memiliki struktur hierarki tertentu (Pennings dan van Dalen, 2017). *Series* pada masing-masing tingkat hierarki memiliki skala dan pola yang berbeda-beda. *Series* pada hierarki paling bawah cenderung fluktuatif dan intermitten, sehingga lebih sulit untuk dimodelkan dan diramalkan. Sedangkan *series* pada tingkat yang lebih tinggi biasanya jauh lebih halus sehingga lebih mudah diramalkan. Tantangan lain yang muncul adalah kebutuhan untuk menjaga konsistensi pengambilan keputusan pada setiap tingkatan hierarki. Ramalan pada tingkat agregasi harus sesuai dengan penjumlahan ramalan pada tingkat hierarki yang lebih terperinci. Namun, persyaratan konsistensi ini sulit dipenuhi ketika setiap *series* diramalkan secara independen (Oliveira & Ramos, 2019).

Pendekatan paling sederhana yang diusulkan untuk menyelesaikan masalah di atas adalah *bottom-up* dan *top-down*. Pendekatan *bottom-up* meramalkan setiap *series* pada tingkat terendah, kemudian hasil ramalan dijumlahkan untuk mendapatkan ramalan pada tingkat hierarki di atasnya (Dunn et al., 1976; Orcutt et al., 1968; Shlifer & Wolff, 1979). Keuntungan utama dari *bottom-up* adalah, karena peramalan dilakukan di tingkat terendah, tidak ada informasi yang hilang akibat agregasi. Akan tetapi, pendekatan ini mengabaikan hubungan antara *series* dan biasanya kurang

baik ketika data diagregasi pada level yang lebih tinggi. Metode *top-down* dilakukan pada agregasi runtun waktu paling atas, kemudian dilakukan disagregasi menggunakan proporsi historis untuk memperoleh peramalan pada tingkat terendah (Gross & Sohl, 1990). Kelemahan dari *top-down* proporsi historis yaitu pendekatan ini cenderung menghasilkan ramalan yang kurang akurat pada tingkat hierarki yang lebih rendah. Studi empiris yang membandingkan kinerja metode *bottom-up* dan *top-down* memberikan hasil yang bervariasi mengenai pilihan antara *bottom-up* atau *top-down* (Dangerfield & Morris, 1992; Orcutt et al., 1968; Shlifer & Wolff, 1979; Syntetos et al., 2016; Widiarta et al., 2009).

Penelitian terbaru di bidang ini mengatasi masalah tersebut menggunakan dua tahap pendekatan. Pada tahap awal, dilakukan ramalan pada semua *series* di seluruh tingkat hierarki. Selanjutnya, model regresi digunakan untuk menggabungkan ramalan tersebut guna menghasilkan ramalan yang konsisten; pendekatan ini disebut sebagai rekonsiliasi hierarkis (Athanasopoulos et al., 2009; Hyndman et al., 2011; Wickramasuriya et al., 2019). Meskipun demikian, pendekatan ini tidak dapat menjamin bahwa peramalan yang dihasilkan bersifat *non-negatif*. Kelemahan ini menjadi masalah serius dalam konteks aplikasi yang secara inheren bersifat *non-negatif*, seperti data penjualan. Masalah ini kemudian dijawab oleh penelitian Wickramasuriya dkk (2020) melalui pendekatan *optimal non negative MinT* dengan *quadratic programming*.

Funan Mart adalah sebuah usaha kecil dan menengah (UKM) yang bergerak di sektor retail sembako berlokasi di Kabupaten Belu, Provinsi Nusa Tenggara Timur. Saat ini, Funan Mart menghadapi kendala dalam proses pengadaan stok barang, yang masih

dilakukan secara manual bergantung pada intuisi pemilik usaha tanpa dukungan sistem yang terintegrasi. Pendekatan ini tidak efektif karena mengabaikan data permintaan aktual produk sehingga kurang responsif terhadap dinamika permintaan pasar dan cenderung menghasilkan keputusan pemesanan stok yang tidak akurat, yang pada akhirnya menyebabkan terjadinya kelebihan maupun kekurangan stok. Akurasi hasil peramalan merupakan aspek yang krusial bagi Funan Mart, karena informasi tersebut digunakan sebagai dasar dalam pengelolaan stok. Keputusan pembelian produk yang tepat, tidak hanya meminimalkan risiko ketidakseimbangan persediaan, tetapi juga berkontribusi langsung pada keberhasilan operasional dan keberlanjutan bisnis Funan Mart.

Metode-metode peramalan permintaan hierarkis pada UKM dalam penelitian sebelumnya tidak memperhitungkan keterkaitan *series* antar struktural dan temporal hierarki. Pendekatan temporal hierarchy digunakan karena data penjualan retail memiliki karakteristik yang bervariasi tergantung pada tingkat agregasi waktu. Data harian cenderung fluktuatif dan intermitten, sedangkan data mingguan atau bulanan cenderung lebih stabil dan mencerminkan tren jangka panjang. Melalui rekonsiliasi temporal, model dapat memanfaatkan informasi lintas-horizon, sehingga dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Sementara itu, structural hierarchy diterapkan untuk menangkap hubungan antar level produk. Rekonsiliasi struktural memastikan konsistensi antar level, sehingga prediksi total penjualan kategori selalu selaras dengan penjumlahan prediksi di bawahnya. Pendekatan ini juga membantu model mengenali keterkaitan antar produk dalam struktur hierarki.

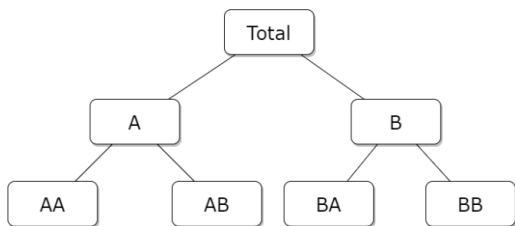
Terdapat banyak opsi pemilihan model yang dapat dijadikan model dasar untuk meramalkan banyak *series* sekaligus. Model *machine learning* dan *deep learning* sangat bagus untuk menangkap relasi non-linear antara variabel-variabel input terhadap variabel target. Namun, pendekatan ini membutuhkan komputasi yang besar dan sangat bergantung pada *feature engineering*. Pendekatan ini kurang tepat diterapkan pada kondisi lapangan UKM, dimana UKM memiliki sumberdaya komputasi yang kecil, serta memiliki *resource* yang terbatas (data, *knowledge*, dll). Karena kendala tersebut penelitian ini menggunakan *State Space Exponential Smoothing* sebagai model peramalan dasar. Model ini tidak memerlukan biaya komputasi yang tinggi seperti model lainnya, tidak membutuhkan rekayasa fitur yang kompleks, dan mampu memilih model terbaik dengan mempertimbangkan keseimbangan antara akurasi dan kompleksitas model. Selain itu, pendekatan *State Space Exponential Smoothing* dikenal memiliki kinerja yang sangat baik pada berbagai jenis deret waktu (Hyndman et al., 2002a; Panigrahi et al., 2021; Rosenblad, 2021).

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi peramalan permintaan UKM ritel dengan mengintegrasikan structural dan temporal hierarchical forecasting. Model *State Space Exponential Smoothing* digunakan sebagai dasar, kemudian dibandingkan dengan beberapa metode rekonsiliasi untuk menilai peningkatan akurasi pada berbagai level hierarki dan agregasi temporal.

## II. METODOLOGI

### 2.1. Hierarchical Time Series

Hierarchical time series merupakan jenis khusus dari deret waktu *multivariat* dimana setiap entitas deret waktunya saling terkait satu sama lain melalui struktur hierarkis tertentu (Wickramasuriya et al., 2019). Ilustrasi dari struktur tersebut terdapat pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Ilustrasi struktur deret waktu hierarkis.

Puncak hierarki dari deret waktu di atas, merepresentasikan total dari seluruh deret waktu yang terdapat dalam struktur hierarkis. Struktur di bawah puncak hierarki merupakan total deret waktu yang terbagi berdasarkan suatu parameter tertentu, seperti lokasi geografis, kategori produk, atau ID toko. Struktur ini kemudian dibagi lagi menjadi tingkat yang lebih terperinci dengan metode yang serupa, hingga mencapai deret waktu tingkat terendah. Pada Gambar 1, deret waktu tingkat tertinggi dapat merepresentasikan total penjualan suatu organisasi retail, deret waktu tingkat menengah A dan B dapat mewakili total penjualan pada setiap kategori SKU yang dijual, dan deret waktu tingkat terendah AA, AB, BA, dan BB dapat mencerminkan total penjualan dari masing-masing SKU pada setiap kategori yang dijual.

Secara khusus, mengikuti notasi dalam penelitian Wickramasuriya et al., (2019). Suatu himpunan deret waktu  $N$  dengan panjang  $T$  memiliki struktur hierarkis, dimana  $y_t \in R^N$  adalah vektor yang berisi keseluruhan observasi dari setiap deret waktu individu

pada waktu  $t$ , dan  $b_t \in R^M$  adalah vektor yang berisi pengamatan dari  $M$  deret waktu tingkat bawah (level paling bawah struktur hierarkis) pada waktu  $t$ . Maka struktur hierarkis dari deret waktu tersebut dapat direpresentasikan dalam bentuk matriks

$$y_t = S b_t, \tag{1}$$

di mana  $S \in R^{N \times M}$  merupakan matriks kovarian yang menggambarkan struktur deret waktu dari tingkat paling bawah ke tingkat paling atas.

Jika mengacu pada Gambar 1 maka, nilai:

$$y_t = [y_{Total,t}, y_{A,t}, y_{B,t}, y_{AA,t}, y_{AB,t}, y_{BA,t}, y_{BB,t}]^T, \tag{2}$$

$$b_t = [y_{AA,t}, y_{AB,t}, y_{BA,t}, y_{BB,t}]^T, \tag{3}$$

dan matriks penjumlahan  $S$  sebagai:

$$S = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ & & & I_4 \end{bmatrix} \tag{4}$$

dimana  $I_4 \in R^{4 \times 4}$  adalah matriks identitas  $4 \times 4$ , yang menunjukkan deret waktu pada tingkat atas ( $y_{Total}$ ).

### 2.2 Model Peramalan

*Exponential smoothing* membutuhkan pemisahan komponen utama deret waktu (*time series decomposition*) menjadi tiga bagian yaitu komponen tren, komponen musiman, dan komponen kesalahan (*error component*) (Hyndman et al., 2002a). Berbagai kombinasi dari komponen-komponen ini menghasilkan kombinasi model ES yang berbeda. Dalam kerangka kerja yang dijelaskan oleh Hyndman et al., (2002a) diajukan pendekatan pemilihan model otomatis (*automatic model selection approach*) untuk memilih model *Exponential smoothing* (ES) yang paling sesuai dengan data deret waktu yang diamati. Proses ini dilakukan

melalui dua tahap utama, yaitu memaksimalkan *likelihood* (kemungkinan) untuk setiap model ES dan memilih model yang menghasilkan *Akaike's Information Criterion* (AIC) terendah. Penelitian ini melakukan peramalan pada seluruh level hierarki menggunakan kerangka kerja yang diajukan oleh (Hyndman et al., 2002b).

Pada kompetisi M5 *forecasting*, kerangka kerja pemilihan model (model *selection*) *Exponential smoothing* dijadikan sebagai model dasar (Makridakis et al., 2022). Model ini berhasil mengalahkan lima puluh model *benchmark* lainnya dan hanya 415 dari 5507 tim (7,5%) yang berhasil mengalahkan model ini.

### 2.3 Metode Rekonsiliasi Dalam Deret Waktu.

Pada umumnya ramalan yang dihasilkan oleh model dasar dari deret waktu cenderung tidak koheren. Oleh karena itu diperlukan metode tambahan untuk memastikan koherensi dari hasil peramalan deret waktu ini. Metode rekonsiliasi yang paling umum digunakan adalah linear rekonsiliasi (Wickramasuriya et al., 2019). Jika  $\hat{y}_{t+h}$  didefinisikan sebagai peramalan dasar *multi-horizon* selama  $h$  - langkah dari seluruh deret waktu dalam hierarki, dan  $S$  sebagai matriks penjumlahan yang menggambarkan struktur hierarki, maka setiap rekonsiliasi linear dapat dirumuskan sebagai

$$\hat{y}_{t+h} = SP\hat{y}_{t+h}, \quad (5)$$

dimana  $P \in R^{M \times N}$  merupakan matriks pemetaan optimal (*mapping matrix*) yang menghubungkan ramalan dasar ( $\hat{y}_{t+h}$ ) dengan ramalan yang direkonsiliasi ( $\hat{y}_{t+h}$ ).

Kedua metode rekonsiliasi *Top-Down* dan *Bottom-Up* mengalami kehilangan informasi karena peramalan untuk seluruh hierarki hanya didasarkan pada peramalan pada

tingkat teratas atau tingkat terendah. Untuk memanfaatkan informasi dari semua tingkat dalam hierarki, Wickramasuriya et al., (2019) mengusulkan pendekatan dengan meminimalkan *trace* (Jejak) matriks kovarian  $P$  dari kesalahan ramalan rekonsiliasi.

Jika

$$\hat{e}(h) = y_{t+h} - \hat{y}_{t+h}, \quad (6)$$

merupakan *error* dari peramalan. Dengan asumsi bahwa peramalan dasar tidak bias (*unbiased*),  $E[\hat{e}(h)] = 0$ , nilai  $E[y_{t+h}] = E[\hat{y}_{t+h}]$  dan  $\hat{b}_{t+h}$  merupakan hasil peramalan pada tingkat hierarki paling bawah dengan nilai  $E[\hat{b}_{t+h}] = \beta_{t+h}$ , jika menggunakan rumus linear rekonsiliasi sebelumnya maka  $E[\hat{y}_{t+h}] = S\beta_{t+h}$ . Melalui asumsi *unbiased* ini, maka  $E[y_{t+h}] = S\beta_{t+h}$ . Oleh karena itu hasil rekonsiliasi peramalan ( $\hat{y}_{t+h}$ ) bersifat tidak bias jika dan hanya jika

$$\begin{aligned} E[\hat{y}_{t+h}] &= E[y_{t+h}] \\ E[SP\hat{y}_{t+h}] &= S\beta_{t+h} \\ SPS\beta_{t+h} &= S\beta_{t+h} \\ SPS &= S \\ S' SPS &= S' S \\ PS &= I_N, \end{aligned} \quad (7)$$

dimana  $I_N \in R^{N \times N}$  adalah matriks identitas. Selanjutnya jika kesalahan rekonsiliasi peramalan pada  $h$  - langkah ke depan didefinisikan sebagai

$$\check{e}_t(h) = y_{t+h} - \hat{y}_{t+h}, \quad (8)$$

Wickramasuriya et al., (2019) membuktikan bahwa untuk setiap matriks  $P$  memenuhi persamaan  $PS = I_N$ , maka matrik kovarian untuk  $\check{e}_t(h)$  didefinisikan sebagai

$$\text{Var}[\check{e}_t(h)] = SPW_h P'S', \quad (9)$$

dimana  $W_h \in R^{N \times N}$  merupakan matriks kovarian dari kesalahan peramalan dasar yang  $h$  –langkah ke depan. Tujuan utama dari pendekatan rekonsiliasi *Minimum Trace* adalah untuk menemukan matriks kovarian  $P$  sedemikian rupa sehingga memenuhi persamaan  $PS = I_N$ , karena meminimalkan jejak matriks kovarian setara dengan meminimalkan jumlah varians dari kesalahan ramalan yang direkonsiliasi. Solusi dari masalah ini dijabarkan dalam persamaan

$$P = (S'W_h^{-1}S)^{-1}S'W_h^{-1} \quad (10)$$

Karena eror peramalan dasar tidak dapat dihitung sebelumnya, maka nilai  $W_h$  harus diestimasi. Berikut beberapa metode untuk mengestimasi matrix  $W_h$ .

**OLS:** Pada metode ini, nilai  $W_h = I_N$ . Metode ini sama dengan model Ordinary Least Square estimator pada tulisan (Hyndman et al., 2011), sehingga nilai dari matrix

$$P = (S'I_N^{-1}S)^{-1}S'I_N^{-1} = S'S^{-1}S' \quad (11)$$

**WLS<sub>s</sub>:** Pada metode ini, nilai dari  $W_h = \Lambda$ , dimana  $\Lambda$  merupakan matrix diagonal dengan nilai  $S1$ , dimana  $S$  merupakan matriks penjumlahan dan  $1 \in R^{M \times 1}$  merupakan unit vektor. Metode ini membuat bobot untuk deret waktu tingkat atas akan menjadi  $M$  (jumlah total deret waktu tingkat bawah ke level atas) dan 1 untuk bobot deret waktu tingkat bawah. Oleh karena itu, metode ini disebut **WLS<sub>s</sub>** (*weighted-least-squares applying structural scaling*).

Salah satu masalah utama dari pendekatan rekonsiliasi MinT adalah bahwa metode ini tidak menjamin ramalan yang disesuaikan bersifat *non-negatif*. Kelemahan ini menjadi masalah serius dalam konteks peramalan penjualan yang secara inheren variabel targetnya bersifat *non-negatif*. Untuk mengatasi masalah ini rekonsiliasi dirumuskan

melalui pemrograman kuadrat, dengan memberlakukan batasan non-negatif sehingga hasil akhir peramalan yang direkonsiliasi memiliki nilai *non-negatif*.

#### 2.4 Evaluasi Peramalan

Penelitian ini menggunakan metrik *Root Mean Squared Error* (RMSE) untuk mengevaluasi hasil ramalan. Formulasi RMSE didefinisikan sebagai

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}, \quad (12)$$

di mana  $n$  adalah jumlah pengamatan,  $y_t$  merupakan nilai sebenarnya, dan  $\hat{y}_t$  merupakan nilai yang diprediksi pada waktu  $t$ .

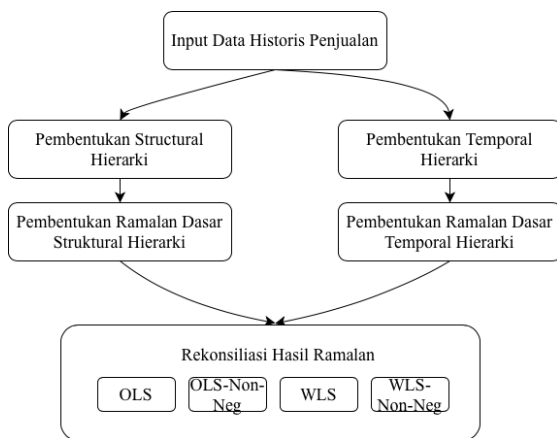
#### 2.5 Eksperiment Setup.

Keseluruhan alur penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2. Data dalam studi ini diperoleh dari *database* penjualan Funan Mart. Data diolah dengan agregasi Mingguan dari periode November 2022 hingga September 2023. Struktur hierarki dalam data dibagi menjadi tiga tingkat, dan keseluruhan deret waktu pada setiap tingkat hierarki dapat dilihat pada Tabel 1. Level 1 hierarki mewakili total penjualan Funan Mart. Level 2 hierarki mewakili penjualan berdasarkan kategori produk, level 3 hierarki mewakili penjualan pada setiap SKU. Hierarki ini dibentuk menggunakan pustaka *Hierarchical Forecast*. Terdapat 13 hari yang tercatat dengan jumlah penjualan nol. Hari-hari dengan penjualan nol ini dapat diidentifikasi melalui tinjauan pada tingkat hierarki tertinggi dari data. Untuk menangani hari-hari dengan penjualan nol tersebut, penulis melakukan imputasi menggunakan metode interpolasi waktu (Time Interpolate) dari pustaka Pandas. Data ini kemudian dibagi menjadi *training set* dan *test set*, dengan *training set* terdiri dari 36 minggu dan sisanya 3 minggu digunakan sebagai *test set*. Pelatihan dilakukan menggunakan model

*State Space Exponential Smoothing* dengan pustaka *Stats Forecast* untuk menghasilkan peramalan dasar. Hasil peramalan dasar kemudian direkonsiliasi menggunakan teknik MinT, dan *Non-Negative* MinT. Hasil rekonsiliasi kemudian dibandingkan menggunakan metrik RMSE.

**Table 1.** Jumlah Series Pada Setiap Hierarki

Level	Jumlah
Level 1	1
Level 2	24
Level 3	960
<b>TOTAL</b>	<b>985</b>



**Gambar 2.** *Experiment Setup.*

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil peramalan dasar dan hasil rekonsiliasi struktural serta temporal yang diterapkan pada data penjualan ritel Funan Mart. Akurasi hasil ramalan dievaluasi menggunakan metrik *Root Mean Square Error* (RMSE) pada tingkat struktural hierarki (total, kategori, dan produk) dan resolusi temporal (bulanan dan mingguan). Peramalan dasar dibandingkan dengan empat pendekatan rekonsiliasi: *MinTrace Ordinary Least Squares* (MinTrace OLS), MinTrace OLS dengan batasan negatif, *Weighted Least Squares applying structural scaling* (WLS-S), dan WLS-S dengan batasan negatif. Tabel 2

melaporkan nilai RMSE pada semua kombinasi ramalan. Hasil pada Tabel X menunjukkan bahwa rekonsiliasi hierarkis dan temporal meningkatkan akurasi peramalan pada tingkat hierarki yang lebih rendah, khususnya pada tingkat produk dan kategori pada agregasi bulanan. Di antara semua metode rekonsiliasi yang dievaluasi, metode rekonsiliasi WLS *Structural Scalling* dengan batasan negatif memperoleh nilai RMSE terendah yaitu 0,626, yang menunjukkan peningkatan akurasi dibandingkan dengan ramalan dasar dengan nilai RMSE 0,638.

Manfaat rekonsiliasi hierarkis juga dapat dilihat pada tingkat agregasi temporal bulanan. Pada level hierarki *KategoriByMonth*, nilai RMSE menurun dari 12,177 (Peramalan Dasar) menjadi 12,006 menggunakan metode rekonsiliasi WLS dengan batasan negatif. Nilai ini menunjukkan adanya peningkatan akurasi sebesar 1,4% dari ramalan dasar. Peningkatan lainnya juga dapat dilihat pada hierarki *ProdukByMonth*, di mana pendekatan WLS dengan batasan negatif mengurangi RMSE ramalan dasar sebesar 6,7% dari 0,831 menjadi 0,775. Temuan ini menunjukkan bahwa agregasi bulanan menghasilkan rasio sinyal terhadap *noise* yang lebih baik dari level hierarki atas ke level bawah, sehingga metode rekonsiliasi dapat memanfaatkan korelasi antar seri yang terkandung dalam struktur hierarkis secara lebih efektif. Selain itu, penerapan batasan negatif turut meningkatkan kinerja model.

Rekonsiliasi menunjukkan dampak yang berbeda pada data mingguan dan bulanan. Pada tingkat *TotalByWeek*, seluruh metode menghasilkan nilai RMSE yang tidak terlalu berbeda jauh, hal ini menunjukkan bahwa rekonsiliasi memiliki efek yang minimal terhadap akurasi ramalan pada tingkat agregasi temporal yang lebih rendah. Pada

tingkat *CategoryByWeek* dan *ProductByWeek*, rekonsiliasi menghasilkan sedikit peningkatan RMSE dibandingkan baseline. Data mingguan yang lebih fluktuatif dapat menghambat estimasi matriks kovarians serta meningkatkan varians hasil ramalan. Temuan ini

menunjukkan bahwa efektivitas rekonsiliasi sangat dipengaruhi oleh struktur hierarki temporal. Resolusi temporal yang lebih halus, seperti data mingguan, cenderung tidak memperoleh manfaat signifikan dari rekonsiliasi hierarkis.

**Tabel 2.** Performa Model Ramalan Berdasarkan Metrik *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (SMAPE). Semakin Kecil Nilai, Semakin Baik Akurasi Model.

Level	Base	OLS	OLS-Non Negative	WLS	WLS- Non Negative
TotalByMonth	23,765	23,769	23,769	23,773	23,773
KategoriByMonth	12,177	12,091	12,091	12,006	12,006
ProdukByMonth	0,831	0,794	0,797	0,781	0,775
TotalByWeek	33,087	33,085	33,085	33,086	33,086
KategoriByWeek	8,903	8,985	8,985	8,957	8,957
ProdukByWeek	0,354	0,364	0,362	0,359	0,356
Overall	0,638	0,637	0,636	0,629	0,626

**IV. KESIMPULAN**

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa penerapan *structural* dan temporal *hierarchical forecasting* yang dikombinasikan dengan metode rekonsiliasi mampu meningkatkan akurasi peramalan permintaan pada UKM ritel. Rekonsiliasi hierarkis terbukti lebih efektif pada level hierarki produk yang lebih rendah, di mana deret waktu cenderung lebih fluktuatif sehingga dapat memanfaatkan informasi dari level yang lebih agregat dan stabil untuk meningkatkan akurasi. Selain itu, integrasi hierarki temporal, khususnya pada agregasi bulanan, menghasilkan data yang lebih stabil dan mampu meningkatkan kinerja rekonsiliasi dibandingkan dengan agregasi yang lebih rendah. Lebih jauh dari itu, penerapan batasan negatif berkontribusi dalam meningkatkan konsistensi dan akurasi hasil peramalan, karena sesuai dengan karakteristik data penjualan yang tidak bernilai negatif.

Penelitian selanjutnya dapat melakukan kombinasi rekonsiliasi struktural dan temporal dan model *deep learning*, agar model yang dibangun dapat mempelajari pola antar *series*, antar hierarki dan juga antar hubungan temporal.

**UCAPAN TERIMA KASIH**

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (LPPM) Universitas Katolik Widya Mandira yang telah mendanai penelitian ini penelitian dapat terlaksana dengan baik.

**DAFTAR PUSTAKA**

Athanasopoulos, G., Ahmed, R. A., & Hyndman, R. J. (2009). Hierarchical forecasts for Australian domestic tourism. *International Journal of Forecasting*, 25(1), 146–166. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2008.07.004>

Carazas, L., Barrios, M., Nuñez, V., Raymundo, C., & Dominguez, F. (2019).

- Management model logistic for the use of planning and inventory tools in a selling company of the automotive sector in Peru. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 971, 299–309. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-20494-5\\_28](https://doi.org/10.1007/978-3-030-20494-5_28)
- Dangerfield, B. J., & Morris, J. S. (1992). Top-down or bottom-up: Aggregate versus disaggregate extrapolations. In *International Journal of Forecasting* (Vol. 8).
- Dunn, D. M., Williams, W. H., & Dechaine, T. L. (1976). Aggregate versus subaggregate models in local area forecasting. *Journal of the American Statistical Association*, 71(353), 68–71. <https://doi.org/10.1080/01621459.1976.10481478>
- Fildes, R., Ma, S., & Kolassa, S. (2022). Retail forecasting: Research and practice. *International Journal of Forecasting*, 38(4), 1283–1318. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.06.004>
- Gross, C. W., & Sohl, J. E. (1990). Disaggregation Methods to Expedite Product Line Forecasting. In *Journal of Forecasting* (Vol. 9).
- Hyndman, R. J., Ahmed, R. A., Athanasopoulos, G., & Shang, H. L. (2011). Optimal combination forecasts for hierarchical time series. *Computational Statistics and Data Analysis*, 55(9), 2579–2589. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2011.03.006>
- Hyndman, R. J., Koehler, A. B., Snyder, R. D., & Grose, S. (2002a). A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods. In *International Journal of Forecasting* (Vol. 18). [www.elsevier.com/locate/ijforecast](http://www.elsevier.com/locate/ijforecast)
- Hyndman, R. J., Koehler, A. B., Snyder, R. D., & Grose, S. (2002b). A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods. In *International Journal of Forecasting* (Vol. 18). [www.elsevier.com/locate/ijforecast](http://www.elsevier.com/locate/ijforecast)
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2022). M5 accuracy competition: Results, findings, and conclusions. *International Journal of Forecasting*, 38(4), 1346–1364. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.013>
- Oliveira, J. M., & Ramos, P. (2019). Assessing the performance of hierarchical forecasting methods on the retail sector. *Entropy*, 21(4). <https://doi.org/10.3390/e21040436>
- Orcutt, G. H., Watts, H. W., & Edwards, J. B. (1968). *Data Aggregation and Information Loss* (Vol. 58, Number 4).
- Shlifer, E., & Wolff, R. W. (1979). Aggregation and Proration in Forecasting. *Management Science*, 25(6), 594–603. <https://doi.org/10.1287/mnsc.25.6.594>
- Syntetos, A. A., Babai, Z., Boylan, J. E., Kolassa, S., & Nikolopoulos, K. (2016). Supply chain forecasting: Theory, practice, their gap and the future. In *European Journal of Operational Research* (Vol. 252, Number 1, pp. 1–26). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.11.010>

- Tadayonrad, Y., & Ndiaye, A. B. (2023). A new key performance indicator model for demand forecasting in inventory management considering supply chain reliability and seasonality. *Supply Chain Analytics*, 3, 100026. <https://doi.org/10.1016/j.sca.2023.100026>
- Wickramasuriya, S. L., Athanasopoulos, G., & Hyndman, R. J. (2019). Optimal Forecast Reconciliation for Hierarchical and Grouped Time Series Through Trace Minimization. *Journal of the American Statistical Association*, 114(526), 804–819. <https://doi.org/10.1080/01621459.2018.1448825>
- Widiarta, H., Viswanathan, S., & Piplani, R. (2009). Forecasting aggregate demand: An analytical evaluation of top-down versus bottom-up forecasting in a production planning framework. *International Journal of Production Economics*, 118(1), 87–94. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2008.08.013>
- WTO. (2022). *RECENT EVOLUTION OF DEVELOPED-ECONOMY MSME PARTICIPATION IN INTERNATIONAL TRADE MSME Research note #1 2 Recent evolution of developed-economy MSME participation in international trade*. [https://www.wto.org/english/tratop\\_e/msmes\\_e/ersd\\_research\\_note1\\_msme\\_in\\_developed\\_economies.pdf](https://www.wto.org/english/tratop_e/msmes_e/ersd_research_note1_msme_in_developed_economies.pdf)