



Transformasi UMKM Kuliner dan Kerajinan dengan Machine Learning: Meningkatkan Akurasi Prediksi Permintaan Produk di Provinsi NTB

Hanifah Muthiah^{1*}, Mulyadin², Fani Fitriani³

¹⁻³ Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi Bima, Indonesia

*Penulis Korespondensi: hanifahmuthiah93@gmail.com

Abstract. *The Industry 5.0 revolution influences business effectiveness by prioritizing digital transformation to unlock significant growth opportunities for MSMEs in Indonesia's culinary and handicraft sectors—which play a vital role in the national economy—particularly through the optimization of production and sales processes. A major challenge facing these MSMEs is product demand uncertainty. This study aims to improve demand prediction accuracy to enhance customer service and minimize inefficiencies associated with overstocking and understocking (which lead to lost sales opportunities). It explores the implementation of machine learning—specifically Support Vector Regression (SVR)—to predict product demand and boost MSME efficiency and competitiveness in a highly competitive digital era, analyzing key factors influencing business success. The dataset comprises 10 MSMEs, 20 MSME-product series, and 480 observations spanning January 2024 to December 2025. The model incorporates sales lags, moving averages, seasonal events, the rainy season, unit prices, and a 12-month cyclical component. The SVR model yielded an MAE of 19.54 units, an RMSE of 35.67 units, and a MAPE of 5.92%. While the model outperformed the seasonal-naive approach (MAPE 6.35%), it did not surpass the naive lag-1 method (MAPE 5.07%). However, the inclusion of external factors reduced the MAPE from 6.57% to 5.92% compared to an SVR model without such factors. These prediction results can serve as a foundation for production and inventory planning, with future developments intended to incorporate more dynamic pricing variables and comprehensive market factors.*

Keywords: *Forecasting Accuracy; Machine Learning; MSMEs; Product Demand; Transformation.*

Abstrak. Revolusi industri 5.0 memiliki pengaruh terhadap efektivitas suatu bisnis yang mengedepankan transformasi digital guna membuka peluang yang sangat besar dalam mendorong pertumbuhan UMKM bidang kuliner dan kerajinan di Indonesia, karena UMKM memainkan peran yang sangat penting dalam perekonomian Indonesia, salah satunya adalah dengan melakukan optimalisasi terutama pada proses produksi dan penjualan. Salah satu tantangan terbesar yang dihadapi oleh UMKM adalah ketidakpastian dalam permintaan produk, khususnya pada sektor kuliner dan kerajinan. Penelitian ini bertujuan untuk prediksi permintaan yang lebih akurat agar dapat meningkatkan layanan pelanggan, serta mengurangi pemborosan stok (overstock) dan kekurangan stok (understock) yang mengakibatkan kehilangan peluang penjualan. Penelitian ini dilakukan untuk mengeksplorasi implementasi machine learning dalam memprediksi permintaan produk sebagai langkah meningkatkan efisiensi dan daya saing UMKM di era digital yang sangat ketat dengan menggunakan metode Support Vector Regression (SVR) yang diterapkan dalam menganalisis faktor-faktor kunci yang mempengaruhi keberhasilan suatu usaha. Data mencakup 10 UMKM, 20 seri UMKM-produk, dan 480 observasi selama Januari 2024–Desember 2025. Model menggunakan lag penjualan, moving average, event musiman, musim hujan, harga satuan, dan komponen siklus 12 bulan. SVR menghasilkan MAE 19.54 unit, RMSE 35.67 unit, dan MAPE 5.92%. Model lebih baik daripada seasonal-naive (MAPE 6.35%), tetapi belum mengungguli naive lag-1 (MAPE 5.07%). Dibandingkan SVR tanpa faktor eksternal, penambahan faktor eksternal menurunkan MAPE dari 6.57% menjadi 5.92%. Hasil prediksi dapat digunakan sebagai dasar perencanaan produksi dan persediaan, dengan pengembangan berikutnya berupa penambahan variabel harga yang lebih dinamis dan faktor pasar yang lebih lengkap.

Kata Kunci: Akurasi Prediksi; *Machine Learning*; Permintaan Produk; Transformasi; UMKM

1. LATAR BELAKANG

Pada Era Revolusi Industri 5.0 Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) memainkan peran yang sangat penting dalam perekonomian Indonesia, termasuk di Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB). UMKM berkontribusi lebih dari 60% terhadap Produk Domestik Bruto

(PDB) Indonesia dan menyerap sekitar 97% tenaga kerja di sektor non-pertanian (Kementerian Koordinator Bidang Perekonomian Kepala Biro Komunikasi, 2023). Lebih dari 99,2% perusahaan yang ada di Provinsi NTB tergolong UMKM (Indonesia & STATISTIK, 2016). Pada sektor UMKM di NTB, salah satu yang terbesar bergerak di bidang kuliner dan kerajinan, karena UMKM di NTB terbagi menjadi 29,89% industri makanan dan minuman (kuliner) dan 39,68% industri kerajinan (Eka Wijaya & Febrihadini, 2023). UMKM di NTB memiliki potensi besar untuk berkembang dan perlu didorong dalam wujud industri kreatif yang berdaya saing, baik di level lokal, nasional, regional, maupun internasional, sehingga dapat menopang ekonomi secara lebih kuat dan berkelanjutan, namun juga menghadapi tantangan besar dalam hal manajemen produksi, distribusi, dan prediksi permintaan pasar yang fluktuatif.

Salah satu tantangan terbesar yang dihadapi oleh UMKM adalah ketidakpastian dalam permintaan produk. Fluktuasi permintaan yang tinggi, khususnya pada sektor kuliner dan kerajinan, menyebabkan kesulitan dalam perencanaan produksi yang efisien. Ketidak tepatan dalam memprediksi permintaan dapat menyebabkan kerugian besar, baik berupa kelebihan stok yang tidak terjual maupun kekurangan stok yang mengakibatkan kehilangan peluang penjualan (Zhao et al., 2021). Hal ini sangat merugikan UMKM karena mereka seringkali tidak memiliki sistem yang dapat mendukung keputusan berbasis data untuk merencanakan permintaan di masa depan.

Machine learning adalah salah satu cabang kecerdasan buatan yang memungkinkan sistem untuk mempelajari pola dari data historis dan membuat prediksi tanpa perlu pemrograman eksplisit (Alpaydin, 2021). Penerapan *machine learning* dalam prediksi permintaan produk telah terbukti meningkatkan akurasi prediksi, yang berujung pada efisiensi operasional yang lebih baik (Liu et al., 2022). Implementasi teknologi ini di sektor UMKM kuliner dan kerajinan di NTB dapat membantu para pelaku usaha untuk merencanakan produksi dan distribusi dengan lebih baik, memanfaatkan data yang ada, dan meningkatkan daya saing mereka dalam pasar yang semakin kompetitif. Kondisi UMKM di NTB masih menghadapi berbagai tantangan, yaitu kurangnya sumber daya manusia yang terampil dalam mengelola data, keterbatasan akses terhadap infrastruktur digital yang memadai, serta minimnya pemahaman tentang cara memanfaatkan teknologi ini untuk meningkatkan performa usaha (Erwin et al., 2023).

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini dirumuskan untuk mengeksplorasi penerapan *machine learning* pada UMKM kuliner dan kerajinan di NTB untuk mengetahui karakteristik pola permintaan/penjualan produk pada UMKM kuliner dan kerajinan, serta

untuk menilai sejauh mana teknologi ini dapat meningkatkan akurasi prediksi permintaan produk dan efisiensi operasional UMKM di wilayah tersebut.

Urgensi Penelitian tentang penerapan *machine learning* untuk meningkatkan akurasi prediksi permintaan produk pada UMKM kuliner dan kerajinan di Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB) memiliki urgensi yang sangat tinggi mengingat tantangan besar yang dihadapi oleh sektor UMKM di daerah ini. Berikut adalah beberapa alasan mengapa penelitian ini sangat penting, yaitu meningkatkan daya saing UMKM di era digital (Arif & Munandar, 2024), meningkatkan efisiensi dan mengurangi pemborosan (Eka Wijaya & Febrihadini, 2023), pengembangan ekonomi lokal, membantu UMKM mengatasi tantangan sumber daya dan infrastruktur (Utami et al., 2024), peningkatan keberlanjutan UMKM dalam jangka panjang (Alpaydin, 2021), serta potensi pengembangan sektor pariwisata dan produk lokal.

Penerapan *Machine Learning* dalam Prediksi Permintaan Produk pada UMKM

Machine learning adalah cabang dari kecerdasan buatan yang memungkinkan sistem untuk belajar dari data historis dan membuat prediksi yang lebih akurat (Alpaydin, 2021). Pada UMKM kuliner dan kerajinan, teknologi ini dapat digunakan untuk menganalisis pola penjualan, tren pasar, dan faktor eksternal lain yang memengaruhi permintaan produk. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa penerapan *machine learning* dapat meningkatkan akurasi prediksi (Liu et al., 2022; Muhammad et al., 2021; Muthiah, 2022; Muthiah & Efendi, n.d.; Putri & Arianto, 2024; Sembiring & Sembiring, 2024; Zhao et al., 2021). Akurasi terbaik juga terdapat pada prediksi permintaan produk yang mengarah pada pengelolaan stok yang lebih baik, pengurangan pemborosan, dan peningkatan kepuasan pelanggan (Muthiah & Hamidah, 2025) (Firanti, 2024) (Meilasari, 2022). Algoritma *machine learning* yang umum digunakan dalam prediksi permintaan (Bintoro et al., 2024). Beberapa penelitian terdahulu mengidentifikasi faktor-faktor utama yang mempengaruhi penerapan teknologi ini di UMKM (Octiva et al., 2024; Sriningsih & Mustamin, 2024; Zaini, 2024), antara lain sumber daya manusia, infrastruktur digital, budaya inovasi, dan akses terhadap data yang berkualitas.

Pendekatan Pemecahan Masalah

Penelitian ini menerapkan pendekatan pemecahan masalah sangat inovatif karena menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis data (*data-driven*) dengan memanfaatkan *machine learning* untuk mendukung transformasi digital UMKM pada sektor kuliner dan kerajinan di Provinsi NTB dalam memprediksi permintaan produk, sehingga menjadi lebih efisien dan efektif, serta memperkuat adaptabilitas UMKM terhadap perubahan pasar di masa yang akan datang. Data penjualan historis dijadikan dasar untuk mengidentifikasi karakteristik pola permintaan (tren, musiman, dan fluktuasi), kemudian dibangun model

prediksi menggunakan salah satu metode *machine learning* yaitu *support vector regression* (SVR) agar menghasilkan estimasi permintaan yang lebih akurat sebagai landasan pengambilan keputusan produksi, persediaan, distribusi, mengurangi pemborosan, dan mendukung keberlanjutan usaha UMKM dalam jangka panjang, sekaligus memperbesar peluang penguatan ekonomi lokal dan sektor pariwisata melalui ketersediaan produk yang lebih tepat sasaran

Strategi Pemecahan Masalah

Strategi pemecahan masalah penelitian dirancang bertahap dan aplikatif agar dapat diadopsi UMKM meski menghadapi keterbatasan SDM dan infrastruktur digital. Tahap awal dilakukan pengumpulan, standarisasi, dan pembersihan data penjualan periodik UMKM, kemudian rekayasa fitur yang relevan (misalnya periode waktu, musim/agenda pariwisata, promosi, dan harga jika tersedia) untuk meningkatkan kualitas prediksi. Selanjutnya, model SVR dilatih dan diuji menggunakan validasi deret waktu serta dievaluasi dengan metrik MAE/MAPE/RMSE untuk memastikan akurasi dan stabilitas prediksi. Hasil prediksi diterjemahkan menjadi rekomendasi operasional sederhana (perencanaan produksi, manajemen stok, dan distribusi) untuk menekan risiko *overstock/understock*, meningkatkan efisiensi, dan memperkuat daya saing UMKM, sekaligus menjadi dasar rekomendasi kebijakan/pendampingan terkait pelatihan data dan dukungan infrastruktur agar adopsi teknologi berkelanjutan di NTB.

2. KAJIAN TEORITIS

Penelitian-penelitian sebelumnya banyak melakukan prediksi/peramalan pada beberapa bidang dan fenomena, yaitu kesehatan (Mohan et al., 2022; Piccialli et al., 2021), curah hujan (Barrera-Animas et al., 2022; Maulana & Rosalina, 2024), energi (Aziza, 2022; Muthiah, 2022; Muthiah & Efendi, n.d.), serta ekonomi dan bisnis (Awanda & Oktafianto, 2021; Gea et al., 2024; Meher et al., 2021). Hasil tinjauan literatur sistematis terhadap 70 artikel menunjukkan bahwa *machine learning* memiliki peran penting dalam sistem rantai pasok, terutama pada penerapan manajemen inventori untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi pengambilan keputusan (Hendstein & Katsu, 2022). Penelitian sebelumnya yang dilakukan peneliti lain menghasilkan SVR lebih baik dibandingkan dengan model peramalan permintaan lainnya (Priyadarshi et al., 2019)(Dash et al., 2023). Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh pengusul terkait integrasi *machine learning* untuk optimalisasi permintaan produk pada salah satu UMKM kuliner di Kota Bima dengan pendekatan metode prediksi/peramalan *support vector machine* (SVM) dan *reccurent neural network* (RNN) sehingga diperoleh hasil *machine*

learning memberikan dampak positif terhadap kinerja UMKM kuliner tersebut dengan menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat, terutama dalam konteks menghadapi ketidakpastian permintaan diberbagai periode (Muthiah & Hamidah, 2025). Penelitian lainnya yang dilakukan pengusul terkait strategi peningkatan ekonomi kreatif melalui prediksi permintaan produk UMKM kerajinan dengan pendekatan *random forest* menghasilkan hasil akurasi prediksi yang cukup tinggi, sehingga berpotensi meningkatkan pendapatan UMKM kerajinan Kota Bima sebesar 15-20% per tahun (Muthiah et al., 2025).

Penelitian saat ini melakukan pengembangan transformasi pada UMKM kuliner dan kerajinan pada wilayah capaian yang lebih luas, yaitu di Provinsi NTB dengan machine *learning* menggunakan pendekatan metode *supervised learning*, yaitu *support vector regression* (SVR) yang merupakan pengembangan dari SVM, dimana memiliki aspek pendekatan dan metode yang berbeda dari penelitian terdahulu, maka optimalisasi rantai produksi UMKM diharapkan dapat tercapai dengan lebih baik. Optimalisasi rantai produksi menghasilkan manajemen stok produk pada UMKM menjadi lebih efisien dan efektif.

3. METODE PENELITIAN

Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan kuisioner dan wawancara mendalam untuk mendapatkan data terkait volume penjualan bulanan sebagai data yang digunakan untuk melakukan prediksi permintaan produk penjualan pada UMKM Kuliner dan Kerajinan. Pendekatan ini memungkinkan UMKM untuk merancang strategi produksi dan pemasaran yang lebih efektif dalam merespons dinamika pasar.

Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan jenis penelitian kuantitatif prediktif atau peramalan, dimana dapat menghasilkan peramalan data untuk memprediksi volume permintaan pada penjualan produk UMKM kuliner dan kerajinan di masa yang akan datang.

Proses (Prosedur) Penelitian

Tahap 1. Persiapan dan perancangan penelitian, yaitu studi literatur, perumusan variabel (penjualan bulanan dan faktor eksternal), penyusunan instrumen kuesioner dan panduan wawancara, serta penetapan kriteria *purposive sampling* dan rencana pengumpulan data. Tahap 2. Penentuan sampel dan pengumpulan data, yaitu teknik sampling yang digunakan adalah *Purposive sampling* 10 UMKM (kuliner & kerajinan) sesuai kriteria: operasional lebih dari 1 tahun, data penjualan periodik memadai, 1–3 produk unggulan, dan bersedia memberikan data. Pengumpulan dilakukan melalui kuesioner, wawancara, dan dokumentasi catatan penjualan

bulanan. Tahap 3. Validasi, integrasi, dan pra-pemrosesan data, yaitu triangulasi (kuesioner, wawancara, bukti penjualan), *cleaning* (*missing/outlier/inkonsistensi*), standarisasi format waktu bulanan, dan pembentukan dataset deret waktu (masing-masing UMKM dan produknya). Tahap 4. Pemodelan SVR dan evaluasi kinerja, yaitu pembagian data *time series* (*train validation test* tanpa *shuffle*), pemodelan SVR (pemilihan kernel, *tuning hyperparameter C-gamma-epsilon*), serta evaluasi menggunakan MAE/MAPE/RMSE. Tahap 5. Formulasi rekomendasi operasional dan validasi praktis, yaitu menginterpretasikan hasil prediksi ke rekomendasi produksi, stok, dan distribusi dengan menyusun skenario keputusan (misal: *reorder point* sederhana berbasis prediksi), lalu validasi melalui diskusi singkat dengan UMKM (*feedback*).

Populasi dan Sampel Penelitian

Populasi penelitian ini adalah seluruh UMKM kuliner dan kerajinan di wilayah Provinsi NTB. Teknik pengambilan sampel dalam penelitian ini menggunakan *purposive sampling*, yaitu teknik penentuan sampel dengan menetapkan kriteria tertentu pada responden (Kuantitatif, 2016). Kriteria responden meliputi: 1) Durasi operasional minimal 1 tahun; 2) Ketertarikan dalam penerapan teknologi digital; 3) Memiliki pengalaman dalam penjualan yang stabil ; 4) Memiliki riwayat data penjualan periodik yang memadai; 5) Memiliki 1–3 produk unggulan; 6) Bersedia memberikan data penjualan untuk kepentingan penelitian

Sampel yang digunakan sebanyak 10 UMKM kuliner dan kerajinan, sampel ini akan menyesuaikan dengan keadaan di lapangan dan kesediaan pelaku UMKM dalam memberikan data. Data yang dikumpulkan meliputi volume penjualan periodik produk unggulan dan faktor eksternal yang mempengaruhi permintaan.

Metode Pengumpulan Data

Sumber data Penelitian ini adalah data primer dengan menggunakan kuisisioner dan wawancara, serta data sekunder penjualan periodik 2 tahun terakhir.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

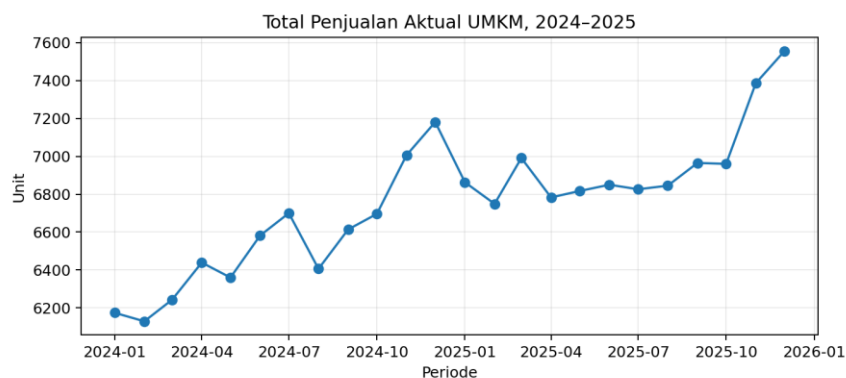
Gambaran Data

Tabel 1. Gambaran Data.

Kategori	N	Mean	SD	Min	Maks
Kuliner	240	646.51	282.90	237	1339
Kerajinan	240	28.99	8.63	16	51

Perbedaan skala penjualan antara kuliner dan kerajinan pada dasarnya mencerminkan perbedaan karakter ekonomi kedua sektor tersebut. Produk kuliner seperti Cendol, Es Teh Jasmine, dan Teh Tarik merupakan kebutuhan konsumsi harian dengan harga satuan rendah dan frekuensi pembelian tinggi (*fast-moving product*), sehingga volume penjualan bulanannya besar, yaitu rata-rata 646.51 unit. Sebaliknya, produk kerajinan seperti kain tenun bersifat lebih tahan lama, harga satuan lebih tinggi, dan dibeli tidak sesering produk kuliner, sehingga volume penjualannya jauh lebih kecil, rata-rata hanya 28.99 unit per bulan. Perbedaan pola konsumsi inilah yang membuat kedua sektor perlu dikelola dengan strategi produksi dan persediaan yang berbeda, dimana kuliner menuntut perputaran stok cepat dan sensitif terhadap kekurangan pasokan harian, sedangkan kerajinan lebih menuntut ketepatan perencanaan produksi jangka menengah karena nilai modal yang tertanam per unit lebih besar. Karena skala kedua kelompok produk sangat berbeda, penelitian ini menggunakan MAPE (kesalahan dalam bentuk persentase) untuk membandingkan performa model secara adil antarproduk, sementara MAE (kesalahan dalam satuan unit) digunakan untuk menerjemahkan hasil ke dalam ukuran yang lebih mudah dipahami pelaku usaha, yaitu jumlah barang.

Perbedaan pola permintaan antarproduk menunjukkan bahwa karakteristik produk perlu menjadi pertimbangan dalam pemilihan metode peramalan. Literatur mengenai *retail forecasting* menunjukkan bahwa peramalan pada tingkat produk menghadapi karakteristik permintaan yang beragam dan dipengaruhi oleh faktor operasional maupun konteks pasar. Oleh karena itu, tidak terdapat satu metode peramalan yang secara konsisten paling baik untuk seluruh jenis produk, sehingga pemilihan model perlu mempertimbangkan pola historis dan karakteristik masing-masing produk (Fildes et al., 2022).



Gambar 1. Total Penjualan Aktual seluruh seri UMKM selama 2024-2025.

Total penjualan menunjukkan fluktuasi antarbulan dan perubahan level dari waktu ke waktu. Dari sudut pandang ekonomi, fluktuasi ini wajar terjadi karena permintaan UMKM sangat dipengaruhi oleh daya beli musiman masyarakat, misalnya meningkatnya belanja

menjelang hari besar keagamaan atau acara adat setempat, serta menurunnya aktivitas ekonomi pada bulan-bulan tertentu. Pola naik-turun yang berulang inilah yang mendasari penggunaan data penjualan bulan-bulan sebelumnya (*lag*) dan fitur musiman dalam model, karena perilaku konsumen cenderung berulang pada waktu yang serupa setiap tahunnya. Pada data terbaru, struktur penelitian juga menjadi lebih kaya karena tersedia informasi *event* dan musim hujan, sehingga pengaruh faktor-faktor di luar kebiasaan belanja rutin dapat mulai dipertimbangkan.

Pola *Event* dan Musim Hujan

Tabel 2. Pola *Event*.

Kategori	Non-event	Event
Kuliner	641.54	661.42
Kerajinan	28.46	30.27

Rata-rata penjualan pada event lebih tinggi daripada non-event pada kedua kategori. Kuliner meningkat dari 641.54 menjadi 661.42 unit, sedangkan kerajinan dari 28.46 menjadi 30.27 unit. Secara ekonomi, kenaikan ini masuk akal karena *event* seperti Pawai Rimpu dan acara musiman lainnya biasanya mengumpulkan lebih banyak orang di satu lokasi dan waktu yang sama, sehingga menciptakan lonjakan permintaan sesaat (*surge demand*) baik untuk konsumsi langsung (kuliner) maupun untuk oleh-oleh dan suvenir (kerajinan). Kondisi ini sejalan dengan perilaku ekonomi umum masyarakat, di mana momen keramaian atau perayaan mendorong peningkatan belanja di luar pola konsumsi harian biasa. Perbedaan yang konsisten inilah yang mendukung penggunaan variabel *event musiman* sebagai prediktor, karena UMKM dapat memanfaatkan kalender event untuk menyiapkan stok tambahan lebih awal.

Temuan tersebut memperkuat pandangan bahwa kalender dan kejadian khusus perlu diperhitungkan dalam peramalan permintaan. Hari-hari khusus atau *special calendar days* dapat menghasilkan pola permintaan yang berbeda dibandingkan hari normal dan informasi tersebut relevan untuk mendukung keputusan produksi serta pemesanan (Huber dan Stuckenschmidt, 2020). Dengan demikian, pencatatan *event* lokal secara sistematis dapat menjadi sumber informasi tambahan bagi UMKM dalam mengantisipasi perubahan permintaan.

Tabel 3. Pola Musim Hujan.

Kategori	Tidak hujan	Musim hujan
Kuliner	640.92	654.34
Kerajinan	29.39	28.44

Pada kuliner, rata-rata penjualan sedikit lebih tinggi pada musim hujan, sedangkan pada kerajinan justru sedikit lebih rendah. Pola ini dapat dijelaskan secara ekonomi melalui perbedaan kebiasaan konsumen, yaitu saat musim hujan, masyarakat cenderung mengurangi aktivitas berbelanja langsung ke toko atau sentra kerajinan karena keterbatasan mobilitas, sementara kebutuhan konsumsi harian seperti makanan dan minuman tetap berjalan atau bahkan sedikit meningkat karena orang lebih memilih membeli makanan siap saji daripada memasak sendiri. Meskipun demikian, perbedaan tersebut relatif kecil dibandingkan variasi penjualan secara keseluruhan, sehingga musim hujan sebaiknya dipandang sebagai informasi tambahan yang memperkaya pemahaman pola permintaan, bukan sebagai faktor penentu utama dalam perencanaan usaha.

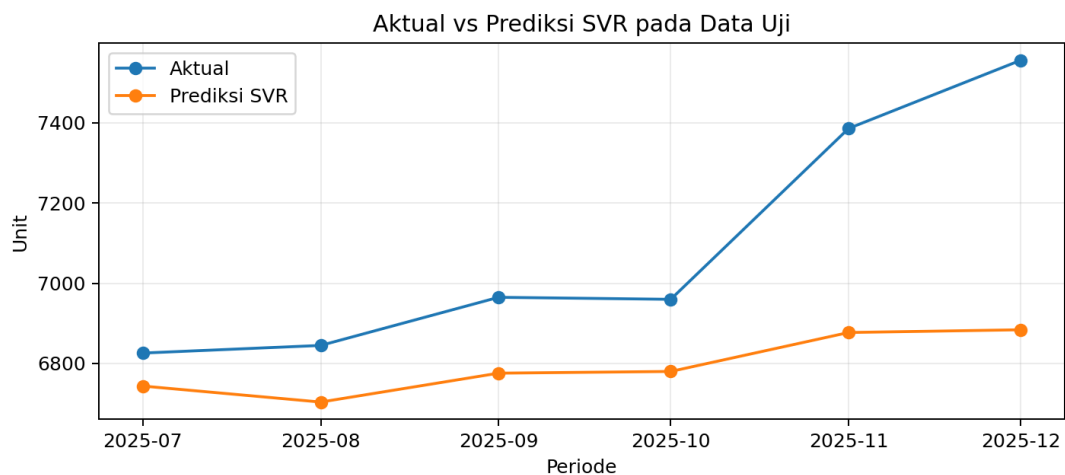
Penggunaan informasi cuaca sebagai variabel tambahan juga memiliki dasar empiris dalam literatur perilaku konsumen. Pada penelitian Murray et al. (2010) menemukan bahwa kondisi cuaca dapat berkaitan dengan perubahan perilaku pengeluaran konsumen. Namun, pengaruh cuaca tidak selalu memiliki arah dan kekuatan yang sama pada seluruh kategori produk. Oleh karena itu, hasil penelitian ini yang menunjukkan perbedaan relatif kecil antara periode hujan dan tidak hujan lebih tepat dipahami sebagai indikasi bahwa cuaca merupakan informasi kontekstual tambahan, bukan determinan tunggal permintaan.

Informasi Harga

Harga tersedia untuk 18 dari 20 seri dan umumnya konstan sepanjang 24 bulan. Temuan ini sesungguhnya juga merupakan gambaran ekonomi yang penting tentang perilaku penetapan harga pada UMKM, dimana pelaku usaha kecil umumnya menetapkan harga jual berdasarkan biaya produksi dan kebiasaan pasar setempat (*cost-plus pricing*), lalu mempertahankannya dalam waktu lama karena perubahan harga dapat berisiko mengurangi kepercayaan pelanggan tetap atau memerlukan biaya penyesuaian (*menu cost*) yang dirasa tidak sebanding dengan manfaatnya, terutama pada skala usaha kecil. Karena harga relatif tidak berubah dalam periode pengamatan, harga dalam penelitian ini lebih berfungsi sebagai karakteristik level produk (menunjukkan segmen harga suatu produk) daripada sebagai faktor yang dapat menjelaskan naik-turunnya penjualan dari bulan ke bulan. Dengan demikian, hasil model tidak boleh ditafsirkan sebagai bukti bahwa perubahan harga menyebabkan perubahan penjualan (elastisitas harga), karena variasi harga yang tersedia dalam data memang sangat terbatas. Keterbatasan ini penting dicatat sebagai bahan penelitian lanjutan, misalnya dengan mencatat harga secara berkala agar respons konsumen terhadap perubahan harga dapat benar-benar dipelajari.

Dalam konteks peramalan permintaan, informasi harga seharusnya memberikan nilai prediktif terutama ketika terdapat variasi harga yang cukup sepanjang periode pengamatan. Informasi eksternal, termasuk faktor pemasaran dan promosi, dapat meningkatkan kompleksitas sekaligus memberikan informasi tambahan dalam peramalan permintaan (Fildes et al., 2022). Dengan demikian, harga yang relatif konstan pada sebagian besar seri dalam penelitian ini membatasi kemampuan variabel tersebut untuk menjelaskan perubahan permintaan antarperiode.

Kinerja SVR dengan Faktor Eksternal



Gambar 2. Aktual dan prediksi SVR pada data uji Juli–Desember 2025.

SVR dengan faktor eksternal menghasilkan MAE 19.54 unit, RMSE 35.67 unit, dan MAPE 5.92%. Secara sederhana, angka MAPE 5.92% berarti bahwa rata-rata perkiraan model hanya meleset sekitar 6 dari setiap 100 unit yang sebenarnya terjual, sebuah tingkat kesalahan yang cukup rendah dan dapat diandalkan untuk membantu pelaku UMKM menentukan jumlah produksi bulanan. Hasil tersebut lebih baik daripada SVR tanpa faktor eksternal yang menghasilkan MAPE 6.57%. Penurunan MAPE sekitar 9.9% menunjukkan bahwa event, musim hujan, dan informasi harga yang tersedia memberikan informasi tambahan bagi model. Secara konseptual, penggunaan variabel eksternal dalam peramalan juga sesuai dengan pendekatan *time series forecasting* yang memungkinkan variabel prediktor digunakan untuk memberikan informasi di luar riwayat variabel yang diramalkan. Variabel prediktor dapat memberikan informasi tambahan dalam peramalan, meskipun manfaatnya tetap bergantung pada kualitas informasi dan kemampuan variabel tersebut menjelaskan perubahan pada data masa depan (Hyndman dan Athanasopoulos, 2021). Dari perspektif ekonomi, temuan ini menegaskan bahwa permintaan UMKM tidak semata-mata ditentukan oleh kebiasaan pembelian rutin, tetapi juga dipengaruhi oleh konteks sosial dan lingkungan di sekitar usaha,

seperti ramainya suatu acara atau kondisi cuaca yang mengubah pola mobilitas konsumen. Artinya, pelaku usaha yang jeli membaca kalender kegiatan lokal dan kondisi musiman berpotensi mengambil keputusan produksi yang lebih tepat dibandingkan yang hanya mengandalkan catatan penjualan bulan sebelumnya.

Meskipun demikian, nilai MAPE 5,92% belum menjadi bukti bahwa seluruh faktor eksternal penting dengan kekuatan yang sama. SVR bekerja layaknya "kotak hitam" yang menggabungkan banyak informasi sekaligus untuk menghasilkan satu angka prediksi, sehingga model ini tidak dirancang untuk menjelaskan seberapa besar pengaruh masing-masing faktor secara terpisah, sebagaimana halnya analisis regresi ekonomi konvensional. Oleh karena itu, penelitian ini tidak mengklaim, misalnya, bahwa "musim hujan menaikkan penjualan sebesar sekian persen" sebagai hubungan sebab-akibat. Kesimpulan yang benar-benar didukung oleh data adalah bahwa kombinasi seluruh fitur tersebut, bila digunakan bersama-sama, menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan model yang hanya mengandalkan riwayat penjualan semata.

Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian terdahulu yang menunjukkan bahwa pendekatan *machine learning* dapat digunakan dalam peramalan permintaan pada konteks rantai pasok. Pada penelitian Carbonneau et al. (2008) membandingkan beberapa pendekatan *machine learning*, termasuk *support vector machines*, dengan metode peramalan tradisional dan menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *machine learning* memiliki potensi dalam menangani peramalan permintaan. Secara lebih spesifik, penelitian lainnya oleh Lu dan Wang (2010) menerapkan *Support Vector Regression* dalam peramalan permintaan produk dan menunjukkan bahwa SVR dapat digunakan untuk membangun model prediksi permintaan setelah karakteristik data diproses terlebih dahulu.

Perbandingan dengan *Baseline*

SVR lebih baik daripada *seasonal naïve* dengan MAPE 6.35%, tetapi *naïve lag-1* (sekadar menggunakan angka penjualan bulan lalu sebagai perkiraan bulan berikutnya) masih lebih baik dengan MAPE 5.07%. Hasil tersebut memperlihatkan bahwa penggunaan algoritma yang lebih kompleks tidak secara otomatis menghasilkan akurasi yang lebih tinggi. Dalam praktik peramalan, metode *naïve* merupakan *baseline* yang penting karena pada pola permintaan yang persisten, informasi periode sebelumnya dapat menjadi prediktor yang sangat kuat. Metode *naïve* sebagai salah satu pendekatan dasar yang penting dalam evaluasi peramalan (Hyndman dan Athanasopoulos, 2021), sedangkan hasil kompetisi peramalan berskala besar juga menunjukkan bahwa metode sederhana tetap dapat menjadi pembanding yang sangat kuat bagi metode yang lebih kompleks (Makridakis et al., 2020). Temuan ini sebenarnya

mencerminkan fenomena ekonomi yang cukup umum pada usaha kecil, yaitu kelekatan permintaan (*demand persistence*), dimana pelanggan UMKM di NTB cenderung memiliki kebiasaan belanja yang stabil dari bulan ke bulan, sehingga penjualan bulan lalu menjadi acuan yang sudah cukup kuat untuk memperkirakan penjualan bulan berikutnya, tanpa perlu model yang rumit. Dengan demikian, model *machine learning* seperti SVR memberikan nilai tambah yang lebih terasa justru pada kondisi yang lebih dinamis, yaitu ketika ada *event*, perubahan musim, atau faktor lain yang membuat pola penjualan menyimpang dari kebiasaan bulan sebelumnya.

Performa Produk

Performa antarproduk cukup beragam. MAPE terendah diperoleh Cendol (3.97%), Kain Tenun Tembe Nggoli Sentra Tenun Rabadompu 2 (4.04%), Es Teh Jasmine (4.57%), dan Teh Tarik (4.94%). MAPE tertinggi terdapat pada Ayam Kampung Songkem (9.71%). Perbedaan ini dapat dijelaskan dari sisi ekonomi produk masing-masing. Produk seperti Cendol, Es Teh Jasmine, dan Teh Tarik adalah minuman harian dengan pola permintaan yang cenderung stabil dan berulang, sehingga lebih mudah diprediksi. Kain tenun dari sentra tertentu juga memiliki pasar yang relatif tetap karena dijual pada segmen pembeli khusus (kolektor, wisatawan, atau pemesan adat). Sebaliknya, produk berbasis unggas seperti Ayam Kampung Songkem lebih sulit diprediksi karena dipengaruhi oleh faktor pasokan bahan baku yang lebih fluktuatif, misalnya ketersediaan dan harga ayam kampung hidup di tingkat peternak/pemasok, serta permintaan yang lebih sensitif terhadap acara atau hajatan tertentu. Variasi ini menunjukkan bahwa karakteristik ekonomi produk, bukan hanya kemampuan algoritma, ikut menentukan seberapa akurat penjualan dapat diprediksi.

Perbedaan performa antarproduk juga menunjukkan pentingnya pemilihan model berdasarkan karakteristik deret permintaan. Pada penelitian Fildes et al. (2022) menekankan bahwa peramalan pada tingkat produk menghadapi heterogenitas pola permintaan, sementara Villegas et al. (2018) menunjukkan bahwa pemilihan model dapat menjadi semakin penting pada kondisi permintaan yang volatil. Dengan demikian, penggunaan SVR pada UMKM sebaiknya bersifat selektif dan diarahkan terutama pada produk yang memiliki pola permintaan lebih kompleks atau dipengaruhi oleh faktor eksternal.

Jika dibandingkan dengan *naive lag-1* pada masing-masing seri, SVR lebih baik pada 5 dari 20 seri. Bagi pelaku UMKM, temuan ini membawa pesan praktis: tidak semua produk membutuhkan model prediksi yang canggih. Produk dengan pola permintaan yang sudah stabil cukup diperkirakan dari data penjualan bulan sebelumnya, sehingga UMKM dapat menghemat waktu dan sumber daya. Sebaliknya, produk dengan permintaan yang lebih fluktuatif, biasanya

yang lebih terpengaruh event, musim, atau kondisi pasokan, akan lebih diuntungkan bila menggunakan model berbasis data seperti SVR untuk membantu perencanaan.

Interpretasi Sederhana

Secara sederhana, dapat dikatakan bahwa model prediksi ini "belajar" dari kebiasaan ekonomi yang berulang. Ketika perilaku pembelian pelanggan cukup teratur dan sinyal-sinyal yang tercatat, seperti pola bulan sebelumnya, musim, dan event, cukup konsisten menggambarkan kondisi tersebut, model dapat memberikan prediksi yang akurat. Sebaliknya, ketika penjualan berubah karena hal-hal yang tidak tercatat dalam data, misalnya munculnya pesaing baru, promosi mendadak, perubahan pendapatan masyarakat, atau kejadian tak terduga lainnya, model akan kesulitan mengikuti perubahan tersebut karena informasinya memang tidak tersedia. Dengan kata lain, tingkat kesalahan yang lebih tinggi pada suatu produk tidak selalu berarti model atau algoritmanya kurang baik, tetapi lebih mencerminkan keterbatasan data ekonomi yang dapat direkam oleh UMKM saat ini.

Arah Kesalahan Prediksi

Mean signed error model adalah -14.78 unit dan mean percentage error -3.78%. Nilai negatif menunjukkan model cenderung *underpredict*, artinya perkiraan penjualan yang dihasilkan sedikit lebih rendah daripada penjualan yang sebenarnya terjadi. Bagi UMKM, kecenderungan ini penting untuk diperhatikan karena secara ekonomi, kesalahan meremehkan permintaan (*underprediction*) umumnya menimbulkan biaya yang lebih besar dibandingkan kesalahan melebihi permintaan. Ketika stok tidak mencukupi, pelaku usaha berpotensi kehilangan penjualan langsung (*lost sales*), mengecewakan pelanggan, dan bahkan mendorong pelanggan beralih ke usaha lain, sedangkan kelebihan stok pada umumnya hanya menambah biaya penyimpanan yang relatif lebih kecil dan masih dapat dijual pada periode berikutnya.

Pada beberapa bulan akhir periode uji, penjualan aktual meningkat lebih cepat daripada yang diperkirakan model. Kondisi ini menunjukkan adanya lonjakan permintaan yang belum sepenuhnya tertangkap oleh informasi yang tersedia, sehingga model masih membutuhkan sinyal eksternal yang lebih sensitif terhadap perubahan kondisi pasar, misalnya informasi promosi, jumlah kunjungan wisatawan, atau perubahan harga bahan baku. Karena harga pada sebagian besar seri tidak berubah antarbulan dalam data, variabel harga belum dapat berfungsi sebagaimana mestinya dalam ilmu ekonomi, yaitu sebagai sinyal yang bergerak mengikuti dinamika permintaan dan penawaran di lapangan.

Kecenderungan *underprediction* memiliki konsekuensi praktis karena kesalahan peramalan tidak hanya berkaitan dengan akurasi statistik, tetapi juga dapat memengaruhi keputusan persediaan. Ketepatan peramalan permintaan berhubungan langsung dengan

kebijakan persediaan, termasuk penentuan *safety stock* dan *reorder point*. Dalam kondisi *lost sales*, kekurangan persediaan dapat menyebabkan permintaan yang sebenarnya tidak tercatat sebagai penjualan, sehingga keputusan persediaan dan peramalan perlu dipertimbangkan secara terpadu (Trapero et al., 2024).

Pembahasan Terhadap Tujuan Penelitian

Tujuan pertama tercapai melalui identifikasi pola temporal, event, dan musim hujan. Tujuan kedua tercapai karena SVR mampu menghasilkan MAPE 5.92% pada data uji. Tujuan ketiga tercapai pada tingkat rekomendasi prediktif: *forecast* dapat digunakan sebagai dasar perencanaan produksi dan persediaan. Namun, hasil tidak mendukung klaim bahwa SVR selalu paling akurat, dimana *naive lag-1* masih lebih baik secara agregat.

Dengan demikian, hasil penelitian ini mendukung gagasan transformasi digital yang berbasis data bagi UMKM, tetapi sekaligus mengajarkan sebuah prinsip ekonomi yang penting: keputusan usaha sebaiknya didasarkan pada bukti performa nyata, bukan semata-mata pada seberapa canggih teknologi yang digunakan. Ketika pola permintaan suatu produk sudah sangat stabil dan berulang (persisten), metode sederhana seperti mengandalkan angka penjualan bulan lalu sudah cukup efisien dan hemat biaya. Prinsip ini sejalan dengan logika efisiensi dalam ekonomi usaha kecil, yaitu menggunakan sumber daya dan teknologi seproporsional dengan kompleksitas masalah yang dihadapi, bukan menggunakan alat yang rumit hanya karena tersedia.

Implikasi bagi UMKM

Terlepas dari sisi teknis model, temuan penelitian ini dapat diterjemahkan menjadi langkah-langkah praktis yang membantu UMKM mengelola risiko ekonomi usahanya sehari-hari, yaitu ketidakpastian antara berapa banyak yang harus diproduksi dan berapa banyak yang akan benar-benar terjual. Beberapa implikasi praktis yang dapat diterapkan antara lain: 1) *Produksi*: *forecast* dapat menjadi titik awal menentukan jumlah produksi bulanan; 2) *Persediaan*: gunakan prediksi sebagai target dasar dan tambahkan buffer pada periode yang cenderung *underpredict*; 3) *Event*: dokumentasikan jenis dan waktu *event* secara konsisten agar model dapat belajar pola yang berulang; 4) *Harga*: catat harga bulanan, bukan hanya harga daftar yang konstan, agar perubahan harga dapat benar-benar menjadi prediktor.

Dari perspektif manajerial, hasil penelitian menunjukkan bahwa teknologi prediksi sebaiknya diposisikan sebagai alat bantu pengambilan keputusan, bukan sebagai pengganti penilaian pelaku usaha. *Forecast* dapat digunakan untuk menentukan target produksi, memperkirakan kebutuhan persediaan, dan mengantisipasi periode dengan potensi permintaan lebih tinggi. Dalam konteks *retail forecasting*, hasil peramalan pada tingkat produk pada

dasarnya berkaitan dengan keputusan operasional seperti produksi, pemesanan, dan pengelolaan persediaan (Fildes et al., 2022). Oleh karena itu, penerapan model prediksi yang sederhana tetapi sesuai dengan karakteristik produk dapat lebih bermanfaat bagi UMKM dibandingkan penggunaan model kompleks yang tidak memberikan peningkatan akurasi yang berarti.

Kontribusi Penelitian

Kontribusi utama penelitian adalah memperluas analisis SVR dari sekadar data historis penjualan menjadi model yang juga memanfaatkan informasi eksternal yang tersedia pada UMKM NTB, seperti event musiman, kondisi musim hujan, dan tingkat harga. Dari sisi ilmu ekonomi terapan, penelitian ini menunjukkan bahwa permintaan pada usaha mikro dan kecil tidak dapat dipahami hanya dari sisi "apa yang sudah terjual", tetapi juga perlu memperhitungkan konteks sosial dan lingkungan yang membentuk keputusan konsumen. Hasil menunjukkan bahwa faktor eksternal memperbaiki performa SVR dibandingkan model SVR tanpa faktor eksternal, walaupun belum cukup untuk mengungguli *baseline lag-1* secara agregat. Temuan ini memberi pelajaran berharga bagi pengembangan sistem prediksi permintaan yang lebih sesuai dengan karakteristik ekonomi UMKM di daerah, yaitu bahwa model yang baik adalah model yang disesuaikan dengan pola dan kebutuhan riil usaha, bukan sekadar model yang paling rumit secara teknis.

Penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan peramalan permintaan UMKM dengan mengintegrasikan riwayat penjualan dan informasi eksternal dalam satu kerangka prediksi. Pendekatan tersebut sejalan dengan perkembangan penelitian *demand forecasting* yang menempatkan informasi eksternal dan karakteristik konteks permintaan sebagai bagian penting dalam peningkatan kualitas peramalan. Namun, hasil penelitian juga memperlihatkan bahwa manfaat model *machine learning* bersifat kondisional. Temuan bahwa *naive lag-1* masih menghasilkan akurasi agregat yang lebih baik menunjukkan bahwa kompleksitas model harus selalu dibandingkan dengan *baseline* sederhana. Dengan demikian, kontribusi penelitian ini bukan hanya menunjukkan potensi SVR, tetapi juga memberikan bukti empiris bahwa pemilihan metode prediksi pada UMKM perlu mempertimbangkan karakteristik produk, kualitas data, dan manfaat ekonomi yang dihasilkan (Fildes et al., 2022).

Ringkasan Hasil

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa permintaan produk UMKM kuliner dan kerajinan di NTB dipengaruhi oleh kombinasi antara kebiasaan pembelian rutin dan konteks ekonomi-sosial yang lebih luas, seperti event musiman, cuaca, dan karakteristik produk. Temuan utama dapat diringkaskan sebagai model SVR yang menggabungkan riwayat

penjualan dengan faktor eksternal menghasilkan tingkat kesalahan prediksi sekitar 5.92% (MAPE), lebih baik dibandingkan model tanpa faktor eksternal, yaitu penambahan informasi *event*, musim hujan, dan harga terbukti membantu memperbaiki akurasi; model ini juga mengungguli metode musiman sederhana (*seasonal naive*), meskipun secara agregat masih kalah tipis dibandingkan pendekatan paling sederhana, yaitu menggunakan angka penjualan bulan lalu (*naive lag-1*), serta performa model berbeda-beda antarproduk, tergantung pada seberapa stabil pola permintaan produk tersebut di pasar. Ringkasan ini menunjukkan hasil yang konsisten dengan tujuan penelitian, sekaligus memberi pesan yang jujur dan proporsional bagi UMKM, dimana teknologi prediksi berbasis data dapat membantu, tetapi tetap perlu dipadukan dengan pemahaman terhadap karakteristik ekonomi masing-masing produk dan pasarnya.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil menjawab ketiga tujuan yang dirumuskan sejak awal. Pola penjualan UMKM kuliner dan kerajinan di Provinsi NTB terbukti berbeda secara struktural, yaitu kuliner bercirikan volume tinggi dengan perputaran cepat, sedangkan kerajinan bercirikan volume rendah namun bernilai satuan lebih tinggi, dan keduanya sama-sama menunjukkan peningkatan penjualan pada periode *event* musiman. Model *Support Vector Regression* (SVR) yang dibangun dengan menambahkan faktor eksternal berupa harga, event musiman, dan musim hujan mampu menghasilkan prediksi permintaan dengan tingkat kesalahan yang tergolong rendah (MAE 19.54 unit; RMSE 35.67 unit; MAPE 5.92%), serta terbukti lebih akurat dibandingkan SVR tanpa faktor eksternal (MAPE 6.57%) maupun metode *seasonal naive* (MAPE 6.35%). Temuan ini menegaskan bahwa informasi eksternal yang tersedia pada UMKM memberikan tambahan nilai prediktif yang nyata bagi model machine learning.

Meskipun demikian, secara agregat SVR belum mampu mengungguli *baseline* sederhana *naive lag-1* (MAPE 5.07%), sehingga penelitian ini tidak mendukung klaim bahwa *machine learning* selalu lebih unggul dibandingkan metode konvensional. Keunggulan SVR justru lebih tampak pada tingkat produk secara individual, yaitu pada 5 dari 20 seri produk yang diteliti, khususnya produk dengan pola permintaan yang lebih dipengaruhi oleh event dan faktor musiman. Model juga menunjukkan kecenderungan underprediction (*mean signed error* -14.78 unit; *mean percentage error* -3.78%) yang perlu diwaspadai karena berpotensi menimbulkan risiko kehilangan penjualan akibat kekurangan stok. Dengan demikian, manfaat penerapan machine learning bagi UMKM kuliner dan kerajinan di NTB bersifat kondisional

dan tidak dapat digeneralisasi secara seragam untuk seluruh produk, melainkan perlu disesuaikan dengan karakteristik permintaan masing-masing usaha.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi (Kemdiktisaintek) atas dukungan dan pendanaan melalui program Hibah Penelitian Dosen Pemula, sehingga penelitian ini dapat terlaksana dengan baik. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi (STIE) Bima atas dukungan institusional, fasilitas, serta kontribusi yang diberikan selama proses pelaksanaan penelitian.

Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada seluruh pelaku Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) yang telah bersedia menjadi objek penelitian, meluangkan waktu, memberikan informasi, serta berpartisipasi dalam proses pengumpulan data. Kontribusi seluruh pihak tersebut sangat berarti dalam mendukung keberhasilan penelitian ini.

Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan bantuan, dukungan, dan kontribusi selama proses penelitian hingga penyusunan artikel ini. Semoga hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan serta mendukung penguatan dan keberlanjutan UMKM di NTB.

DAFTAR REFERENSI

- A. A. Maulana and H. Rosalina, "Implementasi Metode Sarimax Untuk Prediksi Curah Hujan Jangka Pendek Di Pagerageung, Tasikmalaya," *Jurnal Sumber Daya Air*, vol. 20, no. 1, pp. 39–50, 2024.
- A. Arif and A. Munandar, "Pelatihan Pengelolaan SDM di Era Digital Pada UMKM Binaan Dinas Koperasi dan Usaha Kecil," *TAMBORA JURNAL PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT*, vol. 1, no. 1, 2024.
- A. Y. Barrera-Animas, L. O. Oyedele, M. Bilal, T. D. Akinosho, J. M. D. Delgado, and L. A. Akanbi, "Rainfall prediction: A comparative analysis of modern machine learning algorithms for time-series forecasting," *Machine Learning with Applications*, vol. 7, p. 100204, 2022.
- B. K. Meher, I. T. Hawaldar, C. M. Spulbar, and F. R. Birau, "Forecasting stock market prices using mixed ARIMA model: A case study of Indian pharmaceutical companies," *Investment Management and Financial Innovations*, vol. 18, no. 1, pp. 42–54, 2021.
- C. S. Octiva, P. E. Haes, T. I. Fajri, H. Eldo, and M. L. Hakim, "Implementasi Teknologi Informasi pada UMKM: Tantangan dan Peluang," *Jurnal Minfo Polgan*, vol. 13, no. 1, pp. 815–821, 2024.

- C.-J. Lu and Y.-W. Wang, "Combining independent component analysis and growing hierarchical self-organizing maps with support vector regression in product demand forecasting," *International Journal of Production Economics*, vol. 128, no. 2, pp. 603–613, 2010.
- D. MEILASARI, "Implementasi Machine Learning Dalam Memprediksi Permintaan Model Business To Business Dengan Menggunakan Algoritma Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) Dan Long Short Term Memory (Lstm) Guna Mengurangi Food Waste (Studi Kasus: Pt Tanihub Indonesia)," 2022.
- Dash, R.K., Nguyen, T. N., Cengiz, K. and Sharma, A., "Fine-tuned support vector regression model for stock predictions," *Neural Computing and Applications*, 35(32), pp.23295-23309, 2023.
- E. Alpaydin, *Machine learning*. MIT press, 2021.
- E. Erwin et al., *Transformasi Digital*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2023.
- E. Sriningsih and I. Mustamin, "Faktor-faktor Penentu Keberhasilan Manajemen Keuangan pada UMKM," *JISMA: Jurnal Ilmu Sosial, Manajemen, dan Akuntansi*, vol. 3, no. 3, pp. 1363–1374, 2024.
- F. Gea, S. Zebua, M. S. D. Mendrofa, and P. Harefa, "Analisis Peramalan Permintaan Produk Popok Bayi Merek Merries pada Caritas Market Kota Gunungsitoli," *Innovative: Journal Of Social Science Research*, vol. 4, no. 2, pp. 4117–4130, 2024.
- F. Piccialli, F. Giampaolo, E. Prezioso, D. Camacho, and G. Acampora, "Artificial intelligence and healthcare: Forecasting of medical bookings through multi-source time-series fusion," *Information Fusion*, vol. 74, pp. 1–16, 2021.
- H. Muthiah and A. Efendi, "Support Vector Regression (SVR) Model for Seasonal Time Series Data," in *Proceedings of the Second Asia Pacific International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, 2021.
- H. Muthiah and N. K. Hamidah, "Integrasi Machine Learning untuk Optimalisasi Prediksi Permintaan Produk pada UMKM Kuliner," *Jurnal PenKoMi: Kajian Pendidikan dan Ekonomi*, vol. 8, no. 1, pp. 229–233, 2025.
- H. Muthiah, "Support Vector Regression Analysis for Electricity Load," in *Proceeding Lawang Sewu International Symposium*, 2022.
- H. Muthiah, N. K. Hamidah, and F. Aryani, "STRATEGI PENINGKATAN EKONOMI KREATIF MELALUI PREDIKSI PERMINTAAN PRODUK UMKM KERAJINAN," *Jurnal PenKoMi: Kajian Pendidikan dan Ekonomi*, vol. 8, no. 2, pp. 345–348, 2025.
- Hendstein, C. N. and Katsu, H. A., "DECISION-MAKING IN LARGE CORPORATIONS-ROLE OF BIG DATA ANALYTICS & DATA MINING," *Business & IT*, 12, pp.144-151, 2022.
- J. Huber and H. Stuckenschmidt, "Daily retail demand forecasting using machine learning with emphasis on calendric special days," *International Journal of Forecasting*, vol. 36, no. 4, pp. 1420–1438, 2020.
- J. N. A. Aziza, "Perbandingan Metode Moving Average, Single Exponential Smoothing, dan Double Exponential Smoothing Pada Peramalan Permintaan Tabung Gas LPG PT Petrogas Prima Services," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan*, vol. 1, no. 1, pp. 35–41, 2022.
- J. R. Trapero, E. Holgado de Frutos, and D. J. Pedregal, "Demand forecasting under lost sales stock policies," *International Journal of Forecasting*, vol. 40, no. 3, pp. 1055–1068, 2024.

- J. Zhao, D. Zeng, S. Liang, H. Kang, and Q. Liu, "Prediction model for stock price trend based on recurrent neural network," *J Ambient Intell Humaniz Comput*, vol. 12, pp. 745–753, 2021.
- K. B. Murray, F. Di Muro, A. Finn, and P. T. L. Popkowski Leszczyc, "The effect of weather on consumer spending," *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 17, no. 6, pp. 512–520, 2010.
- L. I. dan P. K. K. B. P. Kementerian Koordinator Bidang Perekonomian Kepala Biro Komunikasi, "SIARAN PERS: Dorong UMKM Naik Kelas dan Go Export, Pemerintah Siapkan Ekosistem Pembiayaan yang Terintegrasi." Accessed: Apr. 10, 2025. [Online]. Available: <https://www.ekon.go.id/publikasi/detail/5318/dorong-umkm-naik-kelas-dan-go-export-pemerintah-siapkan-ekosistem-pembiayaan-yang-terintegrasi>
- L. J. Muhammad, I. Al-Shourbaji, A. A. Haruna, I. A. Mohammed, A. Ahmad, and M. B. Jibrin, "Machine learning predictive models for coronary artery disease," *SN Comput Sci*, vol. 2, no. 5, p. 350, 2021.
- M. A. Sembiring and F. W. Sembiring, "ANALISA KINERJA MODEL REGRESI DALAM MACHINE LEARNING UNTUK MEMPREDIKSI HARGA BERAS," *JOISIE (Journal of Information Systems and Informatics Engineering)*, vol. 8, no. 1, pp. 144–152, 2024.
- M. A. Villegas, D. J. Pedregal, and J. R. Trapero, "A support vector machine for model selection in demand forecasting applications," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 121, pp. 1–7, 2018
- M. Firanti, "Penggunaan Algoritma Machine Learning dalam Prediksi Penjualan E-commerce," *Circle Archive*, vol. 1, no. 6, 2024.
- N. A. C. Putri and D. B. Arianto, "Komparasi Penggunaan Information Gain Pada Machine Learning untuk Memprediksi Harga Rumah di Jabodetabek," *Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 5, no. 3, pp. 756–762, 2024.
- P. Bintoro, R. Ratnasari, E. Wihardjo, I. P. Putri, and A. Asari, "Pengantar machine learning," 2024, *PT MAFY MEDIA LITERASI INDONESIA*.
- P. P. Kuantitatif, "Metode Penelitian Kuantitatif Kualitatif dan R&D," *Alfabeta, Bandung*, 2016.
- Priyadarshi, R., Panigrahi, A., Routroy, S. and Garg, G. K., "Demand forecasting at retail stage for selected vegetables: a performance analysis," *Journal of Modelling in Management*, 14(4), pp.1042-1063, 2019.
- R. Awanda and K. Oktafianto, "Peramalan Permintaan Paving Menggunakan Metode Weighted Moving Average Dan Exponential Smoothing," *MathVision: Jurnal Matematika*, vol. 3, no. 1, pp. 14–18, 2021.
- R. Carbonneau, K. Laframboise, and R. Vahidov, "Application of machine learning techniques for supply chain demand forecasting," *European Journal of Operational Research*, vol. 184, no. 3, pp. 1140–1154, 2008
- R. Fildes, S. Ma, and S. Kolassa, "Retail forecasting: Research and practice," *International Journal of Forecasting*, vol. 38, no. 4, pp. 1283–1318, 2022
- R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 3rd ed. Melbourne, Australia: OTexts, 2021.
- R. Zaini, "Efektivitas Digitalisasi UMKM dalam Meningkatkan Daya Saing Ekonomi di Era Industri 4.0," *Pro Ekonomi*, vol. 1, no. 1, pp. 26–33, 2024.

- S. Eka Wijaya and K. Febrihadini, “Membangun UMKM Pariwisata dan Ekonomi Kreatif di Indonesia Timur,” Jakarta, 2023. Accessed: Apr. 10, 2025. [Online]. Available: https://www.eria.org/uploads/6_ch_2-NTB-Ekonomi-Kreatif.pdf
- S. Indonesia and B. P. STATISTIK, “Sensus ekonomi 2016,” *Retrieved from*, 2016.
- S. Makridakis, E. Spiliotis, and V. Assimakopoulos, “The M4 Competition: 100,000 time series and 61 forecasting methods,” *International Journal of Forecasting*, vol. 36, no. 1, pp. 54–74, 2020
- S. Mohan, A. Abugabah, S. Kumar Singh, A. kashif Bashir, and L. Sanzogni, “An approach to forecast impact of Covid-19 using supervised machine learning model,” *Softw Pract Exp*, vol. 52, no. 4, pp. 824–840, 2022.
- T. Utami *et al.*, *UMKM DIGITAL: Teori dan Implementasi UMKM pada Era Society 5.0*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2024.
- X. Liu, D. Lu, A. Zhang, Q. Liu, and G. Jiang, “Data-driven machine learning in environmental pollution: gains and problems,” *Environ Sci Technol*, vol. 56, no. 4, pp. 2124–2133, 2022.