



Universitas Negeri Medan
Jurusan Matematika



2024

PROSIDING SEMINAR NASIONAL MATEMATIKA

Transformasi, Rekonstruksi, dan integrasi keilmuan dalam pembelajaran matematika menuju era inovasi dan kolaborasi



Prof. Dr. Syawal Gultom, M.Pd
Narasumber 1



Prof. Dr. Ferra Yanuar, M.Sc
Narasumber 2



Dr. Ani Sutiani, M.Si
Opening Speech



20
NOVEMBER

AT 9 AM

Vol 3 (2024)



Visit our website
semnasmatematika.com

TRANSFORMASI, REKONSTRUKSI, DAN INTEGRASI KEILMUAN DALAM PEMBELAJARAN
MATEMATIKA MENUJU ERA INOVASI DAN KOLABORASI

2024

CV. KES

2024

PROSIDING

SEMINAR NASIONAL

MATEMATIKA

**TRANSFORMASI, REKONSTRUKSI, DAN INTEGRASI
KEILMUAN DALAM PEMBELAJARAN MATEMATIKA MENUJU
ERA INOVASI DAN KOLABORASI**

Penulis

Peserta Prosiding Seminar Nasional
Matematika 2024



Penerbit
CV. Kencana Emas Sejahtera
Medan
2025

2024

PROSIDING

SEMINAR NASIONAL

MATEMATIKA

**TRANSFORMASI, REKONSTRUKSI, DAN INTEGRASI
KEILMUAN DALAM PEMBELAJARAN MATEMATIKA MENUJU
ERA INOVASI DAN KOLABORASI**

©Penerbit CV. Kencana Emas Sejahtera

All right reserved

Anggota IKAPI

No.030/SUT/2019

Hak cipta dilindungi oleh Undang-undang
Dilarang mengutip atau memperbanyak
sebagian atau seluruh isi buku tanpa
izin tertulis dari Penerbit

Penulis

Peserta Prosiding Seminar Nasional
Matematika 2024

TIM EDITOR

Diterbitkan pertama kali oleh
Penerbit CV. Kencana Emas Sejahtera
Jl.Pimpinan Gg. Agama No.17 Medan
Email finamardiana3@gmail.com
HP 082182572299 / 08973796444

Cetakan pertama, Juli 2025
xii + 882 hlm; 21 cm x 29,7 cm
ISBN:978-634-7059-33-8

KATA PENGANTAR

Puji syukur kami panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas segala karuniaNya, sehingga Buku Abstrak Prosiding Seminar Nasional Matematika yang diselenggarakan Jurusan Matematika, FMIPA Universitas Negeri Medan. Kegiatan ini mengusung tema Transformasi, Rekonstruksi, dan integrasi keilmuan dalam pembelajaran matematika menuju era inovasi dan kolaborasi dengan keynote speaker Prof. Dr. Syawal Gultom, M.Pd. dan Prof. Dr. Ferra Yanuar, M.Sc. serta Dr. Ani Sutiani, M.Si. sebagai *Opening Speech*. Tujuan kegiatan ini selain menciptakan lingkungan akademik di lingkungan jurusan matematika FMIPA Universitas Negeri Medan, juga menjadi wadah untuk menyebarkan pengembangan ilmu pada bidang matematika dan rumpun ilmu yang berkaitan. Kegiatan yang dilaksanakan pada tanggal 20 November ini diikuti oleh 228 peserta seminar dan 131 pemakalah (*presenter*) yang berasal dari beberapa institusi di tingkat Nasional. Artikel yang diterima terdiri dari dikelompokkan pada 4 bidang; (1) ilmu Komputer; (2) Pendidikan matematika; (3) statistik; dan (4) Matematika. Dari 131 Full Paper yang masuk, selain diterbitkan dalam bentuk prosiding, juga akan diterbitkan pada mitra publikasi jurnal kami; (1) Jurnal Fibonacci: Jurnal Pendidikan Matematika; (2) Journal of Mathematics, Computations, and Statistics; (3) jurnal Zero: Jurnal Sains, Matematika dan Terapan dan (4) Journal of Didactic Mathematics

Kelancaran kegiatan persiapan kegiatan seminar ini telah didukung oleh jajaran pimpinan Universitas Medan, oleh karena itu Kami mengucapkan terima kasih kepada (1) Ketua Senat Universitas Negeri Medan; (2) Rektor Universitas Negeri Medan; (3) Dekan FMIPA Universitas; dan (4) ketua Jurusan Pendidikan. Kami juga mengucapkan seluruh pihak-pihak terkait yang tidak dapat kami sebutkan satu terutama Panitia Pelaksana dan partisipan dalam pelaksanaan seminar Nasional ini. Semoga prosiding Seminar Nasional Matematika ini, dapat memberikan wawasan dan melengkapi kemajuan teknologi pada bidang yang berkaitan dengan Matematika.

Medan, 7 Februari 2025
a.n Panitia Pelaksana

Dr. Yulita Molliq Rangkuti, S.Si, M.Sc



Thanks To INVITED SPEAKER

Terima kasih kami ucapkan kepada Invite Speaker



Yulita M. Ranguti, S.Si., M.Sc., Ph.D



Dr. Izwita Dewi, M.Pd



Dra. Nurliani Manurung, M.Pd.



Dra. Katrina Samosir, M.Pd



Kairuddin, S.Si., M.Pd.



Dr. Faiz Ahyaningsih, S.Si., M.Si.

EDITORIAL TEAM

Pengarah	Dr. Ani Sutiani, M.Si.
Penanggung jawab	Yulita Molliq Rangkuti, S.Si., M.Sc., Ph.D.
Editor	Suwanto, M.Pd.
Section Editor	Dinda Kartika, S.Pd., M.Si. Fevi Rahmawati Suwanto, S.Pd., M.Pd. Suci Frisnoiry, S.Pd., M.Pd. Sisti Nadia Amalia, S.Pd., M.Stat. Nurul Maulida Surbakti, M.Si. Glory Indira Diana Purba, S.Si., M.Pd.
Reviewer	Nurhasanah Siregar, S.Pd., M.Pd. Dr. Izwita Dewi, M.Pd. Mangaratua M. Simanjorang, M.Pd., Ph.D. Dr. KMS. Amin Fauzi, M.Pd. Dr. Mulyono, M.Si. Dr. Hamidah Nasution, S.Si., M.Si. Didi Febrian, S.Si., M.Sc. Dian Septiana, S.Pd., M.Sc. Dr. Faiz Ahyaningsih, M.Si. Said Iskandar Al Idrus, S.Si., M.Si. Dr. Arnita Sudianto Manullang, S.Si., M.Si. Susiana, S.Si., M.Si.

Pengarah

Dr. Ani Sutiani, M.Si.

Penanggung Jawab

Dr. Jamalum, M.Si.

Dr. Dewi Wulandari, S.Si., M.Si.

Dr. Rahmatsyah, M.Si.

Wakil Penanggung Jawab

Dr. Pardomuan Sitompul, M.Si.

Dr. Lasker P Sinaga, S.Si., M.Si.

Nurhasanah Siregar, S.Pd., M.Pd.

Dr. Hamidah Nasution, S.Si., M.Si.

Said Iskandar Al Idrus, S.Si., M.Si.

Sudianto Manullang, S.Si., M.Si.

Didi Febrian, S.Si., M.Sc.

Ketua

Yulita Molliq Rangkuti, S.Si., M.Sc., Ph.D.

Sekretaris

Elfitra, S.Pd., M.Si.

Bendahara

Arnah Ritonga, S.Si., M.Si.

Kesekretariatan

Nadrah Afiati Nasution, M.Pd.

Nurul Ain Farhana, M.Si.

Imelda Wardani Rambe, M.Pd.

Dian Septiana, S.Pd., M.Sc.

Publikasi dan Registrasi

Sri Dewi, M.Kom.

Fanny Ramadhani, S.Kom., M.Kom.

Promosi dan Humas

Dedy Kiswanto, S.Kom., M.Kom.

Tiur Malasari Siregar, S.Pd., M.Si.

Sri Lestari Manurung, S.Pd., M.Pd.

Logistik

Muhammad Badzlan Darari, S.Pd., M.Pd.

Putri Harliana, S.T., M.Kom.

Philips Pasca G. Siagian, S.Pd., M.Pd.

Seksi Acara

Ade Andriani, S.Pd., M.Si.

Dra. Nurliani Manurung, M.Pd.

Dra. Katrina Samosir, M.Pd.

Kairuddin, S.Si., M.Pd.

Ichwanul Muslim Karo Karo, M.Kom.

Konsumsi

Faridawaty Marpaung, S.Si., M.Si.

Marlina Setia Sinaga, S.Si., M.Si.

Erlinawaty Simanjuntak, S.Pd., M.Si.

Dokumentasi

Rizki Habibi, S.Pd., M.Si.

DAFTAR ISI

Kata Pengantar.....	i
Invite Speaker	ii
Editorial Team.....	iii
Daftar Isi	v

Daftar Artikel

Pembangunan Script Python untuk Menunjukkan Solusi dari Persamaan Diferensial Menggunakan Metode Extended Runge-Kutta Khan A. J. M, Rangkuti Y. M., Nianda N., Hidayanti R.	1
Pengembangan LKPD Berbasis PBL Untuk Meningkatkan Kemampuan Pemecahan Masalah Matematis Siswa SMP Saragih, B. M., & Fuazi, M. A	12
Pengambilan Keputusan Pemberian Kredit Menggunakan Metode Fuzzy Weighted Product Pada KSP3 Nias Cabang Gunungsitoli Hutapea, T.A., & Lase, K.N.	22
Peramalan Tingkat Inflasi Indonesia Menggunakan Machine Learning Dengan Metode Backpropagation Neural Network Situngkir, K. M.	31
Pengembangan Media Pembelajaran Matematika Berbasis Video Menggunakan Aplikasi Canva Untuk Meningkatkan Pemahaman Konsep Matematika Peserta Didik Siregar, A. V. & Sitompul, P.	41
Pengembangan Aplikasi Edutainment Berbasis Game Based Learning untuk Meningkatkan Kemampuan Spasial Matematis Siswa SMA Syaputra, F., & Siregar, T. M.	51
Pengaruh Pendekatan Matematika Realistik Berbantuan GeoGebra Terhadap Kemampuan Berpikir Komputasi Peserta Didik Kelas VIII Saragih, C. A.Z. & Simanjuntak, E	61
Respon Positif Model Pembelajaran PMRI Berbasis Batak Toba Untuk Meningkatkan Kemampuan HOTS Silaban, P. J., Sinaga, B., & Syahputra, E	70
Optimalisasi Pemahaman Konsep Matematis: Pengembangan Media E-Komik Digital Berbasis Pendekatan RME pada Siswa SMP PTPN IV Dolok Sinumbah Limbong, D. K., & Fauzi, M. A	80
Revolusi Pembelajaran Matematika: Pengembangan E-Modul Interaktif dengan Model SAVI untuk Siswa SMP Purba, I. N., & Hia, Y	89

Perancangan Pemrograman Analisis Dinamika Penyebaran DBD dengan Modifikasi Metode Runge-Kutta Kuntzmann Berbasis Rerata Pangkat $P=1/2$ Azzaki, F. A., Sinabariba, A. A., & Azzahra, D. P.	96
Deep Learning untuk Matematika: Pengenalan Rumus dengan Convolutional Neural Network Tampubolon, A. P. H. S. M	105
Pengaruh Model Pembelajaran PBL Berbantuan Canva terhadap Hasil Belajar HOTS Materi Menggunakan Data Kelas VII Anaiyah, N	115
Pengaruh Model Pembelajaran Kooperatif Tipe The Power of Two Terhadap Keahlian Komunikasi Matematis Siswa Siahaan, E. E., Manurung, N., & Siagian, P. P. G.	122
Optimasi Jumlah Produksi Toko Kuala Jaya Menggunakan Metode Branch and Bound (Studi Kasus: Toko Kuala Jaya, Pantai Labu) Pandiangan, W. P.	130
Pengelompokan Pasien dengan Faktor Penyakit Jantung Menggunakan Metode Principal Component Analysis dan K Nearest Neighbors Hutapea, B. A.	139
Perbandingan Proporsionalitas Metode Sainte-Laguë dan D'Hondt dalam Penentuan Alokasi Kursi Legislatif Menggunakan Indeks Least Squares Wulandari, G. A., & Sutanto	148
Penentuan Penerima Bantuan Langsung Tunai Dana Desa Menggunakan Metode Fuzzy Analytical Hierarchy Process (AHP) Lumbanraja, I. A., & Hutapea, T. A.	157
Maksimalisasi Keuntungan pada UMKM Batagor dan Tahu Walik Menggunakan Metode Simpleks dan POM-QM Maria, N. S., Marbun, M., Zendrato, M. A., Silalahi, N. D., Zandroto, N., Rizki, P., & Tarigan, P.	166
Optimalisasi Produksi Bakpao dengan Program Linier Menggunakan Metode Simpleks pada Usaha Bakpao Jumat Berkah Saragih, A. G., Wardana, A., Khumairah, A., Adhawina, R., Gisty, R. A., Angraini, S., & Simanjuntak, E.	174
Pengaruh Pendekatan Matematika Realistik Berbantuan Macromedia Flash Terhadap Kemampuan Koneksi Matematis Siswa Kelas VIII SMP Negeri 1 Nibung Hangus) Wahyuni, S., & Nasution, H.	180
Maksimasi Keuntungan Dari Penjualan Freenchies Tahu.Go Outlet Tempuling Dengan Menggunakan Linear Programming Metode Simpleks dan Aplikasi Operational Research Tarigan, G. H., Putri, I., Simanungkalit, I., Sitepu, I. D. A., Khafifah, S., Tampubolon, S. T. V., & Simbolon, S. S. D.	189

Pengembangan Hypoyhetical Learning Trajectory untuk Mendukung Pemahaman Konsep Luas Bangun Datar pada Siswa Kelas VII

Kasiani, P. & Nasution, A. A...... 197

Pembangunan Syntax Python berbasis Metode Runge Kutta Orde Kelima Tahap Keenam untuk Menyelesaikan Masalah Nilai Awal

Manurung, E. V., Rangkuti, Y. M., Faris, M., & Lestari, D...... 208

Pembangunan Python Script berdasarkan Metode Runge-Kutta Orde Lima berbasis pada Rata-rata Heronian untuk Menyelesaikan Model Lengan Robot yang diperkecil

Gultom, J. M., Permadi, W. W., Pohan, N. R. K., & Rangkuti, Y. M...... 216

Pembangunan syntax Python berbasis Metode Modifikasi Runge-Kutta Verner untuk menunjukkan perilaku bullying

Ramadhan, R., Rangkuti, Y. M., Paul, I., & Calista, A...... 224

Pembangunan Algoritma Runge-Kutta Fehlberg dengan Python untuk menyelesaikan Sistem Osilasi Harmonik

Fahrezi, B. A., Istiara, S., M Siregar, M. R. D., & Rangkuti, Y. M...... 232

Klasifikasi Kerusakan pada Gigi Manusia dengan Menggunakan Metode Ekstraksi Fitur Hybrid dan Algoritma KNN

Pohan, N. R. K., Fadluna, E. P., Ananda, D., & Kiswanto, D...... 240

Analisis Dinamik Sistem Reaksi Difusi Model Fitzhugh–Nagumo

Manurung, D. R. M., & Sitompul, P...... 250

Estimator Modified Jackknife untuk Mengatasi Multikolinieritas pada Regresi Poisson (Studi Kasus: Angka Kematian Bayi di Provinsi Sumatera Utara)

Nadya, F., & Manulang, S...... 261

Peran Etnomatematika Budaya Melayu Terhadap Pembelajaran Matematika di Sekolah

Wahyuni, F...... 273

Filosofi Pembelajaran Berdifferensiasi Dalam Pembelajaran Matematika Ditinjau dari Kearifan Lokal Batak Toba

Simanjuntak, S. D. & Sitepu, I...... 283

Strategi Optimalisasi Keuntungan Usaha Jus Buah melalui Metode Simpleks

Siagian, J. A., Naibaho, J. S., Lestari, J. A., Lubis, S. I. A. R., Sidauruk, V. P., Saputra, Y. A., & Simanjuntak, E...... 290

Model Regresi Data Panel dalam Menentukan Faktor yang Berpengaruh Terhadap Tingkat Stunting di Provinsi Sumatera Utara

Dalimunthe, I. Z., & Simamora, E...... 296

Analisis Kesalahan Siswa dalam Menyelesaikan Masalah Geometri Menggunakan Newman Error Analysis (NEA) pada Pendekatan Matematika Realistik Di SMP Negeri 43 Medan

Wibowo, M. R. & Fauzi, M. A...... 304

Implementasi Metode Shannon-Runge-Kutta-Gill dalam Model SIR untuk Prediksi Penyebaran COVID-19: Pendekatan Numerik dengan Python Hidayat, M. F., Rangkuti, Y. M., Nasution, S. A. B., & Ginting, J. A. P.	316
Pengembangan Video Pembelajaran Matematika Berbasis Model Pembelajaran Kooperatif Tipe STAD untuk Meningkatkan Motivasi Belajar Siswa SMP Kelas VIII Sinaga, E. P., & Sitompul. P.	326
Pengoptimalan Seleksi Tim PON Esports Mobile Legends Perwakilan Sumatera Utara Menggunakan Metode Algoritma Genetika dan Regresi Linear Berganda Silitonga, R. & Febrian, D.	335
Optimalisasi Pemilihan Pupuk Sawit Terbaik di PTPN IV Marihat dengan Metode WASPAS Parinduri, M.A. & Sinaga, L. P.	345
Pengembangan E-Modul Berbasis STEAM Untuk Meningkatkan Kemampuan Pemecahan Masalah Matematis Siswa Di SMP Negeri 1 Patumbak Nasution, N. H., & Samosir, K.	351
Penggunaan Metode Simpleks dalam Mengoptimalisasi Keuntungan Penjualan Es Kul-Kul Waruwu, F., Andini, C. R., Simamora, D. K., Febrianti, D. A., Simamora, E. F., Tambunan, E. E., & Silaban, G. S.	360
Pengaruh Model Pembelajaran Discovery Learning Berbantuan Geogebra terhadap Kemampuan Penalaran Matematis Siswa Kelas VIII SMPN 35 Medan Bakara, N. E. E.	367
Pemodelan Waktu Keberangkatan Bus pada Angkutan antar Kota antar Provinsi Jalur Semarang- Surabaya Menggunakan Aljabar Max-Plus Muzammil, A., & Arifin, A. Z.	374
Pembangunan Python Berdasarkan Metode Runge-Kutta Order Keempat Berbasis Rataan Harmonik Untuk Menunjukkan Perilaku Chaotic Sistem Rossler Tambunan, L., Sidabutar, Y. S. M., Harahap, J. & Rangkuti, Y. M.	380
Implementasi Graf Dan Metode Webster Dalam Optimalisasi Pengaturan Lampu Lalu Lintas (Studi Kasus: Simpang Pemda Flamboyan Raya) Manurung, Y. T. F., & Hutabarat, H. D. M.	389
Etnomatematika Alat Musik Simalungun Gondang Sipitupitu Situngkir, F. L., Gultom, S., & Simanjorang, M.	396
Pembangunan Algoritma Metode Runge-Kutta Orde Ketiga Rataan Aritmatika untuk melihat dinamika Penyebaran penyakit Demam Berdarah Manurung, G. K. D., Safitri, E., Sibarani, R. H. R., & Rangkuti, Y. M.	403
Upaya Meningkatkan Kemampuan Representasi Matematis Peserta Didik Kelas VII Menggunakan Model Pembelajaran Kontekstual Handari, I. S. & Sitompul, P.	413

Simulasi Monte Carlo dalam Memprediksi Distribusi Kursi DPR RI Jawa Tengah dengan Metode Sainte-Lague Iriantini, D. S. & Sutanto.	421
Penerapan Fuzzy Logic Tsukamoto dalam Memprediksi Jumlah Stok CPO Tahun 2024 di PTPN IV Unit Dolok Ilir Anggriani, D. & Hutapea, T. A.	431
Aplikasi Model ARIMA dan Modifikasinya dalam Peramalan Jumlah Penumpang di Pelabuhan Tanjung Perak Rizal, J., Lestari, S. P., & Tolok A. N.	439
Prediksi Harga Penutupan Saham BBKA dan BBNI dengan Algoritma K-Nearest Neighbor Saragih, E. N.	452
Perbedaan Kemampuan Komunikasi Matematis Peserta didik Menggunakan Model PBL dan Model DL Hutahaean, B. N., & Widyastuti, E.	461
Pengembangan Media Pembelajaran Interaktif Berbantuan Articulate Storyline Untuk Meningkatkan Kemampuan Pemecahan Masalah pada Peserta Didik Kelas XI SMA Debora, C. E., & Siagian, P.	465
Studi Literatur: Inovasi Pembelajaran Matematika pada Era Kolaboratif Tania, W. P.	471
Efektivitas LKPD Berbantuan Classpoint untuk Meningkatkan Minat Belajar Siswa Kelas VIII Cahyani, A. P. R., & Siregar, T. M.	479
Pengembangan Media Interaktif Berbasis Android Berbantuan Articulate Storyline Untuk Meningkatkan Kemampuan Penalaran Matematis Pane, A. W. S., & Purba, G. I. D.	486
Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Laptop Terbaik dengan Pendekatan Gabungan AHP dan TOPSIS (Studi Kasus: FMIPA UNIMED). Tampubolon, J.	494
Pembelajaran Aljabar di SMP Dengan Pendekatan Game melalui Metode Drill and Practice dalam Pengembangan Aplikasi Cymath Lubis, R. A., Irvan, & Azis, Z.	505
Analisis Kecanduan Game Online dengan Model SEIPTR Carli, S. G., & Sinaga, L. P.	515
Pengembangan Media Pembelajaran Berbasis Web dengan Pendekatan Problem Based Learning (PBL) pada Materi Scratch Kelas VII SMP Ahmad, F. L., Nugroho, A. L., Anjarsari, D. D., Rahmayanti, R., & Ningrum, G. D. K.	527

Upaya Meningkatkan Pemahaman Konsep Matematika pada Peserta Didik Autisme melalui Explicit Instruction dengan Media Permainan Edukatif Agustia, A.	536
Analisis Perbandingan Proporsionalitas Metode Andre Sainte-Lague dan Modifikasinya pada Alokasi Kursi Pemilu Legislatif DPR RI Jawa Tengah 2024 Fourindira, D. A. & Sutanto	545
Pengembangan Media Pembelajaran Web Interaktif Menggunakan Pendekatan Berdiferensiasi Pada Elemen Teknologi Informasi Dan Komunikasi Dengan Model Problem Based Learning Alfan, M., Faisal, R., & Aprilianto, P.	556
Penerapan Regresi Semiparametrik Spline Truncated dalam Memodelkan Angka Harapan Hidup di Sumatera Utara Wulan, C. W. & Mansyur, A.	567
Analisis Prediksi Saham Emas PT Aneka Tambang (Tbk) Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) Luxfiati, N. A., & Bustamam, A.	578
Penerapan Algoritma Genetika Dalam Optimasi Komposisi Menu Makanan bagi Penderita Stroke Ritonga, Y. A. & Ahyaningsih, F.	584
Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Pertumbuhan Ekonomi di Sumatera Utara Menggunakan Regresi Data Panel Naibaho, H. M., & Khairani, N.	593
Peningkatan Kemampuan Komunikasi Matematis Peserta Didik Kelas X dengan Pembelajaran Berbasis Proyek Kolaboratif Berbantuan Media Canva Saragih, G. P.	601
Implementasi Pembelajaran Kooperatif Tipe TGT Untuk Meningkatkan Hasil Belajar Matematika Siswa SMP Islam Al-Fadhli Cindey, T. A. M., & Hasratuddin	611
Pengembangan E-Modul Berbasis Smart Apps Creator 3 untuk Meningkatkan Kemampuan Pemecahan Masalah Matematis Peserta Didik Kelas VIII MTs Zain, D. & Kairuddin	621
Analisis Kesulitan Siswa dalam Menyelesaikan Soal Program Linier Berbantuan Kalkulator Grafik di Kelas XI Elfina, H.	631
Pengembangan Media Pembelajaran Matematika Berbasis Komik Digital Untuk Meningkatkan Minat Belajar Siswa Kelas VII SMP Negeri 17 Medan Banurea, L. K., & Siregar, T. M.	642

Pengaruh Model Pembelajaran Kooperatif Tipe Jigsaw Terhadap Kemampuan Koneksi Matematis Siswa SMP Negeri 15 Medan Hutagalung, A. F. S., & Siregar, N.	651
Pengaruh Kepercayaan Diri (Self Confidence) terhadap Hasil Belajar Matematika Siswa Ginting, E. R., & Simanjorang, M. M.	662
Penerapan Pembelajaran Kontekstual Berbantuan Aplikasi Desmos untuk Meningkatkan Kemampuan Komunikasi Matematis Siswa SMA Elfani, E.	669
Analisis Kemampuan Pemecahan Masalah Matematis Siswa Ditinjau dari Gaya Belajar yang Dibelajarkan dengan Model PBM Sinaga, A. P., & Simanullang, M. C.	679
Pemetaan Tenaga Kesehatan di Provinsi Sumatera Utara Menggunakan Metode Multidimensional Scaling Silaban, A. & Susiana	687
Pengembangan Video Pembelajaran Matematika Menggunakan Powtoon untuk Meningkatkan Kemampuan Pemecahan Masalah Matematis Siswa di SMP Negeri 1 Kuala Fazriani, A., & Sagala, P. N.	697
Penerapan Metode Adams-Bashfort-Moulton pada Persamaan Logistik dalam Memprediksi Pertumbuhan Penduduk di Provinsi Sumatera Utara Hasibuan, Z. A. E., & Ritonga, A.	705
Efektivitas Model Pembelajaran Discovery Learning Terhadap Kemampuan Literasi Numerasi Siswa Kelas VII Di UPT SMP Negeri 37 Medan Talaumbanua, B. N.	715
Perbedaan Kemampuan Pemecahan Masalah Diajarkan dengan Model Pembelajaran Berbasis Masalah dan Pendidikan Matematika Realistik Indonesia Sipayung, E. N., & Napitupulu, E. E.	721
Pengembangan Lembar Kerja Peserta Didik (LKPD) Berbasis Etnomatematika Berbantuan Classpoint untuk Meningkatkan Minat Belajar Siswa Kelas VII Tobing, E. L., & Siregar, T. M.	729
Pengaruh Model Pembelajaran Numbered Head Together Terhadap Kemampuan Berpikir Kritis Matematis Siswa Yuwindi, F., & Napitupulu, E. E.	737
Peran Pendekatan Pembelajaran Matematika Realistik melalui Budaya Melayu pada Pembelajaran Matematika Nasution, H. H.	745
Meningkatkan Penalaran Matematis Siswa SMP melalui Video Animasi Berbasis Problem-Based Learning dengan Animaker Simbolon, P., & Manurung, N.	756

Pembangunan Algoritma Metode Modifikasi Runge-Kutta Menggunakan Kombinasi Deret
Lehmer dengan Python untuk Menyelesaikan Persamaan Diferensial

Ananda, D., Telaumbanua, L. Y., Nazla, K., & Rangkuti, Y. M. 763

Pembelajaran Matematika SD Dengan Model Kontekstual Berbasis Kearifan Lokal Gotong
Royong Pada Suku Batak Toba

Silalahi, T. M. 773

Analisis Regresi Weibull terhadap Determinan Laju Pemulihan Klinis Pasien Penderita
Stroke

Harahap, S., & Febrian, D. 785

Pengembangan Media Matematika Digital Berbasis Pendidikan Matematika Realistik
Untuk Meningkatkan Kemampuan Pemahaman Konsep Matematis Siswa SMP Negeri 16
Medan

Napitupulu, S. S., & Kairuddin. 795

The Effect of The Problem-Based Learning Model on Students' Mathematics Problem
Solving Abilities

Sitinjak, W. B. C., & Napitupulu, E. E. 805

Peran Media Komik Berbasis Budaya Lokal Tapanuli Selatan dalam Pembelajaran
Matematika SD

Siregar, Y. A. 813

Pengembangan LKPD untuk Meningkatkan Kemampuan Berpikir Kritis Peserta Didik pada
Pembelajaran Kooperatif Tipe Snowball Throwing di Kelas VIII SMP

Zuhrah, S. A. 823

Pembangunan Script Python untuk menunjukkan perbandingan antara Metode RK6,
Metode RK4

Ulwan, M. A. N., Pratiwi, I. A., Suana, M. Z., & Rangkuti, Y. M. 831

Penerapan Metode Naive Bayes dalam Memprediksi Kepuasan Pasien Terhadap
Pelayanan Rumah Sakit (Studi Kasus: Rumah Sakit Umum Haji Medan)

Syadia, R. & Kartika D. 838

Penerapan Rantai Markov dalam Menganalisis Tingkat Persaingan Ojek Online

Saputri, A. N., & Ritonga, A. 844

Pembangunan Python untuk menunjukkan Keakuratan Metode Modifikasi RK4
dibandingkan dengan Metode RK Merson untuk MNA

Fadluna, E. P., Saragih, R. Z. F., Alamsyah, R., & Rangkuti, Y. M. 853

Penerapan Analytical Hierarchy Process dalam Menentukan Pemilihan Dompot Digital (E-
Wallet) yang Terpercaya Pada Sektor UMKM di Kecamatan Percut Sei Tuan

Hartati, S., & Ahyaningsih, F. 861

Pengaruh Model Pembelajaran Kooperatif Tipe Think Talk Write Terhadap Kemampuan
Komunikasi Matematis Siswa SMA Negeri 1 Hamparan Perak

Nabila, F., Surya, E. 871

Aplikasi Model ARIMA dan Modifikasinya dalam Peramalan Jumlah Penumpang di Pelabuhan Tanjung Perak

Jose Rizal^{1*}, Suwesti Puji Lestari², Angjeliana Nogo Tolok³

^{1,2,3}Statistika: Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Bengkulu, Indonesia

*Corresponding Author: jrizar04@unib.ac.id

Abstrak, pada artikel ini, ditampilkan hasil pemodelan data deret waktu jumlah penumpang dari kapal kedatangan di pelabuhan Tanjung Perak untuk periode observasi 2012-2023. Model deret waktu yang diaplikasikan adalah Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) beserta modifikasinya, seperti ARIMA dengan menambahkan variabel eksogen (ARIMAX), ARIMA dengan menambahkan unsur musiman (SARIMA), dan ARIMA dengan menambahkan unsur musiman dan variabel eksogen (SARIMAX). Pada model ARIMAX dan SARIMAX, faktor eksternal seperti jumlah hari libur turut dipertimbangkan, karena diasumsikan faktor tersebut dapat mempengaruhi fluktuasi jumlah penumpang. Penelitian ini bertujuan memberikan prediksi jumlah penumpang kapal kedatangan di pelabuhan Tanjung Perak untuk beberapa bulan di tahun 2024, sehingga otoritas pelabuhan dapat mengoptimalkan sumber daya untuk meningkatkan efisiensi dan manajemen operasional. Kriteria pemilihan model terbaik dari keempat model yang diaplikasikan didasarkan pada nilai AIC, BIC, MAPE, RMSE, dan MAE terkecil, serta memperhatikan juga perilaku dari error model yang dihasilkan oleh masing-masing model, seperti sifat kebebasan dan kenormalan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model deret waktu terbaik untuk memodelkan jumlah penumpang adalah SARIMAX (1,1,0)(1,1,1)¹². Dari model ini, dapat dikatakan bahwa pola musiman dan faktor eksternal, yakni jumlah hari libur, memainkan peran penting dalam mempengaruhi fluktuasi jumlah penumpang kapal di pelabuhan Tanjung Perak.

Kata kunci: ARIMA; Deret Waktu; Jumlah Penumpang; Musiman; Variabel Eksogen

Abstract, in this article, the results of time series modeling of the number of passengers arriving by ship at the Port of Tanjung Perak for the observation period 2012-2023 are presented. The applied time series models include the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and its modifications, such as ARIMA with the addition of exogenous variables (ARIMAX), ARIMA with the inclusion of seasonal elements (SARIMA), and ARIMA with both seasonal elements and exogenous variables (SARIMAX). In the ARIMAX and SARIMAX models, external factors such as the number of holidays are taken into consideration, as it is assumed that these factors may influence fluctuations in the number of passengers. This study aims to provide predictions of the number of ship passengers arriving at the Port of Tanjung Perak for several months in 2024, enabling port authorities to optimize resources for improved efficiency and operational management. The criteria for selecting the best model among the four applied models are based on the lowest AIC, BIC, MAPE, RMSE, and MAE values, while also considering the behavior of the model errors, such as independence and normality. The results of the study show that the best time series model for predicting the number of passengers is SARIMAX (1,1,0)(1,1,1)¹². This model indicates that both seasonal patterns and external factors, particularly the number of holidays, play a significant role in influencing fluctuations in the number of ship passengers at the Port of Tanjung Perak.

Keywords: ARIMA; Time Series; Passenger Count; Seasonal; Exogenous Variables.

Citation : Rizal, J., dkk. (2024). Aplikasi Model ARIMA dan Modifikasinya dalam Peramalan Jumlah Penumpang di Pelabuhan Tanjung Perak. *Prodising Seminar Nasional Jurusan Matematika 2024*. 439 – 451

PENDAHULUAN

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) telah banyak diterapkan dalam berbagai kasus di sejumlah bidang. Sebagai contoh, dalam permasalahan ekonomi (Majumder dkk., 2022) menggunakan ARIMA untuk meramalkan pergerakan harga saham dan inflasi, yang terbukti efektif dalam memodelkan volatilitas pasar. Di sektor energi, (Ozturk dan Ozturk, 2018) menggunakan ARIMA untuk memprediksi konsumsi energi di Turki, yang memungkinkan perencanaan energi yang lebih efisien. Di bidang kesehatan, (Alzahrani dkk., 2024) memanfaatkan ARIMA untuk memprediksi penyebaran penyakit menular seperti influenza, membantu para pemangku kebijakan dalam alokasi sumber daya medis. Selanjutnya, (Feng dan Cai, 2016) menerapkan ARIMA dalam sektor transportasi untuk memodelkan jumlah penumpang, yang membantu optimalisasi manajemen transportasi. Kasus terakhir, yakni pada bidang lingkungan, (Geetha dan Nasira, 2016) berhasil menggunakan ARIMA untuk meramalkan curah hujan, memberikan kontribusi penting dalam mitigasi bencana dan perencanaan pertanian. Studi-studi ini menunjukkan fleksibilitas dan keandalan ARIMA dalam menangani data deret waktu pada berbagai sektor, memperkuat posisinya sebagai metode peramalan yang efektif.

Modifikasi model ARIMA untuk meningkatkan akurasi prediksi mencakup penambahan unsur musiman (model SARIMA), melibatkan variabel eksogen (model ARIMAX), serta kombinasi keduanya (model SARIMAX). Model Seasonal ARIMA digunakan ketika data memiliki pola musiman yang berulang dalam interval tertentu, seperti yang diterapkan oleh (Falatouri dkk., 2022) untuk memprediksi penjualan ritel bulanan, di mana adanya siklus musiman seperti liburan memainkan peran penting. Sementara itu, model ARIMAX (ARIMA with exogenous variables) menambahkan variabel luar yang diasumsikan memengaruhi data deret waktu utama. Berikutnya, (Anggraeni dkk., 2017) menggunakan model ARIMAX untuk meramalkan harga komoditas pertanian dengan mempertimbangkan faktor-faktor eksternal. Model SARIMAX, yang merupakan gabungan dari kedua pendekatan ini, digunakan ketika data memiliki pola musiman dan juga dipengaruhi oleh variabel eksogen. Peneliti (Whitt dan Zhang, 2019) telah menunjukkan efektivitas SARIMAX dalam meramalkan jumlah pasien rumah sakit selama musim flu, dengan mempertimbangkan faktor-faktor musiman dan variabel eksogen seperti suhu dan kebijakan kesehatan. Dengan menggabungkan kedua pendekatan tersebut, SARIMAX menawarkan fleksibilitas yang lebih besar dalam memodelkan dinamika kompleks pada berbagai bidang.

Pada artikel ini, akan diaplikasikan keempat model deret waktu yang telah disebutkan sebelumnya pada permasalahan peramalan jumlah penumpang di pelabuhan Tanjung Perak. Hal ini menjadi penting untuk dilakukan karena dapat membantu para pemangku kepentingan dalam mengambil keputusan yang lebih baik dalam pengelolaan sumber daya dan perencanaan operasional. Dengan menggunakan ARIMA; model ini dapat menangkap pola tren dan autokorelasi dari data penumpang, yang esensial untuk memahami fluktuasi musiman yang terjadi. Modifikasi seperti SARIMA memungkinkan integrasi unsur musiman, sehingga dapat mengidentifikasi periode puncak kedatangan penumpang, sementara ARIMAX dan SARIMAX menambahkan variabel eksogen yang dapat memengaruhi jumlah penumpang, seperti liburan dan kebijakan pemerintah. Dengan memodelkan semua faktor ini, pengelolaan pelabuhan dapat mengoptimalkan penjadwalan armada, pengaturan fasilitas, dan alokasi tenaga kerja, sehingga meningkatkan efisiensi operasional dan kepuasan pengguna jasa. Penerapan model ini tidak hanya memberikan gambaran yang lebih akurat tentang arus penumpang di masa depan tetapi juga membantu dalam mitigasi risiko serta perencanaan kontinjensi di pelabuhan yang sibuk seperti Tanjung Perak.

Kebaruan ilmiah dari artikel ini terletak pada analisis komprehensif yang membandingkan performa model ARIMA dengan berbagai modifikasinya, yaitu SARIMA, ARIMAX, dan SARIMAX, dalam konteks pemodelan data deret waktu yang kompleks. Studi ini tidak hanya berfokus pada kemampuan ARIMA dalam menangkap pola tren dan autokorelasi, tetapi juga memperluas cakupan dengan mengintegrasikan unsur musiman melalui SARIMA, serta menguji pengaruh variabel eksogen pada model ARIMAX dan SARIMAX. Kebaruan utama dari penelitian ini adalah evaluasi empiris terhadap interaksi antara komponen musiman dan variabel eksogen secara simultan dalam model SARIMAX, yang belum banyak dieksplorasi dalam studi sebelumnya. Selain itu, penelitian ini juga memperhatikan perilaku error model yang dihasilkan oleh masing-masing model, seperti sifat kebebasan dan kenormalan, untuk memastikan bahwa asumsi-asumsi yang mendasari model terpenuhi. Hasil penelitian ini memberikan kontribusi baru dalam pemilihan model terbaik berdasarkan akurasi prediksi, dengan menggunakan ukuran evaluasi seperti: *Akaike Information Criterion* (AIC), *Bayesian Information Criterion* (BIC), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE), yang menunjukkan kapan modifikasi ARIMA memberikan peningkatan yang signifikan dibandingkan model dasar ARIMA. Temuan ini dapat menjadi referensi bagi peneliti dan praktisi dalam memodelkan deret waktu di sektor-sektor yang dipengaruhi oleh faktor musiman dan eksternal secara bersamaan.

Tujuan penelitian ini adalah menghasilkan model yang akurat dan andal dalam memprediksi jumlah penumpang di pelabuhan Tanjung Perak di masa mendatang. Untuk mencapai tujuan tersebut, diaplikasikan model ARIMA beserta modifikasinya, seperti SARIMA, ARIMAX, dan SARIMAX, dimana parameter masing-masing model diperoleh berdasarkan data empiris jumlah penumpang di Pelabuhan Tanjung Perak dengan waktu observasi tahun 2012-2023. Dengan menganalisis data empiris pada periode tersebut, diharapkan dapat mengidentifikasi pola tren dan musiman yang dapat mempengaruhi kedatangan penumpang, serta mempertimbangkan faktor-faktor eksternal yang dapat berkontribusi pada fluktuasi jumlah penumpang, seperti jumlah hari libur dan kebijakan transportasi. Hasil dari peramalan ini diharapkan dapat membantu pihak pengelola pelabuhan dalam melakukan perencanaan yang lebih efektif, termasuk pengaturan jadwal kedatangan armada, pengelolaan fasilitas, dan penyesuaian kapasitas sumber daya manusia. Dengan demikian, penerapan model ARIMA beserta modifikasinya tidak hanya meningkatkan efisiensi operasional pelabuhan tetapi juga berkontribusi pada peningkatan layanan.

METODE PENELITIAN

Pada bagian ini, diuraikan metode penelitian yang disusun terperinci dalam bentuk tahapan pemodelan data deret waktu jumlah penumpang kapal kedatangan di Pelabuhan Tanjung Perak untuk periode waktu observasi tahun 2012 sampai 2023. Tahap pengumpulan data dan identifikasi sumber data: Menentukan sumber data yang dapat diakses, seperti data dari otoritas pelabuhan, instansi pemerintah, atau database resmi. Pengumpulan data, yakni mengumpulkan data jumlah penumpang bulanan dari kapal kedatangan di Pelabuhan Tanjung Perak selama periode 2012-2023. Selanjutnya, dilakukan pembersihan data dengan cara memeriksa data untuk mendeteksi dan mengoreksi kesalahan, seperti data yang hilang, anomali, atau nilai ekstrem, untuk memastikan data yang digunakan berkualitas tinggi.

Analisis data awal eksplorasi data menggunakan visualisasi, seperti grafik garis, histogram, dan boxplot, untuk menganalisis distribusi dan pola dalam data. Identifikasi tren dan musiman dengan

cara menganalisis data untuk mengidentifikasi pola tren jangka panjang dan fluktuasi musiman yang mungkin ada. Pengujian stasioneritas melalui uji stasioneritas menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF). Persamaan untuk uji ADF didasarkan pada bentuk regresi untuk menguji keberadaan akar unit (Papadimitis dan Politis, 2018). Uji ADF merupakan variasi dari uji Dickey-Fuller standar yang memperhitungkan lag dari perbedaan deret waktu untuk menangani adanya korelasi serial. Berikut persamaan dasar yang digunakan dalam uji ADF yang dimaksud:

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \beta_t + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

dimana Y_t merupakan variabel deret waktu yang dimodelkan, ΔY_t merupakan variabel yang menyatakan hasil perubahan pertama dari Y_t , α_0 merupakan parameter *intercept* dari model, β_t merupakan parameter yang mewakili tren deterministik, γ merupakan parameter yang digunakan untuk mengidentifikasi adanya akar unit, dan ε_t merupakan variabel kesalahan untuk waktu t . Hipotesis yang diuji adalah hipotesis nol (H_0): $\gamma = 0$ (deret waktu memiliki akar unit, sehingga non-stasioner), dengan ketentuan hipotesis nol ditolak bila $p\text{-value} < \alpha$ (0.05).

Penerapan Model ARIMA, meliputi identifikasi dan menentukan parameter model ARIMA (p, d, q) melalui analisis plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Bentuk umum model ARIMA (p, d, q) adalah sebagai berikut,

$$\phi(B)(1-B)^d Y_t = \mu + \theta(B)\varepsilon_t. \quad (2)$$

estimasi model diperoleh menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), untuk menghitung parameter model berdasarkan data empiris yang digunakan. Untuk diagnostik model, seperti: menguji residual model untuk memastikan tidak ada pola yang tersisa, menggunakan grafik residual, uji Ljung-Box, dan pengujian normalitas dari galat.

Penerapan Model Modifikasi ARIMA. Modifikasi pertama model ARIMAX, meliputi penyusunan model ARIMAX dengan menambahkan variabel eksogen yang relevan, seperti jumlah hari libur, untuk mengukur dampaknya terhadap jumlah penumpang. Bentuk umum model ARIMAX (p, d, q) dengan variabel eksogen X_t adalah sebagai berikut,

$$(1-B)^d \phi_p(B) Y_t = \theta_q(B) \varepsilon_t + \gamma_{1,t} X_{1,t} + \dots + \gamma_{r,t} X_{r,t} \quad (3)$$

modifikasi kedua model SARIMA, yakni menerapkan model SARIMA dengan mempertimbangkan faktor musiman (P,D,Q)^s untuk mengatasi pola musiman dalam data. Bentuk umum model tersebut adalah sebagai berikut:

$$\Phi_P(B^S) \phi_p(B) (1-B)^d (1-B^S)^D Y_t = \theta_Q(B^S) \theta_q(B) a_t \quad (4)$$

modifikasi ketiga model SARIMAX, yakni dengan menggabungkan unsur musiman dan variabel eksogen dalam model SARIMAX untuk menangkap interaksi kompleks antara faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penumpang. Bentuk umum model tersebut adalah sebagai berikut:

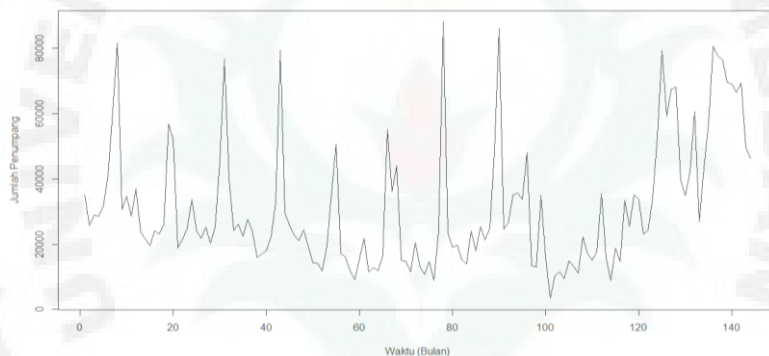
$$Y_t = \beta X_t + \beta_1 X_{1,t} + \dots + \beta_j X_{j,t} + \left(\frac{\theta_Q(B^S) \theta_q(B)}{\Phi_P(B^S) \phi_p(B) (1-B)^d (1-B^S)^D} a_t \right) \quad (5)$$

Evaluasi kinerja keempat model. Ukuran pertama menggunakan kriteria AIC dan BIC terkecil, berikut formula dari kedua kriteria tersebut, $AIC = 2k - 2 \ln(\text{Log llk})$ dan $BIC = k \ln(T) - 2 \ln(\text{Log llk})$. Ukuran kedua berdasarkan penghitungan metrik akurasi menggunakan kriteria MAPE $= \left(\frac{100\%}{n} \right) \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t}$, $RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}$, dan $MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|$, untuk menilai sejauh mana prediksi model menyimpang dari nilai aktual. Ukuran ketiga adalah dengan menganalisis residual dari masing-masing model, secara spesifik dengan memperhatikan perilaku error model, dengan

menguji sifat kebebasan (autokorelasi residual) dan kenormalan (uji normalitas residual), serta memverifikasi apakah model memenuhi asumsi yang diperlukan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

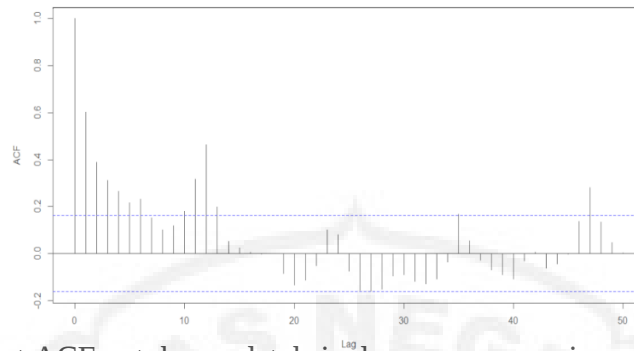
Data yang akan digunakan dalam penelitian ini mencakup jumlah penumpang kapal yang datang ke Pelabuhan Tanjung Perak dari bulan Januari 2012 hingga Desember 2023. Dalam analisis ini, data eksogen yang digunakan adalah jumlah hari libur yang ditetapkan berdasarkan Kalender Akademik Nasional. Data tersebut merupakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi DKI Jakarta serta Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi. Dengan menggunakan data yang valid dan terpercaya ini, penelitian bertujuan untuk memberikan pemodelan yang akurat terhadap jumlah penumpang. Selanjutnya, berikut disajikan visualisasi jumlah penumpang selama periode 144 bulan yang menunjukkan pola dan tren yang dapat dianalisis lebih lanjut.



Gambar 1. jumlah penumpang kapal datang ke Pelabuhan Tanjung Perak setiap bulan (Januari 2012 s.d. Desember 2023)

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 144 data jumlah penumpang kapal kedatangan di Pelabuhan Tanjung Perak, yang akan dibagi menjadi data training dan testing. Pembagian dilakukan dengan proporsi 92% untuk data training dan 8% untuk data testing, yang bertujuan untuk memastikan bahwa model dapat dilatih secara optimal sebelum diuji dengan data baru. Dalam hal ini, data training mencakup 133 data pertama, sedangkan 11 data terakhir digunakan sebagai data testing untuk mengevaluasi kinerja prediksi model. Pembagian ini juga berlaku untuk data eksogen, yaitu jumlah hari libur, yang akan digunakan untuk membantu model dalam memahami pengaruh faktor eksternal terhadap jumlah penumpang. Proporsi ini diharapkan dapat menghasilkan model yang akurat dan handal dalam memprediksi jumlah penumpang di masa mendatang.

Selanjutnya, untuk mengidentifikasi pola musiman dalam data, akan dilakukan analisis menggunakan plot *Autocorrelation Function* (ACF) dengan lag 50 (Gambar 2). Plot ACF ini akan membantu dalam mengeksplorasi hubungan antara observasi yang ada dalam rentang waktu yang berbeda, sehingga dapat dilihat adanya pola musiman yang signifikan. Dengan memeriksa nilai-nilai autokorelasi pada berbagai lag, dapat diidentifikasi apakah terdapat siklus musiman yang berulang dan seberapa kuat pengaruhnya terhadap jumlah penumpang kapal yang datang ke Pelabuhan Tanjung Perak. Analisis ini sangat penting untuk pemodelan yang lebih akurat, karena memahami pola musiman dapat membantu dalam menentukan parameter yang tepat untuk model ARIMA dan modifikasinya. Dengan demikian, hasil dari plot ACF ini akan menjadi langkah awal yang krusial dalam proses pemodelan data deret waktu.



Gambar 2. Grafik plot ACF untuk mendeteksi adanya unsur musiman data jumlah penumpang (Januari 2012 s.d. Desember 2023) yang dimodelkan

Dapat dilihat bahwa pada grafik plot ACF di Gambar 2, hampir pada setiap lag 12 terdapat nilai autokorelasi yang menunjukkan hubungan yang signifikan. Hal ini mengindikasikan adanya pola musiman yang jelas dalam jumlah penumpang kapal yang datang ke Pelabuhan Tanjung Perak, di mana fluktuasi jumlah penumpang cenderung berulang setiap tahun. Keberadaan autokorelasi yang signifikan pada interval lag tersebut menguatkan asumsi bahwa faktor musiman memainkan peran penting dalam mempengaruhi jumlah penumpang, dan ini harus dipertimbangkan dalam pemodelan data deret waktu. Dengan demikian, informasi ini memberikan dasar yang kuat untuk memilih model yang sesuai, seperti SARIMA, yang dapat menangkap pola musiman ini dengan lebih efektif.

Tabel 1. Rekapitulasi pengujian stasioneritas data yang dimodelkan terhadap variansi dan rata-rata

Variabel	Stasioner dalam variansi		Stasioner dalam rata-rata	
	Transformasi	Nilai λ	Diferensiasi	<i>p-value</i>
Jumlah penumpang	Sebelum	-0.893	Sebelum	0.184
	Pertama	1.999	Pertama	0.010
	Kedua	1.039		

Berdasarkan hasil analisis stasioneritas dalam variansi dan rata-rata untuk variabel jumlah penumpang yang ditampilkan pada Tabel 1, dapat diinterpretasikan sebagai berikut: Sebelum transformasi, variabel jumlah penumpang tidak stasioner dalam variansi dengan nilai parameter transformasi λ sebesar -0.893. Setelah transformasi pertama, nilai λ meningkat menjadi 1.999, menunjukkan adanya peningkatan stabilitas variansi, dan kemudian setelah transformasi kedua, λ menjadi 1.039, yang mendekati nilai ideal untuk stasioneritas. Dalam hal pengujian stasioneritas dalam rata-rata, variabel jumlah penumpang sebelum diferensiasi memiliki *p-value* sebesar 0.184, lebih besar dari 0.05, yang berarti variabel tersebut tidak stasioner dalam rata-rata. Setelah diferensiasi pertama, *p-value* turun menjadi 0.01, yang lebih kecil dari 0.05, menunjukkan bahwa variabel menjadi stasioner dalam rata-rata. Ini mengindikasikan bahwa diperlukan transformasi dan diferensiasi untuk mencapai stasioneritas baik dalam variansi maupun rata-rata, yang merupakan syarat penting untuk membangun model deret waktu yang akurat.

Tabel 2. Rekapitulasi estimasi parameter dan tingkat signifikansinya dari beberapa model ARIMA

Model	Goodness of fit			Bagian	Koefisien	Statistik uji	<i>P-value</i>
	Log llk	AIC	BIC				
ARIMA (0,1,1)	-1458.02	2920.04	2925.79	MA (1)	-0.640	-4.245	0.000022
ARIMA (0,1,2)	-1450.51	2907.02	2915.65	MA (1)	-0.491	-6.146	0.000036
				MA (2)	-0.334	-4.132	0.000000
ARIMA (1,1,0)	-1463.29	2930.58	2936.33	AR (1)	-0.234	-2.759	0.005790
ARIMA (1,1,1)	-1450.18	2906.36	2914.99	AR (1)	0.454	4.135	0.000035
				MA (1)	-0.948	-14.210	0.000000
				AR (1)	0.291	1.0773	0.281349
ARIMA (1,1,2)	-1449.95	2907.90	2919.40	MA (1)	-0.758	-2.712	0.006684
				MA (2)	-0.151	-0.714	0.474644

Berdasarkan Tabel 2, model ARIMA (1,1,1) merupakan model yang sesuai untuk data empiris yang dimodelkan, dikarenakan memiliki nilai AIC dan BIC terkecil. Selanjutnya, koefisien AR (1) sebesar 0.4542 ($p\text{-value} = 0.000035$) dan MA (1) sebesar -0.9481 ($p\text{-value} = 0.000000$) keduanya sangat signifikan, menunjukkan bahwa komponen *autoregressive* dan *moving average* secara signifikan berkontribusi dalam model ini. Nilai AIC dan BIC yang paling rendah di antara semua model yang diuji menunjukkan bahwa model ini memberikan keseimbangan terbaik antara kecocokan data dan jumlah parameter yang digunakan.

Tabel 3. Rekapitulasi estimasi parameter dan tingkat signifikansinya dari beberapa model ARIMAX

Model	Goodness of fit			Bagian	Koefisien	Statistik uji	P-value
	Log llk	AIC	BIC				
ARIMAX (0,1,1)	-1425.95	2857.89	2857.91	MA (1)	-0.640	-7.316	2.56×10^{-13}
				Xreg	1870.910	8.899	2.20×10^{-16}
ARIMAX (0,1,2)	-1425.47	2858.95	2870.45	MA (1)	-0.599	-6.691	2.21×10^{-11}
				MA (2)	-0.099	-0.992	3.21×10^{-01}
ARIMAX (1,1,0)	-1432.57	2871.15	2879.77	Xreg	1801.860	7.902	2.75×10^{-15}
				AR (1)	-0.235	-5.093	3.53×10^{-07}
ARIMAX (1,1,1)	-1425.27	2858.54	2870.04	Xreg	1810.830	8.927	2.20×10^{-16}
				AR (1)	0.207	1.271	2.04×10^{-01}
ARIMAX (1,1,2)	-1423.34	2856.68	2871.05	MA (1)	-0.788	-6.972	3.14×10^{-12}
				Xreg	1769.920	7.563	3.94×10^{-14}
				AR (1)	0.835	9.505	2.20×10^{-16}
				MA (1)	-1.468	10.934	2.20×10^{-16}
				MA (2)	0.468	3.548	3.89×10^{-04}
				Xreg	1805.720	8.419	2.20×10^{-16}

Dari Tabel 3, beberapa hal dapat dijelaskan sebagai berikut. Berdasarkan hasil analisis model ARIMAX (1,1,1) dengan variabel eksternal Xreg, model ini menunjukkan tingkat penyesuaian yang baik terhadap data. Nilai log likelihood sebesar -1425.27 menunjukkan bahwa model mampu menggambarkan pola data, meskipun log likelihood lebih sering digunakan sebagai dasar perhitungan untuk kriteria seperti AIC dan BIC. Dalam hal ini, nilai AIC sebesar 2858.54 dan BIC sebesar 2870.04 mengindikasikan ukuran kebaikan penyesuaian model dengan penalti untuk kompleksitas model. Sebagai catatan, kriteria AIC lebih fokus pada ketepatan model untuk prediksi, sedangkan BIC lebih memperhitungkan jumlah parameter dalam model. Semakin rendah nilai AIC dan BIC, semakin baik model dalam menyesuaikan data.

Parameter AR(1) dalam model ini memiliki koefisien sebesar 0.207 dengan $p\text{-value}$ yang tidak signifikan, menunjukkan bahwa komponen autoregresif ini tidak memberikan kontribusi yang berarti dalam menjelaskan pola data. Artinya, nilai-nilai pada waktu sebelumnya tidak memiliki pengaruh yang kuat terhadap nilai saat ini, sehingga komponen AR mungkin dapat diabaikan dalam perbaikan model. Sebaliknya, komponen MA(1) memiliki koefisien -0.7876 dengan $p\text{-value}$ signifikan, yang mengindikasikan bahwa fluktuasi dari periode sebelumnya berperan penting dalam memengaruhi nilai saat ini. Koefisien negatif dari MA(1) menunjukkan bahwa kesalahan dari periode sebelumnya membantu mengoreksi nilai saat ini, memberikan stabilitas pada model. Selain itu, variabel eksternal yang diwakili oleh Xreg memiliki koefisien positif sebesar 1769.92 dengan $p\text{-value}$ signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa Xreg memiliki pengaruh yang kuat terhadap variabel yang diprediksi oleh model ARIMAX. Dengan kata lain, peningkatan pada Xreg berkorelasi positif dengan peningkatan pada nilai prediksi, sehingga variabel eksternal ini menjadi faktor yang penting untuk diperhitungkan dalam model.

Secara keseluruhan, model ARIMAX (1,1,1) ini memiliki kekuatan prediksi yang baik berkat adanya komponen MA(1) dan variabel eksternal Xreg, meskipun komponen AR(1) tidak signifikan. Kombinasi antara kemampuan model dalam memanfaatkan pola kesalahan masa lalu dan pengaruh signifikan dari variabel eksternal membuat model ini dapat memberikan prediksi yang lebih akurat. Pemahaman terhadap peran setiap komponen ini penting untuk memilih model yang tepat dalam analisis lebih lanjut atau untuk diterapkan pada masalah praktis yang relevan.

Tabel 4. Rekapitulasi estimasi parameter dan tingkat signifikansinya dari beberapa model SARIMA

Model	Goodness of fit			Bagian	Koefisien	Statistik uji	P-value
	Log llk	AIC	BIC				
SARIMA (1,1,0) (1,1,0) ¹²	-1315.91	2637.81	2646.15	AR1	-0.350	-40.526	5.07×10^{-02}
				SAR1	-0.043	-0.450	6.53×10^{-01}
				AR1	-0.341	-39.630	7.40×10^{-13}
SARIMA (1,1,0) (1,1,1) ¹²	-1310.54	2629.09	2640.20	SAR1	0.645	67.291	1.71×10^{-08}
				SMA1	-0.999	-92.836	2.20×10^{-16}
				AR1	-0.328	-37.815	1.56×10^{-04}
SARIMA (1,1,0) (1,1,2) ¹²	1309.28	2628.56	2642.45	SAR1	0.475	30.548	2.25×10^{-03}
				SMA1	-0.766	-39.580	7.56×10^{-02}
				SMA2	-0.233	-15.893	1.12×10^{-01}
SARIMA (1,1,1) (1,1,0) ¹²	-1308.94	2625.88	2636.99	AR1	0.244	14.689	1.42×10^{-01}
				MA1	-0.761	-62.418	4.33×10^{-07}
				SAR1	-0.062	-0.625	5.32×10^{-01}
SARIMA (1,1,1) (1,1,1) ¹²	-1302.96	2615.91	2629.81	AR1	0.237	15.453	1.22×10^{-01}
				MA1	-0.760	-68.989	5.24×10^{-09}
				SAR1	0.602	60.281	1.66×10^{-06}
SARIMA (1,1,1) (1,1,2) ¹²	-1309.28	2615.27	2631.94	SMA1	-0.999	-83.392	2.20×10^{-16}
				AR1	0.248	15.331	1.25×10^{-01}
				MA1	-0.759	-64.093	1.46×10^{-07}
SARIMA (1,1,2) (1,1,0) ¹²	-1307.88	2625.77	2639.67	SAR1	0.407	23.753	1.75×10^{-02}
				SMA1	-0.741	-34.643	5.32×10^{-04}
				SMA2	-0.258	-16.183	1.05×10^{-01}
SARIMA (1,1,2) (1,1,1) ¹²	-1302.87	2617.74	2634.41	AR1	0.841	82.071	2.27×10^{-13}
				MA1	-0.141	-90.541	2.20×10^{-16}
				MA2	0.431	29.665	3.01×10^{-03}
SARIMA (1,1,2) (1,1,2) ¹²	-1301.39	2616.79	2636.24	SAR1	-0.045	-0.449	6.53×10^{-01}
				AR1	-0.085	-0.139	8.89×10^{-01}
				MA1	-0.431	-0.709	4.77×10^{-01}
SARIMA (1,1,2) (1,1,2) ¹²	-1301.39	2616.79	2636.24	MA2	-0.203	-0.569	5.69×10^{-01}
				SAR1	0.597	59.610	2.51×10^{-06}
				SMA1	-0.999	-83.419	2.20×10^{-16}
SARIMA (1,1,2) (1,1,2) ¹²	-1301.39	2616.79	2636.24	AR1	-0.190	-0.373	7.09×10^{-01}
				MA1	-0.310	-0.623	5.33×10^{-01}
				MA2	-0.272	-0.973	3.30×10^{-01}
SARIMA (1,1,2) (1,1,2) ¹²	-1301.39	2616.79	2636.24	SAR1	0.389	22.496	2.44×10^{-02}
				SMA1	-0.723	-33.649	7.65×10^{-04}
				SMA2	-0.276	-17.049	8.82×10^{-02}

Berdasarkan Tabel 4, model SARIMA (1,1,0)(1,1,1)¹² menunjukkan performa yang baik dalam menyesuaikan data. Nilai log likelihood sebesar -1310.54 menunjukkan kemampuan model ini dalam menangkap pola data secara keseluruhan, meskipun nilai ini lebih sering digunakan sebagai dasar untuk kriteria lainnya seperti AIC dan BIC. Nilai AIC sebesar 2629.09 dan BIC sebesar 2640.2 menunjukkan bahwa model SARIMA ini memiliki ukuran kebaikan penyesuaian yang baik, terutama jika dibandingkan dengan model ARIMA dan ARIMAX yang sebelumnya digunakan. Nilai AIC dan BIC yang lebih rendah mengindikasikan bahwa model ini lebih efisien dalam menyeimbangkan kompleksitas model dengan kemampuan untuk menjelaskan data. Dengan kata lain, model SARIMA ini cenderung lebih optimal dalam memprediksi pola musiman yang muncul secara berkala. Selain

itu, parameter-parameter yang digunakan dalam model ini menunjukkan tingkat signifikansi yang kuat, artinya setiap komponen dalam model memberikan kontribusi yang berarti dalam memodelkan pola data yang ada. Dengan demikian, model SARIMA (1,1,0)(1,1,1)¹² ini lebih tepat dalam menangani data yang memiliki pola musiman dibandingkan dengan model ARIMA dan ARIMAX sebelumnya, menjadikannya pilihan yang lebih akurat untuk prediksi dalam jangka waktu yang mempertimbangkan faktor musiman.

Tabel 5. Rekapitulasi estimasi parameter dan tingkat signifikansinya dari beberapa model SARIMAX

Model	Goodness of fit			Bagian	Koefisien	Statistik uji	P-value
	Log llk	AIC	BIC				
SARIMAX (1,1,0) (1,1,0) ¹²	-1309.75	2627.85	2638.61	AR1	-0.314	-36.171	2.97×10^{-04}
				SAR1	-0.184	-17.539	7.94×10^{-02}
				Xreg	1511.334	37.009	2.15×10^{-04}
				AR1	-0.339	-39.024	9.53×10^{-02}
SARIMAX (1,1,0) (1,1,1) ¹²	-1299.66	2609.32	2623.22	SAR1	0.357	30.292	2.45×10^{-03}
				SMA1	-0.999	-99.737	2.20×10^{-16}
				Xreg	2015.685	51.893	2.11×10^{-04}
				AR1	-3.551	-40.064	6.16×10^{-02}
SARIMAX (1,1,0) (1,1,2) ¹²	-1298.73	2609.46	2626.14	SAR1	-0.003	-0.009	9.92×10^{-01}
				SMA1	-0.619	-19.397	5.24×10^{-02}
				SMA2	-0.380	-12.556	2.09×10^{-01}
				Xreg	2087.330	52.047	1.94×10^{-04}
SARIMAX (1,1,1) (1,1,0) ¹²	-1302.54	2615.09	2628.98	AR1	0.281	17.386	8.21×10^{-02}
				MA1	-0.765	-65.483	5.80×10^{-13}
				SAR1	-0.200	-18.836	5.96×10^{-02}
				Xreg	1582.120	37.711	0.0001625
SARIMAX (1,1,1) (1,1,1) ¹²	-1292.22	2596.45	2613.12	AR1	0.190	11.856	2.35×10^{-01}
				MA1	-0.714	-60.319	1.62×10^{-06}
				SAR1	0.333	28.414	4.49×10^{-03}
				SMA1	-0.999	-93.512	2.20×10^{-16}
SARIMAX (1,1,1) (1,1,2) ¹²	-1291.11	2596.22	2615.67	Xreg	2043.912	51.493	2.61×10^{-04}
				AR1	0.152	0.9323	3.51×10^{-01}
				MA1	-0.700	-57.005	1.20×10^{-05}
				SAR1	-0.159	-0.358	7.20×10^{-01}
SARIMAX (1,1,2) (1,1,0) ¹²	-1302.27	2616.54	2633.21	SMA1	-0.493	-12.503	2.11×10^{-01}
				SMA2	-0.505	-13.302	1.83×10^{-01}
				Xreg	2144.517	52.368	1.63×10^{-04}
				AR1	-0.168	-0.414	6.78×10^{-01}
SARIMAX (1,1,2) (1,1,1) ¹²	-1302.27	2616.54	2633.21	MA1	-0.302	-0.768	4.42×10^{-01}
				MA2	-0.271	-12.952	1.95×10^{-01}
				SAR1	-0.197	-18.332	6.67×10^{-02}
				Xreg	1632.547	38.952	9.80×10^{-07}
SARIMAX (1,1,2) (1,1,1) ¹²	-1291.81	2597.62	2617.07	AR1	-0.285	-0.763	4.44×10^{-01}
				MA1	-0.219	-0.610	5.41×10^{-01}
				MA2	-0.301	-15.265	1.26×10^{-01}
				SAR1	0.341	29.338	3.34×10^{-03}
SARIMAX (1,1,2) (1,1,2) ¹²	-1290.64	2597.29	2619.52	SMA1	-100.000	-94.855	2.20×10^{-16}
				Xreg	2043.310	52.102	1.89×10^{-04}
				AR1	-0.359	-0.987	3.23×10^{-01}
				MA1	-0.165	-0.474	6.35×10^{-01}
SARIMAX (1,1,2) (1,1,2) ¹²	-1290.64	2597.29	2619.52	MA2	-0.332	-17.083	8.75×10^{-02}
				SAR1	-0.13649	-0.3195	7.49×10^{-01}
				SMA1	-0.500	-13.164	1.88×10^{-01}
				SMA2	-0.499	-13.651	1.72×10^{-01}
				Xreg	2126.763	52.071	1.92×10^{-04}

Berdasarkan Tabel 5, model SARIMAX (1,1,0)(1,1,1)¹² menunjukkan kemampuan yang baik dalam menangani pola musiman pada data yang diamati. Model ini dapat memanfaatkan informasi

dari periode sebelumnya serta pola musiman secara efektif. Parameter AR(1) memiliki koefisien sebesar -0.339 dengan $p\text{-value} < 0.05$, yang menunjukkan bahwa nilai satu periode sebelumnya memiliki pengaruh cukup signifikan terhadap nilai saat ini, meskipun signifikansinya tidak terlalu kuat. Hal ini mengindikasikan adanya keterkaitan antara nilai saat ini dengan nilai di periode sebelumnya, meski pengaruhnya agak lemah. Parameter SAR(1) menunjukkan pengaruh dari nilai pada satu musim sebelumnya terhadap nilai saat ini, dengan koefisien sebesar 0.357 dan $p\text{-value}$ yang sangat rendah (0.0024). Ini menunjukkan bahwa model secara efektif menangkap pola musiman, di mana pengaruh dari satu musim sebelumnya sangat signifikan dalam menentukan nilai saat ini. Selain itu, parameter SMA(1) memiliki koefisien sebesar -0.999 serta nilai $p\text{-value}$ yang sangat rendah, yakni 2.20×10^{-16} , menunjukkan bahwa model ini mampu mengoreksi efek kesalahan musiman dengan sangat baik, sehingga mengurangi ketidakakuratan dari periode sebelumnya. Secara keseluruhan, kombinasi dari parameter AR(1), SAR(1), dan SMA(1) memungkinkan model untuk memetakan hubungan temporal dan musiman dalam data dengan baik, menjadikannya alat yang akurat untuk memprediksi data yang memiliki komponen musiman.

Tabel 6. Rekapitulasi hasil uji kinerja dari empat model deret waktu yang diaplikasikan

Model yang diaplikasikan	Dalam sampel			Luar sampel		
	MAPE	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE
ARIMA (1,1,1)	90.31	19368.69	16615.27	41.80	29028.22	26095.74
ARIMAX (1,1,2)	57.41	14513.03	11019.51	43.16	32035.31	28288.75
SARIMA (1,1,0) (1,1,1) ¹²	378.36	73561.98	69837.02	22.06	13580.11	11481.96
SARIMAX (1,1,0) (1,1,1) ¹²	253.89	48083.32	45438.47	16.20	13091.49	8799.07

Berdasarkan Tabel 6 dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut. model SARIMAX (1,1,0)(1,1,1)¹² menunjukkan performa terbaik dalam hal prediksi untuk data di luar sampel dibandingkan dengan model ARIMA (1,1,1), ARIMAX (1,1,2), dan SARIMA (1,1,0)(1,1,1)¹². Hal ini ditunjukkan oleh nilai-nilai error yang lebih rendah pada data di luar sampel, yaitu MAPE sebesar 16.20, RMSE sebesar 13091.49, dan MAE sebesar 8799.07. Nilai-nilai ini menunjukkan bahwa model SARIMAX mampu menangkap pola data secara akurat saat melakukan prediksi di luar sampel, terutama dibandingkan dengan model lainnya. Model SARIMA (1,1,0)(1,1,1)¹² juga menunjukkan hasil yang cukup baik pada data di luar sampel dengan nilai MAPE = 22.06, RMSE = 13580.11, dan MAE = 11481.96, tetapi performanya masih sedikit tertinggal dibandingkan dengan model SARIMAX. Kedua model ini menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam menangani pola musiman yang ada pada data. Sementara itu, model ARIMA (1,1,1) dan ARIMAX (1,1,2) menunjukkan performa yang lebih rendah pada data di luar sampel, dengan nilai MAPE masing-masing sebesar 41.80 dan 43.16, serta RMSE dan MAE yang lebih tinggi dibandingkan dengan model musiman. Meskipun model ARIMAX menunjukkan peningkatan performa dibandingkan dengan ARIMA pada data di dalam sampel, perbedaannya tidak sebanding pada data di luar sampel, menunjukkan ARIMAX tidak cukup mampu mengakomodasi variasi musiman seperti halnya SARIMAX.

Secara keseluruhan, dapat disimpulkan bahwa model SARIMAX (1,1,0)(1,1,1)¹² menjadi pilihan terbaik untuk memprediksi data yang memiliki pola musiman, karena memberikan hasil yang lebih akurat dengan tingkat kesalahan yang lebih rendah, baik dalam ukuran MAPE, RMSE, maupun MAE pada data di luar sampel. Ini menunjukkan bahwa SARIMAX lebih efektif dalam menangkap pola temporal dan musiman yang ada pada data, menjadikannya lebih unggul dibandingkan model ARIMA dan ARIMAX.

Tabel 7. Rekapitulasi hasil uji *white noise* dan kenormalan dari empat model deret waktu terpilih

Model	Uji <i>white noise</i>			Uji kenormalan		
	$(H_0: \text{residual white noise})$			$(H_0: \text{residual berdistribusi normal})$		
	Statistik uji	p-value	Simpulan	Statistik uji	p-value	Simpulan
ARIMA (1,1,1)	4.32×10^{-2}	0.835	H_0 ditolak	0.636	2.20×10^{-16}	H_0 ditolak
ARIMAX (1,1,2)	1.98×10^{-3}	0.872	H_0 ditolak	0.628	2.20×10^{-16}	H_0 ditolak
SARIMA (1,1,0) (1,1,1) ¹²	1.33×10^0	0.248	H_0 ditolak	0.576	2.20×10^{-16}	H_0 ditolak
SARIMAX (1,1,0) (1,1,1) ¹²	1.73×10^0	0.188	H_0 ditolak	0.572	2.20×10^{-16}	H_0 ditolak

Berdasarkan hasil uji *white noise* dan uji kenormalan pada model ARIMA dan modifikasinya (lihat Tabel 7), dapat diuraikan bahwa seluruh model yang diaplikasikan, yakni ARIMA (1,1,1), ARIMAX (1,1,2), SARIMA (1,1,0)(1,1,1)¹², dan SARIMAX (1,1,0)(1,1,1)¹², menunjukkan bahwa residualnya belum memenuhi sifat *white noise*, terlihat dari nilai *p-value* yang lebih besar dari 0.05. Hal ini menunjukkan adanya pola yang belum sepenuhnya tereliminasi oleh model, sehingga masih terdapat informasi dalam residual. Selain itu, hasil uji kenormalan pada setiap model menunjukkan nilai *p-value* sebesar 2.20×10^{-16} , yang jauh lebih kecil dari 0.05, sehingga dapat disimpulkan bahwa residual dari masing-masing model tidak berdistribusi normal. Ketidaknormalan dan adanya pola dalam residual menunjukkan bahwa model yang dipilih belum mampu menangkap seluruh variasi data secara optimal. Ini dapat mengindikasikan perlunya model alternatif atau penyesuaian lebih lanjut, seperti transformasi data atau penggunaan model dengan struktur lebih kompleks untuk memperbaiki kualitas prediksi. Karena model ARIMA dan modifikasinya sangat bergantung pada asumsi kenormalan residual, pelanggaran ini dapat memengaruhi akurasi prediksi yang dihasilkan dan interpretasi yang diberikan oleh model, sehingga hasil prediksinya mungkin tidak dapat sepenuhnya dapat digunakan untuk membuat prediksi dan interpretasi model (Moffat dan Akpan, 2019).

Tabel 8. Rekapitulasi hasil prediksi jumlah penumpang untuk tahun 2024 berdasarkan model SARIMAX (1,1,0)(1,1,1)¹²

Bulan	Prediksi jumlah penumpang	Batas bawah	Batas atas
Januari	38426	21741	55111
Februari	44346	24366	64326
Maret	55112	31327	78897
April	66840	40083	93597
Mei	60742	31219	90265
Juni	76140	44118	108162
Juli	70589	36241	104938
Agustus	69055	32530	105579
September	55273	16694	93852
Oktober	49441	8912	89970
November	52816	10426	95206
Desember	70819	26650	114989

Berdasarkan hasil rekapitulasi prediksi dari model deret waktu SARIMAX (1,1,0)(1,1,1)¹² yang ditampilkan pada Tabel 8 dapat diinterpretasikan bahwa jumlah penumpang diprediksi mengalami fluktuasi sepanjang tahun 2024. Prediksi tertinggi terjadi pada bulan Juni dengan jumlah penumpang sebesar 76140, diikuti oleh bulan Desember dengan 70819 penumpang. Sebaliknya, prediksi terendah terjadi pada bulan Januari dengan 38426 penumpang. Setiap prediksi juga dilengkapi dengan batas bawah dan batas atas untuk tingkat kepercayaan 80%, yang menunjukkan rentang interval prediksi untuk setiap bulan, menggambarkan tingkat ketidakpastian dari model. Misalnya, pada bulan Juni, jumlah penumpang diprediksi antara 44118 hingga 108162, menunjukkan variasi yang cukup besar dalam rentang prediksi. Rentang yang lebih luas pada beberapa bulan, seperti Desember yang

memiliki batas antara 26650 hingga 114989, mencerminkan tingkat ketidakpastian yang lebih tinggi dalam model, sedangkan bulan seperti Januari memiliki rentang yang lebih sempit. Secara keseluruhan, hasil ini memberikan gambaran mengenai pola kedatangan penumpang yang diprediksi berfluktuasi, dan rentang prediksi yang bervariasi menunjukkan adanya ketidakpastian dalam jumlah kedatangan pada setiap bulan.

KESIMPULAN

Dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa pemodelan data deret waktu jumlah penumpang kapal kedatangan di Pelabuhan Tanjung Perak untuk periode observasi 2012-2023 berhasil dimodelkan menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) beserta modifikasinya, yakni ARIMA dengan menambahkan unsur musiman (SARIMA), dan ARIMA dengan menambahkan unsur musiman beserta variabel eksogen (SARIMAX). Penelitian ini memberikan bukti bahwa pentingnya mempertimbangkan faktor eksternal, seperti jumlah hari libur, dalam model ARIMAX dan SARIMAX, yang diasumsikan dapat memengaruhi fluktuasi jumlah penumpang pada suatu kedatangan kapal di pelabuhan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memberikan prediksi jumlah penumpang untuk beberapa bulan di tahun 2024, dan hal tersebut dapat dicapai, sehingga otoritas pelabuhan dapat lebih baik dalam mengoptimalkan sumber daya dan meningkatkan efisiensi serta manajemen operasional.

Kriteria pemilihan model terbaik didasarkan pada beberapa indikator evaluasi, seperti: nilai AIC, BIC, MAPE, RMSE, dan MAE, yang menunjukkan kinerja masing-masing model dalam memprediksi data. Hasil analisis menunjukkan bahwa model SARIMAX (1,1,0)(1,1,1)¹² adalah model yang paling sesuai untuk memodelkan jumlah penumpang kapal. Model ini berhasil menangkap pola musiman dan mempertimbangkan pengaruh faktor eksternal, yang sangat penting dalam memahami dinamika jumlah penumpang di pelabuhan. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi akademis dalam bidang pemodelan deret waktu, tetapi juga memberikan rekomendasi praktis bagi pengelolaan pelabuhan, yang dapat diterapkan untuk meningkatkan layanan dan efisiensi operasional di Pelabuhan Tanjung Perak. Hasil dari penelitian ini menegaskan bahwa penggunaan model yang tepat dan mempertimbangkan variabel-variabel penting dapat menghasilkan prediksi yang akurat dan bermanfaat khususnya bagi pemangku kepentingan di sektor transportasi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Kami ingin mengucapkan terima kasih yang tulus kepada pengelola “*Big Data and Disaster Mathematical Modelling Laboratory*” Jurusan Matematika FMIPA Universitas Bengkulu atas dukungan dan fasilitas yang diberikan selama proses penelitian ini. Kerjasama yang baik serta akses terhadap sumber daya dan perangkat lunak analisis yang diperlukan telah sangat membantu dalam keberhasilan memodelkan data deret waktu jumlah penumpang kapal kedatangan di Pelabuhan Tanjung Perak.

DAFTAR PUSTAKA

Alzahrani, S. M., Saadeh, R., Abdoon, M. A., Qazza, A., Guma, F. E., & Berir, M. (2024). Numerical simulation of an influenza epidemic: Prediction with fractional SEIR and the ARIMA model. *Appl. Math*, 18(1), 1-12.

Prosiding Seminar Nasional Jurusan Matematika

Transformasi, Rekonstruksi, dan Integrasi Keilmuan dalam Pembelajaran Matematika Menuju Era Inovasi dan Kolaborasi
Medan, 20 November 2024

- Anggraeni, W., Andri, K. B., & Mahananto, F. (2017). The performance of ARIMAX model and Vector Autoregressive (VAR) model in forecasting strategic commodity price in Indonesia. *Procedia Computer Science*, 124, 189-196.
- Feng, S., & Cai, G. (2016). Passenger flow forecast of metro station based on the ARIMA model. In *Proceedings of the 2015 International Conference on Electrical and Information Technologies for Rail Transportation: Transportation* (pp. 463-470). Springer Berlin Heidelberg.
- Falatouri, T., Darbanian, F., Brandtner, P., & Udokwu, C. (2022). Predictive analytics for demand forecasting—a comparison of SARIMA and LSTM in retail SCM. *Procedia Computer Science*, 200, 993-1003.
- Geetha, A., & Nasira, G. M. (2016). Time-series modelling and forecasting: Modelling of rainfall prediction using ARIMA model. *International Journal of Society Systems Science*, 8(4), 361-372.
- Majumder, A., Rahman, M. M., Biswas, A. A., Zulfiker, M. S., & Basak, S. (2022). Stock market prediction: A time series analysis. In A. K. Somani, A. Mundra, R. Doss, & S. Bhattacharya (Eds.), *Smart systems: Innovations in computing*, 235, 399-410.
- Moffat, I. U., & Akpan, E. A. (2019). White noise analysis: A measure of time series model adequacy. *Applied Mathematics*, 10(11), 989-1003.
- Ozturk, S., & Ozturk, F. (2018). Forecasting energy consumption of Turkey by Arima model. *Journal of Asian Scientific Research*, 8(2), 52.
- Paparoditis, E., & Politis, D. N. (2018). The asymptotic size and power of the augmented Dickey–Fuller test for a unit root. *Econometric Reviews*, 37(9), 955-973.
- Whitt, W., & Zhang, X. (2019). Forecasting arrivals and occupancy levels in an emergency department. *Operations Research for Health Care*, 21, 1-18.