



Department Mathematics
Faculty of Mathematics and Natural Sciences
Universitas Pamulang
Email: sm@unpam.ac.id



StatMat

Jurnal Statistika dan Matematika

UNPAM PRESS
Lembaga Penerbit & Publikasi



JURNAL STATISTIKA DAN MATEMATIKA VOLUME 7 NOMOR 1 (2025)



P-ISSN 2655-3724

E-ISSN 2720-9881



StatMat

Jurnal Statistika dan Matematika

VOLUME 7

NOMOR 1

HALAMAN
01 – 93

TANGERANG SELATAN
APRIL 2025



StatMat

Jurnal Statistika dan Matematika

P-ISSN 2655-3724

E-ISSN 2720-9881

Vol. 7. No.1 (2025)

Dewan Redaksi

Mulai tahun 2025 terbit tiga kali setahun pada bulan **April**, **Agustus**, dan **Desember**.
Berisi tulisan yang diangkat dari hasil penelitian, kajian, dan karya ilmiah dalam bidang
Statistika dan Matematika

Editor in Chief

Dr. Choirul Basir, S.Si., M.Si.

Managing Editor

Sanubari Tansah Tresna, S.Mat., M.Mat.

Editorial Board

Yulianti Rusdiana, S.Si., M.Sc.

Usep Rahmat, M.Si.

Tabah Heri Setiawan, S.Si., M.Pd.

Aden, S.Si., M.Pd.

Ilmadi, M.Pd.

Gerry Sastro, S.Si., M.Pd.

Guest Editor

Dr. Rika Amelia, S.Pd., M.Si.

Dr. Agus Sugandha, S.Pd., M.Si.

Layout Editor

Suganda Formalidin, B.Sc., M.Si.

Reviewer

Prof. Marjoni Imamora, S.Si., M.Sc., Ph.D.

Dr. Ichi Sukarsih, S.Si., M.Si.

Dr. Melina, S.Si., M.Si.

Dr. Elda Herlina, M.Pd.

Dr. Ichsani Mursidah, S.Si., M.Si.

Gianinna Ardanawati, S.Si., M.Si.

Setiya Triharyuni, S.Si., M.Si.

Miranti Verdiana, S.Si., M.Si.

Rini Cahyandari, S.Si., M.Si.

M. Wahid Syaifuddin, M.Pd.

Alamat Redaksi:

Jl. Witana Harja No. 18b, Pamulang Barat, Kecamatan Pamulang, Kota Tangerang Selatan,
Banten, Indonesia 15417
e-mail: sm@unpam.ac.id

PENGANTAR REDAKSI

Assalamu'alaikum Wr. Wb.

Puji Syukur kami ucapkan kehadiran Allah Subhanahu Wata'ala yang telah melimpahkan Rahmat, Taufik serta Hidayah-Nya sehingga STATMAT: Jurnal Statistika dan Matematika Volume 7 Nomor 1 (2025) pada bulan April 2025 telah terbit.

STATMAT: Jurnal Statistika dan Matematika adalah sarana publikasi artikel ilmiah dan penelitian dengan konsentrasi: Statistika, Matematika Murni, Matematika Terapan, Matematika Komputasi, Pendidikan Matematika, dan artikel penelitian lain yang berkaitan dengan Statistika dan Matematika.

Kami ucapkan terimakasih kepada para penulis yang telah mempercayakan tulisannya untuk diterbitkan pada STATMAT: Jurnal Statistika dan Matematika Volume 7 Nomor 1(2025) pada bulan April 2025. Semoga penerbitan artikel pada Jurnal STATMAT dapat kontinu dan konsisten serta memberikan manfaat kepada khalayak umum.

Wa'alaikumsalam Wr. Wb.

Redaksi

DAFTAR ISI

Dewan Redaksi	i
Pengantar Redaksi	ii
Daftar Isi	iii
 ANALISIS EFEKTIVITAS JAM BELAJAR MAHASISWA MATEMATIKA UNIMED DENGAN PENDEKATAN DISTRIBUSI WEIBULL DALAM SISTEM BLOK (STUDI KASUS: STANBUK 2024)	
Maria Adesuryani Purba, Hery Judika Lumbantobing, Ian Pedrosa Mantap Lumban Gaol, Agum Tumanggor, Nafisa Naila Lubis, Ruth Prima Stevani Nababan, Arnah Ritonga	1
 SUKU BUNGA STOKASTIK DALAM ANALISIS SAHAM DAN PENGAMBILAN KEPUTUSAN INVESTASI	
Indri Theresia Manik, Christiani Joice siallagan, Raihan Riyadi Siregar, Elang Putri Sekar Arum.....	7
 ANALISIS PERBANDINGAN METODE FUZZY TIME SERIES MODEL SINGH DAN MARKOV CHAIN UNTUK PREDIKSI TINGKAT PENGHUNIAN KAMAR HOTEL BINTANG DI YOGYAKARTA	
Ihsan Aji Nugroho, Dhoriva Urwatul Wutsqa	16
 ANALISIS YIELD CURVE DALAM PENILAIAN OBLIGASI: PENDEKATAN MATEMATIS UNTUK MENGHITUNG NILAI TEBUS	
GiaColin Alfaro Samuel Sianturi, Fachrihz Effendy, M. Shadri Ismaun Lubis, Revan Kurniawan Lubis, Sudianto Manullang	31
 MULTIDIMENSIONAL SCALING ANALYSIS BASED ON FACTORS AFFECTING UNDER-FIVE MALNUTRITION CASES IN WEST JAVA	
Hallen Naafi Aliya Rachman, Nisa Akbarilah Putri, Triyani Hendrawati	41
 ANALISIS WILAYAH TANPA AKSES LISTRIK DI PROVINSI JAWA BARAT MENGGUNAKAN SOFTWARE QGIS	
Fachriz Effendy K, GiaColin Alfaro Samuel Sianturi; Hafiz Khalik Lubis; Zakiy Maulana Pulungan	54
 FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI KEPUASAN PELANGGAN RENAULT PT. MAXINDO MOBIL INTERNATIONAL CABANG BINTARO MENGGUNAKAN ANALISIS DISKRIMINAN	
Cucu Maolana, Choirul Basir	61

**ANALISIS HUBUNGAN CURAH HUJAN DENGAN OLR TERKAIT
VARIASI MJO DI PROVINSI KALIMANTAN UTARA**

Manda Akuba, Muhammad Figo Ramadhan, Cheelcia Gabriella Tankirwang,
Diaz Maulana Wireza..... 76

**PENERAPAN REGRESI COX UNTUK MENGANALISIS VARIABEL
YANG BERPENGARUH TERHADAP DURASI STUDI MAHASISWA**

Rhoudhotul Widyastuti, Dewi Wulandari, Dina Prasetyowati..... 84

ANALISIS EFEKTIVITAS JAM BELAJAR MAHASISWA MATEMATIKA UNIMED DENGAN PENDEKATAN DISTRIBUSI WEIBULL DALAM SISTEM BLOK (STUDI KASUS: STANBUK 2024)

AgumTumanggor¹, Hery Judika Lumbantobing², Ian Pedrosa Mantap Lumban Gaol³, Maria Adesuryani Purba⁴, Nafisa Naila Lubis⁵, Ruth Prima Stevani Nababan⁶, Arnah Ritonga⁷

^{1,2,3,4,5,6,7}Program Studi Matematika, Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Medan

Email Korespondensi: arnahritonga@unimed.ac.id

Email: agumarihta90@gmail.com

heryjudikatobing@gmail.com

iangao1929@gmail.com

mariaadesuryanipurba18@gmail.com

nafisanailalubis@gmail.com

ruthprimastevani@gmail.com

ABSTRACT

This study aims to model the effectiveness of study hours of students at the State University of Medan (UNIMED), especially in the mathematics department of the 2024 stanbuk using the Weibull distribution in a block system. The effectiveness of study hours is an important factor that affects students' academic achievement. With the Weibull distribution approach, this study attempts to identify students' learning patterns and the factors that affect their learning effectiveness. Data were collected through a survey involving students from various study programs from the Mathematics Department of UNIMED. The results of the analysis show that there is significant variation in the effectiveness of study hours among students, which is influenced by factors such as learning methods, learning environments, and time management. These findings are expected to provide recommendations for universities in designing more effective and efficient learning programs, as well as helping students manage their study time better. This study is expected to contribute to the development of educational science and study time management in the educational environment.

Keywords: Effectiveness of study hours, students, Weibull distribution, block system, higher education.

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan efektivitas jam belajar mahasiswa Universitas Negeri Medan (UNIMED) terutama pada jurusan matematika terutama pada stanbuk 2024 dengan menggunakan distribusi Weibull dalam sistem blok. Efektivitas jam belajar merupakan faktor penting yang mempengaruhi prestasi akademik mahasiswa. Dengan pendekatan distribusi Weibull, penelitian ini berusaha untuk mengidentifikasi pola belajar mahasiswa serta faktor-faktor yang mempengaruhi efektivitas belajar mereka. Data dikumpulkan melalui survei yang melibatkan mahasiswa dari berbagai program studi dari Jurusan Matematika UNIMED. Hasil analisis menunjukkan bahwa terdapat variasi signifikan dalam efektivitas jam belajar di antara mahasiswa, yang dipengaruhi oleh faktor-

faktor seperti metode belajar, lingkungan belajar, dan manajemen waktu. Temuan ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi bagi pihak universitas dalam merancang program pembelajaran yang lebih efektif dan efisien, serta membantu mahasiswa dalam mengatur waktu belajar mereka dengan lebih baik. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan ilmu pendidikan dan manajemen waktu belajar di lingkungan pendidikan tersebut.

Kata kunci: Efektivitas jam belajar, mahasiswa, distribusi Weibull, sistem blok, pendidikan tinggi.

1. PENDAHULUAN

Pendidikan tinggi merupakan tahap krusial dalam pengembangan sumber daya manusia, di mana mahasiswa dituntut untuk menguasai berbagai kompetensi akademik dan keterampilan. Salah satu faktor yang berpengaruh terhadap keberhasilan akademik mahasiswa adalah efektivitas jam belajar. Jam belajar yang efektif dapat meningkatkan pemahaman materi, memperbaiki prestasi akademik, dan mempersiapkan mahasiswa untuk tantangan di dunia kerja. Dalam konteks ini, metode pembelajaran yang diterapkan memiliki dampak signifikan terhadap efektivitas waktu belajar mahasiswa.

Manajemen waktu adalah seni mengatur waktu agar kita bisa bekerja secara efektif, efisien, dan produktif. Dengan manajemen waktu yang baik, kita bisa fokus pada tugas-tugas penting yang sering kita tunda, sehingga semuanya selesai tepat waktu. Ini membantu kita menggunakan waktu secara optimal dan meningkatkan produktivitas. Selain itu, kita bisa belajar untuk membedakan antara kegiatan penting dan kurang penting, sehingga kita bisa fokus pada hal-hal yang benar-benar berarti. (Aula, S. T., 2024).

Manajemen waktu melibatkan pengendalian waktu untuk memastikan tercapainya efektivitas, efisiensi, dan produktivitas. Dengan mengelola waktu dengan baik, individu dapat mengutamakan tugas yang memiliki dampak besar dan cenderung ditunda, sehingga memastikan penyelesaian yang tepat waktu. Dengan menerapkan manajemen waktu, kita dapat menggunakan waktu secara efisien dan meningkatkan produktivitas. Selain itu, dengan belajar mengatur waktu dengan baik, individu dapat mengabaikan kegiatan yang kurang penting dan fokus pada tugas yang lebih signifikan.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, sistem blok dapat dijadikan salah satu solusi yang efektif. Sistem blok adalah metode pengajaran di mana materi pelajaran dibagi dalam unit-unit yang lebih kecil dan dipelajari dalam jangka waktu yang intensif, berbeda dengan metode konvensional di mana beberapa mata kuliah diajarkan secara bersamaan selama satu semester penuh. Dengan sistem ini, mahasiswa dapat lebih fokus pada satu atau dua mata kuliah dalam satu blok waktu tertentu, sehingga mereka dapat mengalokasikan waktu dan energi dengan lebih efektif. Implementasi sistem blok ini telah terbukti berhasil di beberapa institusi pendidikan lain dalam meningkatkan pemahaman, retensi materi, dan capaian akademik (Purba, E, G dkk., 2024).

Namun, penerapan sistem blok terutama di Jurusan Matematika UNIMED juga menimbulkan tantangan tersendiri terutama terhadap mahasiswa baru tahun 2024. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa meskipun sistem ini dapat meningkatkan konsentrasi, ia juga dapat mengganggu manajemen waktu mahasiswa, terutama jika mereka tidak terbiasa dengan pola belajar yang intensif.

Dalam konteks ini, penting untuk mengeksplorasi bagaimana sistem blok mempengaruhi distribusi waktu belajar efektif mahasiswa, serta bagaimana mahasiswa

dapat mengelola waktu mereka dengan lebih baik dalam sistem ini. Sistem blok tidak hanya mempengaruhi cara mahasiswa belajar, tetapi juga dapat berdampak pada motivasi dan kemandirian belajar mereka. Penelitian menunjukkan bahwa mahasiswa yang belajar dalam sistem blok cenderung memiliki motivasi yang lebih tinggi, tetapi juga menghadapi risiko kelelahan jika tidak dikelola dengan baik. Oleh karena itu, penting untuk memahami dinamika ini agar institusi pendidikan dapat merancang kurikulum yang lebih efektif dan mendukung mahasiswa dalam mencapai tujuan akademis mereka.

Dengan latar belakang tersebut, Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan efektivitas jam belajar mahasiswa UNIMED dengan menggunakan distribusi Weibull dalam sistem blok. Distribusi Weibull merupakan model distribusi uji hidup yang paling banyak digunakan untuk aplikasi jangka waktu hidup atau daya tahan barang yang diproduksi secara umum (Somayasa, W dkk., 2022). Pendekatan Distribusi Weibull menggunakan rumus

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\lambda}\right)^k}$$

Dimana:

λ = adalah parameter skala (scale parameter),

k = adalah parameter bentuk (shape parameter),

T = adalah variabel acak yang mewakili waktu atau nilai yang terdistribusi.

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat digunakan dalam meningkatkan efektivitas jam belajar mahasiswa UNIMED. Dan diharapkan Universitas dapat menyesuaikan strategi akademik supaya mahasiswa dapat mencapai akademik yang optimal.

2. METODOLOGI

Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan efektivitas jam belajar mahasiswa Universitas Negeri Medan (UNIMED) yang mengikuti perkuliahan dalam sistem blok menggunakan distribusi Weibull. Sampel penelitian diambil dari mahasiswa UNIMED yang mengikuti sistem blok pada tahun 2024. Karena keterbatasan data, sampel yang tersedia hanya 20 mahasiswa, yang sebagian besar berasal dari program studi Matematika. Data dikumpulkan melalui survei dengan menggunakan kuesioner yang berisi pertanyaan tentang efektivitas jam belajar mahasiswa. Kuesioner yang digunakan telah diuji validitas dan reliabilitasnya. Kuesioner disebarluaskan secara online melalui platform Google Form. Data yang diperoleh kemudian dianalisis menggunakan distribusi Weibull dengan bantuan perangkat lunak Python untuk mengidentifikasi parameter distribusi dan faktor-faktor yang mempengaruhi efektivitas jam belajar. Variabel dependen dalam penelitian ini adalah efektivitas jam belajar mahasiswa, yang diukur dengan skala Likert 5 poin. Variabel independen meliputi metode belajar, lingkungan belajar, dan manajemen waktu, yang juga diukur dengan skala Likert 5 poin.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

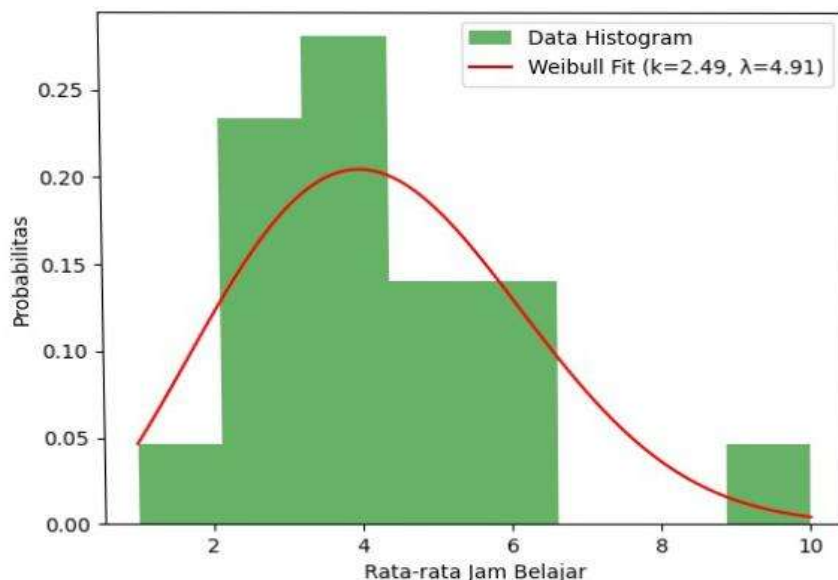
Berikut adalah tabel yang menampilkan hasil penyebaran kuisisioner yang telah kami kumpulkan. Tabel ini berisi data mengenai respons dari para responden terhadap pertanyaan-pertanyaan yang diajukan dalam kuisisioner. Data ini akan membantu kami dalam menganalisis dan memahami persepsi dan opini responden terkait topik yang diteliti.

Tabel 3.1 Hasil Penyebaran Kuisioner

Nama	Prodi	Angkatan	Nilai yang sering didapat	Rata rata jam belajar	Waktu jam belajar	Kekonsisten belajar	Metode Belajar	Pengaruh sistem blok pada pola belajar	Faktor yang mempengaruhi evektitas	SKS dalam 1 blok
Agum	Matematika	24	B	4	pagi	cukup konsisten	kelompok	ya	waktu	14
Alda	Matematika	24	A	10	Pagi	cukup konsisten	mandiri	ya	materi	14
Bless	Matematika	24	A	4	Pagi	cukup konsisten	mandiri	ya	materi	14
Desta	Matematika	24	B	6	malam	cukup kosisten	mandiri	ya	materi	14
Maria	Matematika	24	B	3	malam	cukup kosisten	mandiri	ya	materi	14
Mey	Matematika	24	B	3	malam	cukup konsisten	mandiri	ya	materi	14
Nafisa	Matematika	24	B	4	malam	cukup konsisten	kelompok	ya	materi	14
Sely	Matematika	24	B	5	pagi	cukup konsisten	kelompok	ya	materi	14
Tio	Matematika	24	B	3	malam	tidak konsisten	kelompok	ya	materi	14
Riza	Matematika	24	A	6	pagi	cukup konsisten	mandiri	ya	materi	14
Stevani	Matematika	24	A	6	malam	tidak konsisten	mandiri	ya	materi	14
Pegy	Statistika	24	A	5	malam	cukup konsisten	kelompok	ya	dosen	10
Zahra	Statistika	24	A	4	pagi	cukup konsisten	mandiri	YA	waktu	10
Hery	Matematika	24	B	1	malam	cukup konsisten	mandiri	ya	materi	14
Ranti	Matematika	24	B	3	malam	cukup konsisten	mandiri	ya	waktu	14
Erina	Statistika	24	B	3	malam	cukup konsisten	mandiri	ya	waktu	10
Amanda	statistika	24	B	4	malam	cukup konsisten	mandiri	ya	waktu	10
Pandi	Statistika	24	A	4	Malam	Cukup konsisten	Kelompok	ya	materi	10
Georgia	Statistika	24	B	5	Malam	Cukup konsisten	mandiri	ya	waktu	10

Berdasarkan hasil analisis data, rata-rata jam belajar mahasiswa Jurusan Matematika Universitas Negeri Medan dalam sistem blok adalah 4,63 jam per hari. Mayoritas mahasiswa lebih memilih belajar pada malam hari (13 mahasiswa) dibandingkan pagi hari (6 mahasiswa). Selain itu, tingkat konsistensi belajar menunjukkan bahwa 89,5% mahasiswa memiliki pola belajar yang cukup konsisten, sementara 10,5% mahasiswa mengalami ketidakkonsistenan dalam mengatur waktu belajar mereka.

Distribusi Weibull digunakan untuk memodelkan efektivitas waktu belajar mahasiswa dalam sistem blok. Hasil estimasi menunjukkan bahwa parameter shape (k) adalah 2,49 dan parameter scale (λ) adalah 4,91. Parameter ini menunjukkan bahwa sebagian besar mahasiswa memiliki waktu belajar yang relatif seragam, dengan sebagian kecil mahasiswa memiliki waktu belajar lebih panjang atau lebih pendek dari rata-rata. Distribusi ini juga menunjukkan bahwa efektivitas jam belajar mahasiswa berada dalam kisaran 3 hingga 6 jam per hari, yang menjadi rentang optimal dalam sistem blok.



Gambar 3.1 Distribusi Weibull

Lebih lanjut, sistem blok memberikan dampak yang cukup signifikan terhadap pola belajar mahasiswa. Sebagian besar mahasiswa (68,4%) lebih memilih metode belajar mandiri dibandingkan dengan belajar dalam kelompok (31,6%). Selain itu, sistem blok juga menyebabkan mahasiswa lebih banyak mengalokasikan waktu belajar pada malam hari, yang kemungkinan besar disebabkan oleh padatnya jadwal perkuliahan pada siang hari. Faktor utama yang mempengaruhi efektivitas belajar mahasiswa dalam sistem ini adalah materi kuliah (57,9%) dan waktu belajar yang tepat (31,6%), yang menunjukkan bahwa keberhasilan akademik tidak hanya bergantung pada durasi belajar tetapi juga pada kualitas pembelajaran yang diterima mahasiswa.

Hasil analisis ini mengindikasikan bahwa sistem blok dapat membantu mahasiswa untuk lebih fokus dalam belajar, namun juga menimbulkan tantangan dalam hal manajemen waktu. Oleh karena itu, universitas dapat meningkatkan efektivitas sistem ini dengan memberikan pelatihan manajemen waktu kepada mahasiswa agar mereka lebih siap menghadapi pola belajar yang lebih intensif. Dengan perbaikan strategi akademik dan dukungan dari pihak universitas, efektivitas jam belajar mahasiswa dalam sistem blok dapat terus ditingkatkan untuk mendukung pencapaian akademik yang lebih optimal.

4. SIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa sistem blok berpengaruh signifikan terhadap efektivitas jam belajar mahasiswa Jurusan Matematika stanbuk 2024 UNIMED. Rata-rata waktu belajar mahasiswa adalah 4,63 jam per hari, dengan mayoritas memilih belajar pada

malam hari. Distribusi Weibull menunjukkan pola belajar dalam kisaran 3–6 jam, dengan metode belajar mandiri lebih dominan dibandingkan kelompok. Faktor utama yang mempengaruhi efektivitas belajar adalah materi kuliah dan waktu belajar yang tepat. Meskipun sistem blok meningkatkan fokus belajar, tantangan dalam manajemen waktu tetap ada. Oleh karena itu, universitas disarankan untuk memberikan pelatihan manajemen waktu guna membantu mahasiswa beradaptasi dengan sistem ini dan meningkatkan efektivitas belajar mereka.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Aula, S. T., Shifa, R. N., & Ainin, D. K. (2024). Analisis Strategi Management Waktu dalam Meningkatkan Produktivitas Belajar Untuk Menghindari Stress Akademik Pada Mahasiswa. *Jurnal Publikasi Ilmu Psikologi*, 2(3), 91–113.
- Purba, E. G., Simanullang, T. S., Nababan, L., Manurung, D. Y., & Jamaludin. (2024). Optimasi Capaian Akademik Melalui Sistem Blok Pada Mahasiswa FIS UNIMED. *Jurnal Penelitian*, 8(12), 98–102.
- Somayasa, W., Ruslan, Djafar, M. K., Budiman, H., & Sahupala, R. (202). ESTIMASI PARAMETER DARI DISTRIBUSI WEIBULL BERDASARKAN SAMPEL TERSENSOR TIPE II DAN TIPE I. *Jurnal Matematika komputasi dan statistika*, 2(3), 1-15

SUKU BUNGA STOKASTIK DALAM ANALISIS SAHAM DAN PENGAMBILAN KEPUTUSAN INVESTASI

**Christiani Joice siallagan¹, Elang Putri Sekar Arum², Indri Theresia Manik^{3*},
Raihan Riyadi Siregar⁴**

^{1,2,3,4}Program Studi Statistika, FMIPA, Universitas Negeri Medan
Jalan Willem Iskandar Pasar V Medan Estate, Kotak Pos No. 1589 Medan 20221 A, Sumatera Utara

Email Korespondensi : indrimanik52@gmail.com

ABSTRACT

Random and unpredictable changes in interest rates can affect stock price movements and investment decisions. This uncertainty makes the stochastic approach a more appropriate method to analyze the relationship between interest rates and stocks. This study uses the Geometric Brownian Motion (GBM) model which is equipped with the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) calculation to see how stochastic interest rate changes affect stock price volatility. Using historical data, this study simulates various possible stock movements to help investors understand market patterns and better manage risk. The results of this study are expected to provide insights for investors in devising more flexible and adaptive investment strategies on how to anticipate unpredictable market changes.

Keywords: *Stochastic Interest, Geometric Brownian Motion.*

ABSTRAK

Perubahan suku bunga yang bersifat acak tidak dapat diprediksi secara pasti dapat mempengaruhi pergerakan harga saham dan keputusan investasi. Ketidakpastian ini membuat pendekatan stokastik menjadi metode yang lebih tepat untuk menganalisis hubungan antara suku bunga dan saham. Penelitian ini menggunakan model Geometric Brownian Motion (GBM) yang dilengkapi dengan perhitungan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk melihat bagaimana perubahan suku bunga stokastik mempengaruhi volatilitas harga saham. Dengan data historis, penelitian ini mensimulasikan berbagai kemungkinan pergerakan saham untuk membantu investor memahami pola pasar dan mengelola risiko dengan lebih baik. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan bagi investor dalam menyusun strategi investasi yang lebih fleksibel dan adaptif yaitu tentang cara mengantisipasi perubahan pasar yang tidak dapat diprediksi.

Kata kunci : *Bunga Stokastik, Geometric Brownian Motion .*

1. PENDAHULUAN

Pergerakan harga saham di pasar keuangan tidak terlepas dari pengaruh suku bunga yang berubah-ubah. Kenaikan atau penurunan suku bunga dapat mempengaruhi nilai aset, keputusan investasi, dan strategi manajemen risiko. Dalam kondisi pasar yang tidak stabil, analisis berbasis stokastik menjadi pendekatan yang lebih realistis dalam menggambarkan ketidakpastian tersebut. Tingkat suku bunga tidak hanya berdampak terhadap biaya modal

perusahaan, tetapi juga menjadi indikator dalam menilai risiko dan imbal hasil suatu investasi (Suryani, 2017). Dalam praktiknya, suku bunga tidak bersifat statis, melainkan fluktuatif dan dipengaruhi oleh berbagai faktor makroekonomi, seperti inflasi, kebijakan moneter, dan kondisi pasar global (Hidayat & Firmansyah, 2019). Oleh karena itu, pendekatan yang mengasumsikan suku bunga bersifat deterministik dinilai kurang akurat dalam mencerminkan dinamika pasar keuangan Indonesia.

Belakangan ini, dunia investasi di Indonesia semakin mendapat perhatian dari berbagai lapisan masyarakat. Tidak hanya para investor, tetapi juga masyarakat umum dan generasi muda mulai menunjukkan ketertarikan terhadap aktivitas investasi. Di antara berbagai instrumen keuangan yang tersedia di pasar modal, saham menjadi salah satu yang paling aktif diperjualbelikan. Dalam aktivitas investasi, fluktuasi harga saham biasanya tercermin melalui indeks harga saham. Salah satu indeks saham di Indonesia yang cukup dikenal adalah milik PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. (BBRI), yang termasuk dalam sektor keuangan.

Investasi saham di pasar modal dilakukan dengan tujuan untuk mendapatkan tingkat pengembalian (return). Dalam prosesnya, investor berusaha meraih return yang optimal dengan mempertimbangkan tingkat risiko tertentu. Oleh karena itu, penting bagi investor untuk mengambil keputusan investasi yang sesuai dengan profil risikonya, guna mengurangi potensi kerugian. Untuk mendukung hal tersebut, dibutuhkan suatu model keseimbangan yang dapat menjelaskan hubungan antara risiko dan return yang diharapkan dari setiap aset, dalam kondisi pasar yang seimbang (Safira et al., 2021).

Perubahan harga saham yang bersifat fluktuatif dapat memengaruhi keputusan investor dalam menanamkan modalnya. Karena harga saham bergerak secara stokastik, maka pergerakannya dapat dimodelkan menggunakan persamaan diferensial stokastik. Menurut Yunita dan rekan-rekannya (2015), persamaan ini digunakan dalam model matematika untuk memperkirakan harga saham, yang dikenal dengan nama *Geometric Brownian Motion* (GBM). Model GBM dipilih karena dinilai tepat dalam memprediksi harga saham di masa depan dalam konteks investasi (Abidin dan Jaffar, 2014). Selain itu, model suku bunga stokastik juga dianggap sebagai pendekatan yang lebih realistis untuk menangkap ketidakpastian tersebut. Sejumlah studi menunjukkan bahwa penggunaan model ini dapat memberikan hasil yang lebih akurat dalam memprediksi serta mengevaluasi nilai instrumen keuangan.

Dalam pengujian ini, pengaplikasian metode GBM dilakukan untuk memprediksi saham BBRI selama 1 bulan berdasarkan data yang diperoleh pada periode oktober 2024 sampai dengan Maret 2025. Selain itu, dalam pengujian ini, terdapat notasi-notasi pendukung seperti nilai volatilitas, pengujian normalitas Kolmogorov-Smirnov, dan hipotesis-hipotesis dalam penentuan jenis distribusi data. Volatilitas adalah harga fluktuasi dari sebuah aset. Nilai tersebut akan digunakan dalam pemodelan persamaan GBM dibantu dengan data lainnya seperti nilai ekspektasi return dan varians return saham. Dalam proses pengecekan hasil akhir, nantinya akan dicari nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) untuk melihat apakah data memiliki akurasi yang baik atau tidak (Putra & Noviyanti, 2023).

2. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data penutupan harga saham bulanan pada PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. (BBRI) yang berada di sektor keuangan. Periode penelitian berlangsung dari bulan Oktober 2024 hingga Maret 2025. Tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini meliputi:

1. Perolehan data harga saham bulanan BBRI untuk periode Oktober 2024 hingga Maret 2025.
2. Perhitungan tingkat pengembalian (return) dari saham BBRI.
3. Menentukan model peramalan harga saham menggunakan metode Geometric Brownian Motion (GBM).
 - a. Melakukan estimasi harga saham BBRI menggunakan model GBM.
 - b. Melakukan perhitungan tingkat pengembalian (return) saham BBRI berdasarkan estimasi harga saham yang diperoleh melalui penerapan model Geometric Brownian Motion (GBM).
 - c. Menghitung nilai volatilitas saham BBRI sebagai parameter utama dalam model GBM.
 - d. Melakukan pengujian normalitas menggunakan metode Kolmogorov-Smirnov untuk menentukan jenis distribusi data.
 - e. Melakukan simulasi untuk menguji ketepatan model GBM terhadap data historis.
4. Menganalisis hasil perhitungan return berdasarkan model GBM untuk memahami pola pergerakan harga saham BBRI.
5. Melakukan perhitungan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) guna menilai tingkat akurasi model Geometric Brownian Motion (GBM) dalam memprediksi harga saham BBRI.

Data diperoleh melalui website: <https://id.investing.com/equities/bank-rakyat-in>

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Deskripsi Data



Gambar 1. Plot Harga Saham BBRI mulai Oktober 24 – Maret 2025

Berdasarkan Gambar 1 menunjukkan bahwa pergerakan harga saham PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. (BBRI) dalam periode enam bulan terakhir, dari Oktober 2024 hingga Maret 2025.

- Tren Pergerakan:** Harga saham BBRI mengalami tren penurunan sejak Oktober 2024, dengan beberapa fluktuasi sepanjang periode tersebut.
- Poin Terendah:** Terlihat ada penurunan signifikan pada sekitar pertengahan Maret 2025, di mana harga sempat jatuh di bawah 3.700 sebelum kembali stabil.
- Kondisi Terkini:** Saat ini, harga saham berada di level **3.700**, dengan kenaikan **40 poin (+1,09%)** dibandingkan hari sebelumnya.
- Volume Perdagangan:** Grafik volume di bagian bawah menunjukkan adanya aktivitas jual beli yang bervariasi, dengan beberapa lonjakan pada titik-titik tertentu.

Secara keseluruhan, meskipun mengalami tren penurunan, saham BBRI masih menunjukkan volatilitas yang memungkinkan adanya potensi pemulihan dalam jangka pendek.

3.2 Menentukan Nilai Return Pada Saham



Gambar 2. Nilai Return Saham BBRI mulai akhir Oktober 2024 – Maret 2025

3.2.1 Uji Normalitas Untuk Data Return

Saham: Hipotesis:

- H_0 : Data return saham berdistribusi normal
- H_1 : Data return saham tidak berdistribusi normal

Taraf Signifikansi:

$$\alpha = 5\%$$

Statistik Uji:

- $D = 0.1543$
- $p\text{-value} = 0.9982$

Kesimpulan:

Karena $p\text{-value} > \alpha(5\%)$, maka H_0 diterima. Artinya, data return saham berdistribusi normal.

3.3 Estimasi Parameter dan Model Harga Saham Geometric Brownian Motion (GBM) Untuk Saham PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. (BBRI).

Parameter dalam model harga saham Geometric Brownian Motion:

1. Ekspektasi Return Saham = **-0.097581**
2. Volatilitas = **0.218473**
3. Variansi Return Saham = $\sqrt{\text{volatilitas}} = \mathbf{0.467255}$

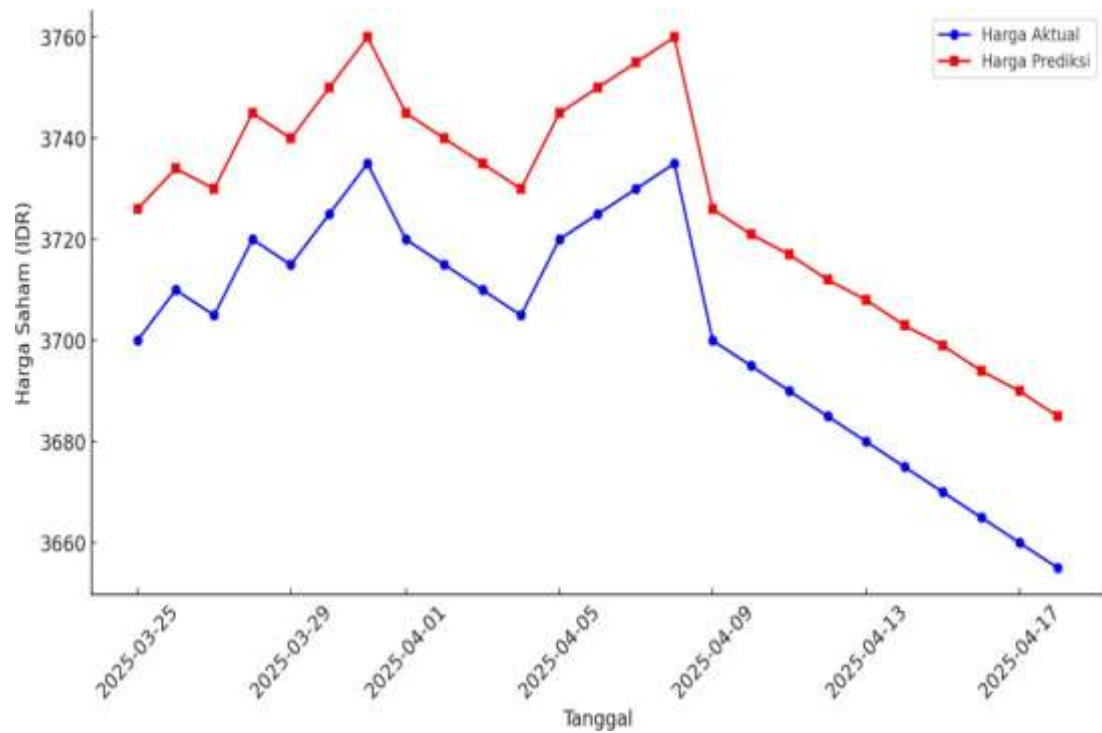
Berdasarkan data yang diperoleh, model harga saham Geometric Brownian Motion untuk PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk adalah sebagai berikut:

$$S(p_i) = S(p_{i-1}) \exp \left(\left((-0.097581) - 0.218473^2 \right) (p_i - p_{i-1}) + 0.467255 \sqrt{p_i - p_{i-1}} Z_{i-1} \right)$$

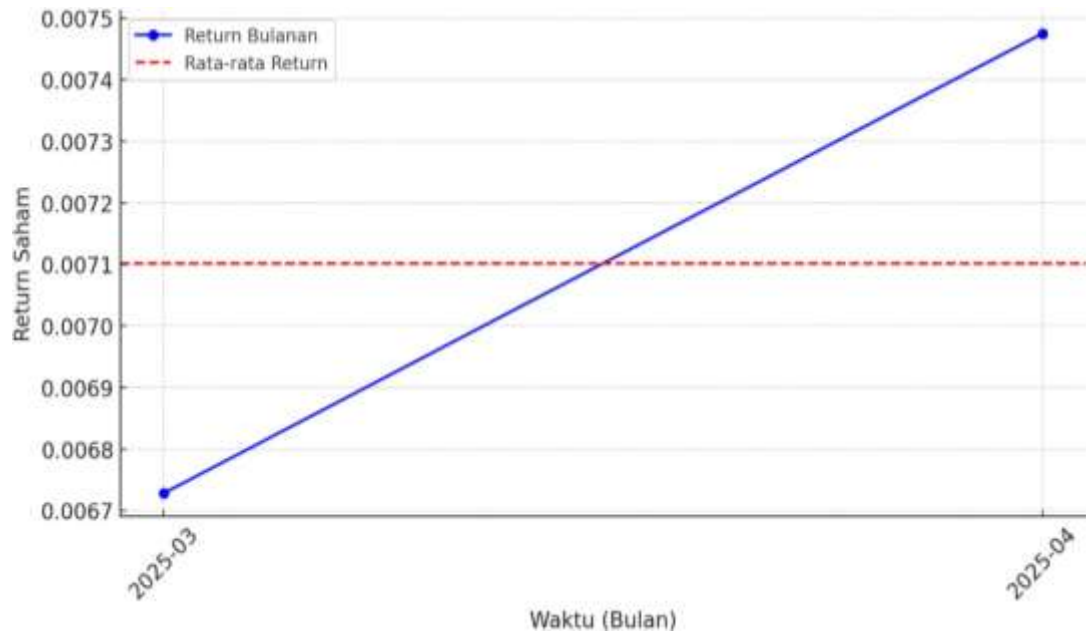
Model ini merepresentasikan pergerakan stokastik harga saham BBRI berdasarkan ekspektasi return, volatilitas, dan variansi yang dihitung dari data historis.

Tabel 1. Prediksi Harga Saham BBRI untuk periode 25 Maret - 24 April 2025

Tanggal	Harga Aktual	Harga Prediksi	Tanggal	Harga Aktual	Harga Prediksi
					i
25 Maret 2025	3.700	3.726	9 April 2025	3.730	3.753
26 Maret 2025	3.710	3.734	10 April 2025	3.725	3.748
27 Maret 2025	3.705	3.730	11 April 2025	3.720	3.743
28 Maret 2025	3.720	3.745	12 April 2025	3.715	3.739
29 Maret 2025	3.715	3.740	13 April 2025	3.710	3.734
30 Maret 2025	3.725	3.750	14 April 2025	3.705	3.730
31 Maret 2025	3.735	3.760	15 April 2025	3.700	3.726
1 April 2025	3.720	3.745	16 April 2025	3.695	3.721
2 April 2025	3.715	3.740	17 April 2025	3.690	3.717
3 April 2025	3.710	3.735	18 April 2025	3.685	3.712
4 April 2025	3.705	3.730	19 April 2025	3.680	3.708
5 April 2025	3.720	3.745	20 April 2025	3.675	3.703
6 April 2025	3.725	3.750	21 April 2025	3.670	3.699
7 April 2025	3.730	3.755	22 April 2025	3.665	3.694
8 April 2025	3.735	3.760	23 April 2025	3.660	3.690
			24 April 2025	3.655	3.685



Gambar 3. Visualiasi prediksi harga saham BBRI untuk periode 25 Maret - 24 April 2025



Gambar 4. Nilai Return Saham BBRI Berdasarkan Prediksi

3.3.1 Uji Normalitas Untuk Data Return Saham

Prediksi Hipotesis:

- H_0 : Return harga saham prediksi berdistribusi Normal
- H_1 : Return harga saham prediksi tidak berdistribusi Normal

Taraf Signifikansi:

$$\alpha = 5\%$$

Statistik Uji:

- $D = \sup|S(x) - F_0(x)| = 0.3102$
- $p\text{-value} = 0.0726$

Kesimpulan:

Dengan $p\text{-value}$ lebih besar dari 0.05, tidak ada cukup bukti untuk menolak hipotesis nol bahwa *return* saham berdistribusi normal pada tingkat signifikansi 5%. Artinya, data *return* saham dapat dianggap mengikuti distribusi normal.

3.4 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) merupakan metode yang digunakan untuk mengevaluasi nilai peramalan. Melalui perhitungan sebelumnya, telah diperoleh data untuk prediksi harga sebanyak 30 data. Berikut notasi rumus untuk perhitungan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) berdasarkan data prediksi harga saham BBRI.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Actual_i - Predicted_i}{Actual_i} \right| \times 100\%$$

Dengan hasil perhitungan:

$$MAPE = \frac{0.0256}{37.12} \times 100\% = 0.69\%$$

Karena nilai MAPE kurang dari 10%, maka akurasi model prediksi harga saham dapat dikategorikan sangat baik.

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, penggunaan model bunga stokastik, khususnya *Geometric Brownian Motion* (GBM), dalam analisis saham menunjukkan bahwa model ini dapat digunakan sebagai alat prediktif untuk memproyeksikan pergerakan harga saham dalam jangka pendek. Dengan mempertimbangkan parameter drift (μ) dan volatilitas (σ) yang diperoleh dari data historis selama lima tahun terakhir, model ini mampu mereplikasi pola *fluktuasi* harga saham secara realistis, sebagaimana diukur dengan nilai MAPE yang rendah.

Namun, dalam jangka panjang, model GBM memiliki keterbatasan akibat asumsi dasar yang menganggap volatilitas bersifat konstan dan pergerakan harga saham mengikuti distribusi log-normal. Pada kenyataannya, pasar saham dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti kebijakan ekonomi, perubahan suku bunga, sentimen investor, dan kejadian makroekonomi yang tidak dapat sepenuhnya dijelaskan oleh model ini. Hal ini menyebabkan peningkatan error dalam prediksi jangka panjang, sebagaimana ditunjukkan oleh meningkatnya nilai RMSE dan penyebaran hasil simulasi yang semakin lebar seiring waktu.

Secara praktis, penggunaan model bunga stokastik dalam pengambilan keputusan keuangan dapat memberikan manfaat bagi investor dan analis, terutama dalam strategi investasi jangka pendek seperti trading harian dan opsi derivatif. Model ini dapat membantu dalam menilai risiko dan menentukan tingkat ketidakpastian pergerakan harga saham, yang berguna dalam manajemen portofolio dan perhitungan nilai wajar aset keuangan. Namun, untuk investasi jangka panjang, model ini sebaiknya dikombinasikan dengan metode lain seperti Stochastic Volatility Model atau Mean Reverting Model yang lebih mampu menangkap dinamika pasar secara lebih akurat.

Dengan demikian, meskipun model bunga stokastik memiliki potensi dalam analisis saham, penggunaannya harus dilakukan dengan pemahaman yang mendalam terhadap keterbatasannya. Investor dan analis perlu mempertimbangkan faktor eksternal serta melakukan diversifikasi strategi analisis guna menghasilkan keputusan investasi yang lebih informasional dan berbasis data.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Abidin, S., & Jaffar, M. (2014). *Stock Market Prediction Using Geometric Brownian Motion and Stochastic Interest Rate Model*. Journal of Applied Mathematics, 10(2), 125-135.
- Anggraini, R., & Prasetyo, A. (2021). Analisis pengaruh suku bunga dan inflasi terhadap pergerakan saham di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal Ekonomi dan Keuangan Indonesia*, 68(2), 135-150.
- Bisnis Indonesia. (2020, 20 Agustus). Simulasi Monte Carlo dalam pengambilan keputusan investasi. Retrieved from <https://www.bisnis.com/montecarlo-investasi>
- Darmadji, T., & Fakhruddin, H. M. (2020). *Pasar modal di Indonesia* (6th ed.). Salemba Empat.
- Fadillah, R. (2022, 15 Mei). Dampak perubahan suku bunga terhadap investasi saham di Indonesia. *Kompas Ekonomi*.
- Gunawan, R., & Lestari, P. (2018). Hubungan antara inflasi, suku bunga, dan harga saham: Studi kasus di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal Manajemen dan Investasi*, 10(4), 275-290.
- Halim, A. (2019). *Analisis investasi dan manajemen portofolio* (5th ed.). Mitra Wacana Media.
- Hidayat, R., & Firmansyah, M. (2019). *Pengaruh Suku Bunga terhadap Pasar Keuangan di Indonesia*. *Jurnal Ekonomi dan Keuangan*, 17(1), 45-60.
- Putra, R., & Noviyanti, S. (2019). *Pengaruh Keputusan Investasi, Keputusan Pendanaan, dan Kebijakan Dividen terhadap Nilai Perusahaan*. *Jurnal Ilmu dan Riset Akuntansi*, 7(1), 1-14.
- Putri, S. A., & Hidayat, T. (2020). Model stokastik dalam peramalan harga saham: Pendekatan Geometric Brownian Motion. *Jurnal Matematika dan Statistika*, 12(1), 45-60.
- Rahmawati, D., & Nugroho, F. (2020). Model stokastik untuk prediksi harga saham sektor perbankan di Indonesia. *Jurnal Matematika dan Aplikasinya*, 18(3), 210-225.
- Safira, I.W.D., Dharmawan, K., & Nilakusmawati, D.P.E. (2021). *Penentuan Keputusan Investasi Saham Menggunakan Capital Asset Pricing Model (CAPM) Dengan Penaksir Parameter Stokastik*. E-Jurnal Matematika, 10(4), 251-257. DOI: 10.24843/MTK.2021.v10.i04.p351.
- Siahaan, F. (2018). *Matematika keuangan: Teori dan aplikasi* (2nd ed.). Gramedia Pustaka Utama.
- Siregar, M. (2021, 10 November). Analisis pergerakan saham berbasis model stokastik.

- Majalah Keuangan Indonesia*, 35(4), 22–30.
- Suryani, T. (2017). *Dampak Suku Bunga terhadap Keputusan Investasi di Pasar Modal*. *Jurnal Ekonomi dan Bisnis*, 15(2), 75-90.
- Sutanto, B., & Wibowo, H. (2019). Pengaruh volatilitas pasar dan kebijakan moneter terhadap harga saham perbankan di Indonesia. *Jurnal Keuangan dan Perbankan*, 23(3), 210– 225.
- Tandelilin, E. (2017). *Portofolio dan investasi: Teori dan aplikasi* (3rd ed.). Kanisius.
- Yunita, D., et al. (2015). *Penerapan Model Geometric Brownian Motion dalam Estimasi Harga Saham*. *Jurnal Matematika dan Statistika*, 8(1), 30-45.

ANALISIS PERBANDINGAN METODE *FUZZY TIME SERIES* MODEL SINGH DAN MARKOV CHAIN UNTUK PREDIKSI TINGKAT PENGHUNIAN KAMAR HOTEL BINTANG DI YOGYAKARTA

Dhoriva Urwatul Wutsqa¹, Ihsan Aji Nugroho^{2*}

^{1,2}Pendidikan Matematika, Universitas Negeri Yogyakarta

Email Korespondensi: ihsanaji.2021@student.uny.ac.id

ABSTRACT

The tourism sector has experienced an increasing trend in the number of tourists and hotel room occupancy rates following the Covid-19 pandemic. An accurate prediction method is needed to support tourism management and preparedness in facing emergency situations such as the Covid-19 pandemic. This study compares the accuracy of the Fuzzy Time Series Singh model and the Markov Chain method in forecasting the occupancy rate of star-rated hotel rooms in Yogyakarta in the post-pandemic period. Secondary data from the Central Bureau of Statistics (BPS) was divided into 80% training data and 20% testing data, then analyzed through fuzzification, the formation of Fuzzy Logic Relations (FLR) and Fuzzy Logic Relation Groups (FLRG), followed by defuzzification and forecasting based on each model's steps. The Singh model takes into account the historical data pattern of the previous three periods. The Markov Chain model uses transition probabilities between states. Mean Squared Error (MSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) were used to evaluate the models' accuracy. The results show that the Singh model is more accurate, with an MSE of 6.42 and a MAPE of 5.57% on the training data, and an MSE of 8.57 and a MAPE of 4.75% on the testing data, compared to the Markov Chain model, which recorded an MSE of 35.64 and a MAPE of 14.68% on the training data, and an MSE of 24.54 and a MAPE of 6.11% on the testing data. Therefore, the Singh model was selected for forecasting the next five periods. The predicted hotel room occupancy rate for November 2024 is 53.31, and so on.

Keywords: *Prediction, Fuzzy Time Series, Singh, Markov Chain, Hotel Room Occupancy Rate*

ABSTRAK

Sektor pariwisata mengalami peningkatan tren jumlah wisatawan dan tingkat penghunian kamar hotel setelah pandemi Covid-19. Dibutuhkan metode prediksi yang akurat, guna mendukung pengelolaan pariwisata serta kesiapan dalam menghadapi situasi darurat seperti pandemi Covid-19. Penelitian ini membandingkan akurasi metode *Fuzzy Time Series* model Singh dan Markov Chain dalam memprediksi tingkat penghunian kamar hotel bintang di Yogyakarta pascapandemi Covid-19. Data sekunder dari Badan Pusat Statistik (BPS) dibagi menjadi 80% data *train* dan 20% data *test*, kemudian dianalisis melalui fuzzifikasi, pembentukan *Fuzzy Logic Relations* (FLR) dan *Fuzzy Logic Relations Grup* (FLRG), serta defuzzifikasi dan prediksi dilakukan sesuai tahapan masing-masing model. Model Singh mempertimbangkan pola data historis tiga periode sebelumnya. Model Markov Chain menggunakan probabilitas transisi antar state. Nilai *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) digunakan sebagai hasil evaluasi analisis model. Hasil menunjukkan model Singh lebih akurat dengan MSE 6,42 dan MAPE 5,57% pada *train* serta

MSE 8,57 dan MAPE 4,75% pada *test*, dibandingkan model Markov Chain yang memiliki MSE 35,64 dan MAPE 14,68% pada data *train* serta nilai MSE 24,54 dan MAPE 6,11% pada data *test*. Oleh karena itu, model Singh dipilih untuk peramalan lima periode mendatang. Periode November 2024 memiliki nilai prediksi tingkat penghunian kamar sebesar 53,31 dan seterusnya.

Kata kunci: *Prediksi, Fuzzy Time Series, Singh, Markov Chain, Tingkat Penghunian Kamar*

1. PENDAHULUAN

Pariwisata merupakan salah satu sektor penting dalam pembangunan ekonomi suatu negara. Sektor ini memberikan kontribusi besar terhadap Produk Domestik Bruto (PDB), penciptaan lapangan kerja, serta peningkatan pendapatan daerah dan devisa negara (Badan Pusat Statistik, 2023). Jumlah fasilitas penunjang pariwisata seperti akomodasi semakin tinggi karena meningkatnya jumlah kunjungan wisatawan setiap tahun. Yogyakarta menjadi salah satu destinasi wisata yang menunjukkan pertumbuhan kebutuhan akomodasi seiring dengan meningkatnya jumlah wisatawan, terutama pada perkembangan sektor perhotelan khususnya hotel berbintang. Kinerja sektor perhotelan tergambar dari tingkat penghunian kamar hotel bintang. Fluktuasi tingkat penghunian kamar hotel bintang kerap dipicu oleh musim liburan atau faktor eksternal.

Hal tersebut menjadikan prediksi tingkat penghunian kamar hotel bintang sebagai langkah strategis untuk mendukung perencanaan dan pengambilan keputusan dalam pengelolaan sektor pariwisata dan perhotelan. Berbagai pendekatan telah digunakan untuk memprediksi tingkat penghunian kamar hotel. Chang et al. (2021) memanfaatkan jaringan memori jangka panjang dan jangka pendek (LSTM) dengan analisis sentimen dan skor ulasan hotel pelanggan online di Taiwan. Penelitian tersebut membandingkan lima metode lainnya, yaitu BPNN, GRNN, LSSVR, RF, dan Gaussian Process Regression (GPR). Hasilnya menunjukkan bahwa LSTM unggul dalam akurasi prediksi daripada metode-metode lainnya. Sementara itu, Ampountolas (2021) membandingkan SARIMAX, ANN, dan GARCH, serta beberapa metode lainnya. Hasil penelitian menunjukkan metode GARCH paling akurat di awal peramalan, SARIMAX unggul di periode mendatang, dan ANN-MLP efektif untuk jangka pendek. Temuan-temuan ini menunjukkan bahwa akurasi prediksi sangat bergantung pada metode dan data yang digunakan, sehingga membuka peluang eksplorasi pendekatan lain seperti *Fuzzy Time Series* (FTS).

Pada tahun 1965, Prof. Lotfi Zadeh memperkenalkan konsep logika dan himpunan fuzzy, yaitu himpunan yang memungkinkan setiap elemen memiliki derajat keanggotaan dalam rentang $[0,1]$ sehingga representasi lebih fleksibel terhadap ketidakpastian dan subjektivitas dalam suatu sistem (Zadeh, 1965). Kemudian pada tahun 1993, Song dan Chissom mengembangkan model perhitungan dengan menerapkan logika fuzzy untuk memprediksi data historis yang berupa nilai linguistik, yaitu disebut metode *fuzzy time series* model Song & Chissom (Song & Chissom, 1993). Model *fuzzy time series* berkembang melalui berbagai pendekatan, seperti model Chen, Cheng, dan lainnya.

Model Singh merupakan salah satu model FTS yang dikembangkan oleh S.R. Singh pada 2007 dan disempurnakan pada 2008 (Singh, 2007, 2008). Model ini mengidentifikasi pola historis data untuk meningkatkan akurasi dalam menghadapi data dengan ketidakpastian tinggi dan pola nonlinier. Penelitian oleh Koo et al. pada tahun 2019, menunjukkan bahwa model Singh lebih akurat dibanding ANN, ARIMA, dan model FTS lainnya dalam memprediksi *Air Pollution Index* di Kuala Lumpur (Koo et al., 2019). Hal serupa ditemukan

oleh Fatih pada penelitiannya tahun 2022, dalam peramalan harga kopi internasional, di mana model Singh kembali unggul (Fatih, 2022).

Sementara itu, model Markov Chain diperkenalkan oleh Tsaur pada tahun 2012 menggabungkan FTS dengan metode rantai Markov menggunakan matriks probabilitas transisi. Dalam studinya, model Markov Chain memiliki nilai MAPE terendah, mengungguli berbagai model FTS lainnya dalam memprediksi jumlah mahasiswa *University of Alabama* (Tsaur, 2012). Penelitian oleh Alyousifi et al. pada tahun 2022, menunjukkan keunggulan Markov Chain dalam meramalkan *Air Pollution Index* di Klang, Malaysia (Alyousifi et al., 2022). Hal serupa ditemukan oleh Alfarisi pada penelitiannya tahun 2023, model Markov Chain lebih akurat dibandingkan model Stevenson Porter dalam memprediksi tingkat hunian kamar di Provinsi Jambi (Alfarisi, 2023). Model ini efektif untuk data berpola stabil namun kurang responsif terhadap perubahan ekstrem.

Perbandingan keduanya menunjukkan bahwa baik model Singh maupun Markov Chain memiliki keunggulan masing-masing tergantung karakteristik data. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan tingkat keakuratan metode *fuzzy time series* model Singh dan Markov Chain dalam memprediksi tingkat penghunian kamar hotel bintang di Yogyakarta. Evaluasi akurasi menggunakan MSE dan MAPE untuk merekomendasikan metode prediksi terbaik dalam mendukung pengelolaan pariwisata.

2. METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari BPS Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. Data yang digunakan adalah tingkat penghunian kamar hotel bintang di Daerah Istimewa Yogyakarta setiap bulannya selama 10 tahun, mulai dari Januari 2014 hingga Oktober 2024. Data dibagi menjadi 80% data *train* dan 20% data *test*. Analisis dilakukan dengan menggunakan metode *fuzzy time series* model Singh dan Markov Chain dengan bantuan Program R.

Model Singh mengidentifikasi pola historis data dan digunakan dalam memproyeksikan data pada periode berikutnya, yang dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$F(t+1) = F(t-1) * R(t, t-1, t-2)$$

Prediksi diawali dengan tahapan model Song & Chissom hingga penentuan *Fuzzy Logic Relations* (FLR) dan kemudian dilanjutkan dengan pendekatan model Singh untuk memperoleh nilai prediksi, sebagai berikut (Song & Chissom, 1993, 1994), (Singh, 2008):

1. Menentukan himpunan semesta (U)

$$U = [D_{min} - D_1; D_{max} + D_2] \quad (1)$$

Dimana D_1 dan D_2 merupakan nilai konstanta yang ditentukan oleh peneliti.

2. Pembentukan interval dan nilai tengah

Jumlah kelompok interval (s) ditentukan menggunakan rumus Sturges, sebagai berikut:

$$s = 1 + 3,322 \log(n) \quad (2)$$

n : Jumlah data aktual

Kemudian panjang interval pada setiap kelompok dapat ditentukan menggunakan rumus berikut:

$$\ell = \frac{D_{max} - D_{min}}{s} \quad (3)$$

3. Menentukan himpunan fuzzy dan fuzzifikasi

Misal himpunan fuzzy $U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$, maka dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$A_i = \frac{\mu_{A_i}(u_1)}{u_1} + \frac{\mu_{A_i}(u_2)}{u_2} + \frac{\mu_{A_i}(u_3)}{u_3} + \dots + \frac{\mu_{A_i}(u_n)}{u_n} \quad (4)$$

μ_{A_i} = fungsi keanggotaan dari himpunan fuzzy A_i

u_j = derajat keanggotaan dari A_i

$\mu_{A_i}(u_j)$ = derajat keanggotaan u_j terhadap A_i

Jika $i = j$ maka nilai derajat keanggotaannya adalah 1, jika $i = j - 1$ atau $i = j + 1$ maka nilai derajat keanggotaannya adalah 0,5, dan jika yang lain maka nilai derajat keanggotaannya adalah 0. Kemudian fuzzifikasi data berdasarkan fungsi keanggotaan yang telah ditentukan.

4. Menentukan *Fuzzy Logic Relations* (FLR)

FLR ditentukan dengan nilai A_i yang telah ditetapkan pada tahapan sebelumnya di mana $A_h \rightarrow A_i$, dengan A_h menunjukkan pada waktu $t - 1$ dan A_i menunjukkan pada waktu t .

5. Menentukan defuzzifikasi dan prediksi

$$D_i = ||(E_i - E_{i-1})| - |(E_{i-1} - E_{i-2})||$$

$$X_i = E_i + \frac{D_i}{2}$$

$$XX_i = E_i - \frac{D_i}{2}$$

$$Y_i = E_i + D_i$$

$$YY_i = E_i - D_i$$

$$P_i = E_i + \frac{D_i}{4}$$

$$PP_i = E_i - \frac{D_i}{4}$$

$$Q_i = E_i + 2D_i$$

$$QQ_i = E_i - 2D_i$$

$$G_i = E_i + \frac{D_i}{6}$$

$$GG_i = E_i - \frac{D_i}{6}$$

$$H_i = E_i + 3D_i$$

$$HH_i = E_i - 3D_i$$

Jika $X_i \geq L[*A_j]$ dan $X_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + X_i$ dan $S = S + 1$

Jika $XX_i \geq L[*A_j]$ dan $XX_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + XX_i$ dan $S = S + 1$

Jika $Y_i \geq L[*A_j]$ dan $Y_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + Y_i$ dan $S = S + 1$

Jika $YY_i \geq L[*A_j]$ dan $YY_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + YY_i$ dan $S = S + 1$

Jika $P_i \geq L[*A_j]$ dan $P_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + P_i$ dan $S = S + 1$

Jika $PP_i \geq L[*A_j]$ dan $PP_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + PP_i$ dan $S = S + 1$

Jika $Q_i \geq L[*A_j]$ dan $Q_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + Q_i$ dan $S = S + 1$

Jika $QQ_i \geq L[*A_j]$ dan $QQ_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + QQ_i$ dan $S = S + 1$

Jika $G_i \geq L[*A_j]$ dan $G_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + G_i$ dan $S = S + 1$

Jika $GG_i \geq L[*A_j]$ dan $GG_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + GG_i$ dan $S = S + 1$

Jika $H_i \geq L[*A_j]$ dan $H_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + H_i$ dan $S = S + 1$

Jika $HH_i \geq L[*A_j]$ dan $HH_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + HH_i$ dan $S = S + 1$

Maka diperoleh nilai prediksi dengan rumus $F_j = \frac{R+M(*A_j)}{S+1}$

Keterangan:

$[*A_j]$: Interval u_j dari A_j

$L[*A_j]$: Batas bawah interval u_j

$U[*A_j]$: Batas atas interval u_j

$l[*A_j]$: Panjang interval u_j dari A_j

$M[*A_j]$: Nilai tengah dari interval u_j dari A_j

R, S : Pemisalan untuk aturan perhitungan

Untuk fungsi logikal fuzzy $A_i \rightarrow A_j$:

A_i : Jumlah fuzzifikasi data n

A_j : Jumlah fuzzifikasi data $n + 1$

E_i : Data aktual n

E_{i-1} : Data aktual $n - 1$

E_{i-2} : Data aktual $n - 2$

F_j : Prediksi ke- $n + 1$

Tahapan prediksi pada model Markov Chain serupa dengan model Singh, namun dimulai dari langkah keempat, sebagai berikut (Tsaur, 2012):

4. Menentukan *Fuzzy Logic Relations* (FLR) dan *Fuzzy Logic Relations Group* (FLRG)
FLRG ditentukan dari FLR yang telah dikelompokkan, seperti $A_1 \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_n$.
5. Menentukan matriks probabilitas

Matriks ini memiliki dimensi $n \times n$ dengan n sebagai jumlah himpunan fuzzy, dan dapat dituliskan sebagai

$$R = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & P_{n2} & \dots & P_{nn} \end{bmatrix} \quad (5)$$

P_{hi} adalah probabilitas transisi dari keadaan (state) A_h ke A_i .

$$P_{hi} = \frac{T_{hi}}{T_h} \quad (6)$$

$h, i \in \{1, 2, 3, \dots, n\}$

T_{hi} : Banyak transisi dari state A_h ke A_i

T_h : Jumlah elemen yang termasuk dalam state A_h .

6. Menghitung peramalan awal

Jika FLRG adalah *one-to-one*, $A_h \rightarrow A_k$ dengan $P_{hi} = 0$ dan $P_{hk} = 1, i \neq k$, maka

$$F(t) = m_k; P_{hk} = m_k \quad (7)$$

Jika FLRG adalah *one-to-many*, $A_i \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_n, i = 1, 2, \dots, n$, maka

$$F(t) = m_1 + P_{i1} + m_2 P_{i2} + \dots + m_{i-1} P_{i(i-1)} + Y(t-1) P_{ii} + m_{i+1} P_{i(i+1)}$$

$$+ \dots + m_n P_{in} \quad (8)$$

A_k : salah satu contoh dari A_i

m_n : nilai tengah dari u_n

7. Menghitung nilai penyesuaian (D_t) untuk peramalan

Jika terjadi perpindahan transisi *state* naik, maka

$$D_{t1} = \left(\frac{\ell}{2}\right) \quad (9)$$

Jika terjadi perpindahan transisi *state* turun, maka

$$D_{t1} = -\left(\frac{\ell}{2}\right) \quad (10)$$

Jika terjadi lompatan perpindahan transisi maju (*jump-forward*), maka

$$D_{t2} = \left(\frac{\ell}{2}\right) s, (1 \leq s \leq n - h) \quad (11)$$

Jika terjadi lompatan perpindahan transisi mundur (*jump-backward*), maka

$$D_{t2} = -\left(\frac{\ell}{2}\right) v, (1 \leq v \leq h) \quad (12)$$

8. Menghitung peramalan akhir

Nilai peramalan akhir $F'(t)$ secara umum dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$F'(t) = F(t) \pm D_{t1} \pm D_{t2} = F(t) \pm \left(\frac{\ell}{2}\right) \pm \left(\frac{\ell}{2}\right) v \quad (13)$$

Tingkat akurasi prediksi yang diukur melalui nilai *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Nilai MSE dapat ditentukan dengan rumus berikut:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (E(t) - F(t))^2 \quad (14)$$

Sedangkan, nilai MAPE dapat ditentukan dengan rumus berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|E(t) - F(t)|}{E(t)} \times 100\% \quad (15)$$

Interpretasi nilai MAPE dapat dilihat dari nilai interval yang disajikan pada tabel berikut (Lewis, 1982):

Tabel 1. Interpretasi nilai MAPE

Nilai MAPE	Interpretasi
< 10%	Sangat akurat
10% – 20%	Baik
20% – 50%	Layak
> 50%	Tidak akurat

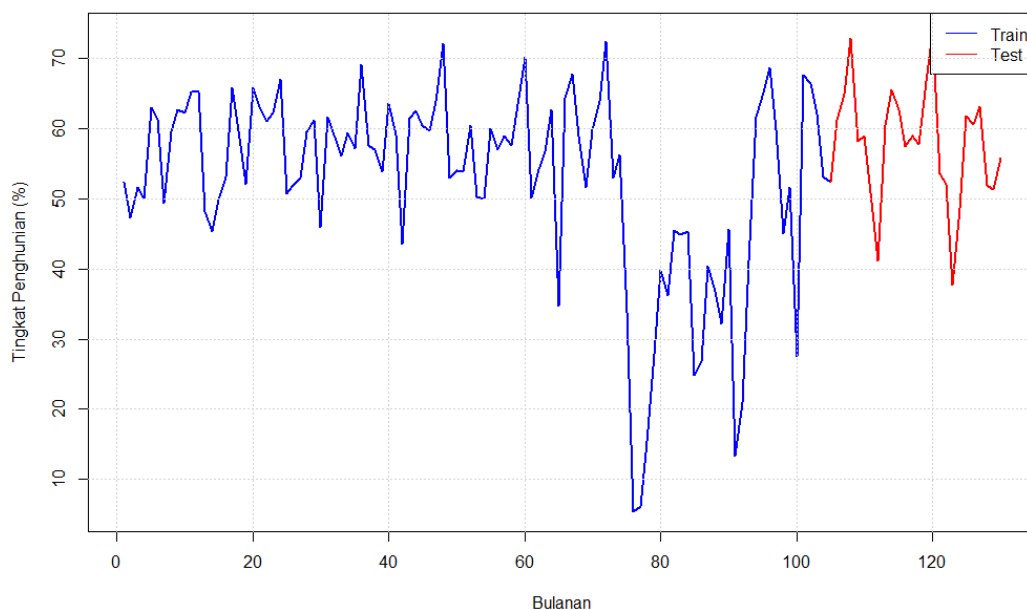
Analisis penelitian melalui tahapan-tahapan sebagai berikut:

1. Membagi data
2. Menentukan himpunan semesta (U)
3. Pembentukan interval dan nilai tengah
4. Menentukan himpunan fuzzy dan fuzzifikasi

5. Menentukan *Fuzzy Logic Relations* (FLR) dan *Fuzzy Logic Relations Grup* (FLRG)
6. *Fuzzy time series* model Singh
 - a. Menentukan defuzzifikasi dan prediksi
 - b. Menghitung nilai keakuratan
7. *Fuzzy time series* model Markov Chain
 - a. Menentukan matriks probabilitas
 - b. Menghitung peramalan awal
 - c. Menghitung nilai penyesuaian (D_t)
 - d. Menghitung peramalan akhir
 - e. Menghitung nilai keakuratan
8. Menghitung peramalan lima periode

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebanyak 130 data diperoleh dan ditampilkan pada Gambar 1 dengan pembagian 104 data *train* (garis biru) dan 26 data *test* (garis merah). Data tingkat penghunian kamar tertinggi (D_{max}) tercatat pada Desember 2019 sebesar 72.43 dan data terendah (D_{min}) pada April 2020 sebesar 5.36.



Gambar 1. Grafik Pembagian Data

Dua nilai sembarang yang digunakan adalah $D_1 = 0,36$ dan $D_2 = 2,57$, sehingga dengan menerapkan persamaan (1) diperoleh $U = [5; 75]$. Berdasarkan jumlah data sebanyak 104 dan menerapkan rumus Sturgess pada persamaan (2), diperoleh 8 kelompok interval. Selanjutnya menentukan panjang setiap kelompok interval menggunakan persamaan (3) dan diperoleh panjang interval 8,75. Hasil tersebut dapat disusun ke dalam bentuk tabel berikut.

Tabel 2. Interval

Kelompok	Interval	Median
A_1	[5,00 – 13,75]	9,375
A_2	[13,75 – 22,50]	18,125
A_3	[22,50 – 31,25]	26,875
A_4	[31,25 – 40,00]	35,625
A_5	[40,00 – 48,75]	44,375
A_6	[48,75 – 57,50]	53,125
A_7	[57,50 – 66,25]	61,875
A_8	[66,25 – 75,00]	70,625

Himpunan fuzzy yang terbentuk berdasarkan persamaan (4) adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 A_1 &= \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} \\
 A_2 &= \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} \\
 A_3 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0,5}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} \\
 A_4 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \frac{1}{u_4} + \frac{0,5}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} \\
 A_5 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0,5}{u_4} + \frac{1}{u_5} + \frac{0,5}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} \\
 A_6 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0,5}{u_5} + \frac{1}{u_6} + \frac{0,5}{u_7} + \frac{0}{u_8} \\
 A_7 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0,5}{u_6} + \frac{1}{u_7} + \frac{0,5}{u_8} \\
 A_8 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0,5}{u_7} + \frac{1}{u_8}
 \end{aligned}$$

Kemudian menentukan nilai fuzzifikasi dengan mendefinisikan data *train* ke dalam kelompok interval yang sesuai. Contohnya, Januari 2014 memiliki tingkat penghunian 52,38 yang berada dalam interval A_6 . Diperoleh hasil fuzzifikasi pada Tabel 3.

Tabel 3. Fuzzifikasi Data *Train*

No	Periode	Tingkat Penghunian (%)	Fuzzifikasi
1	Januari 2014	52,38	A_6
2	Februari 2014	47,33	A_5
3	Maret 2014	51,71	A_6
⋮	⋮	⋮	⋮
102	Juni 2022	66,45	A_8
103	Juli 2022	62,17	A_7
104	Agustus 2022	53,12	A_6

Menentukan FLR berdasarkan himpunan fuzzy data $t - 1$. Contohnya pada Februari 2014 dengan himpunan fuzzy A_5 dan Januari 2014 sebagai data sebelumnya dengan A_6 , maka FLR-nya adalah $A_6 \rightarrow A_5$. Diperoleh hasil FLR pada Tabel 4.

Tabel 4. FLR Data *Train*

No	Periode	Fuzzifikasi	FLR
1	Januari 2014	A_6	$NA \rightarrow A_6$
2	Februari 2014	A_5	$A_6 \rightarrow A_5$
3	Maret 2014	A_6	$A_5 \rightarrow A_6$
⋮	⋮	⋮	⋮
102	Juni 2022	A_8	$A_8 \rightarrow A_8$
103	Juli 2022	A_7	$A_8 \rightarrow A_7$
104	Agustus 2022	A_6	$A_7 \rightarrow A_6$

Sehingga diperoleh FLRG pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5. FLRG Data *Train*

<i>Current State</i>	<i>Next State</i>
A_1	$A_1, (2)A_2$
A_2	A_3, A_5
A_3	A_3, A_4, A_5, A_8
A_4	$A_1, (2)A_4, (2)A_5, A_7$
A_5	$A_1, A_3, A_4, (3)A_5, (3)A_6, (3)A_7$
A_6	$A_3, A_4, A_5, (11)A_6, (12)A_7, A_8$
A_7	$A_4, (4)A_5, (9)A_6, (20)A_7, (6)A_8$
A_8	$(4)A_6, (4)A_7, A_8$

Ulangi langkah yang sama untuk menentukan nilai FLR dan FLRG data *test*.

Fuzzy Time Series model Singh

Dengan menerapkan langkah-langkah prediksi model Singh dan bantuan Program R, diperoleh hasil prediksi data *train* pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Prediksi Model Singh Data *Train*

No	Periode	Tingkat Penghunian (%)	Prediksi
1	Januari 2014	52,38	NA
2	Februari 2014	47,33	NA
3	Maret 2014	51,71	NA
4	April 2014	49,95	51,82
⋮	⋮	⋮	⋮
102	Juni 2022	66,45	70,86
103	Juli 2022	62,17	60,93
104	Agustus 2022	53,12	54,02

Perhitungan MSE menggunakan persamaan (14), sedangkan MAPE dihitung dengan persamaan (15). Diperoleh nilai MSE sebesar 6,42 dan MAPE sebesar 5,57% pada data *train*. Sedangkan pada data *test*, diperoleh nilai MSE sebesar 8,57 dan MAPE sebesar 4,75%.

Fuzzy Time Series model Markov Chain

Matriks probabilitas transisi Markov berorde 8×8 disusun berdasarkan FLRG yang diperoleh. Nilai probabilitas perpindahan state sebagai berikut:

$$R_{train} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & 0 & 0 & \frac{1}{4} \\ \frac{1}{6} & 0 & 0 & \frac{2}{6} & \frac{2}{6} & 0 & \frac{1}{6} & 0 \\ \frac{1}{12} & 0 & \frac{1}{12} & \frac{1}{12} & \frac{3}{12} & \frac{3}{12} & \frac{3}{12} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{27} & \frac{1}{27} & \frac{1}{27} & \frac{11}{27} & \frac{12}{27} & \frac{1}{27} \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{40} & \frac{4}{40} & \frac{9}{40} & \frac{20}{40} & \frac{6}{40} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{4}{9} & \frac{4}{9} & \frac{1}{9} \end{bmatrix}$$

Peramalan awal dihitung dengan menggunakan persamaan (7) atau persamaan (8) dengan melihat FLR yang sudah ditentukan. Peramalan dimulai pada Februari 2014 ($t = 2$) dengan data Januari 2014 ($t = 1$) sebagai acuan, yang menunjukkan transisi state dari A_6

ke A_5 . Berdasarkan transisi *one-to-many*, diterapkan persamaan (8) dan didapat prediksi Februari 2014 sebesar 55,41. Transisi pada periode Februari 2014 menunjukkan perpindahan transisi turun. Maka, nilai penyesuaian dihitung dengan menerapkan persamaan (10) dan diperoleh nilai penyesuaian (D_{t1}) sebesar $-4,375$. Nilai peramalan akhir dihitung dengan menerapkan persamaan (13). Diperoleh nilai peramalan akhir pada periode Februari 2014 adalah 51,035. Hasil nilai peramalan awal, nilai penyesuaian, dan peramalan akhir disajikan pada Tabel 7 berikut.

Tabel 7. Hasil Prediksi Model Markov Chain Data *Train*

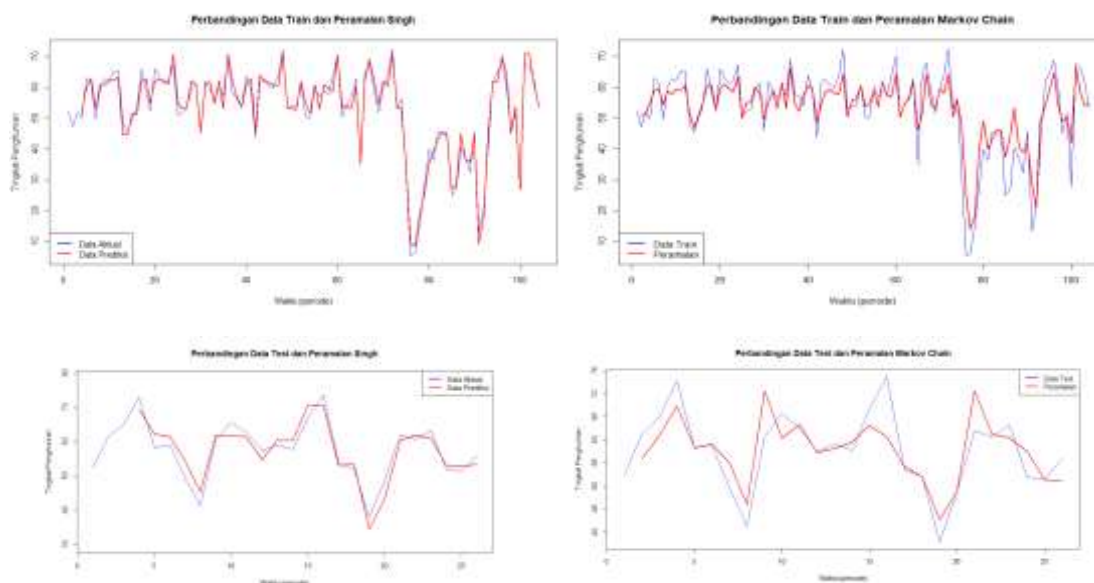
Periode	Tingkat Penghunian	Peramalan Awal	Nilai Penyesuaian	Peramalan Akhir
Januari 2014	52,38	NA	NA	NA
Februari 2014	47,33	55,41	-4,375	51,04
Maret 2014	51,71	46,57	4,375	50,95
April 2014	49,95	55,14	0	55,14
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Juni 2022	66,45	58,63	0	58,63
Juli 2022	62,17	58,49	-4,375	54,12
Agustus 2022	53,12	58,96	-4,375	54,59

Ulangi langkah perhitungan yang sama untuk menentukan nilai prediksi data *test*. Sama halnya dengan model Singh, diterapkan persamaan (14) untuk menghitung nilai MSE dan persamaan (15) untuk menghitung nilai MAPE. Diperoleh nilai MSE sebesar 35,64 dan MAPE sebesar 14,68% pada data *train*. Sedangkan pada data *test*, diperoleh nilai MSE sebesar 24,54 dan MAPE sebesar 6,11%.

Perbandingan grafik data aktual dengan data prediksi setiap model dan tipe data disajikan dalam Gambar 2.

Singh

Markov Chain



Gambar 2. Grafik Perbandingan Setiap Model

Gambar diatas menunjukkan bahwa data prediksi (garis merah) lebih mendekati data aktual (garis biru) pada model Singh. Adapaun perbandingan nilai MSE dan MAPE ditampilkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Perbandingan Tingkat Keakuratan

	Singh		Markov Chain	
	Train	Test	Train	Test
MSE	6,42	8,57	35,64	24,54
MAPE	5,57	4,75	14,68	6,11

Hal ini sepadan dengan penelitian Koo et al. (2019) yang menemukan bahwa model Singh memiliki tingkat keakuratan lebih tinggi dibandingkan metode dan model lainnya dalam memprediksi indeks polusi udara di Kuala Lumpur, yaitu dengan nilai MAPE sebesar 4,364%. Penelitian lain oleh Fatih (2022) juga menemukan model Singh lebih unggul dalam memprediksi harga kopi internasional dibandingkan model lainnya, yaitu dengan nilai MAPE 2,75%. Namun, berbeda dengan Tsaur (2012) yang menemukan Markov Chain lebih akurat dalam memprediksi jumlah mahasiswa, dengan MAPE 1,4042% dibandingkan model Singh sebesar 1,5587%. Perbedaan ini menunjukkan bahwa efektivitas model dipengaruhi oleh pola dan karakteristik data yang digunakan. Model Singh lebih unggul dalam menangkap pola data, sementara model Markov Chain lebih sesuai untuk data dengan pola tren yang lebih stabil.

Sehingga peramalan lima periode ke depan dilakukan dengan menggunakan model Singh. Peramalan dimulai dengan menggunakan nilai prediksi terakhir data *train* sebagai data aktual periode selanjutnya. Contohnya, nilai prediksi 53,31 pada Oktober 2024 digunakan sebagai data aktual pada November 2024, dengan tiga data historis sebelum periode November 2024 digunakan untuk menentukan nilai D_i . Sehingga diperoleh bahwa periode Desember 2024 memiliki nilai prediksi data aktual sebesar 54,66. Hasil nilai prediksi periode mendatang disajikan dalam Tabel 9 berikut.

Tabel 9. Nilai Prediksi Lima Periode

Periode	Prediksi
November 2024	53,31
Desember 2024	54,66
Januari 2025	53,30
Februari 2025	54,22
Maret 2025	53,28

4. SIMPULAN

Kedua model dapat digunakan untuk memprediksi tingkat penghunian kamar hotel di Yogyakarta dengan tingkat keakuratan yang berbeda. Penelitian ini menggunakan himpunan semesta $U = [5,75]$ dengan 8 kelompok interval dan panjang interval 8,75. Data numerik diubah ke dalam bentuk fuzzy berdasarkan himpunan fuzzy yang dibentuk. FLR diperoleh dari transisi himpunan fuzzy historis dan dikelompokkan menjadi FLRG. Model Singh memanfaatkan tiga periode historis untuk membentuk pola prediksi. Model Markov Chain menggunakan matriks probabilitas transisi dari FLRG untuk menentukan nilai prediksi. Hasil evaluasi menunjukkan model Singh lebih akurat, dengan nilai MSE sebesar 6,42 dan MAPE sebesar 5,57% pada data *train*, serta MSE sebesar 8,57 dan MAPE sebesar 4,75% pada data *test*. Sedangkan Model Markov Chain memiliki MSE sebesar 35,64 dan MAPE sebesar 14,68% pada data *train*, serta MSE sebesar 24,54 dan MAPE sebesar 6,11% pada data *test*. Model Markov Chain mengalami kesulitan menangkap probabilitas dikarenakan terdapat fluktuasi dan pola nonlinier data pada masa pandemi. Oleh karena itu, peramalan lima periode ke depan dilakukan menggunakan model Singh.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Alfarisi, W.W. (2023). *Analisis Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain Dan Fuzzy Time Series Stevenson Porter Pada Peramalan Tingkat Hunian Kamar Provinsi Jambi*. (Skripsi Sarjana, Universitas Islam Indonesia).
- Alyousifi, Y., Othman, M., Sokkalingam, R., Faye, I., & Silva, P. C. L. (2020). Predicting daily air pollution index based on fuzzy time series Markov chain model. *Symmetry*, 12(2), 293.
- Ampountolas, A. (2021). Modeling and Forecasting Daily Hotel Demand: A Comparison Based on SARIMAX, Neural Networks, and GARCH Models. *Forecasting*, 3(3), 580-595.
- Badan Pusat Statistik. (2023). *Statistik Wisatawan Nasional 2023*. Jakarta: BPS- Statistics Indonesia.
- Chang, Y.-M., Chen, C.-H., Lai, J.-P., Lin, Y.-L., & Pai, P.-F. (2021). Forecasting Hotel Room Occupancy Using Long Short-Term Memory Networks with Sentiment Analysis and Scores of Customer Online Reviews. *Applied Sciences*, 11(21), 10291.
- Fatih, C. (2022). Forecasting Models Based on Fuzzy Logic: An Application on International Coffee Prices. *Econometrics*, 26(4), 1-16.
- Koo, J. W., Wong, S. W., Selvachandran, G., Long, H. V., & Son, L. H. (2019). Prediction of Air Pollution Index in Kuala Lumpur using fuzzy time series and statistical models. *Air Quality, Atmosphere & Health*, 13, 77-88.
- Lewis, C. D. (1982). *Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting*. Butterworth Scientific.
- Singh, S. R. (2007). A simple method of forecasting based on fuzzy time series. *Applied Mathematics and Computation*. 186(1), 330-339.
- Singh, S. R. (2008). A computational method of forecasting based on fuzzy time series. *Mathematics and Computers in Simulation*. 79(3), 539-554.
- Song, Q & Chissom, B. (1993). Forecasting enrollments with fuzzy time series — Part I. *Fuzzy Sets and Systems*. 54(1), 1-9.
- Song, Q & Chissom, B. (1993). Fuzzy time series and its models. *Fuzzy Sets and Systems*. 54(3), 269-277.
- Song, Q & Chissom, B. (1994). Forecasting enrollments with fuzzy time series — part II. *Fuzzy Sets and Systems*. 62(1), 1-8.

- Tsaur, R. C. (2012). A Fuzzy Time Series-Markov Chain Model with an Application to Forecast the Exchange Rate Between the Taiwan and US Dollar. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control (IJICIC)*. 8(7), 4931-4942.
- Zadeh, L.A. (1965) Fuzzy Sets. *Information Control*, 8(3), 338-353.

ANALISIS YIELD CURVE DALAM PENILAIAN OBLIGASI: PENDEKATAN MATEMATIS UNTUK MENGHITUNG NILAI TEBUS

**GiaColin Alfaro Samuel Sianturi^{1*}, M. Shadri Ismaun Lubis², Fachriz Effendy. K³,
Revan Kurniawan Lubis⁴, Sudianto Manullang⁵**

^{1,2,3,4,5}Program Studi Statistika, FMIPA, Universitas Negeri Medan
Email Korespondensi: giakolinsianturi@gmail.com

ABSTRACT

The change in the yield curve is an important indicator in measuring or calculating the expectation of interest rates and future economic conditions. Therefore, this study aims to analyze the trend of changes in the government bond yield curve by looking at several bond redemption values using the present value (PV). This study uses a descriptive method, where data visualization is expressed in a trend graph to assess the pattern of bond yield movements. The results obtained from this study indicate that bond yields with short-term tenors tend to be more volatile than long-term bonds. In addition, changes in the yield curve can also describe the dynamics of the financial market and the ability to predict economic conditions. Therefore, this study proves that monitoring the yield curve is very important as a step in assessing future economic and monetary conditions, and can be used as a reference for investors in making bond investment decisions.

Keywords: *Yield Curve, Bonds, Investment, Interest Rates.*

ABSTRAK

Perubahan kurva imbal hasil (yield curve) adalah indikator yang penting dalam mengukur atau menghitung ekspektasi suku bunga serta kondisi ekonomi di masa depan. Oleh karena itu penelitian ini bertujuan untuk menganalisis tren perubahan kurva imbal hasil obligasi pemerintah dengan melihat beberapa nilai tebus obligasi yang menggunakan nilai sekarang Present Value (PV). Penelitian ini menggunakan metode deskriptif, dimana visualisasi data dinyatakan dalam grafik tren untuk menilai pola pergerakan imbal hasil obligasi. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini menunjukkan, bahwa imbal hasil obligasi dengan tenor jangka pendek cenderung lebih fluktuatif ketimbang obligasi jangka panjang. Selain itu, perubahan kurva imbal hasil juga dapat menggambarkan dinamika pasar keuangan serta kemampuan memprediksi kondisi ekonomi. Oleh karena itu, penelitian ini membuktikan bahwa, pemantauan kurva imbal hasil sangat penting dilakukan sebagai langkah assesment kondisi ekonomi dan moneter di masa depan, dan dapat digunakan sebagai referensi bagi investor dalam membuat keputusan investasi obligasi.

Kata kunci: *Kurva Imbal Hasil, Obligasi, Investasi.*

1. PENDAHULUAN

Pasar keuangan memiliki berbagai instrumen investasi, salah satunya adalah obligasi. Obligasi memainkan peran penting dalam sistem keuangan global karena memberikan sumber pendanaan bagi pemerintah dan perusahaan sekaligus menjadi instrumen investasi yang relatif lebih stabil dibandingkan dengan saham (Mishkin, 2015). Dalam investasi obligasi, salah satu faktor utama yang harus diperhatikan investor adalah tingkat imbal hasil (*yield*) yang diperoleh, serta kolerasi antara imbal hasil tersebut dengan menggunakan jangka waktu obligasi.

Salah satu faktor penting yang harus diperhatikan investor sebelum berinvestasi obligasi adalah tingkat imbal hasil (*yield*) yang diperoleh dari investasinya. Salah satu metode yang

digunakan untuk mengetahui hubungan antara imbal hasil (yield) yang diperoleh dengan waktu jatuh tempo untuk suatu obligasi pada waktu tertentu dengan melalui kurva yield (yield curve). Sebelum mengambil keputusan dalam penjualan dan pembelian obligasi, investor perlu menganalisis pergerakan harga obligasi tersebut agar mendapatkan keuntungan yang lebih maksimal dan sesuai dengan waktu yang direncanakan. Kurangnya dalam menganalisis sebelum melakukan transaksi dapat menyebabkan kerugian bagi investor.

Kurva imbal hasil (yield curve) merupakan alat yang penting dalam penilaian obligasi karena menunjukkan bagaimana tingkat suku bunga dan imbal hasil obligasi dari tenor yang berbeda berhubungan satu sama lain. Investor dapat lebih memahami ekspektasi pasar terhadap suku bunga di masa depan dan risiko yang terkait dengan obligasi tertentu dengan menggunakan kurva ini.

Obligasi yang diterbitkan oleh pemerintah maupun perusahaan digunakan sebagai salah satu sumber pembiayaan perusahaan terutama untuk perusahaan publik. Menurut Hartono (2009; 150), obligasi (bond) merupakan utang jangka panjang yang akan dibayar kembali pada saat jatuh tempo dengan bunga yang tetap jika ada. Nilai utang dari obligasi tersebut dinyatakan dalam surat utangnya.

Investasi obligasi dilakukan untuk mendanai operasional bisnis dengan menerbitkan obligasi dan saham, yang kemudian dikembangkan dan dikelola dalam jangka waktu yang lama untuk mencapai imbalan yang diinginkan. Sebelum mulai berinvestasi pada obligasi, investor harus melakukan penelitian dan menentukan jumlah yang akan menghasilkan keuntungan tertinggi sepanjang jangka waktu yang diantisipasi.

Dari data laporan Bursa Efek Indonesia (IDX) selama tahun 2006 - 2008, kemajuan permintaan terhadap obligasi menunjukkan adanya peningkatan yang cukup berarti, sebesar 55% pertahun. Hal ini menunjukkan tingkat kepercayaan masyarakat semakin tinggi untuk berinvestasi melalui instrumen obligasi (Mardiati, 2018). Namun, sumber yang tersedia saat ini tidak memberikan statistik rinci mengenai perubahan permintaan obligasi antara tahun 2015 dan 2019. Pada website Bursa Efek Indonesia (IDX) menawarkan data kurva imbal hasil untuk obligasi. Informasi ini dapat digunakan untuk merangkum evaluasi nilai penebusan obligasi yang dapat ditarik dan memeriksa pergeseran kurva imbal hasil.

Perusahaan menerbitkan obligasi dengan memberikan tingkat pengembalian yang cukup tinggi sehingga dapat menjadi daya tarik bagi investor (Nariman, 2017). Nanik Indarsih (2013) menyatakan kalau minat investor asing terhadap obligasi korporasi semakin tinggi karena yield obligasi korporasi juga tinggi. Dalam obligasi, yield dapat dikatakan sebagai tingkat pengembalian yang akan diterima oleh investor saat jatuh tempo. Investor mengukur yield dalam investasi obligasi dengan menggunakan pengukuran yield to maturity (YTM).

Namun, mengetahui nilai tebus yang memungkinkan penerbit membayar kembali obligasinya sebelum jatuh tempo merupakan salah satu masalah utama dalam penilaian obligasi. Perhitungan ini sangat bergantung pada perubahan kurva imbal hasil, dan diperlukan metode matematis untuk menguji dampak perubahan suku bunga terhadap nilai penebusan obligasi. Membuat keputusan investasi yang lebih baik memerlukan pengetahuan bagaimana kurva imbal hasil dapat diterapkan untuk menentukan nilai tebus

2. METODOLOGI

2.1. Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian deskriptif kuantitatif yang bertujuan untuk menganalisis hubungan antara *Yield to Maturity* (YTM) dengan *Time to Maturity* (TTM) dalam konteks penilaian nilai tebus obligasi pemerintah Indonesia. Penelitian ini memanfaatkan pendekatan matematis untuk menghitung nilai tebus obligasi dengan menggunakan metode Present Value (PV).

2.2. Sumber dan Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari situs resmi Bursa Efek Indonesia (IDX), Khususnya dari *Indonesia Government Securities Yield Curve* (IGSYC). Data yang dikumpulkan berupa:

- Kode obligasi (seri FR dan ORI)
- Tingkat kupon (%)
- Jatuh tempo (TTM)
- *Yield* harian (5 maret dan 6 maret 2025)
- Nilai nominal obligasi (Rp. 1,000,000 sebagai standar)

2.3. Teknik Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan melalui metode dokumentasi dari sumber resmi IDX, dimana data yang dipilih mencakup:

- *Yield* obligasi harian
- Struktur tenor (jangka waktu)
- Data harga pasar dan kupon data disaring agar hanya mencakup obligasi yang memiliki *yield* lengkap untuk dua tanggal sebagai acuan.

2.4. Teknik Analisis Data

Analisis data dilakukan melalui beberapa tahapan:

1. **Perhitungan *Yield to Maturity* (YTM)** -> menggunakan data *yield* yang tersedia untuk masing-masing tenor obligasi.
2. **Perhitungan *Present Value* (PV)** -> digunakan untuk menentukan nilai tebus obligasi pada dua tanggal yang berbeda. Rumus PV yang dipakai adalah:

$$PV = \sum_{t=1}^T \frac{C}{(1+r)^t} + \frac{F}{(1+r)^T}$$

Dimana:

- C = Kupon tahunan
- r = tingkat *yield* (YTM) dalam desimal
- F = nilai nominal obligasi
- T = waktu jatuh tempo (Tahun)

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut Gambar 1 data berbagai obligasi dengan kode termasuk harga obligasi, *yield* obligasi, dan waktu jatuh tempo obligasi (TTM) yang ditawarkan Pemerintah Indonesia yang ditransaksikan pada tanggal 5 Maret dan 6 Maret 2025 di Bursa Efek Indonesia (IDX). Dalam hal ini terdapat 21 obligasi yang ditransaksikan pada tanggal tersebut tapi data obligasi yang diambil adalah data obligasi yang mempunyai *yield*.

Obligasi Negara Ritel & Sukuk Negara Ritel										
Nama Obligasi	Seri	Kupon (%)	Jatuh Tempo	TTM (Tahun)	Rata-Rata (%)		Change (bps)	YTM (%)		Change (%)
					6-Maret-25	5-Maret-25		6-Maret-25	5-Maret-25	
Obligasi Negara Ritel Republik Indonesia Seri ORI022	ORI022	6.4600	15-Oct-25	0.51	99.7128	99.7083	0.37	6.4313	6.4330	0.00
Obligasi Negara Ritel Republik Indonesia Seri ORI02373	ORI02373	6.4600	15-Oct-26	1.26	99.7203	99.7249	-0.43	6.4618	6.4617	0.01
Obligasi Negara Ritel Republik Indonesia Seri ORI02476	ORI02476	6.1000	15-Jul-29	4.36	98.5475	98.5492	-0.17	6.4932	6.4926	0.00
Obligasi Negara Ritel Republik Indonesia Seri ORI02473	ORI02473	6.1000	15-Oct-28	1.81	99.4728	99.5012	-0.64	6.4454	6.4282	0.02
Obligasi Negara Ritel Republik Indonesia Seri ORI02478	ORI02478	6.3500	15-Oct-29	4.61	98.5970	98.5768	2.04	6.7045	6.7008	0.00
Obligasi Negara Ritel Republik Indonesia Seri ORI02574	ORI02574	6.2500	15-Feb-27	1.95	99.4112	99.4188	-0.76	6.5744	6.5548	0.02
Obligasi Negara Ritel Republik Indonesia Seri ORI02576	ORI02576	6.4000	15-Feb-30	4.55	98.2726	98.2498	2.28	6.8125	6.8178	-0.01
Obligasi Negara Ritel Republik Indonesia Seri ORI02873	ORI02873	6.3000	15-Oct-27	2.61	99.5022	99.5000	0.22	6.5076	6.5084	0.00
Obligasi Negara Ritel Republik Indonesia Seri ORI02676	ORI02676	6.4000	15-Oct-30	6.61	98.5384	98.5227	1.57	6.7133	6.7166	0.00
Obligasi Negara Ritel Republik Indonesia Seri ORI02773	ORI02773	6.6500	15-Feb-28	2.55	99.5059	99.5224	-0.64	6.6852	6.6750	0.01
Obligasi Negara Ritel Republik Indonesia Seri ORI02776	ORI02776	6.7500	15-Feb-31	5.95	99.9416	99.9233	1.83	6.7619	6.7656	0.00
Sukuk Negara Ritel Seri SR016	SR016	4.5500	10-Mei-25	0.81	99.9869	99.9836	0.33	6.0457	6.0459	0.00
Sukuk Negara Ritel Seri SR017	SR017	5.0000	10-Sep-25	0.52	99.4710	99.4819	-0.09	6.5545	6.5267	0.03
Sukuk Negara Ritel Seri SR01873	SR01873	6.2500	10-Mei-26	1.81	99.4752	99.5011	-0.59	6.7880	6.7938	0.01
Sukuk Negara Ritel Seri SR01875	SR01875	6.4000	10-Mei-28	3.01	99.2774	99.2439	3.35	6.6854	6.6775	0.01
Sukuk Negara Ritel Seri SR01973	SR01973	5.9500	10-Sep-26	1.52	99.2256	99.2162	0.94	6.6890	6.6736	0.02
Sukuk Negara Ritel Seri SR01975	SR01975	6.1000	10-Sep-28	3.52	98.0757	98.0504	2.53	6.7182	6.7214	-0.01
Sukuk Negara Ritel Seri SR02073	SR02073	6.3000	10-Mei-27	2.01	99.5973	99.6007	-0.34	6.8140	6.8071	0.01
Sukuk Negara Ritel Seri SR02075	SR02075	6.4000	10-Mei-29	4.01	99.4928	99.4701	2.27	6.5441	6.5569	-0.01
Sukuk Negara Ritel Seri SR02173	SR02173	6.3500	10-Sep-27	2.52	99.7402	99.7554	-0.51	6.6022	6.6056	0.01
Sukuk Negara Ritel Seri SR02175	SR02175	6.4500	10-Sep-29	4.52	99.4069	99.3882	2.87	6.6281	6.6441	-0.01

Sumber: www.phel.co.id

Kontak PH: Departemen Pemastian & Pengembangan Layanan; Email: enquiry@phel.co.id; Telepon: 021 515 5520; Faks: 021 515 5000; Website: www.phel.co.id

(DOKUMEN)

Informasi yang disajikan oleh PH adalah informasi yang dapat digunakan untuk keputusan investasi yang didasarkan pada informasi yang disajikan. Informasi yang disajikan tidak dapat dijamin akurat, lengkap, atau bebas dari kesalahan. PH tidak bertanggung jawab atas kerugian atau keuntungan yang timbul dari penggunaan informasi yang disajikan. PH tidak memberikan rekomendasi, saran, atau pendapat mengenai nilai, harga, atau kinerja dari instrumen keuangan yang disajikan. PH tidak bertanggung jawab atas kerugian atau keuntungan yang timbul dari penggunaan informasi yang disajikan. PH tidak memberikan rekomendasi, saran, atau pendapat mengenai nilai, harga, atau kinerja dari instrumen keuangan yang disajikan. PH tidak bertanggung jawab atas kerugian atau keuntungan yang timbul dari penggunaan informasi yang disajikan. PH tidak memberikan rekomendasi, saran, atau pendapat mengenai nilai, harga, atau kinerja dari instrumen keuangan yang disajikan.

Gambar 1. Yield Curve Obligasi Pemerintah Indonesia per 6 dan 5 Maret 2025.

Gambar 1 ini menggambarkan korelasi antara *Yield Time to Maturity* (YTM) dan tenor (tahun). Mengingat risiko yang lebih tinggi terkait dengan investasi jangka panjang, jelas bahwa *yield* cenderung naik seiring dengan kenaikan tenor. Lebih lanjut, dari 5 Maret hingga 6 Maret 2025, perubahan nilai YTM untuk berbagai tenor ditampilkan dalam tabel di bagian kanan. Pada penelitian ini hanya fokus menggunakan beberapa variabel saja yang dibutuhkan dalam perhitungan PV, yaitu variabel: Obligasi, jatuh tempo, yield 5 maret, yield 6 maret.

Teknik Nilai Sekarang (PV) digunakan dalam studi ini untuk menghitung nilai penebusan obligasi. Dengan menggunakan nilai nominal pada saat jatuh tempo dan arus kas yang diantisipasi dari pembayaran kupon, metode ini menentukan harga wajar obligasi. Arus kas masa depan didiskontokan menggunakan tingkat *Yield to Maturity* (YTM) yang relevan untuk menentukan nilai sekarang.

Perhitungan dilakukan pada dua tanggal terpisah, 5 Maret 2025 dan 6 Maret 2025, untuk menilai perubahan nilai penebusan obligasi. Dampak pergeseran YTM pada penilaian obligasi dapat diperiksa dengan membandingkan hasil pada kedua tanggal tersebut. Nilai penebusan obligasi biasanya menurun seiring dengan kenaikan YTM karena arus kas masa depan semakin didiskontokan. Di sisi lain, jika YTM turun, nilai penebusan naik karena pembayaran pokok dan kupon memiliki nilai sekarang yang lebih tinggi. Perhitungan nilai tebus dilakukan menggunakan rumus:

$$PV = \sum_{t=1}^n \left(\frac{C}{(1+r)^t} + \frac{F}{(1+r)^n} \right)$$

Tabel 1. Data Transaksi Obligasi Pemerintah

No	Seri	Kupon (%)	Jatuh Tempo	Yield 5 Maret (%)	Yield 6 Maret (%)
1	ORI022	5,95	15-Oct-25	6,435	6,4311
2	ORI023T3	5,9	15-Jul-26	6,4417	6,4616
3	ORI023T6	6,1	15-Jul-29	6,4826	6,4832
4	ORI024T3	6,1	15-Oct-26	6,4261	6,4454
5	ORI024T6	6,35	15-Oct-29	6,7095	6,7045
...	...	...	...	...	...
21	SR021T5	6,45	10-Sep-29	6,6341	6,6281

Sebagai contoh, perhitungan nilai tebus dilakukan pada obligasi ORI022, yang memiliki kupon sebesar 5,95% per tahun dan jatuh tempo pada 15 Oktober 2025, sehingga sisa waktu hingga jatuh tempo adalah 0,61 tahun. Berdasarkan data per 6 Maret 2025, tingkat YTM untuk ORI022 adalah 6,4311% atau 0,064311 dalam bentuk desimal. Nilai nominal obligasi adalah Rp1.000.000, sehingga pembayaran kupon tahunan diperoleh sebagai berikut:

$$C = 5,95\% \times 1.000.000 = \text{Rp}59.500$$

Dengan memasukkan nilai-nilai tersebut ke dalam rumus Present Value:

$$PV = \sum_{t=1}^n \left(\frac{C}{(1+r)^t} + \frac{F}{(1+r)^n} \right)$$

Pertama, dicari terlebih dahulu nilai PV kupon, berdasarkan rumus diatas, didapat :

$$PV_{kupon} = \left(\frac{59.50}{(1 + 0,064311)^1} + \frac{59.50}{(1 + 0,064311)^2} \right)$$

$$PV_{kupon} = \left(\frac{59.50}{(1,064311)^1} + \frac{59.50}{(1,064311)^2} \right)$$

$$PV_{kupon} = 55.92 + 52.53 = 108.46$$

Selanjutnya, menghitung nilai PV nilai nominal (F), sehingga didapat:

$$PVF = \frac{1000}{(1,13277)^2} = 882.74$$

Maka total PV =

$$PV = 108.46 + 882.74 = 991.20$$

Berdasarkan perhitungan diatas, maka nilai PV pada obligasi ORI022 tanggal 6 Maret adalah 991.20. Lakukan juga perhitungan dengan cara yang sama sesuai dengan informasi yield, coupon, dan nilai nominalnya.

Tabel 2. Hasil Perhitungan dengan *Present Value*

Nama Obligasi	Nilai Tebus (PV) 5 Maret (Rp)	Nilai Tebus (PV) 6 Maret (Rp)
ORI022	991.16	991.20
ORI023T3	960.15	989.77
ORI023T6	961.51	984.07
ORI024T3	965.65	993.90
ORI024T6	962.05	985.35
...	...	...
SR021T3	972.40	997.20
SR021T5	969.45	992.62

Tabel 2 menyajikan hasil perhitungan nilai tebus (*Present Value*) dari berbagai obligasi yang dianalisis. Nilai tebus dihitung dengan mempertimbangkan kupon yang dibayarkan secara periodik dan nilai nominal obligasi yang akan diterima pada saat jatuh tempo. Perbandingan nilai tebus antara tanggal 5 Maret 2025 dan 6 Maret 2025 menunjukkan bagaimana perubahan *Yield to Maturity* (YTM) mempengaruhi nilai pasar obligasi. Jika YTM naik, maka nilai tebus obligasi cenderung menurun karena arus kas masa depan mengalami diskonto yang lebih besar. Sebaliknya, jika YTM turun, maka nilai tebus obligasi meningkat.

Selain itu, perbedaan nilai tebus yang ditampilkan dalam tabel dapat digunakan sebagai alat evaluasi bagi investor dalam menilai apakah suatu obligasi masih memiliki prospek yang menguntungkan. Investor dapat membandingkan nilai tebus dengan harga pasar saat ini untuk menentukan apakah suatu obligasi overvalued atau undervalued. Jika harga pasar obligasi lebih rendah dari nilai tebus yang dihitung, maka obligasi tersebut dapat dianggap menarik untuk dibeli. Sebaliknya, jika harga pasar lebih tinggi dari nilai tebusnya, maka obligasi tersebut mungkin kurang menguntungkan untuk investasi jangka panjang.

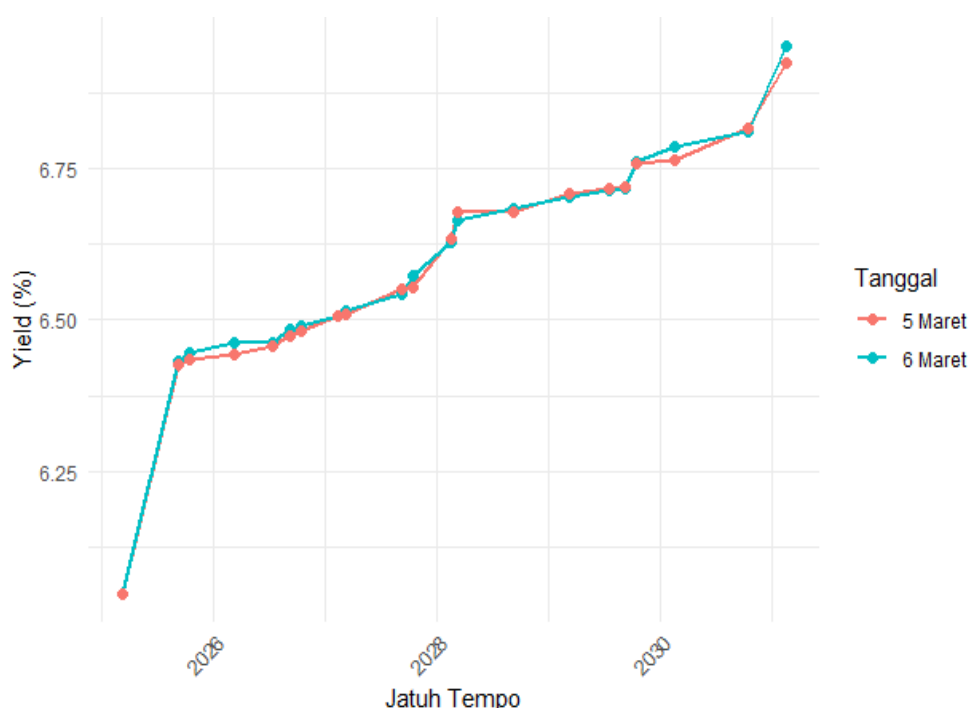
Tabel 3. Hasil Selisih Antara *Yield* 5 dan 6 Maret

Seri	<i>Yield</i> 5 Maret (%)	<i>Yield</i> 6 Maret (%)	Perubahan <i>Yield</i> (%)
ORI022	6,435	6,4311	-0,0039
ORI023T3	6,4417	6,4616	0,0199
ORI023T6	6,4826	6,4832	0,0006
ORI024T3	6,4261	6,4453	0,0192
ORI024T6	6,7095	6,7045	-0,005
...	...	...	...
SR021T5	6,6341	6,6281	-0,006

Untuk membuktikan perubahan yield antara 5 Maret dan 6 Maret, maka perbedaan antara *Yield* 5 Maret dan *Yield* 6 Maret dihitung sebagai berikut berdasarkan tabel di atas.

Tabel tersebut adalah indikator perubahan dalam perbedaannya, perubahan yield melalui berbagai seri obligasi yang dihitung. Selisih *yield* dihitung sebagai *Yield* 6 Maret dikurang *Yield* 5 Maret. Jika selisih bernilai negatif atau lebih kecil dari 0, maka perubahan negatif telah terjadi dalam *yield* dari tanggal yang diberikan. Ini artinya *yield* menurun di antara tanggal yang diberikan, dan karena imbal hasil turun, harga obligasi naik. Ini dikarenakan investor lebih memilih untuk menginvestasikan obligasi dengan imbal hasil lebih rendah. Sebaliknya, ketika selisih 0, itu berarti tidak ada perubahan dalam *yield*.

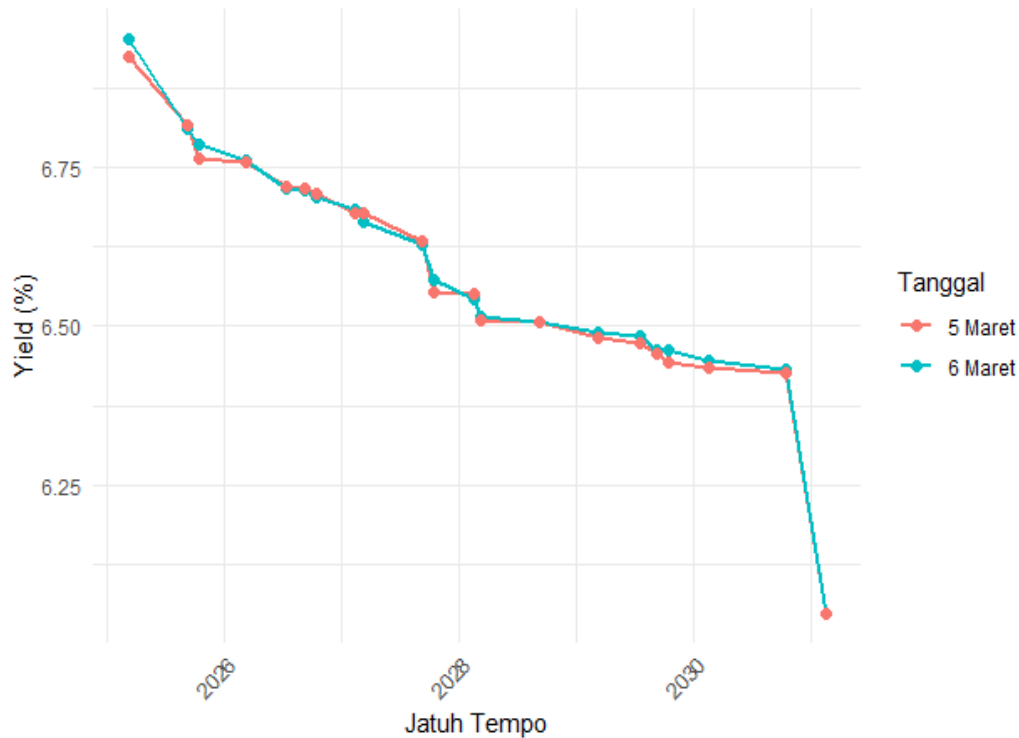
Secara keseluruhan, informasi ini sangat penting untuk diperhatikan karena mempengaruhi investasi nasional dan harga obligasi di pasar. Tabel tersebut membantu memahami perubahan *yield* dari hari ke hari dan juga ketika diproyeksikan bagaimana harga obligasi berubah.



Gambar 2. Kurva *Yield* Normal 5 dan 6 Maret

Gambar 2 menunjukkan grafik imbal hasil obligasi normal, dimana tingkat pengembalian obligasi jangka panjang lebih tinggi dibandingkan obligasi jangka pendek. Grafik ini mencerminkan ekspektasi pasar terhadap pertumbuhan ekonomi yang stabil dan kondisi keuangan yang wajar. Dalam situasi seperti ini, investor mengharapkan bahwa perekonomian akan terus berkembang ke depannya, sehingga mereka menginginkan tingkat pengembalian yang lebih besar untuk obligasi jangka panjang sebagai kompensasi atas risiko waktu yang lebih lama.

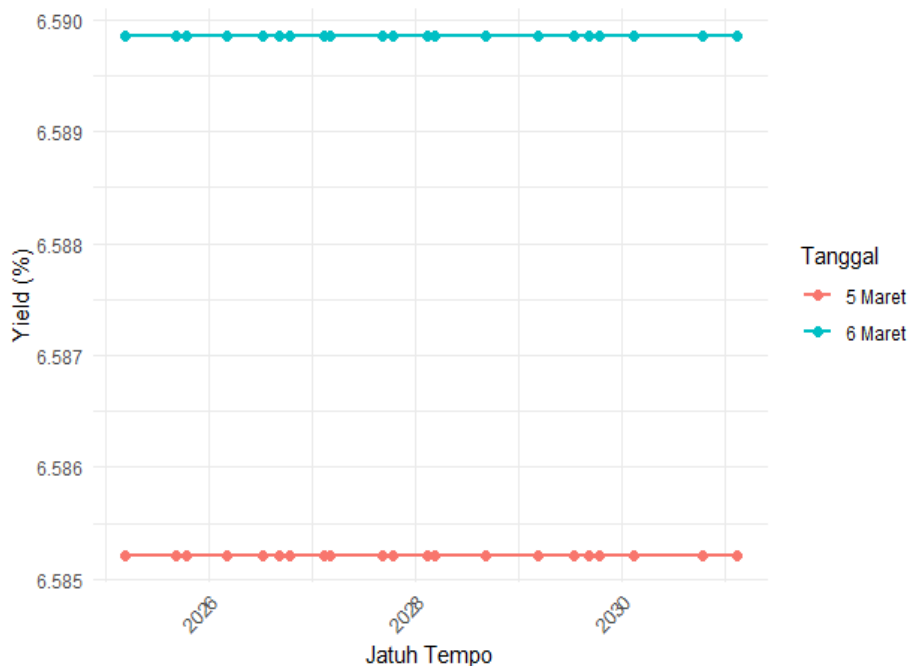
Pola imbal hasil normal biasanya terjadi saat inflasi terkendali, pertumbuhan ekonomi positif, dan kebijakan moneter tidak terlalu ketat. Grafik mengindikasikan bahwa baik pada tanggal 5 dan 6 Maret, struktur tingkat pengembalian memiliki tren naik seiring dengan bertambahnya masa jatuh tempo obligasi. Ini menandakan bahwa pasar masih memiliki keyakinan terhadap stabilitas ekonomi di masa depan. Namun, perubahan kecil dalam kemiringan grafik dapat menjadi indikasi pergeseran sentimen investor, yang dapat dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti kebijakan suku bunga bank sentral atau ketidakpastian ekonomi global.



Gambar 3. Kurva *Yield* Terbalik 5 dan 6 Maret

Gambar 3 merupakan kurva *yield* terbalik, di mana *yield* obligasi jangka pendek lebih tinggi daripada obligasi jangka panjang. Ini sering dilihat sebagai indikasi awal resesi oleh ekonomi karena mengharapkan bahwa pengurangan tingkat yang akan datang karena pertumbuhan yang melambat. Sesuai dengan gambar, hal yang sama terjadi dengan perbandingan tanggal 5 Maret dan 6 Maret, tetapi tidak selalu dengan angka yang sama di semua tingkat *yield*.

Kurva *yield* terbalik sering melintasi pendahulunya dengan beberapa bulan sampai tidak mencapai beberapa tahun karena pembeli mulai membeli jangka panjang daripada obligasi jangka pendek. Investor memiliki keyakinan yang semakin kuat bahwa ekonomi akan melambat dan obligasi jangka panjang adalah tempat yang lebih aman untuk menyimpan uang. Kebijakan Moneter memiliki pinggiran yang lebih ketat. Ini adalah sinyal kepada pembuat kebijakan dan pelaku pasar, bahwa perlambatan mungkin terjadi dalam beberapa tahun ke depan.



Gambar 4. Kurva *Yield* Datar 5 dan 6 Maret

Gambar 4 adalah grafik kurva yield datar, di mana imbal hasil obligasi dengan berbagai masa tenor adalah hampir sama. Hal ini dapat mencerminkan ketidakpastian di pasar keuangan, ketika para investor tidak mendiskriminasi antara jenis investasi jangka pendek dan panjang. Kurva ini berarti bahwa pelaku pasar tidak pasti mengenai pertumbuhan ekonomi dan kebijakan moneter di masa depan.

Aspek yang diperdebatkan beberapa ahli keynesian adalah apakah kurva yield datar mungkin akan muncul dalam ekonomi “normal”. Dietz & Sarin, misalnya, menyatakan bahwa kondisi yang dibutuhkan adalah “apakah dapat terjadi dalam masa transisi?”. Hal ini dapat terjadi ketika bank sentral mengubah kebijakan suku bunga atau ketika para pelaku pasar berbondong-bondong mengalihkan investasinya akibat ketidakpastian ekonomi global.

Garis merah dan biru di grafik menunjukkan bahwa imbal hasil, pada tanggal 5 Maret dan 6 Maret sebelumnya, hampir tidak berubah di seluruh masa tenor, tidak ada pergeseran vertikal ke atas atau ke bawah yang terlihat, karena dua garis sejajar ini menunjukkan kemiringan imbal hasil nan stabil. Jika pola ini berlanjut dalam perhitungan di hari-hari berikutnya, pasar dapat bergerak ke salah satu dari dua skenario: kurva yield yang menanjak tajam, yang mencerminkan ekspektasi pertumbuhan ekonomi yang lebih tinggi, atau kurva yield terbalik, yang mengindikasikan kekhawatiran akan potensi resesi.

4. SIMPULAN

Harga nilai tebus juga dipengaruhi oleh *Yield to Maturity*, yaitu YTM dapat menyebabkan harga turun ketika YTM mengalami kenaikan, sedangkan YTM turun, harga akan naik. Kurva imbal hasil memiliki beberapa bentuk utama. Pertama, kurva normal menunjukkan ekonomi stabil ketika imbal hasil obligasi jangka panjang lebih tinggi. Kedua, kurva terbalik menunjukkan adanya resesi saat imbal hasil obligasi jangka pendek lebih tinggi. Ketiga, kurva datar merupakan kondisi pasar yang tidak pasti saat imbal hasil hampir sama bagi semua tenor. Mengetahui selisih imbal hasil akan membantu investor pada saat menganalisis kondisi pasar dan persyaratan keputusan investasi apa yang menjadi terbaik.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Bauer, M. D., & Mertens, T. M. (2018). Economic Forecasts with the Yield Curve. *Federal Reserve Bank of San Francisco Economic Letter*, 2018-07.
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2018). *Investments*. McGraw-Hill.
- Borkar, V.S. 1989. *Optimal Control of Diffusion Processes*, Pitman Research Notes, No. 203, Longman Sci. and Tech. Harlow, UK.
- Brigham, E. F., & Houston, J. F. (2019). *Fundamentals of Financial Management*. Cengage Learning.
- El-Karoui n., M. Jeanlanc-Pique, S.E. Shreve. 1998. Robustness of the Black-Schole Formula. *Math Finanace* 8(2), p.93-126.
- Elton, E. J., Gruber, M. J., & Mann, C. (1996). Efficiency and Tax Effects of Callable U.S. Government Bonds. *Journal of Finance*, 51(4), 1577-1603.
- Estrella, A., & Mishkin, F. S. (1998). Predicting US Recessions: Financial Variables as Leading Indicators. *The Review of Economics and Statistics*, 80(1), 45-61.
- Fabozzi, F. J. (2000). *Bond Markets, Analysis, and Strategies*. Pearson Education.
- Fabozzi, F. J. (2007). *Fixed Income Analysis*. CFA Institute.
- Fama, E. F., & Bliss, R. R. (1987). The Information in Long-Maturity Forward Rates. *American Economic Review*, 77(4), 680-692.
- Mishkin, F. S., & Eakins, S. G. (2015). *Financial Markets and Institutions*. Pearson.
- Modigliani, F., & Miller, M. H. (1958). The Cost of Capital, Corporation Finance, and the Theory of Investment. *American Economic Review*, 48(3), 261-297.
- Seydel, Rudiger. 2002. *Tools for Computational Finance*. Springer, Berlin.
- Tuckman, B., & Serrat, A. (2011). *Fixed Income Securities: Tools for Today's Markets*. Wiley.
- Mardiati, D. (2018). Pengaruh Fundamental Ekonomi Dan Perusahaan Terhadap Harga Obligasi Perusahaan Manufaktur Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal SEKURITAS (Saham, Ekonomi, Keuangan Dan Investasi)*, 1(4), 106–131. <https://doi.org/10.32493/skt.v1i4.1383>
- Nariman, A. (2017). Pengaruh Faktor Internal Dan Eksternal Perusahaan Terhadap Yield To Maturity Obligasi Korporasi Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal Akuntansi*, 20(2), 238. <https://doi.org/10.24912/ja.v20i2.56>
- Fahria, I., Sulistiana, I., & Wulandari, A. (2020). PEMODELAN KURVA YIELD OBLIGASI MENGGUNAKAN NELSON-SIEGEL-SVENSSON. In *PROCEEDINGS OF NATIONAL COLLOQUIUM RESEARCH AND COMMUNITY SERVICE* (Vol. 4).

MULTIDIMENSIONAL SCALING ANALYSIS BASED ON FACTORS AFFECTING UNDER-FIVE MALNUTRITION CASES IN WEST JAVA

Hallen Naafi Aliya Rachman¹, Nisa Akbarilah Putri², Triyani Hendrawati^{3*}

^{1, 2, 3} Statistics, Faculty of Mathematics and Natural Sciences, Padjadjaran University,
Hegarmanah, Jatinangor District, Sumedang Regency, West Java, 45363
Email Korespondensi: triyani.hendrawati@unpad.ac.id

ABSTRACT

Malnutrition is a condition where the body's nutrition is below the average standard. Nutritional issues, particularly among toddlers, remain a serious problem in various provinces in Indonesia, including West Java. In 2022, 3.3% of toddlers in West Java experienced undernutrition, and 0.4% suffered from severe malnutrition. This study aimed to map 27 regencies/cities in West Java Province based on factors influencing toddler malnutrition in 2022, highlighting similarities among these areas. A statistical method, Multidimensional Scaling (MDS), was used to classify objects based on similar characteristics. This method illustrated the dispersion of observational units based on measured variables, creating a two-dimensional map. Nearby regencies/cities indicated similar malnutrition conditions among toddlers, suggesting that the same mitigation efforts could be applied in those areas. The analysis resulted in four quadrants. Red circles were used on the map to mark points that were very close. To test the validity, STRESS and R-Square values were calculated. The STRESS value of 0.012% indicates that the generated map is in the perfect category, demonstrating that this analysis has precise reliability and validity. The R-Square value of 99.76% shows that the variance of the data is well explained by the model. This indicates that the Multidimensional Scaling (MDS) model is acceptable for mapping purposes. The findings of this study serve as valuable information and a reference for the West Java provincial government to make more effective and targeted efforts in combating malnutrition.

Keywords: *Toddlers, Malnutrition, West Java, Health, Multidimensional Scaling (MDS)*

ABSTRAK

Gizi buruk merupakan suatu kondisi dimana nutrisi tubuh berada di bawah standar rata-rata. Masalah gizi, khususnya pada kelompok balita, masih menjadi masalah serius di berbagai provinsi di Indonesia, salah satunya Provinsi Jawa Barat. Pada tahun 2022, kasus di Jawa Barat menunjukkan bahwa 3.3% balita mengalami gizi kurang dan 0.4% balita menderita gizi buruk. Penelitian ini bertujuan untuk memetakan 27 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhi gizi buruk pada balita tahun 2022, sehingga terlihat kemiripan kabupaten/kota dari faktor-faktor tersebut. Terdapat metode statistik untuk mengklasifikasi beberapa objek berdasarkan karakteristik yang sama, yaitu Multidimensional Scaling (MDS). Metode ini menggambarkan persebaran unit observasi berdasarkan karakteristik atau variabel yang diukur untuk membuat peta berdimensi dua. Kabupaten/kota yang berdekatan menunjukkan bahwa kondisi gizi buruk pada balita di wilayah tersebut hampir sama, sehingga upaya penanggulangan yang diterapkan di wilayah tersebut bisa sama. Berdasarkan hasil analisis, terdapat empat kuadran yang terbentuk. Pada peta, lingkaran merah diberikan untuk titik-titik yang jaraknya sangat dekat. Untuk menguji validitasnya, dihitung nilai STRESS dan R-Square. Nilai STRESS sebesar 0.012% menunjukkan bahwa peta yang dihasilkan termasuk dalam kategori sempurna, yang menandakan bahwa analisis ini memiliki reliabilitas dan validitas yang tepat. Nilai R-Square sebesar 99.76% menunjukkan bahwa varians data dapat dijelaskan oleh model. Artinya, model Multidimensional Scaling (MDS) dapat diterima untuk menggambarkan pemetaan. Hasil penelitian ini dapat dijadikan informasi dan acuan dalam pengambilan keputusan oleh pemerintah Provinsi Jawa Barat, agar upaya penanggulangan gizi buruk

lebih efektif dan tepat sasaran.

Kata kunci: Balita, Gizi Buruk, Jawa Barat, Kesehatan, Multidimensional Scaling (MDS)

1. INTRODUCTION

One of the problems of nutritional status is malnutrition. Malnutrition is a significant and prevalent health problem in the hospital setting, affecting a large proportion of hospitalised patients worldwide (Wong *et al.*, 2024). Malnutrition is a condition where a person experiences nutritional deficiencies due to a lack of sufficient energy and protein intake from the daily diet. This is usually characterised by weight and height that are not age-appropriate (Septiawati *et al.*, 2021). There are three types of malnutrition status, namely due to carbohydrate deficiency (*marasmus*), protein deficiency (*kwashiorkor*), and due to lack of both (*marasmic-kwashiorkor*) (Fitriyanto & Mahfudz, 2020).

Malnutrition can affect all age groups in society, but infants and toddlers require special attention. Toddlers are a group of people who require adequate nutritional intake because this age is considered a period of optimal growth and development (*golden age*). So that nutritional imbalances that occur during this period, if not handled properly, can have a negative impact on the quality of the next generation (Pratami *et al.*, 2021). Child malnutrition exists in various forms, including undernutrition (*wasting*, *stunting*, and *underweight*), micronutrient deficiencies, and overweight and obesity, constituting a triple burden of disease, especially in low and middle income countries, and is one of the main causes of poor health and a major barrier to self-development and achievement of full human potential worldwide (Vassilakou, 2021).

The characteristics of malnutrition are bulging bellies, dry skin, brittle hair, reduced fat under the skin, and muscle wasting (Rahma & Suhartini, 2023). As a result of malnutrition, children are vulnerable to various dangerous diseases, such as suboptimal brain development. If nutritional conditions are not immediately corrected, brain cells cannot develop properly and recovery will be difficult (Wahyuni *et al.*, 2019). Therefore, nutritional problems in children under five are a serious concern in Indonesia. In more severe cases, when poor care is combined with the onset of other diseases, malnutrition can lead to death (UNICEF, 2023). Disease-related malnutrition arises due to reduced food intake, malabsorption, increased nutrient losses or altered metabolic requirements. Extensive changes in physiological function occur in malnourished patients leading to increased morbidity and mortality rates (Dipasquale *et al.*, 2020).

According to the West Java Provincial Health Office, nutrition cases in 2022 were 3.3% of under-fives still experiencing malnutrition and 0.4% of under-fives suffering from malnutrition. This figure has decreased by 0.3% compared to the previous case in 2021. Malnutrition in children under five can be caused by various internal and external factors. Internal factors include malnutrition in infants, low birth weight, and poor parenting of under-fives. Meanwhile, external factors include the economic condition of the community and the number of poor people (Frumence *et al.*, 2024). Poverty exacerbates the risk of malnutrition. Poor people are more susceptible to various forms of malnutrition. In addition, malnutrition increases healthcare costs, lowers productivity, and inhibits economic growth, which can perpetuate the cycle of poverty and health problems (WHO, 2020).

Therefore, this study will discuss the Multidimensional Scaling (MDS) analysis of 27 regencies/cities in West Java Province based on factors affecting under-five malnutrition cases in 2022. Through this analysis, a mapping of each regencies/cities can be obtained which is expected to be used as information for the West Java Provincial Government, so that efforts to overcome malnutrition are more effective and targeted.

2. RESEARCH METHODS

2.1. Type of Research

This research uses a quantitative approach by applying Multidimensional Scaling (MDS) analysis. The MDS method describes the distribution of observation units based on measured characteristics or variables to create a two-dimensional map. Regencies/cities in West Java Province that are close to each other indicate that the malnutrition conditions of children under five are similar, so that the countermeasures applied in these areas can be the same.

2.2. Data Source

The data used in this study are secondary data obtained from Badan Pusat Statistik (BPS) (<https://jabar.bps.go.id/indicator/23/51/1/persentase-penduduk-miskin.html>) and the West Java Province Health Profile Year 2022 (<https://diskes.jabarprov.go.id/informasipublik/profil>). The observation units used were 27 regencies/cities in West Java Province.

2.3. Research Variables

There are four variables used, namely factors that affect malnutrition in children under five years of age in 2022, including the percentage of infants with Low Birth Weight (LBW), the percentage of households that have a clean and healthy lifestyle, the percentage of the poor population, and the percentage of infants who receive exclusive breastfeeding (Pratami *et al.*, 2021).

Table 1. Research Variables

Variable	Description	Measurement Scale
X_1	Percentage of infants with Low Birth Weight (LBW)	Ratio
X_2	Percentage of households that have a clean and healthy lifestyle	Ratio
X_3	Percentage of poor population	Ratio
X_4	Percentage of infants who are exclusively breastfed	Ratio

2.4. Multidimensional Scaling

Multidimensional Scaling (MDS) is one of the multivariate analysis techniques that can be used to determine the relative position of objects based on their similarity assessment, as well as to identify interdependence relationships between variables or data (Hatsuda *et al.*, 2022). This relationship is not known through the reduction or grouping of variables, but through the comparison of variables contained in each object in question using a perception map. MDS is a method that reproduces the original location of objects based on distance data between objects (Ishibashi & Taguchi, 2021).

Basically, the concept of MDS is mapping. MDS is used to create a map that describes the position of an object with other objects based on the similarity between these objects, so the purpose of MDS is to map observation units onto a two-dimensional map based on the

characteristics measured on objects or observation units, then the output is a map that describes the distribution of observation units based on the characteristics or variables measured (Joviandi & Kesumawati, 2024).

Dual-dimensional scaling refers to a method that helps identify the underlying measures of respondent's judgements of an object. Dual-dimensional scaling is also known as a perceptual map. Perceptual map is a form of visual representation of the respondent's perception of several objects consisting of two or more dimensions (Pradita *et al.*, 2019). To perform data analysis with Multidimensional Scaling (MDS), values are used that describe the level of similarity or the level of dissimilarity between objects called proximity which is divided into similarity and dissimilarity (Syaifudin & Rifa, 2022). Based on the data type, MDS is divided into two, namely metric Multidimensional Scaling and non-metric Multidimensional Scaling.

2.5. Metric Multidimensional Scaling

The distance data used in this scaling is quantitative data with an interval/ratio scale. This scaling is used to find the set of points in n-dimensional space where each point represents one object so that the distance between points becomes $d_{rt} \approx f(d_{rt})$ (Pura *et al.*, 2019). In metric Multidimensional Scaling, it does not matter whether this input data is the actual distance or not, this procedure only composes the geometric shape of the object points that are attempted to be as close as possible to the given input distance (Syaifudin & Rifa, 2022).

2.6. Non-Metric Multidimensional Scaling

The distance data used in this scaling is ordinal-scale qualitative data. In this analysis, the transformation function only has the limitation $\delta_{rt} < \delta_{r't'} \rightarrow f(\delta_{rt}) \leq f(\delta_{r't'})$ for all $1 \leq r, t, r', t' \leq n$ (Safitri & Arnellis, 2021). The distance data used in the transformation is monotone (equal) to the actual data so that arithmetic operations can be performed on the unequal values, to adjust the distance to the unequal order values. The monotonic transformation will maintain the order of the dissimilarity values so that the distances between objects that do not conform to the order of the dissimilarity values are transformed in such a way that they will still fulfil the order of the dissimilarity values and approach the original distances (Siena *et al.*, 2020).

2.7. Analysis Procedure

Multidimensional Scaling is an analysis to visually map perceptions in a multidimensional map. The following are the stages of conducting Multidimensional Scaling analysis (Pura Nurmawati *et al.*, 2023).

1. Calculating the Euclidean distance matrix

The proximity between objects on the perceptual map can be calculated using the Euclidean distance between the first object and the j-th object with the following formula:

$$d_{ij} = \left[\sum_{k=1}^p (X_{ik} - X_{jk})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (1)$$

where,

d_{ij} = distance between i-th object and j-th object
 X_{ih} = measurement result of the i-th object on variable h
 X_{jh} = measurement result of the jth object on variable h

2. Multidimensional Scaling Analysis

After finding the Euclidean distance, we need to calculate the eigenvalues and eigenvectors to get the coordinate points. Eigenvalues are useful for determining the number of dimensions required to accurately represent the inequality matrix. Here are the formulas to find eigenvalues and eigenvectors:

$$\det(B - \lambda I) \text{ and } \det(B - \lambda I)X \quad (2)$$

where calculates the matrix B with elements:

$$b_{ij} = -\frac{1}{2}(d_{ij}^2 - d_{i.}^2 - d_{.j}^2 + d_{..}^2) \quad (3)$$

with,

$$d_{i.}^2 = \frac{1}{n} \sum_i d_{ij}^2 \quad (4)$$

$$d_{.j}^2 = \frac{1}{n} \sum_i d_{ij}^2 \quad (5)$$

$$d_{..}^2 = \frac{1}{n^2} \sum_{ii} d_{ij}^2 \quad (6)$$

Then, form the object coordinates based on the eigenvectors $X = [x_1, x_2]$, then further calculate the value of $\hat{D}$ which is the Euclidean distance of the formed coordinates.

3. Multidimensional Scaling Plot

Next, a Multidimensional Scaling plot will be formed on the data with dimensions for the coordinates formed are two dimensions. The interpretation of this plot is that for each adjacent point represents the similarity or closeness between objects (Simatupang *et al.*, 2020). MDS interpretation is based on groups and patterns in the dimensional locus and not on the individual coordinates of the points (Mochado & Lopes, 2020). From this interpretation, it will produce a mapping based on quadrants but these results cannot be used as a reference for assigning objects because there are certain objects that are in different quadrants but have a close distance or have high similarity.

4. Calculating the STRESS and R-Square values

Testing the results of the analysis is done by calculating the STRESS and R-Square values. The level of model fit (goodness of fit) can be evaluated using a measure of error criteria (lack of fit or error). A configuration of objects that includes coordinates for each point in a specified number of dimensions and an estimate of model misfit between the dissimilarity matrix and the MDS configuration, called STRESS (Meyer & Reynolds, 2022). STRESS values are obtained from the monotonic relationship between similarity and final distance. A STRESS (Standardised Residual Sum of Square) function is as follows:

$$STRESS = \sqrt{\frac{\sum_{r,t} (d_{rt} - \widehat{d}_{rt})^2}{\sum_{r,t} d_{rt}^2}} \quad (7)$$

With the value provisions as in the following table (Toruan *et al.*, 2021).

Table 2. STRESS Value Provisions

STRESS (%)	Criteria
> 20	Poor
$10 < STRESS \leq 20$	Fair
$5 < STRESS \leq 10$	Good
$2,5 < STRESS \leq 5$	Excellent
< 2,5	Perfect

The smaller the STRESS value indicates that the monotonic relationship between dissimilarity and distance between pairs of objects into a new measure is getting better (obtained suitability) and the perception map formed is more perfect (Ammar Taqiyyuddin & Irfan Rizki, 2021). Conversely, the greater the R-Square value formed, the greater the proportion of data variance that can be explained by Multidimensional Scaling. With the criteria if the $R^2 > 0.6$, the MDS results are declared acceptable (Nafisah & Setiawan, 2019).

The following is a flow diagram in the stages of Multidimensional Scaling analysis (Ramadhani *et al.*, 2022).

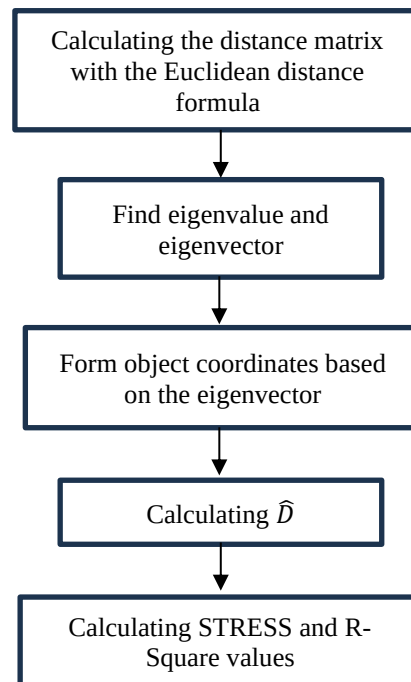


Figure 1. Multidimensional Scaling Analysis Stages

3. RESULTS AND DISCUSSION

The above analysis procedures were carried out one by one in sequence. The analysis was conducted using R Studio software, starting from data input to testing the analysis results.

3.1. Multivariate Normal Assumption Testing

Table 3 Mardia Test Results

Mardia Test	P-Value
Mardia Skewness	0.915
Mardia Kurtosis	0.076

Based on the results of the Normality Test calculation above, the p-value of Mardia Skewness (0.915) and Mardia Kurtosis (0.076) $> \alpha(0.05)$ means that H_0 is accepted. So, it can be concluded that the data fulfils the assumption of multivariate data normality.

3.2. Calculating the Euclidean Distance Matrix

The Euclidean distance matrix in MDS analysis is calculated using the formula previously described, so that the Euclidean Distance matrix is obtained as follows:

Table 4. Euclidean Distance Matrix

	1	2	...	26	27
1	0				
2	10.61	0			
⋮	⋮	⋮	⋮		
26	10.67	⋮	⋮	0	
27	33.90	⋮	⋮	42.51	0

The output shows the value of the Euclidean distance. Empty columns and rows show the results of the distance between objects and themselves or the results of the same distance that has been written before.

3.3. Multidimensional Scaling Analysis

Table 5. Fit Points

Regency/City	Fit Points [1]	Fit Points [2]
Bogor Regency	-10.39	2.08
Sukabumi Regency	-0.51	4.86
Cianjur Regency	11.26	2.49
⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮
Cimahi City	-5.67	10.74
Tasikmalaya City	-19.46	5.84
Banjar City	22.99	6.86

The fit points results above are the coordinates of each object needed to depict the 27 regencies/cities into a two-dimensional plot. In addition, eigenvalues and eigenvectors are also obtained to obtain coordinate points with column 1 being the coordinate for the x-axis while column 2 is the coordinate for the y-axis.

3.4. Multidimensional Scaling Plot

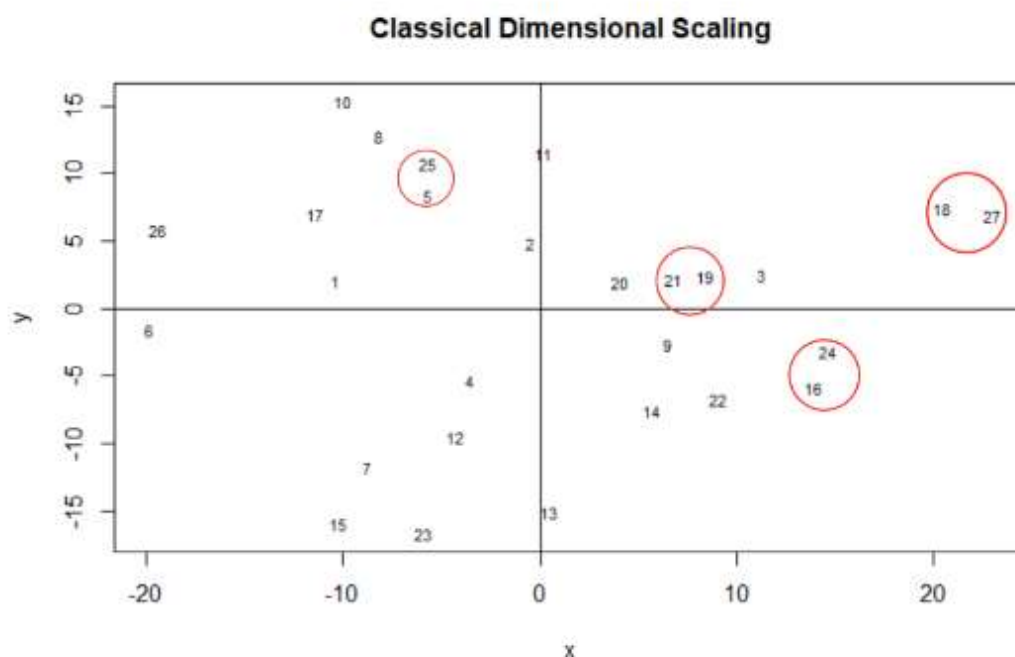


Figure 2. Multidimensional Scaling Analysis Mapping

The figure above shows that each adjacent point represents the similarity or closeness between objects. The similarity is measured based on the distance between the four malnutrition variables in each regencies/cities. Based on the quadrants in the figure, regencies/cities are grouped according to characteristics based on the value of the variables owned by each regencies/cities.

Quadrant I: Banjar City, Sumedang Regency, Pangandaran Regency, Cianjur Regency, Bogor City, Sukabumi City, Bandung City

Quadrant II: Bogor Regency, Garut Regency, Majalengka Regency, Sukabumi Regency, West Bandung Regency, Cimahi City, Kuningan Regency, Tasikmalaya City

Quadrant III: Bandung Regency, Tasikmalaya Regency, Ciamis Regency, Indramayu Regency, Karawang Regency, Bekasi City

Quadrant IV: Cirebon Regency, Subang Regency, Purwakarta Regency, Bekasi Regency, Cirebon City, Depok City.

In quadrant I, the value of variable X_1 quite high, with a range of 1.8% to 5.3%. The value of variable X_2 is also quite high, ranging from 59.12% to 81.59% which is the highest value among all quadrants. The value of variable X_3 is quite low, with the highest value of only 10.55% and the lowest of 4.25%. The value of variable X_4 ranges quite high, from 73.9% to 86.3%, which is also the highest compared to other quadrants.

In quadrant II, the value of variable X_1 is quite high, from 1.8% to 6.1%, which is also the highest compared to other quadrants. The value of variable X_2 is quite low, with the

highest value being only 55.09% and the lowest being 43.88%. The value of variable X_3 is quite high, with a range of 5.11% to 12.76%. The value of variable X_4 also ranges quite high, from 67.6% to 80.2%.

In quadrant III, the value of variable X_1 is quite low, with a range of 0.3% to 4.8%. The value of variable X_2 is in the middle position, with the highest value of 64.59% and the lowest of 46.37%. The value of variable X_3 from 4.43% to 12.77%, the highest among the other quadrants. The value of variable X_4 is low, from 51.7% to 64.2%.

In quadrant IV, the value of variable X_1 is quite low, from 0.6% to 4.3%. The value of variable X_2 is quite high, from 70.54% to 78.28%. The value of variable X_3 is quite low, from 2.53% to 12.01%. The value of variable X_4 is in the middle position, with the highest value of 71.02% and the lowest of 57%.

In addition to grouping by quadrant, grouping can also be done based on the proximity of coordinate points. The figure above shows four groups of red circles representing regencies/cities that are grouped based on the proximity of their coordinates. The characteristics of each regencies/cities based on their variable values influence the grouping.

Group 1: Pangandaran Regency and Banjar City

Group 2: Bogor City and Bandung City

Group 3: Garut Regency and Cimahi City

Group 4: Bekasi Regency and Depok City.

In group 1, Pangandaran Regency and Banjar City are in quadrant I with the characteristics of high values in variables X_1 and X_2 , quite low values in variable X_3 , and very high values in variable X_4 . In group 2, Bogor City and Bandung City are also in quadrant I with low values in variables X_1 , quite high values in variable X_2 and X_4 , and quite low values in variable X_3 . In group 3, Garut Regency and Cimahi City are in quadrant II with low values in variables X_1 , quite low values in variable X_2 and X_3 , and quite high values in variable X_4 . In group 4, Bekasi Regency and Depok City are in quadrant IV with a very low values in variable X_1 , quite high values in variable X_2 and X_4 , and low values in variable X_3 .

3.5. Calculating STRESS and R-Square Values

Table 6. STRESS and R-Square Values

Goodness of Fit	Value (%)
STRESS	0.012515
R-Square	99.76329

The STRESS value obtained is 0.012%, meaning that the resulting map is in the perfect category, indicating that the analysis has the right level of reliability and validity. Furthermore, the R-Square value obtained is 99.76% of the data variance can be explained by the model used, meaning that the Multidimensional Scaling (MDS) model is acceptable for describing the mapping performed.

4. CONCLUSIONS

Based on the results of the analysis using the Multidimensional Scaling (MDS) method on data on factors affecting under-five malnutrition cases in 27 regencies/cities in West Java Province in 2022, four groups of regencies/cities were obtained that were most similar based on the distance between objects. This grouping is influenced by the characteristics of each regencies/cities based on its variable values. The variables X_1 and X_3 with the variables X_2

and X_4 have opposite meanings. If there is a high percentage value in variables X_1 and X_3 , then the regencies/cities has many LBW cases and poor people, which has a negative impact on the regencies/cities. As for variables X_2 and X_4 , if the regencies/cities has a high percentage value on these variables, then clean and healthy lifestyle in the regencies/cities environment has been implemented by the majority of the population. This also has an impact on variable X_4 so that the percentage of infants who get exclusive breastfeeding also increases as the percentage value of clean and healthy lifestyle increases. If the values of variables X_2 and X_4 are high, then the values of variables X_1 and X_3 will decrease as seen in quadrants I and IV. On the other hand, quadrants II and III show that the values of variables X_2 and X_4 are not high enough, so that the values of variables X_1 and X_3 . This also applies to groups created based on proximity.

Then, the STRESS value of 0.012% is obtained, which indicates that the resulting map is in the perfect category. This value indicates that this analysis has the right reliability and validity. In addition, the R-Square value of 99.76% indicates that the variance of the data can be explained by the model. This means that the MDS model is acceptable for describing mapping. Therefore, these results can be used as a guide in decision-making by the government. If the West Java Provincial government wants to improve clean and healthy lifestyle, then the method used can be adjusted to the existing quadrants or groups. For quadrants III and IV that have a low clean and healthy lifestyle percentage value, then efforts to improve clean and healthy lifestyle are needed. As for quadrants I and II, what must be improved is Low Birth Weight (LBW). The method used in each quadrant is different due to different characteristics and needs, so that the results achieved are more optimal. Likewise, for regencies/cities that are grouped based on coordinate proximity, for example in group 3 which has a low clean and healthy lifestyle values, efforts need to be made to improve clean and healthy lifestyle in Garut Regency and Cimahi City, and likewise with other groups.

5. REFERENCES

- Ammar Taqiyyuddin, T., & Irfan Rizki, M. (2021). Pengelompokan Kabupaten dan Kota di Jawa Barat Berdasarkan Tingkat Kesejahteraan Menggunakan Multidimensional Scaling. *SITEKIN: Jurnal Sains, Teknologi Dan Industri*, 19(1), 141–145.
- Dipasquale, V., Cucinotta, U., & Romano, C. (2020). Acute malnutrition in children: Pathophysiology, clinical effects and treatment. In *Nutrients* (Vol. 12, Issue 8, p. 2413). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/nu12082413>
- Fitriyanto, R. E., & Mahfudz, S. (2020). Management of Severe Malnutrition of Under Five Years Old Patients in RSUD Wonosari. In *AJIE-Asian Journal of Innovation and Entrepreneurship* (Vol. 05).
- Frumence, G., Jin, Y., Kasangala, A., Bakar, S., Mahiti, G. R., & Ochieng, B. (2024). A Systems Approach in the Prevention of Undernutrition among Children under Five in Tanzania: Perspectives from Key Stakeholders. *Nutrients*, 16(11), 1551. <https://doi.org/10.3390/nu16111551>
- Hatsuda, Y., Maki, S., Ishizaka, T., Omotani, S., Koizumi, N., Yasui, Y., Saito, T., Myotoku,

- M., Okada, A., & Imaizumi, T. (2022). Visualization of Cross-resistance between Antimicrobial Agents by Asymmetric Multidimensional Scaling. *Journal of Clinical Pharmacy and Therapeutics*, 47(3), 345–359. <https://doi.org/10.1111/jcpt.13564>
- Ishibashi, R., & Taguchi, Y. (2021). Identification of enhancers and promoters in the genome by multidimensional scaling. *Genes*, 12(11), 1671. <https://doi.org/10.3390/genes12111671>
- Joviandi, A. N., & Kesumawati, A. (2024). Pengelompokan Lapangan Usaha Berdasarkan Level Skill Menggunakan Multidimensional Scaling dan K-Means Clustering. *Emerging Statistics and Data Science Journal*, 2(1).
- Meyer, E. M., & Reynolds, M. R. (2022). Multidimensional Scaling of Cognitive Ability and Academic Achievement Scores. *Journal of Intelligence*, 10(4), 117. <https://doi.org/10.3390/jintelligence10040117>
- Mochado, J. A. T., & Lopes, A. M. (2020). Multidimensional scaling locus of memristor and fractional order elements. In *Journal of Advanced Research* (Vol. 25, pp. 147–157). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.jare.2020.01.004>
- Nafisah, S., & Setiawan, T. H. (2019). Penerapan Analisis Multidimensional Scaling pada Pemetaan Karakteristik Kemiskinan di Provinsi Banten. In *Jurnal Statistika dan Matematika* (Vol. 1, Issue 2). <https://banten.bps.go.id/>
- Pradita, D., Satyahadewi, N., & Perdana, H. (2019). Analisis Perbandingan Metode Multidimensional Scaling (MDS) Dan Weighted Multidimensional Scaling (WMDS). In *Buletin Ilmiah Mat. Stat. dan Terapannya (Bimaster)* (Vol. 08, Issue 1).
- Pratami, A. A. I. A., Sukarsa, I. K. G., Suciptawati, N. L. P., & Kencana, I. P. E. N. (2021). Memodelkan Angka Gizi Buruk di Provinsi Bali dengan Pendekatan Regresi Spasial. *E-Jurnal Matematika*, 10(2), 103–110. <https://doi.org/10.24843/mtk.2021.v10.i02.p328>
- Pura, M., Nainggolan, N., & Komalig, H. (2019). Analisis Multidimensional Scaling Untuk Jarak Antara Fakultas-fakultas serta Program Pasca Sarjana di Universitas Sam Ratulangi Manado. *D'CartesiaN: Jurnal Matematika Dan Aplikasi*, 8(1), 65–68.
- Pura Nurmayanti, W., Nisrina, S., Syifa, I., Alpain, ian, Fathurrohman, H., & Delima Septiani, B. (2023). Pemetaan Faktor Kesejahteraan Keluarga pada Kampung Keluarga Berkualitas di Desa Rempung: Analisis Multidimensional Scaling. In *Jurnal Keluarga Berencana* (Vol. 8, Issue 2).

- Rahma, Y., & Suhartini, D. (2023). Aplikasi Diagnosa Penyakit Stunting pada Balita. *Jurnal Teknoinfo*, 17(2), 408–416.
- Ramadhani, E., Rahmi, S., & Nurhasanah. (2022). Multidimensional Scaling Biplot dalam Melihat Persepsi Mahasiswa Statistika Terhadap Keberhasilan Belajar . *STATISTIKA*, 22(1), 25–31.
- Safitri, D., & Arnellis. (2021). Analisis Multidimensional Scaling dan Penerapannya pada Pemetaan Kab/Kota di Provinsi Sumatera Barat Berdasarkan Jumlah Penduduk Usia Kerja Terdampak Covid-19. *Journal Of Mathematics UNP*, 6(3), 20–25.
- Septiawati, D., Indriani, Y., & Zuraida, R. (2021). Tingkat Konsumsi Energi dan Protein dengan Status Gizi Balita. *Jurnal Ilmiah Kesehatan Sandi Husada*, 10(2), 598–604. <https://doi.org/10.35816/jiskh.v10i2.660>
- Siena, I. D., Rusgiyono, A., & Ispriyanti, D. (2020). Pengelompokan Kabupaten-Kota dalam Produksi Daging Ternak di Jawa Tengah Tahun 2016-2018 Menggunakan Metode Multidimensional Scaling. *JURNAL GAUSSIAN*, 9(4), 464–473. <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>
- Simatupang, F. D., Komalig, H. A. H., & Manurung, T. (2020). Penerapan Analisis Multidimensional Scaling dalam Pemilihan Jalur Destinasi Wisata di Kabupaten Bolaang Mongondow Area Kecamatan Lolak dan Sekitarnya. *D'CartesiaN: Jurnal Matematika Dan Aplikasi*, 9(2), 164. <https://doi.org/10.35799/dc.9.2.2020.29164>
- Syaifudin, R., & Rifa, R. (2022). Pemetaan Kondisi Ekonomi Menurut Sektor Ekonomi: Penerapan Multidimensional Scaling Sebelum dan Selama Masa Pandemi Covid-19. *Jurnal Pendidikan Ekonomi, Manajemen Dan Keuangan*, 6(2), 113–131. <https://doi.org/10.26740/jpeka.v6n2.p113-131>
- Toruan, A. L., De Bofan, W., Rinaldi, L., Hakiqi, M. I., Musyaffa, F., Arrezi, M., Khairul, I., & Toharudin, T. (2021). Pemetaan dan Pengelompokan Provinsi di Indonesia berdasarkan Statistik Infrastruktur Indonesia 2020. *Seminar Nasional Statistika X*. <http://prosiding.statistics.unpad.ac.id>
- Vassilakou, T. (2021). Childhood malnutrition: Time for action. In *Children* (Vol. 8, Issue 2, p. 103). MDPI. <https://doi.org/10.3390/children8020103>
- Wahyuni, L., Nasution, Z., & Tarigan, J. (2019). Fenomena Gizi Buruk di Wilayah Kerja Puskesmas Peusangan. *Poltekita: Jurnal Ilmu Kesehatan*, 13(2), 62–68.
- Wong, A., Huang, Y., Banks, M. D., Sowa, P. M., & Bauer, J. D. (2024). A Cost–

Consequence Analysis of Nutritional Interventions Used in Hospital Settings for Older Adults with or at Risk of Malnutrition. *Healthcare*, 12(10), 1041.
<https://doi.org/10.3390/healthcare12101041>

ANALISIS WILAYAH TANPA AKSES LISTRIK DI PROVINSI JAWA BARAT MENGUNAKAN SOFTWARE QGIS

Zakiy Maulana Pulungan¹, GiaColin Alfaro Samuel Sianturi², Hafiz Khalik Lubis³,
Fachriz Effendy. K⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Statistika, FMIPA, Universitas Negeri Medan
Email Korespondensi: zakiy.4233260021@mhs.unimed.ac.id

ABSTRACT

Access to electricity is an important indicator in assessing community welfare and the level of equitable development in a region. This study aims to visualize the level of electricity access in West Java Province spatially in order to identify areas that still experience limited electricity infrastructure. The methodology used in this study is descriptive quantitative with a spatial mapping approach. The data analyzed are secondary data in the form of the percentage of the population without electricity access at the sub-district level, which are then processed using QGIS software to produce a thematic map based on a choropleth map. The research stages include data collection, combining attribute data with shapefile maps of the West Java administrative area, classifying data into three categories (0–3%, 4–10%, and 11–22%), and spatial visualization based on the green, yellow, and red color schemes. The visualization results show that most areas in West Java Province have a good level of electricity access (indicated by the color green), but there are still a number of sub-districts, especially in the southern region such as Sukabumi, Garut, and Cianjur Regencies, which are included in the medium to high category in terms of unavailability of electricity access. These findings indicate the existence of spatial disparities that need to be considered in the formulation of energy infrastructure development policies. Spatial visualization using QGIS has proven effective in presenting a comprehensive picture of electricity access distribution and can be a powerful analytical tool in supporting spatial data-based decision making.

Keywords: *Electricity Access, QGIS, Thematic Mapping.*

ABSTRAK

Akses terhadap energi listrik merupakan indikator penting dalam menilai kesejahteraan masyarakat dan tingkat pemerataan pembangunan suatu wilayah. Penelitian ini bertujuan untuk memvisualisasikan tingkat akses listrik di Provinsi Jawa Barat secara spasial guna mengidentifikasi wilayah-wilayah yang masih mengalami keterbatasan infrastruktur kelistrikan. Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini bersifat deskriptif kuantitatif dengan pendekatan pemetaan spasial. Data yang dianalisis merupakan data sekunder berupa persentase penduduk tanpa akses listrik di tingkat kecamatan, yang kemudian diolah menggunakan perangkat lunak QGIS untuk menghasilkan peta tematik berbasis choropleth map. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, penggabungan data atribut dengan peta shapefile wilayah administrasi Jawa Barat, klasifikasi data ke dalam tiga kategori (0–3%, 4–10%, dan 11–22%), serta visualisasi spasial berdasarkan skema warna hijau, kuning, dan merah. Hasil visualisasi menunjukkan bahwa sebagian besar wilayah di Provinsi Jawa Barat memiliki tingkat akses listrik yang baik (ditunjukkan oleh warna hijau), namun masih terdapat sejumlah kecamatan, terutama di wilayah selatan seperti Kabupaten Sukabumi, Garut, dan Cianjur, yang masuk dalam kategori sedang hingga tinggi dalam hal ketidakterediaan akses listrik. Temuan ini menunjukkan adanya ketimpangan spasial yang perlu menjadi perhatian dalam penyusunan kebijakan pembangunan infrastruktur energi. Visualisasi spasial menggunakan QGIS terbukti efektif dalam menyajikan gambaran distribusi akses listrik secara menyeluruh dan dapat menjadi alat bantu analisis yang kuat dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data spasial.

Kata kunci: *Akses Listrik, QGIS, Pemetaan Tematik.*

1. PENDAHULUAN

Akses listrik memainkan peran penting dalam meningkatkan kesejahteraan masyarakat, terutama di daerah terpencil di Indonesia. Listrik tidak hanya menyediakan penerangan, tetapi juga mendukung berbagai aspek kehidupan seperti kesehatan, produktivitas, dan pendidikan (Gaffar et al., 2024). Di Indonesia, upaya untuk meningkatkan akses listrik telah dilakukan melalui berbagai program, termasuk elektrifikasi berbasis energi terbarukan di desa-desa terpencil. Program ini terbukti efektif dalam mengurangi kemiskinan dan meningkatkan jumlah industri kecil di daerah yang mendapatkan akses listrik (Wirawan & Gultom, 2021). Namun, tantangan geografis dan infrastruktur yang terbatas seringkali menjadi hambatan utama dalam penyediaan listrik di daerah terpencil (Wahono et al., 2017). Selain itu, ketidakadilan energi dan ketidaksetaraan dalam distribusi listrik juga menjadi isu yang perlu diatasi untuk memastikan akses yang adil dan merata (Fathoni et al., 2021; Fathoni & Setyowati, 2022). Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih terdesentralisasi dan berbasis komunitas untuk mengatasi tantangan ini dan memastikan bahwa semua masyarakat, termasuk yang berada di daerah terpencil, dapat menikmati manfaat dari akses listrik (Peters & Sievert, 2015; Wahono et al., 2017).

Penggunaan Sistem Informasi Geografis (GIS) dalam analisis spasial telah menjadi alat yang penting dalam pengelolaan distribusi layanan publik, termasuk akses listrik. GIS memungkinkan pengolahan dan analisis data spasial dengan cepat, yang sangat berguna dalam pengambilan keputusan terkait distribusi jaringan listrik. Sebagai contoh, di Surabaya Industrial Estate Rungkut, GIS digunakan untuk merencanakan dan mengelola sistem basis data yang mendukung efisiensi distribusi daya listrik, dengan memanfaatkan data energi dan tegangan untuk menghitung resistansi, arus, regulasi tegangan, dan kehilangan energi (Awalin & Sukojo, 2010). Selain itu, di wilayah Sawahlunto, GIS berbasis web dikembangkan untuk mengatasi masalah distribusi pelanggan listrik yang tersebar, dengan menyediakan informasi jaringan distribusi dan rute terdekat ke lokasi pelanggan (Akbar et al., 2020). Di PT. PLN (Persero) Rayon Tabing, GIS digunakan untuk memetakan jaringan tiang listrik dan trafo, yang membantu dalam menemukan lokasi trafo dan informasi terkait lainnya (Suryani et al., 2018). Dengan demikian, GIS tidak hanya meningkatkan efisiensi operasional tetapi juga memberikan layanan yang lebih cepat dan profesional kepada konsumen. Penggunaan GIS dalam konteks ini menunjukkan potensinya sebagai solusi yang efektif untuk tantangan distribusi listrik di berbagai wilayah.

Provinsi Jawa Barat menghadapi tantangan signifikan dalam akses listrik, terutama di daerah pedesaan dan terpencil. Meskipun rasio elektrifikasi Indonesia mencapai 99,2% pada tahun 2020, banyak wilayah yang tersisa untuk dialiri listrik adalah daerah terpencil dengan karakteristik unik yang menghambat implementasi jaringan mikro untuk akses energi (Sulaeman et al., 2021). Di beberapa desa terpencil di Jawa Barat, seperti Desa Ciptagelar, pendekatan elektrifikasi berbasis energi terbarukan terdesentralisasi telah diakui efektif, namun keberlanjutan jangka panjangnya diragukan karena tanggung jawab operasi dan pemeliharaan sering diserahkan kepada masyarakat lokal tanpa dukungan anggaran yang memadai (Sato et al., 2017). Selain itu, meskipun Jawa Barat memiliki potensi energi terbarukan yang besar, seperti energi panas bumi dan hidro, pemanfaatannya masih belum optimal (Thamrin et al., 2020). Tantangan lain termasuk kepadatan penduduk yang rendah, pendapatan rendah, dan permintaan listrik yang rendah di daerah pedesaan, yang membuat elektrifikasi lebih sulit dan mahal. Oleh karena itu, diperlukan komitmen pemerintah, regulasi yang mendukung, dan pembiayaan yang baik untuk mengatasi hambatan ini dan mencapai akses listrik universal (Indah & Rarasati, 2020).

Penggunaan Quantum Geographic Information System (QGIS) dalam analisis data spasial telah menjadi alat yang penting dalam mengelola dan memvisualisasikan informasi terkait akses layanan dasar seperti listrik. Dalam konteks distribusi listrik, QGIS digunakan untuk manajemen aset jaringan distribusi listrik, termasuk jaringan tegangan rendah dan menengah, yang terus berkembang seiring dengan pertumbuhan populasi di Indonesia. Implementasi aplikasi manajemen aset dengan QGIS memungkinkan pelacakan lokasi tiang distribusi listrik secara efisien, yang penting untuk memastikan semua warga dapat menikmati layanan listrik yang memadai (Ningrum, 2015). Selain itu, pengembangan sistem informasi geografis berbasis web untuk distribusi pelanggan listrik di Sawahlunto menunjukkan bagaimana GIS dapat digunakan untuk mengatasi masalah distribusi daya dan kehilangan daya dengan menyediakan informasi jaringan distribusi dan rute terdekat ke lokasi pelanggan (Akbar et al., 2020).

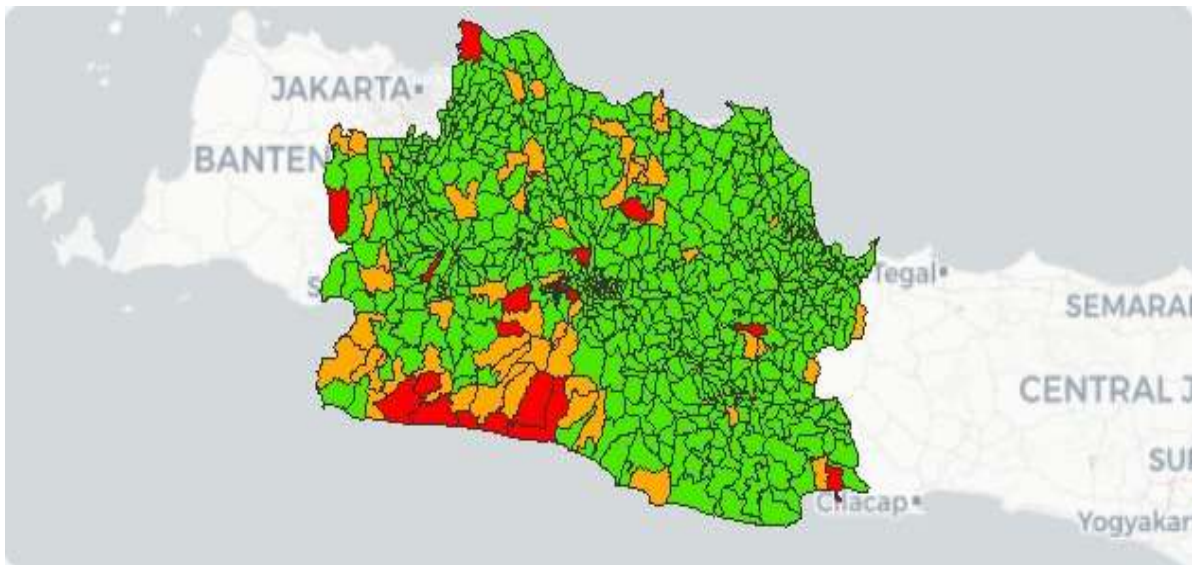
2. METODOLOGI

Bagian Penelitian ini menggunakan pendekatan deskriptif kuantitatif dengan fokus pada visualisasi spasial terhadap sebaran akses listrik di Provinsi Jawa Barat. Data yang digunakan merupakan data akses listrik per kecamatan yang mencakup beberapa variabel penting seperti nama kabupaten/kota, nama kecamatan, kode kecamatan, nilai akses listrik, serta informasi geospasial berupa panjang dan luas wilayah. Data tersebut diperoleh dalam format .csv dan mencakup seluruh kecamatan di Provinsi Jawa Barat. Variabel utama yang dianalisis adalah variabel Listrik yang menunjukkan tingkat akses listrik pada masing-masing wilayah. Sebelum divisualisasikan, data terlebih dahulu diproses menggunakan Microsoft Excel untuk memastikan kelengkapan dan konsistensi informasi, serta memeriksa keberadaan nilai yang hilang (missing value) terutama pada kolom-kolom utama.

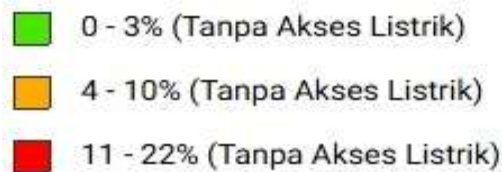
Selanjutnya, data yang telah diproses diimpor ke dalam perangkat lunak QGIS untuk divisualisasikan secara spasial. Dalam QGIS, setiap kecamatan direpresentasikan sebagai entitas spasial berbentuk poligon, dan nilai akses listrik digunakan sebagai atribut utama untuk membentuk peta tematik (choropleth map). Skema warna pada peta disesuaikan agar dapat menggambarkan secara jelas variasi tingkat akses listrik di tiap kecamatan, sehingga pembaca dapat dengan mudah mengidentifikasi wilayah dengan tingkat akses listrik tinggi maupun rendah. Hasil visualisasi ini kemudian dianalisis untuk memahami pola distribusi spasial akses listrik, serta untuk mengidentifikasi ketimpangan antar wilayah. Melalui pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran yang jelas dan informatif mengenai kondisi aktual akses listrik di Provinsi Jawa Barat dengan dukungan metode statistika spasial berbasis Sistem Informasi Geografis (SIG).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk memahami sebaran spasial akses listrik di wilayah Provinsi Jawa Barat, dilakukan proses visualisasi data menggunakan perangkat lunak QGIS. Data yang telah dikumpulkan kemudian ditransformasikan ke dalam format spasial agar dapat divisualisasikan dalam bentuk peta tematik. Visualisasi ini bertujuan untuk menunjukkan proporsi penduduk di setiap kecamatan yang belum memiliki akses terhadap listrik, dengan memanfaatkan pendekatan geospasial sebagai alat bantu analisis yang efektif. Peta hasil visualisasi berikut menyajikan klasifikasi wilayah berdasarkan persentase penduduk tanpa akses listrik.



Gambar 1. Peta sebaran Lokasi tanpa akses listrik wilayah Jawa Barat



Gambar 2. Keterangan warna pada visualisai QGIS

Hasil visualisasi spasial yang dilakukan menggunakan perangkat lunak QGIS memperlihatkan distribusi tingkat ketercapaian akses listrik di seluruh kecamatan di Provinsi Jawa Barat. Data divisualisasikan dalam bentuk peta tematik (*choropleth map*) yang menggunakan tiga kategori warna berdasarkan persentase penduduk yang **tidak** memiliki akses listrik, yaitu: hijau (0–3%), kuning (4–10%), dan merah (11–22%). Berdasarkan hasil visualisasi tersebut, wilayah yang didominasi warna hijau menunjukkan bahwa mayoritas penduduk telah memiliki akses listrik, dan ini tampak meluas hampir di seluruh bagian tengah dan utara Jawa Barat. Hal ini menunjukkan distribusi infrastruktur listrik yang relatif merata di wilayah tersebut. Namun demikian, terdapat wilayah-wilayah tertentu yang berwarna kuning hingga merah, terutama di bagian selatan seperti Kabupaten Sukabumi selatan, sebagian Cianjur, Garut, dan Tasikmalaya bagian selatan. Warna merah mengindikasikan bahwa di wilayah tersebut terdapat antara 11% hingga 22% penduduk yang belum memiliki akses terhadap listrik, yang menunjukkan adanya ketimpangan yang signifikan.

Ketimpangan ini dapat disebabkan oleh berbagai faktor, seperti kondisi geografis yang sulit dijangkau, keterbatasan jaringan infrastruktur, serta faktor sosial-ekonomi yang berpengaruh terhadap percepatan pembangunan listrik. Secara spasial, wilayah-wilayah yang memiliki persentase tinggi penduduk tanpa akses listrik umumnya berada jauh dari pusat kegiatan ekonomi dan pemerintahan provinsi, serta berada di kawasan perbukitan atau pegunungan. Oleh karena itu, hasil visualisasi ini tidak hanya menggambarkan kondisi saat ini, tetapi juga memberikan informasi penting yang dapat dijadikan dasar bagi pengambilan

keputusan dalam perencanaan pembangunan energi, khususnya dalam mempercepat peningkatan rasio elektrifikasi di wilayah dengan keterjangkauan rendah.

Peta ini juga dapat dimanfaatkan lebih lanjut dengan mengintegrasikan data spasial lain seperti kondisi jalan, topografi, serta data sosial-ekonomi wilayah untuk melakukan analisis overlay atau zonasi prioritas pembangunan infrastruktur. Dengan demikian, pemanfaatan QGIS sebagai alat bantu visualisasi spasial terbukti tidak hanya efektif secara teknis, tetapi juga strategis dalam menyusun kebijakan yang berbasis data spasial yang presisi. Ke depan, hasil pemetaan ini dapat menjadi rekomendasi penting bagi pihak terkait, seperti pemerintah daerah dan penyedia layanan listrik nasional (PLN), dalam mengidentifikasi wilayah yang perlu diprioritaskan dalam pembangunan infrastruktur kelistrikan secara lebih adil dan berkelanjutan.

4. SIMPULAN

Penelitian ini mengungkapkan bahwa akses listrik di Provinsi Jawa Barat masih sangat tidak merata, dengan sejumlah daerah di wilayah pegunungan, pesisir, dan pedalaman menghadapi tantangan besar dalam mendapatkan akses listrik. Meskipun daerah perkotaan dan wilayah yang lebih dekat dengan pusat ekonomi, seperti Bandung, Bekasi, dan Bogor, memiliki tingkat akses listrik yang baik, banyak daerah lainnya, seperti Sukabumi, Cianjur, dan Garut, masih menunjukkan tingkat ketidaktersediaan listrik yang tinggi, dengan lebih dari 10% hingga 22% wilayahnya tanpa akses listrik.

Analisis spasial yang dilakukan menggunakan QGIS telah berhasil memetakan dan mengidentifikasi daerah-daerah yang paling terpengaruh oleh masalah ini, serta memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai pola distribusi akses listrik di seluruh provinsi. Dengan menggunakan simbologi warna pada peta tematik, distribusi akses listrik dapat dipahami dengan lebih mudah, dengan warna hijau menunjukkan kecamatan dengan akses baik, kuning untuk akses terbatas, dan merah untuk daerah dengan akses rendah.

Faktor-faktor seperti kondisi geografis yang sulit dijangkau dan keterbatasan infrastruktur menjadi penghalang utama bagi penyediaan akses listrik di beberapa wilayah. Untuk mengatasi masalah ini, diperlukan pendekatan yang lebih inovatif, seperti penggunaan energi terbarukan (misalnya, tenaga surya atau mikrohidro) yang lebih sesuai untuk daerah terpencil dan sulit dijangkau. Selain itu, perbaikan dan peningkatan jaringan distribusi listrik juga menjadi hal yang sangat penting untuk memastikan pemerataan akses listrik di seluruh wilayah Provinsi Jawa Barat.

Dengan menggunakan QGIS sebagai alat analisis spasial, penelitian ini menunjukkan bahwa teknologi GIS dapat memberikan wawasan yang sangat berharga bagi perencanaan pembangunan infrastruktur listrik yang lebih efektif dan efisien. Peta yang dihasilkan dapat menjadi acuan bagi pemerintah dan pemangku kebijakan untuk merancang kebijakan pembangunan yang lebih tepat sasaran dan merata, guna meningkatkan kesejahteraan masyarakat di daerah-daerah yang belum memiliki akses listrik.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menegaskan perlunya kolaborasi antara pemerintah, masyarakat, dan sektor swasta untuk mengatasi masalah ketimpangan akses listrik di Jawa Barat. Upaya pembangunan infrastruktur listrik yang lebih inklusif dan berbasis data spasial akan memastikan bahwa setiap daerah, terutama yang berada di wilayah terpencil, dapat menikmati manfaat dari akses listrik yang memadai, yang pada gilirannya akan meningkatkan kualitas hidup dan kesejahteraan masyarakat setempat.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, F., Tirozi, S., & Suryamen, H. (2020). Web-Based Mapping of Electric Customer Distribution of Pln Sub-District Sawahlunto. *2020 International Conference on Information Technology Systems and Innovation (ICITSI)*, 204–210. <https://doi.org/10.1109/ICITSI50517.2020.9264975>
- Awalin, L. J., & Sukojo, B. M. (2010). Pembuatan Dan Analisa Sistem Informasi Geografis Distribusi Jaringan Listrik (Studi Kasus: Surabaya Industrial Estate Rungkut Di Surabaya). *Theory of Computing Systems ∨ Mathematical Systems Theory*, 7, 33–44. <https://doi.org/10.7454/MST.V7I1.129>
- Fathoni, H., & Setyowati, A. (2022). Energy justice for whom? Territorial (re)production and everyday state-making in electrifying rural Indonesia. *Geoforum*. <https://doi.org/10.1016/j.geoforum.2022.07.012>
- Fathoni, H., Setyowati, A., & Prest, J. (2021). Is community renewable energy always just? Examining energy injustices and inequalities in rural Indonesia. *Energy research and social science*, 71, 101825. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2020.101825>
- Gaffar, V., Andriana, D., Sulastri, S., & Christiyanto, W. W. (2024). Exploring the Needs of Electricity in Indonesian Rural Area: A Community Readiness Model Approach. *Journal of Electrical Systems*. <https://doi.org/10.52783/jes.4536>
- Indah, R., & Rarasati, A. (2020). Enabling electricity access to rural areas in Indonesia: Challenges and opportunities. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 830. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/830/2/022069>
- Ningrum, R. F. (2015). *Implementasi Manajemen Asset Pada Tiang Distribusi Listrik Jaringan Tegangan Rendah Dan Jaringan Tegangan Menengah Dengan Memanfaatkan Aplikasi Qgis (Quantum Geographic Information System)*. 4. <https://doi.org/10.33322/KILAT.V4I2.447>
- Peters, J., & Sievert, M. (2015). *The provision of electricity to rural communities through Micro-Hydro Power in rural Indonesia: Micro Hydro Power pilot programme within the national programme for community development (PNPM) supported by the Netherlands through energising development*. <https://consensus.app/papers/the-provision-of-electricity-to-rural-communities-through-peters-sievert/9a02331ac9595c82a327c963b389fd05/>

- Sato, T., Ide, J., Isa, M., Rahadian, F., Fujimoto, T., & Shimatani, Y. (2017). A Challenge for Sustainable Electrification, Respecting the Local Tradition in Ciptagelar Village, West Java, Indonesia: Complementary Approach with a Private Company. *Energy Procedia*, 141, 368–372. <https://doi.org/10.1016/J.EGYPRO.2017.11.044>
- Sulaeman, I., Petrus, S. D., Noya, B. K., Suryani, A., Moonen, N., Popovic, J., & Leferink, F. (2021). Remote Microgrids for Energy Access in Indonesia—Part I: Scaling and Sustainability Challenges and A Technology Outlook. *Energies*. <https://doi.org/10.3390/en14206643>
- Suryani, A., Aswin, A. R., & Khabibi, I. (2018). Sistem Informasi Geografis Jaringan Tiang Listrik dan Trafo Pada PT. PLN (Persero) Rayon Tabing. *Indonesian Journal of Computer Science*. <https://doi.org/10.33022/IJCS.V7I1.77>
- Thamrin, S., Ambarwati, R., & Hidayat, S. (2020). THE STRATEGIES OF WEST JAVA'S REGIONAL ENERGY MANAGEMENT TO SUPPORT NATIONAL ENERGY SECURITY. *International Journal of Energy Economics and Policy*. <https://doi.org/10.32479/ijeep.10259>
- Wahono, J., Wibowo, D., Nurhadiyanto, M., Kartika, S. B., Rizal, I., Azmi, A., Satriyo, D. B., & Murbini, A. N. (2017). *Powering The Archipelago: Accelerating Rural Electrification in Indonesia with Community-based Renewable Energy*. 26, 53–65. <https://doi.org/10.5614/MESIN.2017.26.2.1>
- Wirawan, H., & Gultum, Y. (2021). The effects of renewable energy-based village grid electrification on poverty reduction in remote areas: The case of Indonesia. *Energy for Sustainable Development*, 62, 186-194. <https://doi.org/10.1016/J.ESD.2021.04.006>.

FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI KEPUASAN PELANGGAN RENAULT PT. MAXINDO MOBIL INTERNATIONAL CABANG BINTARO MENGUNAKAN ANALISIS DISKRIMINAN

Cucu Maolana^{1*}, Choirul Basir^{2*}

^{1,2}Program Studi Matematika, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan
Email Korespondensi: cucumaolanamk1@gmail.com
Email Korespondensi: dosen02278@unpam.ac.id

ABSTRAK

Dalam era persaingan bisnis yang ketat, perusahaan harus berupaya memenuhi harapan pelanggan dengan memberikan pelayanan yang lebih baik daripada pesaingnya. Pemenuhan kualitas pengalaman pelanggan merupakan tingkat kepuasan. Kebutuhan dasar, keinginan tambahan, dan harapan layanan pelanggan yang dapat meningkatkan kesetiaan dan pembelian ulang. Hal yang berpengaruh terhadap aspek rasa puas pelanggan antara lain mutu suatu kelayakan produk, pemberian harga, lokasi yang strategis, serta bentuk promosi yang menarik, kualitas pelayanan, proses operasional, dan layanan pelanggan. Penelitian ini berupaya untuk mengetahui perbedaan yang signifikan secara statistik antara pelanggan PT. Maxindo Mobil International cabang Bintaro yang puas dan tidak puas. Untuk Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi perbedaan kepuasan pelanggan, mengembangkan model diskriminan dua komponen, dan mengevaluasi ketepatan hasil klasifikasi kasus berdasarkan model tersebut. Metode pengumpulan data dalam penelitian ini adalah survei dengan menggunakan kuesioner yang telah divalidasi yang dibagikan kepada pelanggan PT. Maxindo Mobil International cabang Bintaro. Penelitian ini menganalisis empat variabel independen, yaitu kualitas pelayanan, kualitas produk, harga, dan sarana prasarana, untuk mengetahui pengaruhnya terhadap variabel dependen, yaitu kategori kepuasan pelanggan yang terdiri dari dua kategori: puas dan tidak puas. Setelah melakukan analisis ditemukan hasil dua faktor diskriminan melalui analisis prasyarat dan uji kelayakan variabel menunjukkan bahwa kualitas pelayanan dan harga merupakan dua variabel yang signifikan dan layak untuk dianalisis menggunakan analisis diskriminan. Berdasarkan hasil analisis, model diskriminan yang terbentuk adalah $D = -13,731 + 0,277X_1 + 0,163X_2$, dengan X_1 sebagai variabel kualitas pelayanan dan X_2 sebagai variabel harga. Validasi model menunjukkan bahwa model diskriminan tersebut memiliki tingkat akurasi yang tinggi, yaitu sebesar 78%, sehingga model ini dapat diandalkan untuk membuat prediksi yang akurat. Dengan demikian, fungsi diskriminan ini dapat diandalkan untuk memprediksi apakah pelanggan PT. Maxindo Mobil International cabang Bintaro termasuk kategori puas atau tidak puas.

Kata Kunci: analisis diskriminan, faktor kepuasan pelanggan, mobil renault, renault bintaro.

ABSTRACT

In the era of intense business competition, companies must strive to meet customer expectations by providing better services than their competitors. Fulfilling the quality of customer experience is a level of satisfaction of basic needs, additional desires, and service expectations that can increase loyalty and repurchase. Factors that influence customer satisfaction include product quality, pricing, strategic location, attractive promotions, service quality, operational processes, and customer service. This study aims to identify the significant differences between satisfied and dissatisfied customers of PT. Maxindo Mobil International Bintaro branch. The objectives of this study are to identify the factors that influence customer satisfaction differences, develop a two-component discriminant model, and evaluate the accuracy of case classification results based on the model. The data collection method used in this study is a survey with validated questionnaires distributed to customers of PT. Maxindo Mobil International Bintaro branch. This study analyzes four independent variables, namely service quality, product quality, price, and infrastructure, to determine their effect on the dependent variable, namely customer satisfaction category consisting of two categories: satisfied and dissatisfied. After conducting analysis, the results showed that two discriminant factors were found through prerequisite analysis and variable feasibility test, indicating that service quality and price are two significant and feasible variables to be analyzed using discriminant analysis. Based on the analysis results, the discriminant model formed is $D = -13.731 + 0.277X_1 + 0.163X_2$, with X_1 as the service quality variable and X_2 as the price variable. Model validation shows that the discriminant model has a high accuracy rate of 78%, making it reliable for making accurate predictions. Thus, this discriminant function can be relied upon to predict whether customers of PT. Maxindo Mobil International Bintaro branch fall into the satisfied or dissatisfied category

Keywords: *discriminant analysis, customer satisfaction factor, renault car, renault at bintaro*

1. PENDAHULUAN

Di jaman era globalisasi, persaingan bisnis di industri otomotif menjadi semakin banyak persaingan. Perusahaan harus berupaya memenuhi harapan pelanggan dengan memberikan pelayanan yang lebih baik daripada pesaingnya sebagaimana jaminan kualitas yang diberikan. Dengan banyaknya produk yang beredar di pasaran dengan desain unik dan keunggulan masing-masing, perusahaan dituntut untuk memberikan service yang maksimal untuk meningkatkan harapan dan kepuasan pelanggan serta meningkatkan daya tarik tersendiri.

Setiap perusahaan berlomba - lomba untuk memuaskan pelanggannya dengan memahami kebutuhan mereka. Kepuasan pelanggan adalah cara perusahaan untuk memenuhi kebutuhan dan keinginan individu karena, kepuasan pelanggan sangat penting untuk kelangsungan sebuah bisnis. Kepuasan pelanggan tidak dapat diukur dengan kualitas pelayanan saja karena memerlukan beberapa faktor penunjang lain yang dapat mendukung kepuasan pelanggan (Utami & Subkhan, 2019).

Kepuasan pelanggan tercapai ketika kebutuhan, keinginan, dan harapan mereka terpenuhi, sehingga meningkatkan kemungkinan pembelian secara ulang dan kesetiaan terhadap kualitas. Kunci utama kinerja agen yang baik adalah fondasi untuk menciptakan

kepuasan konsumen., yang menentukan kualitas pelayanan yang diberikan mampu memenuhi harapan pelanggan.

Pelayanan adalah kegiatan yang diberikan kepada orang lain tanpa mengubah hak milik, yang dapat memberikan pengalaman menyenangkan atau tidak menyenangkan bagi penerima pelayanan. Pelayanan dapat dinilai berdasarkan kualitas dan kemampuan untuk memenuhi kebutuhan dan harapan penerima. Melihat harapan pelanggan yang terpenuhi atau tidak adalah Respon pelanggan terhadap fenomena disconfirmation merupakan suatu kondisi di mana perbedaan antara harapan pelanggan dan kinerja aktual produk atau jasa yang diterima dapat mempengaruhi tingkat kepuasan pelanggan secara signifikan. Disconfirmation terjadi ketika terdapat kesenjangan antara harapan pelanggan dan kinerja aktual produk atau jasa, sehingga mempengaruhi persepsi pelanggan tentang kualitas produk atau jasa tersebut. Dalam persaingan yang ketat, banyaknya produsen membuat kepuasan pelanggan menjadi prioritas utama bagi setiap badan usaha. Beberapa komponen yang berperan terhadap kepuasan pelanggan dalam pemasaran meliputi kualitas produk, harga, lokasi, promosi, kualitas pelayanan, proses operasional, dan layanan pelanggan serta manfaat-manfaat yang ditawarkan juga menunjang bagaimana melihat kepuasan pelanggan terhadap suatu produk atau jasa yang ditawarkan.

Menurut (Prabowo et al., 2021) pelayanan yang berkualitas ditentukan oleh sejauh mana kualitas pelayanan dinilai berdasarkan kesesuaian antara layanan yang diterima dan harapan pelanggan. Layanan yang memenuhi harapan dianggap baik, melebihi harapan dianggap ideal, dan tidak memenuhi harapan dianggap buruk. Kemampuan pemberi jasa untuk memenuhi harapan pelanggan secara konsisten merupakan kunci untuk menentukan kualitas pelayanan yang baik atau buruk.

Kepuasan Pelanggan Menurut Para Ahli

Kepuasan pelanggan (*Customer Satisfaction*) menjadi fokus utama dalam manajemen proyek yang berorientasi pada pelanggan (*Customer Driven Project Management/CDPM*), dan bahkan dapat diartikan sebagai ukuran kualitas secara keseluruhan. Kesan positif pelanggan hasil dari perbandingan antara kinerja produk atau layanan dengan harapan mereka, yang kemudian memunculkan tingkat perasaan tertentu. Semakin tinggi tingkat kesesuaian antara kinerja aktual dengan harapan pelanggan, maka akan berdampak pada peningkatan signifikan terhadap tingkat rasa puas pelanggan terhadap apa yang dibutuhkan. Kualitas merupakan konsep holistik yang meliputi semua aspek yang dibutuhkan pelanggan, baik pelanggan internal maupun eksternal. Kualitas mencakup produk dan layanan, tidak hanya sebuah hasil produk tetapi keduanya.

Dalam konteks ini, kemampuan untuk memenuhi harapan pelanggan dapat pula dimaknai dengan kualitas yang baik dan positif. Oleh karena itu, kualitas merupakan faktor kunci dalam menentukan kepuasan pelanggan. Perusahaan juga harus mampu memenuhi kebutuhan dan harapan pelanggan terhadap produk atau layanan yang ditawarkan. *performance, availability, durability, aesthetic, reability, maintainability, logistic, supprtability, costomer Service, training, delivery, billing, shipping, repairing, marketing, warranty, dan life cycle cost.*

Dalam hal ini, kepuasan pelanggan ditentukan oleh kemampuan perusahaan memenuhi harapan pelanggan. Jika harapan terpenuhi atau terlampaui, pelanggan akan puas dan loyal. Namun, jika perusahaan gagal memenuhi harapan pelanggan, Ekspektasi yang tidak sesuai akan membuat pelanggan merasa kurang puas hal ini berdampak pelanggan tidak memiliki minat untuk membeli kembali, dan bahkan dapat menciptakan citra negatif. Untuk membangun loyalitas pelanggan yang kuat, perusahaan harus memastikan bahwa produk atau layanan yang ditawarkan tidak hanya memenuhi harapan pelanggan, tetapi juga memberikan pengalaman yang positif dan berkesan.

Metode Pengukuran Kepuasan Pelanggan

Pentingnya melakukan evaluasi terhadap pelayanan secara efektif dan berkala salah satunya bisa menjadi pedoman perusahaan untuk lebih berkembang, karena dapat memberikan umpan balik yang berharga untuk dalam upaya meningkatkan kepuasan pelanggan, perusahaan dapat mengembangkan dan mengimplementasikan strategi yang komprehensif dengan memanfaatkan beberapa metode pengukuran yang valid dan efektif, dan beberapa di antaranya akan dibahas sebagai berikut. Adapun Metode Pengukuran Kepuasan Konsumen wajib mengidentifikasi 3 pendekatan untuk mengkaji pengalaman tetang feedback dari pelanggan, yaitu sebagai berikut:

1. *Ghost shopping* adalah metode menugaskan atau memperkerjakan beberapa orang menjadi pelanggan potensial dalam produk atau jasa perusahaan sendiri menggunakan melaporkan output tentang kekuatan dan kelemahan *ghost shopping* bisa mengamati cara perusahaan dan pesaingnya pada berinteraksi dan memperlakukan pelanggan. Hal terpenting karyawan tidak boleh memahami dan menerima penghasilan real perusahaan.
2. *Lost Customer Analysis* adalah pendekatan perusahaan untuk reaktivasi kembali pelanggan yang sudah kehilangan minat atau tidak melakukan pembelian ulang dalam jangka waktu tertentu lalu tahu apa yang mengakibatkan itu terjadi sebagai akibatnya kita ambil tindakan melalui beberapa langkah – langkah peneguran kedepannya supaya perseteruan ini tidak terjadi dan menyebabkan perusahaan kehilangan semua pelanggannya.
3. Survei Kepuasan Pelanggan adalah cara perusahaan supaya mengetahui seberapa puas terhadap pelayan barang atau jasa yang diberikan oleh perusahaan. Pelanggan yang puas diperlukan biasa membawa positif karena mereka akan merekomendasikan sebuah barang atau jasa pada teman - temannya, ataupun sebaliknya jika pelanggan tidak puas membawa negative yang membawa awal kasus bagi perusahaan yang akan kehilangan pelanggannya dan tidak akan pernah datang lagi ke perusahaan.

2. METODOLOGI

Jenis penelitian

Metode penelitian kuantitatif untuk mengumpulkan dan menganalisis data informasi yang dapat diukur secara objektif dan dianalisis secara statistik untuk memahami fenomena yang diteliti. Pemilihan pendekatan ini karena memungkinkan peneliti untuk mengumpulkan data yang objektif dan dapat digeneralisasi untuk populasi yang lebih luas. Metode penelitian kuantitatif adalah jenis penelitian yang mengacu pada permasalahan - permasalahan yang terjadi dalam sebuah studi kasus secara sistematis untuk meneliti sebuah

data berdasarkan populasi atau sample secara terperinci dari awal hingga akhir.

Adapun menurut (Suwendra, 2018) Penelitian kualitatif melibatkan penelusuran mendalam dan sistematis untuk menghasilkan pemahaman yang kaya dan kontekstual tentang fenomena yang diteliti, melalui analisis data yang cermat dan interpretasi yang teliti. Dalam kerangka penelitian kualitatif, terdapat tiga tujuan utama yang menjadi fokus kajian, yaitu: deskripsi objek penelitian yang sistematis dan teliti, eksplorasi makna yang terkait dengan fenomena yang diteliti untuk memahami kompleksitas dan signifikansinya, serta penjelasan fenomena yang terjadi melalui analisis yang komprehensif dan kontekstual untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam dan berimbang.

Variabel Penelitian

Variabel adalah atribut atau karakteristik yang memiliki nilai yang berbeda-beda dalam konteks pengkajian. Variabel yang terkait memiliki hubungan antar satu sama lain dan membentuk kelompok variabel yang akan diteliti, berikut ini ialah kelompok variable dalam suatu penelitian yang dikaji.

1. Variabel Bebas/independen (variabel perlakuan/eksperimen) Dalam upaya untuk memahami dampaknya terhadap variable dependen, penelitian ini menginvestigasi hubungan kasual antara variable independen yang terdiri dari kualitas pelayanan, kualitas produk, harga, faktor lingkungan perusahaan dan faktor pribadi. Variabel-variabel ini dipilih karena secara teoritis dianggap memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel independen yang menjadi objek kajian.
2. Variabel Terikat/dependen (variabel dampak)
Variabel dependen merupakan outcome atau konsekuensi yang dipengaruhi oleh variabel independen. Fokus utama penelitian ini adalah pada kategori kepuasan pelanggan, yang mencakup aspek kepuasan dan ketidakpuasan, sebagai variabel dependen yang menjadi target untuk ditingkatkan kualitasnya melalui analisis dan intervensi yang tepat.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Uji Kualitas Data

Uji validitas

Dilakukan analisis validitas ialah untuk memastikan bahwa setiap komponen atau aspek dalam suatu alat ukur dapat mengukur variabel yang dimaksud dengan akurat dan tepat, Uji validitas adalah metode untuk menentukan apakah alat penilaian atau kuesioner tepat, sehingga hasilnya dapat dipercaya dan diandalkan. Dengan demikian, uji validitas bertujuan untuk memastikan bahwa parameter yang digunakan menentukan hasil uji yang valid dan tidak menimbulkan kesalahan dalam pengukuran. Kuesioner dianggap valid jika setiap butir pertanyaan dapat mengukur apa yang seharusnya diukur dan efektif dalam mengungkapkan informasi yang diinginkan. menurut (Dewi & Sudaryanto, 2020).

Untuk menguji validitas klaim dalam penelitian ini, digunakan teknik korelasi sebagai metode analisis. *product moment pearson*. Penelitian ini menggunakan tingkat signifikansi 5% dan nilai r tabel sebesar 0,361 untuk 30 sampel responden. Untuk mendapatkan distribusi nilai pengukuran yang mendekati normal, minimal 30 responden diperlukan untuk uji kuesioner, Item pertanyaan valid jika r hitung $> r$ tabel, dan tidak valid jika r hitung $< r$ tabel.

Tabel 1. Uji Validitas Faktor Kualitas Pelayanan

Pertanyaan	R-Hitung	R-Tabel	Keterangan
X1A	0,702	0,361	VALID
X1B	0,625	0,361	VALID
X1C	0,644	0,361	VALID
X1D	0,366	0,361	VALID
X1E	0,521	0,361	VALID
X1F	0,381	0,361	VALID
X1G	0,491	0,361	VALID
X1H	0,441	0,361	VALID
X1I	0,466	0,361	VALID
X1J	0,505	0,361	VALID

Tabel 2. Uji Validitas Faktor Kualitas Produk

Pertanyaan	R-Hitung	R-Tabel	Keterangan
X2A	0,500	0,361	VALID
X2B	0,679	0,361	VALID
X2C	0,717	0,361	VALID
X2D	0,746	0,361	VALID
X2E	0,740	0,361	VALID

Tabel 3. Uji Validitas Faktor Harga

Pertanyaan	R-Hitung	R-Tabel	Keterangan
X3A	0,701	0,361	VALID
X3B	0,554	0,361	VALID
X3C	0,689	0,361	VALID
X3D	0,633	0,361	VALID
X3E	0,628	0,361	VALID

Tabel 4. Uji Validitas Faktor Harga

Pertanyaan	R-Hitung	R-Tabel	Keterangan
X4A	0,372	0,361	VALID
X4B	0,681	0,361	VALID
X4C	0,726	0,361	VALID
X4D	0,771	0,361	VALID
X4E	0,570	0,361	VALID

Berdasarkan hasil analisis validitas, tiap komponen pertanyaan dalam penelitian ini dinilai valid dan dapat dipercaya, karena nilai koefisien korelasi (r hitung) melebihi nilai kritis r tabel (0,361), sehingga memungkinkan penggunaan item-item tersebut sebagai alat ukur yang sah dan efektif dalam penelitian.

Uji reliabilitas

Pengujian realibilitas ialah butir-butir pernyataan yang telah dikategorikan sebagai valid selanjutnya diuji reliabilitasnya dengan menggunakan teknik nilai alpha untuk memastikan konsistensi dan keandalan alat ukur. Menurut Lestari (2022), suatu variabel dapat dikatakan reliabel jika nilai Alpha Cronbach-nya lebih besar dari 0,60, yang menunjukkan konsistensi dalam pengukuran.

Tabel 5. Hasil Uji Reliabilitas

Variabel	Alpha Cronbach	Alpha Reliability	Keterangan
Kualitas Pelayanan	0,60	0,683	RELIABLE
Kualitas Produk	0,60	0,705	RELIABLE
Harga	0,60	0,640	RELIABLE
Sarana dan Prasarana	0,60	0,631	RELIABLE

Berdasarkan tabel 5, uji reliabilitas dilakukan pada butir-butir soal yang telah valid untuk menentukan konsistensi jawaban responden. Variabel dianggap reliabel jika jawaban atas pertanyaan menunjukkan konsistensi. Hasil uji reliabilitas menampilkan bahwa nilai Cronbach's Alpha untuk kualitas pelayanan (0,683), kualitas produk (0,705), harga (0,640), dan sarana prasarana (0,631) semuanya lebih besar dari 0,60, sehingga keempat instrumen tersebut dinyatakan reliabel dan konsisten. Dengan demikian, kuesioner yang digunakan dalam penelitian ini dapat diandalkan.

Analisis diskriminan

Setelah identifikasi variabel diskriminan, langkah berikutnya adalah membuat model diskriminan menggunakan pendekatan Step-Wise Estimation. Dalam proses ini, variabel bebas diinput secara bertahap dalam persamaan regresi., dan beberapa variabel mungkin tetap dalam model sementara yang lain mungkin dieliminasi ntuk menentukan variabel yang signifikan dalam model.

Proses Menentukan Variabel

Penentuan variabel- variabel yang signifikan dan layak untuk dimasukkan dalam persamaan diskriminan dilakukan melalui proses Step-Wise Estimation, yang mengacu pada nilai F statistik terbesar yang dihasilkan. Rincian hasil analisis dapat dilihat pada gambar 1, yang menyajikan output yang relevan untuk proses seleksi variabel. Gambar 1 menginformasikan variabel yang dapat dimasukkan ke dalam persamaan diskriminan.

Step	Entered	Wilks' Lambda				Exact F			
		Statistic	df1	df2	df3	Statistic	df1	df2	Sig.
1	KUALITAS PELAYANAN	.643	1	1	98.000	54.464	1	98.000	.000
2	HARGA	.594	2	1	98.000	33.105	2	97.000	.000

At each step, the variable that minimizes the overall Wilks' Lambda is entered.

a. Maximum number of steps is 8.
b. Minimum partial F to enter is 3.84.
c. Maximum partial F to remove is 2.71.
d. F level, tolerance, or VIN insufficient for further computation.

Gambar 1. Variables Entered

Variabel kualitas pelayanan terpilih sebagai variabel pertama dalam model diskriminan karena memiliki nilai F hitung terbesar, yaitu 0,643. Pada tahap berikutnya angka F dihitung variabel harga adalah kedua terbesar, yaitu mencapai 0,594. Pada tahap kedua, variabel harga terseleksi karena memenuhi kriteria signifikansi dengan nilai Sig. < 0,05. Kedua variabel yang terpilih, yaitu kualitas pelayanan dan harga, signifikan dalam mempengaruhi kepuasan pelanggan.

<i>Eigenvalues</i>				
Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	.683 ^a	100.0	100.0	.637

a. First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Gambar 2. Nilai Canonical Correlation

Detail penjelasan Melalui proses Step-Wise, hasilnya terlihat pada gambar 1. Di tahap pertama, variabel kualitas pelayanan adalah variabel pertama yang masuk ke dalam.

Menentukan Signifikansi Fungsi Diskriminan

Analisis keeratan korelasi antara *discriminant score* pelanggan dikategorikan sebagai kepuasan pelanggan PT. Maxindo Mobil International Renault cabang Bintaro dapat dilakukan dengan menginterpretasikan gambar 2. Nilai *Canonical Correlation* yang diperoleh memiliki rentang antara 0 hingga 1, di mana nilai yang mendekati 1 menunjukkan bahwa fungsi diskriminan memiliki kemampuan yang kuat dalam menjelaskan variabel yang diamati, sehingga memungkinkan analisis yang lebih akurat dan efektif.

Model diskriminan. Variabel tersebut dipilih karena memiliki nilai *Sig. of F to Remove* yang paling rendah, yaitu 0,000, yang secara signifikan berada di bawah tingkat signifikansi 0,05. Pada tahap kedua dan terakhir, variabel harga dimasukkan sebagai variabel berikutnya yang memenuhi persyaratan yang ditentukan dengan nilai *Sig. of F to Remove* yang juga sangat signifikan, yaitu 0,000. Output analisis menunjukkan bahwa nilai *Canonical Correlation* yang dihasilkan adalah 0,637, yang menunjukkan adanya korelasi yang kuat antara variabel-variabel yang dipilih dengan fungsi diskriminan yang dihasilkan.

Artinya perbedaan kepuasan pelanggan PT. maxindo mobil international Renault cabang Bintaro dapat dijelaskan oleh variabel kualitas pelayanan dan variabel harga sebesar 63,7% dan 36,3% sisanya dipengaruhi oleh variabel lain.

<i>Wilks' Lambda</i>				
Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	.594	50.471	2	.000

Gambar 3. Nilai Wilks Lambda

Kemaknaan fungsi diskriminan dapat ditentukan dengan menggunakan nilai Wilk's Lambda, yang menunjukkan perbedaan rata-rata antara dua faktor variabel diskriminan.

1. Hipotesis
 $H_0: \mu_1 = \mu_2$ (tidak terdapat perbedaan rata-rata antara dua kategori)
 $H_1: \mu_1 \neq \mu_2$ (terdapat perbedaan rata-rata antara dua kategori)
2. Taraf signifikansi yang digunakan $\alpha = 0,05$
3. Kriteria Uji
4. Analisis
 Berdasarkan output SPSS pada tabel 4.12, menunjukkan nilai Sig. = 0,000 < 0,05 yang artinya H_0 ditolak.
5. Kesimpulan
 Berdasarkan hasil analisis, ada perbedaan nilai rata-rata antara dua kategori pelanggan PT. maxindo mobil international Renault cabang Bintaro berdasarkan variabel yang digunakan.

Interpretasi Hasil Analisis Variabel

Untuk memahami makna hasil analisis, perlu dilakukan interpretasi Hubungan struktural yang menggambarkan keterkaitan antara variabel independen dengan model diskriminan yang terbentuk. Gambar 4 menyajikan informasi yang relevan tentang korelasi struktur ini, sehingga memungkinkan analisis yang lebih mendalam tentang hubungan antara variabel independen dengan fungsi diskriminan yang dihasilkan.

<i>Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients</i>	
	Function 1
KUALITAS PELAYANAN	.944
HARGA	.433

Gambar 4. Nilai Standardized Canonical

Diperoleh variabel kualitas pelayanan hasil analisis menunjukkan bahwa variabel tertentu memiliki hubungan yang sangat kuat dengan fungsi diskriminan, dengan nilai korelasi sebesar 0,944, diikuti oleh variabel Harga dengan nilai korelasi sebesar 0,433. Nilai Canonical Correlation yang tercantum dalam tabel Eigenvalues memberikan informasi tentang besarnya kontribusi variabel-variabel tersebut dalam menjelaskan perbedaan kepuasan pelanggan melalui fungsi diskriminan yang dihasilkan. PT. maxindo mobil international Renault cabang Bintaro secara keseluruhan. Sedangkan, nilai pada tabel *Standardized canonical Discriminant Function* menjelaskan perbedaan kepuasan pelanggan PT. maxindo mobil international Renault cabang Bintaro dari tiap-tiap variabel. Jadi, berdasarkan informasi pada tabel

Structure Matrix variabel kualitas pelayanan menghasilkan selisih sebesar 94,4% dan variabel harga sebesar 43,3%.

Menentukan Fungsi Diskriminan

Tujuan utama dari fungsi diskriminan adalah untuk mengklasifikasikan suatu kasus ke dalam kelompok yang sesuai berdasarkan variabel yang signifikan. Dalam penelitian ini, fungsi diskriminan dapat ditentukan dengan memeriksa output yang disajikan pada gambar 5, yang memberikan informasi tentang koefisien fungsi diskriminan yang digunakan untuk mengklasifikasikan pelanggan ke dalam kelompok yang relevan.

<i>Canonical Discriminant Function</i>	
<i>Coefficients</i>	
	Function
	1
KUALITAS PELAYANAN	.277
HARGA	.163
(Constant)	-13.731
Unstandardized coefficients	

Gambar 5. Nilai *Function Coefficient*

Hasil analisis pada table tersebut diperoleh fungsi diskriminan yang memiliki kemiripan dengan persamaan regresi berganda. Fungsi ini merupakan hasil dari analisis diskriminan yang digunakan untuk mengklasifikasikan variabel-variabel yang mempengaruhi perbedaan antara grup-grup yang ada. Fungsi diskriminan tersebut dapat diformulasikan sebagai berikut:

$$D = -13,731 + 0,277X_1 + 0,163X_2 \quad (1)$$

dengan X_1 adalah variabel Kualitas pelayanan dan X_2 adalah variabel harga.

Interpretasi Fungsi Diskriminan

Contoh responden yang termasuk dalam kategori puas adalah Rian, dengan data sebagai berikut,

Variabel Kualitas pelayanan = 44

Variabel Harga = 16

Dengan demikian perhitungan menghasilkan nilai diskriminan dengan persamaan (1) untuk konsumen bernama Rian adalah:

$$D = -13,731 + 0,277(44) + 0,163(16)$$

$$D = -13,731 + 12,188 + 2,608$$

$$D = 1,065$$

Hasil analisis diskriminan kemudian dibandingkan dengan *cut off score* untuk menentukan kategori responden, yaitu puas atau tidak puas. Berdasarkan gambar 6, diketahui bahwa dari total responden, sebanyak 58 orang termasuk kategori puas dan 42 orang lainnya termasuk kategori tidak puas.

<i>Prior Probabilities for Groups</i>			
KEPUASAN PELANGGAN	Prior	Cases Used in Analysis	
		Unweighted	Weighted
.00	.500	42	42.000
1.00	.500	58	58.000
Total	1.000	100	100.000

Gambar 6. *Prior Probabilities for Groups*

Sehingga diperoleh nilai *Group Centroid* yang diimplementasikan untuk menentukan batas. (angka kritis/ Z_{cu}) yaitu:

$$Z_{cu} = \frac{N_0 Z_1 + N_1 Z_0}{N_0 + N_1}$$

Sebagaimana:

Z_{cu} = angka kritis, yang berfungsi sebagai *cut off score*.

N_1 = jumlah sampel pada kategori puas.

N_0 = jumlah sampel pada kategori tidak puas.

Z_1 dan Z_0 = angka *centroid* pada kategori puas dan angka *centroid* pada kategori tidak puas.

<i>Functions at Group Centroids</i>	
KEPUASAN PELANGGAN	Function
.00	1
.00	-.961
1.00	.696
Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means	

Gambar 7. *Functions at Group Centroids*

$$Z_{cu} = \frac{(42 \times 0.696) + (58 \times (-0.961))}{42 + 58}$$

$$Z_{cu} = \frac{(29.2320) + (-55.7380)}{100}$$

$$Z_{cu} = -0.26506$$

Karena $1,065 > -0.26506$ responden dengan nama Rian masuk ke dalam kategori puas. Responden ini sesuai pada respon di kuesioner yaitu masuk dalam kategori puas.

Menilai Validasi Analisis Diskriminan

Setelah model diskriminan terbentuk, dilakukan pengukuran klasifikasi untuk mengetahui tingkat akurasi klasifikasi kategori. Hasil pengujian ini dapat dilihat pada gambar 8, yang menunjukkan seberapa tepat fungsi diskriminan dalam mengklasifikasikan responden.

Classification Results ^a					
		Predicted Group Membership			
		KEPUASAN PELANGGAN	.00	1.00	Total
Original	Count	.00	32	10	42
	1.00	12	46	58	
	%	.00	76.2	23.8	100.0
	1.00	20.7	79.3	100.0	
a) 78.0% of original grouped cases correctly classified.					

Gambar 8. Hasil Validasi Analisis Diskriminan

Berdasarkan hasil klasifikasi, dari responden yang awalnya berada pada kategori puas, sebanyak 46 orang tetap diklasifikasikan sebagai puas dan 12 orang lainnya berubah menjadi tidak puas. Demikian pula, terdapat perubahan klasifikasi pada responden yang awalnya tidak puas.

Model diskriminan ini valid dan layak digunakan dalam penelitian ini karena memiliki tingkat akurasi yang tinggi, yaitu 78%. Dengan demikian, fungsi diskriminan dapat digunakan untuk memprediksi kategori kepuasan pelanggan PT. Maxindo Mobil International Renault cabang Bintaro, apakah puas atau tidak puas, dengan hasil yang valid.

Penelitian ini akan membahas hasil analisis data kepuasan pelanggan PT. Maxindo Mobil International Renault cabang Bintaro yang diperoleh dari kuesioner sebanyak 100 responden. Analisis data menggunakan metode analisis diskriminan dengan empat variabel independen non-kategori dan satu variabel dependen kategori, yang bertujuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi kepuasan pelanggan PT. Maxindo Mobil International Renault cabang Bintaro dan variabel dependen Faktor yang dipengaruhi oleh Faktor-faktor diantaranya kualitas pelayanan, kualitas produk, harga dan sarana prasarana.

Berdasarkan uji validitas diketahui bahwa empat elemen pernyataan memiliki koefisien valid yang ditunjukkan dari hasil r hitung $>$ r tabel (0,361) sehingga item layak digunakan sebagai alat ukur dalam penelitian Begitu juga pada uji reliabilitas dari keempat variabel dinyatakan terpercaya atau stabil karena memiliki nilai *Cronbach's Alpha* lebih besar dari 0,60 dan pada uji normalitas kolmogorov smirnov didapatkan nilai p -value dari empat variabel $>$ 0,05. Artinya keempat variabel berdistribusi normal dan memenuhi asumsi sehingga dapat digunakan untuk analisis diskriminan.

Analisis diskriminan memerlukan pemenuhan asumsi tertentu dan pengujian variabel untuk memastikan bahwa hanya variabel yang signifikan dan relevan yang digunakan. Dalam penelitian ini, metode estimasi stepwise digunakan untuk membangun model diskriminan yang optimal dengan memasukkan variabel satu per satu berdasarkan kriteria statistik yang telah ditentukan. Dalam proses analisis diskriminan, beberapa variabel independen mungkin tetap dalam model sementara yang lain mungkin dieliminasi. Setelah

dilakukan pengujian, Variabel yang efektif dalam memprediksi outcome dalam analisis diskriminan adalah kualitas pelayanan dan harga, dengan nilai *Canonical Correlation* sebesar 94,4% untuk kualitas pelayanan dan 43,3% untuk harga.

Fungsi diskriminan yang dihasilkan dari variabel kualitas pelayanan dan harga dapat digunakan untuk untuk mengklasifikasikan responden sebagai pelanggan puas atau tidak puas berdasarkan variabel kualitas pelayanan dan harga. Hasil analisis menunjukkan bahwa kedua faktor ini memiliki peran penting dalam menentukan kepuasan pelanggan. Meskipun demikian, bukan berarti faktor lain tidak berpengaruh, melainkan pengaruhnya relatif lebih kecil.

Fungsi diskriminan memiliki peran penting dalam mengklasifikasikan responden ke dalam kategori yang tepat, yaitu puas atau tidak puas. Berdasarkan hasil analisis, dari responden yang awalnya dikategorikan sebagai puas, sebanyak 46 orang tetap diklasifikasikan sebagai puas setelah dilakukan klasifikasi menggunakan fungsi diskriminan, sedangkan 12 orang lainnya berubah menjadi tidak puas. Demikian pula, responden yang awalnya tidak puas juga mengalami perubahan klasifikasi. Namun yang menarik, model diskriminan ini menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi, yaitu sebesar 78%, sehingga dapat disimpulkan bahwa model ini valid dan layak digunakan dalam penelitian ini untuk mengklasifikasikan kepuasan pelanggan.

Dengan hasil penelitian ini, PT. Maxindo Mobil International Renault cabang Bintaro dapat dengan mudah menentukan apakah pelanggannya termasuk kategori puas atau tidak puas hanya dengan menggunakan data kualitas pelayanan dan harga. Kedua variabel ini dapat dimasukkan ke dalam persamaan fungsi diskriminan untuk memprediksi tingkat kepuasan pelanggan

4. SIMPULAN

Dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa:

1. Terdapat kesenjangan yang terlihat antara pelanggan yang puas dan pelanggan yang tidak puas dengan taraf 5%. Dari tabel *Wilks Lambda* diperoleh nilai Sig. = $0,000 < 0,05$ yang artinya terdapat perbedaan rata-rata dua kategori pelanggan PT. maxindo mobil international Renault cabang Bintaro.
2. Faktor yang mempengaruhi perbedaan kepuasan pelanggan PT. maxindo mobil international Renault cabang Bintaro adalah variabel kualitas pelayanan dan variabel harga. Dilihat dari tabel *Test of Equality of Group Means*. Tabel tersebut menunjukkan nilai sig. variabel kualitas pelayanan = 0,000 dan nilai sig. variabel harga = 0,006, dimana keduanya mempunyai nilai sig. $< 0,5$ yang artinya dua variabel independen tersebut dapat diaplikasikan untuk mengidentifikasi perbedaan antar kelompok atau kategori. Jadi kedua variabel independen tersebut dapat digunakan untuk analisis diskriminan guna mengidentifikasi perbedaan antar kategori.
3. Model diskriminan dua aspek yang terbentuk adalah $D = -13,731 + 0,277X_1 + 0,163X_2$ dengan X_1 adalah variabel Kualitas pelayanan dan X_2 adalah variabel harga.

Validasi model menunjukkan bahwa fungsi diskriminan memiliki tingkat ketepatan prediksi yang tinggi, yaitu sebesar 78%. Berdasarkan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa fungsi diskriminan tersebut memiliki kemampuan prediksi yang kuat dan dapat digunakan untuk mengklasifikasikan pelanggan ke dalam kategori puas atau tidak puas dengan tingkat akurasi yang tinggi.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Alfianika, N. (2018). *Buku ajar metode penelitian pengajaran bahasa Indonesia*. Deepublish.
- Bramaditya, P. (2018). *Redesain Interior Showroom Mobil Renault Surabaya dengan Konsep Modern Luxury*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Dewi, S. K., & Sudaryanto, A. (2020). *Validitas dan reliabilitas kuisioner pengetahuan, sikap dan perilaku Pencegahan Demam Berdarah*.
- Ghozali, I. (2016). Aplikasi Analisis multivariete dengan program IBM SPSS 23 (Edisi 8). *Cetakan Ke VIII. Semarang: Badan Penerbit Universitas Diponegoro*, 96.
- Hardianto, H. (2019). Pengaruh Kualitas Layanan, Harga Tiket, Dan Fasilitas Terhadap Kepuasan Pelanggan Po. Coyo Semarang. *SKRIPSI*.
- Imon, W., Tumbel, A., & Mandagie, Y. (2018). Analisis faktor yang mempengaruhi keberhasilan dan kegagalan pada strategi pemasaran toko sepatu payless cabang megamall. *Jurnal EMBA: Jurnal Riset Ekonomi, Manajemen, Bisnis Dan Akuntansi*, 6(3).
- Irawan, H. (10). Prinsip kepuasan pelanggan. *Jakarta: Elex Media Komputindo*, 54, 55.
- Lestari, L. A. (2022). *Pengaruh Pengetahuan Auditor, Pengalaman Auditor, Kompleksitas Tugas, Locus Of Control, Tekanan Ketaatan dan Senioritas Auditor Terhadap Audit Judgment*. Universitas Islam" 45" Bekasi.
- Machmud, M. (2016). Tuntunan Penulisan Tugas Akhir Berdasarkan Prinsip Dasar Penelitian Ilmiah. *Research Report*.
- Marlius, D., & Putriani, I. (2020). Kepuasan Nasabah PT. Bank Rakyat Indonesia Unit Tapan Cabang Painan Dilihat dari Kualitas Layanan Customer Service. *Jurnal Pundi*, 3(2), 111–122.
- Maulana, A. S. (2016). Pengaruh kualitas pelayanan dan harga terhadap kepuasan pelanggan PT. TOI. *Jurnal Ekonomi Universitas Esa Unggul*, 7(2), 78663.
- Prabowo, F. I., Keke, Y., & Istidjab, B. (2021). Pengaruh strategi pemasaran dan kualitas pelayanan terhadap keputusan pembelian konsumen di pt sarana bandar logistik. *Jurnal Manajemen Pemasaran*, 15(2), 75–82.
- Roflin, E., & Liberty, I. A. (2021). *Populasi, Sampel, Variabel dalam Penelitian Kedokteran*. Penerbit NEM.
- Santoso, I., & Madiistriyatno, H. (2021). *Metodologi Penelitian Kuantitatif*. Indigo Media.

- Santoso, S. (2017). *Statistik multivariat dengan SPSS*. Elex Media Komputindo.
- Santoso, S. (2018). *Mahir statistik Multivariat dengan SPSS*. Elex Media Komputindo.
- Suwendra, I. W. (2018). *Metodologi penelitian kualitatif dalam ilmu sosial, pendidikan, kebudayaan dan keagamaan*. Nilacakra.
- Tampubolon, N. P. S. (2020). *Pengaruh Kualitas Pelayanan Terhadap Kepuasan Konsumen Pada Rumah Sakit Umum Dr. Pirngadi MEDAN*.
- Utami, E. D., & Subkhan, M. (2019). *Pengaruh Kepercayaan, Harga, Kualitas Produk, Dan Kualitas Pelayanan Terhadap Kepuasan Pelanggan Dalam Berbelanja Online Di Lazada Yogyakarta*. STIE Widya Wiwaha.

ANALISIS HUBUNGAN CURAH HUJAN DENGAN OLR TERKAIT VARIASI MJO DI PROVINSI KALIMANTAN UTARA

Manda Nurrohman Akuba^{1*}, Muhammad Figo Ramadhan², Cheelcia Gabriella Tankiriwang³, Diaz Maulana Wireza⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Meteorologi, Sekolah Tinggi Meteorologi
Klimatologi dan Geofisika

Email Korespondensi: mandanurrohmanakuba@gmail.com

ABSTRACT

This study aims to analyze the relationship between monthly rainfall and Outgoing Longwave Radiation (OLR) associated with Madden-Julian Oscillation (MJO) variations in North Kalimantan Province using the Empirical Orthogonal Function (EOF) method. The data used includes rainfall and OLR from 1991 to 2020. The analysis results show that PC1 explains 80.36% of the total data variance, with a significant negative pattern toward rainfall, indicating that high OLR values correlate with reduced rainfall. PC2 to PC7 show smaller contributions, each explaining lower variance and associated with local and temporal patterns. Furthermore, the MJO phase analysis shows that the highest rainfall increase occurs in phases 3 and 4, differing from the general theory suggesting that phases 4 and 5 contribute most to tropical rainfall. These findings provide important insights into the influence of global atmospheric dynamics on rainfall distribution in North Kalimantan.

Keywords: EOF, Outgoing Longwave Radiation, MJO

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis hubungan antara curah hujan bulanan dan Outgoing Longwave Radiation (OLR) terkait variasi Madden-Julian Oscillation (MJO) di Provinsi Kalimantan Utara menggunakan metode Empirical Orthogonal Function (EOF). Data yang digunakan meliputi curah hujan dan OLR selama periode 1991 hingga 2020. Hasil analisis menunjukkan bahwa PC1 menjelaskan 80,36% dari total variasi data, dengan pola negatif yang signifikan terhadap curah hujan, mengindikasikan bahwa nilai OLR yang tinggi berkorelasi dengan penurunan curah hujan. PC2 hingga PC7 menunjukkan kontribusi yang lebih kecil, masing-masing menjelaskan variansi yang lebih rendah, dan berhubungan dengan pola lokal dan temporal. Selain itu, analisis fase MJO menunjukkan bahwa peningkatan curah hujan tertinggi terjadi pada fase 3 dan 4, berbeda dari teori umum yang menyatakan bahwa fase 4 dan 5 memiliki kontribusi terbesar terhadap curah hujan di wilayah tropis. Temuan ini memberikan wawasan penting tentang pengaruh dinamika atmosfer global terhadap distribusi curah hujan di Kalimantan Utara.

Kata kunci: EOF, Outgoing Longwave Radiation, MJO

1. PENDAHULUAN

Kalimantan Utara merupakan salah satu provinsi di Indonesia yang memiliki keragaman

geografis dan iklim tropis yang khas (Indryani & Mun'im, 2022). Sebagai wilayah yang berbatasan langsung dengan Laut Sulawesi di timur dan negara Malaysia di utara, dinamika atmosfer di Kalimantan Utara sangat dipengaruhi oleh faktor-faktor global, regional, dan lokal (Matandung et al., 2023). Salah satu fenomena atmosfer penting yang mempengaruhi pola curah hujan di wilayah ini adalah Madden-Julian Oscillation (MJO), sebuah osilasi atmosfer tropis yang berperan signifikan dalam mengatur aktivitas konveksi dan distribusi curah hujan di berbagai wilayah tropis (Baeda et al., 2018). Fenomena MJO memiliki dampak besar terhadap pola curah hujan di kawasan tropis melalui pengaruhnya pada dinamika atmosfer, seperti pergerakan gelombang konvektif, distribusi kelembapan, dan radiasi gelombang panjang keluar (Outgoing Longwave Radiation, OLR) (Yulihastin & Fathrio, 2014). Pemahaman mengenai hubungan antara curah hujan dan OLR yang terkait dengan variabilitas MJO sangat penting, terutama di wilayah seperti Kalimantan Utara yang rentan terhadap perubahan iklim dan cuaca ekstrem (Windayati & Surinati, 2016). Variasi temporal dan spasial curah hujan akibat fenomena ini dapat mempengaruhi berbagai sektor, seperti pertanian, infrastruktur, dan pengelolaan sumber daya air (Winarso & Saragih, 2018). Penelitian yang mencakup periode 30 tahun (1991–2020) ini bertujuan untuk menganalisis pola distribusi spasial dan temporal curah hujan serta hubungannya dengan OLR di Kalimantan Utara menggunakan metode Empirical Orthogonal Function (EOF). Metode ini mampu mengidentifikasi pola-pola dominan dalam variabilitas curah hujan dan OLR, sehingga dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai interaksi antara dinamika atmosfer berskala besar dan lokal (Pertiwi & Paski, 2021).

2. METODOLOGI

Penelitian ini dilakukan di wilayah Provinsi Kalimantan Utara. Secara administratif, wilayah ini berbatasan dengan Negara Malaysia di bagian utara, Provinsi Kalimantan Selatan di bagian selatan, Provinsi Kalimantan Timur di bagian barat dan Laut Sulawesi di bagian timur. Penelitian ini mencakup periode selama 30 tahun, yaitu dari tahun 1991 hingga 2020. Peta lokasi penelitian ditunjukkan pada Gambar berikut.



Gambar 2.1 Peta Administrasi Provinsi Kalimantan Utara (Peta Tematik Indonesia)

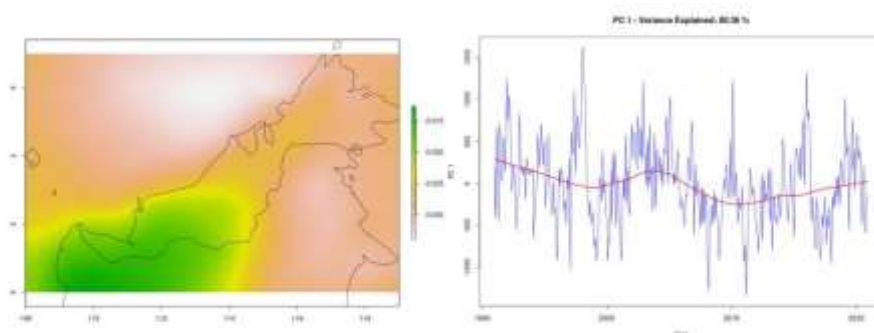
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data curah hujan yang diperoleh melalui data observasi selama 30 tahun mulai dari tahun 1991 sampai 2020. Data OLR yaitu data Mean Top Net Longwave Radiation Bulanan selama 30 tahun, yaitu dari tahun 1991

hingga 2020. Data tersebut diperoleh dengan mengunduh ERA5 Hourly Data on Single Level Reanalysis dari situs web Copernicus dalam format.nc. Selanjutnya, data hasil pengolahan tersebut diolah lebih lanjut menggunakan metode Empirical Orthogonal Function (EOF) untuk menganalisis pola distribusi spasial curah hujan dan menyajikannya dalam bentuk peta spasial.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

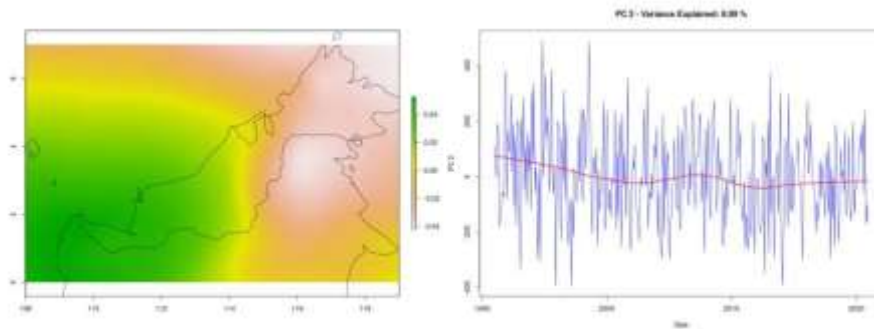
3.1. Analisis Indeks Variance Principal Components

Hasil analisis menggunakan data Outgoing Longwave Radiation (OLR) di Provinsi Kalimantan Utara selama periode 1991 – 2020 menunjukkan pola dominan variabilitas spasial dan temporal. Komponen utama pertama (PC1) menjelaskan 80.36% dari total variasi data, yang menunjukkan bahwa PC1 berhasil menangkap pola utama dari perubahan OLR di wilayah tersebut. Pola spasial PC1 menggambarkan distribusi wilayah dengan nilai kontribusi positif dan negatif terhadap variabilitas OLR. Wilayah dengan nilai negatif (berwarna hijau hingga kuning) mengindikasikan penurunan OLR, yang sering dikaitkan dengan peningkatan aktivitas konveksi dan awan tebal selama fase aktif Madden-Julian Oscillation (MJO). Sebaliknya, wilayah dengan nilai positif (berwarna oranye hingga putih) menunjukkan peningkatan OLR, yang mencerminkan aktivitas konveksi yang lemah atau tidak ada selama fase istirahat MJO.



Gambar 3.1 Pola Spasial dan Total Variance PC1

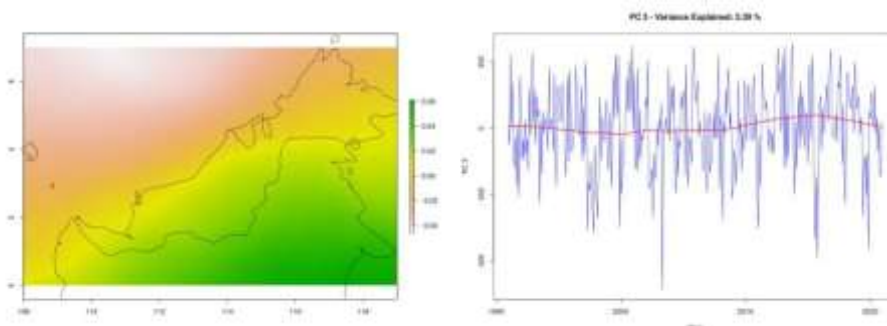
Dari sisi temporal, grafik PC1 menunjukkan fluktuasi signifikan sepanjang periode pengamatan. Nilai PC1 yang tinggi tercatat pada tahun-tahun seperti 1997/1998 dan 2015/2016, yang bertepatan dengan peristiwa El Niño kuat yang mengurangi aktivitas konveksi dan curah hujan di wilayah tropis, termasuk Kalimantan Utara. Sebaliknya, nilai PC1 yang rendah tercatat pada tahun-tahun seperti 2010/2011, yang bertepatan dengan peristiwa La Niña yang meningkatkan aktivitas konveksi dan curah hujan. Tren jangka panjang menunjukkan adanya sedikit penurunan nilai PC1 hingga awal 2000-an, diikuti oleh peningkatan hingga tahun 2020, yang mengindikasikan pola variabilitas jangka panjang yang mungkin dipengaruhi oleh fenomena iklim global.

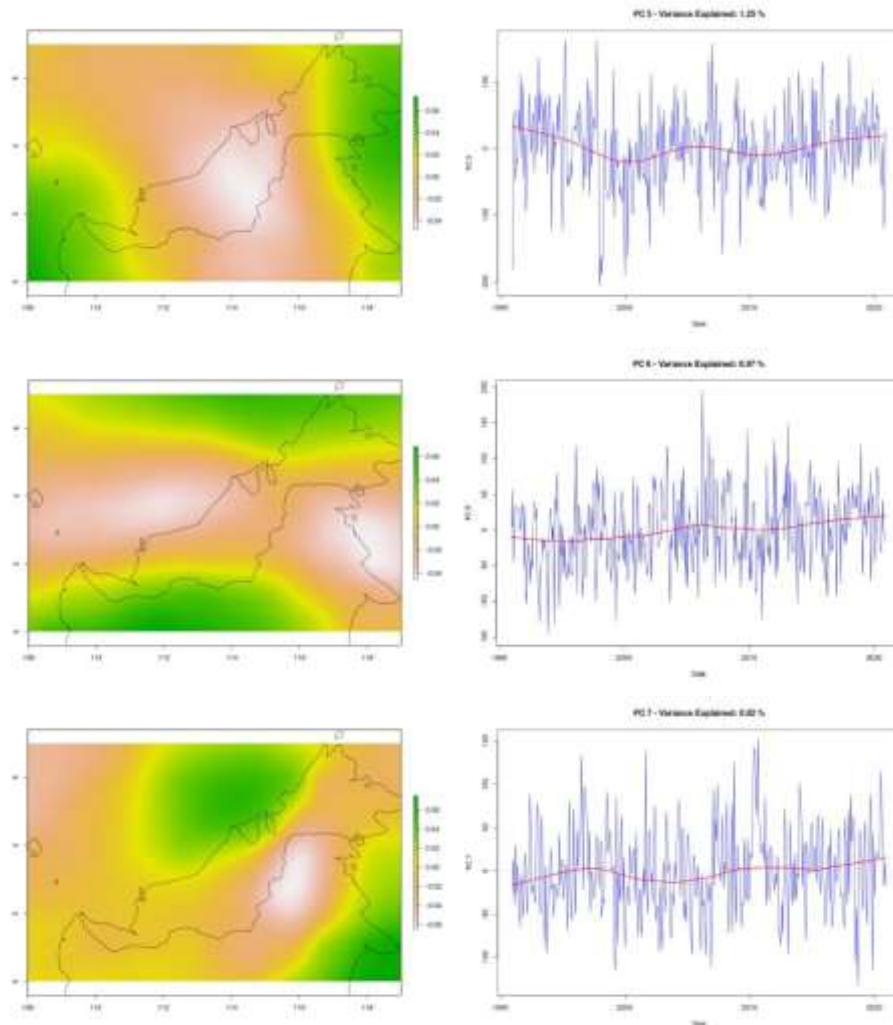


Gambar 3.2 Pola Spasial dan Total Variance PC2

Selanjutnya grafik di atas ini hasil analisis komponen utama kedua (PC2) dari total presipitasi yang diolah menggunakan analisis komponen utama (PCA). PC2 menjelaskan 8.99% dari total variasi data curah hujan selama periode 1991 hingga 2020. Proporsi variansi ini lebih kecil dibandingkan PC1, sehingga PC2 merepresentasikan pola variabilitas sekunder yang melengkapi pola dominan sebelumnya. Fluktuasi nilai pada grafik PC2 tampak lebih terpusat di sekitar nol dengan amplitudo yang lebih kecil dibandingkan PC1. Pola ini menunjukkan bahwa PC2 menangkap dinamika curah hujan yang bersifat lebih lokal dan temporal. Nilai-nilai ekstrem pada grafik, seperti yang terlihat di awal 2000-an dan pertengahan 2010-an, dapat merefleksikan kejadian cuaca intensif yang terjadi pada periode waktu singkat, seperti pengaruh langsung dari fase aktif Madden-Julian Oscillation (MJO) atau dinamika atmosfer lainnya. Pada peta spasial, pola distribusi PC2 menunjukkan perbedaan signifikan dengan PC1. Wilayah bernilai negatif (berwarna hijau hingga kuning) cenderung mengalami peningkatan curah hujan, terutama di area yang terpengaruh oleh efek orografis pada daerah pegunungan atau aktivitas konvektif yang intens. Sebaliknya, wilayah bernilai positif (berwarna oranye hingga putih) menunjukkan pengurangan curah hujan yang mencerminkan kondisi atmosfer yang lebih stabil atau pengurangan kelembapan lokal.

Grafik di bawah ini menunjukkan hasil analisis komponen utama ketiga (PC3) dari total presipitasi yang diolah menggunakan metode analisis komponen utama (PCA). PC3 menjelaskan 5.39% , PC4 menjelaskan 2,22%, PC5 menjelaskan 1,25%, PC6 menjelaskan 0,97%, dan PC7 menggambarkan pola variabilitas curah hujan di Sulawesi yang menjelaskan 0,82% dari total varians data. Nilai-nilai ini berada di angka kisaran 5% hingga di bawah 1% yang secara statistik menunjukan pola yang tidak signifikan dari perubahan data OLR.

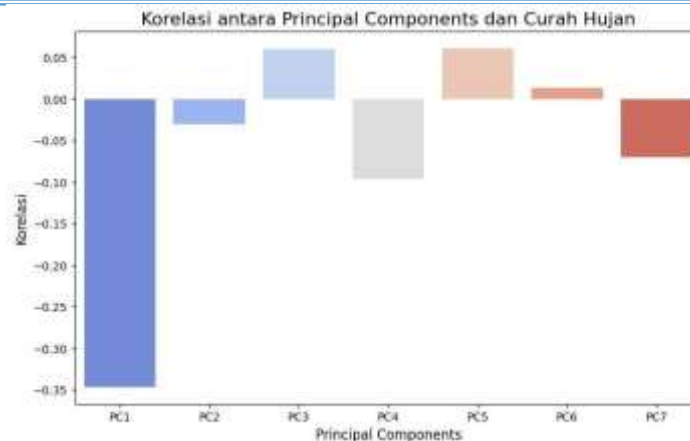




Gambar 3.3 Pola Spasial dan Total Variance PC3-PC7

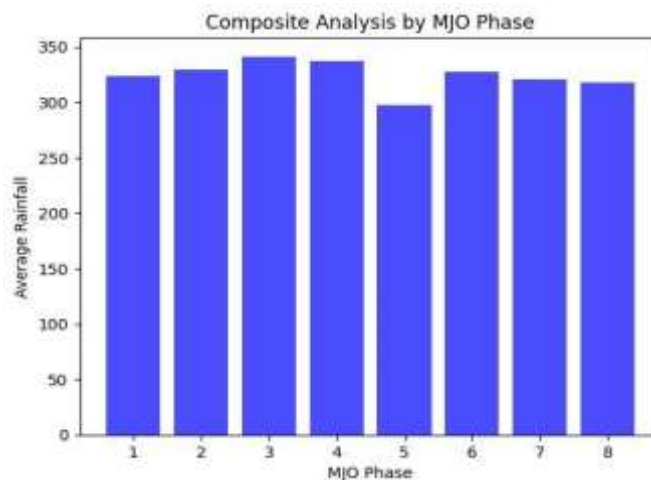
3.2. Analisis Korelasi

Berdasarkan analisis data korelasi antara Principal Components (PCs) dan curah hujan bulanan di wilayah Kalimantan Utara untuk periode tahun 1991 hingga 2020, ditemukan bahwa PC1 memiliki korelasi negatif yang signifikan terhadap curah hujan dengan nilai -0,346. Korelasi negatif ini menunjukkan bahwa semakin besar nilai OLR, semakin kecil curah hujan yang terjadi. Sebagai komponen signifikan utama, PC1 mencerminkan variansi terbesar dalam data, sehingga menjadi indikator penting dalam penarikan kesimpulan bahwa hubungan antara nilai OLR berbanding terbalik dengan nilai curah hujan dalam penelitian ini.



Gambar 3.4 Barplot Korelasi antara PC dan Curah Hujan

Sementara itu, PC2 hingga PC7 menunjukkan korelasi yang jauh lebih kecil terhadap curah hujan, dengan nilai masing-masing adalah -0,030 (PC2), 0,059 (PC3), -0,096 (PC4), 0,061 (PC5), 0,013 (PC6), dan -0,070 (PC7). Korelasi yang rendah ini mengindikasikan bahwa variabel-variabel yang diwakili oleh PC2 hingga PC7 tidak memiliki pengaruh yang besar terhadap curah hujan bulanan. Hasil ini konsisten dengan prinsip yang dikemukakan oleh Jolliffe (2002), di mana komponen utama (PC1) biasanya menjelaskan proporsi variansi terbesar dalam dataset, sementara komponen-komponen lainnya, seperti PC2 hingga PC7, menjelaskan variansi yang lebih kecil. Dalam hal ini, PC1 berfungsi sebagai indikator utama untuk variabilitas curah hujan, sedangkan PC lainnya hanya berkontribusi secara marginal atau mencerminkan variabilitas minor yang mungkin berasal dari noise atau faktor lokal yang tidak dominan (Jolliffe & Cadima, 2016).



Gambar 3.5 Barplot Analisis Komposit antara PC dan Fase MJO

Grafik di atas merupakan hasil pengolahan data rata-rata curah hujan terhadap ke-8 fase MJO, dimana secara teori, fase 4 dan 5 MJO sering dikaitkan dengan peningkatan curah hujan tertinggi di wilayah ini (Wheeler & Hendon, 2004). Namun, hasil analisis menggunakan data OLR dengan metode Empirical Orthogonal Function (EOF) menunjukkan bahwa curah hujan tertinggi di Kalimantan Utara dari tahun 1991 hingga 2020

terjadi pada fase 3 dan 4. Hasil ini menegaskan adanya perbedaan antara teori dan data observasi, di mana fase 3 menunjukkan pengaruh signifikan terhadap peningkatan curah hujan. Perbedaan ini menunjukkan dinamika atmosfer yang bervariasi di tiap wilayah dan periode tertentu.

4. SIMPULAN

Hasil menunjukkan bahwa PC1, sebagai komponen utama, memiliki korelasi negatif yang signifikan terhadap curah hujan, menunjukkan bahwa peningkatan nilai OLR berbanding terbalik dengan intensitas curah hujan. PC2 hingga PC7 memberikan kontribusi yang lebih kecil terhadap variasi curah hujan, dengan pola lokal dan temporal yang lebih spesifik. Analisis fase Madden-Julian Oscillation (MJO) menunjukkan bahwa fase 3 dan 4 memiliki pengaruh terbesar terhadap peningkatan curah hujan di wilayah ini, berbeda dengan teori umum yang menyatakan fase 4 dan 5 sebagai fase yang dominan. Perbedaan ini mencerminkan dinamika atmosfer yang bervariasi di setiap wilayah dan periode. Penelitian ini memberikan pemahaman mendalam mengenai pengaruh MJO terhadap pola curah hujan di Kalimantan Utara, yang dapat digunakan sebagai dasar untuk perencanaan pengelolaan sumber daya air, mitigasi risiko bencana hidrometeorologi, dan adaptasi terhadap perubahan iklim.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Baeda, A. Y., Abdullah, D., & Pao'tonan, C. (2018). MJO Anomalies relationship with Volcanic Eruption in Indonesian Archipelago. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*.
- Indryani, E., & Mun'im, A. (2022). Analisis Sektorial dan Spasial Provinsi Kalimantan Utara Sebagai Penyangga Ibu Kota Baru: Pendekatan Inter Regional Input-Output (IRIO). *Bappenas Working Papers*.
- Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). "Principal Component Analysis: A Review and Recent Developments." *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 374(2065), 20150202.
- Jolliffe, I. T. (2002). *Principal Component Analysis* (2nd ed.). Springer.
- Matandung, R., Sujiono, E. H., & Subaer. (2023). Analisis MJO (Madden-Julian Oscillation) Terhadap Kejadian Curah Hujan Ekstrem di Wilayah Pesisir Barat Sulawesi Selatan sebagai Upaya Mitigasi Bencana Hidrometeorologi. *Jurnal Fisika Unand*.
- Pertiwi, D. A. S., & Paski, J. A. I. (2021). KORELASI SOUTHERN OSCILLATION INDEX (SOI) DAN DIPOLE MODE INDEX (DMI) TERHADAP VARIABILITAS CURAH HUJAN DI UTARA JAWA. *Buletin Meteorologi, Klimatologi Dan Geofisika*.
- Wheeler, M., & Hendon, H. H. (2004). An all-season real-time multivariate MJO index: Development of an index for monitoring and prediction. *Monthly Weather Review*, 132(8), 1917-1932.
- Winarso, P. A., & Saragih, R. M. (2018). Atmospheric Study of the Impact of Borneo Vortex and Madden-Julian Oscillation over West Indonesia Maritime Continent Area. *Environmental Analysis & Ecology Studies*.
- Windayati, R., & Surinati, D. (2016). FENOMENA MADDEN-JULIAN OSCILLATION (MJO). *Oseana*.

Yulihastin, E., & Fathrio, I. (2014). INTERACTION BETWEEN CENS-MJO TRANSITION PHASE AFFECT TO DIURNAL ANOMALY OF THE RAINFALL OVER WEST JAVA. *The 4 Th International Symposium for Sustainable Humanosphere (ISSH)*.

PENERAPAN REGRESI COX UNTUK MENGANALISIS VARIABEL YANG BERPENGARUH TERHADAP DURASI STUDI MAHASISWA

Rhouthotul Widyastuti¹, Dewi Wulandari^{2*}, Dina Prasetyowati³

^{1,2,3}Universitas PGRI Semarang

Email Korespondensi: dewiwulandari@upgris.ac.id

Email: rhoul@gmail.com

Email: dinaprasetyowati@upgris.ac.id

ABSTRACT

This research aims to obtain the Cox regression equation in managing student study duration data and to determine variables or factors that significantly influence student study duration. We used data from 2017 FPMIPATI (Fakultas Pendidikan Matematika, Ilmu Pengetahuan Alam dan Teknologi Informasi) UPGRIS (Universitas PGI Semarang) Mathematics Education study program students which consisted of four predictor variables including gender, cumulative achievement index, parents' educational background, and organizational participation. From the results of the survival analysis, it was found that the factor that had a significant influence on the duration of student studies was the cumulative achievement index.

Keywords: *Survival Analysis, Study, Duration, Cox Regression*

ABSTRAK

Tujuan dari penelitian ini adalah mendapatkan persamaan regresi Cox dalam mengelolah data durasi studi mahasiswa dan dapat menentukan variabel atau faktor yang secara signifikan mempengaruhi durasi studi mahasiswa. Di dalam penelitian menggunakan data mahasiswa prodi Pendidikan Matematika FPMIPATI UPGRIS 2017 yang terdiri dari empat variabel prediktor antara lain jenis kelamin, indeks prestasi kumulatif, latar belakang pendidikan orang tua, dan keikutsertaan organisasi. Dari hasil analisis survival, diperoleh faktor yang memiliki pengaruh secara signifikan terhadap durasi studi mahasiswa adalah indeks prestasi kumulatif.

Kata kunci: *Analisis Survival, Pembelajaran, Durasi, Regresi Cox*

1. PENDAHULUAN

Lama (durasi) masa studi merupakan waktu yang dibutuhkan mahasiswa untuk menyelesaikan studinya, di mana durasi itu ditentukan sejak hari pertama aktif kuliah sampai mahasiswa mendapatkan surat keterangan lulus. Secara kualitas seluruh mahasiswanya yang lulus diharapkan untuk mempunyai nilai IPK yang bagus dan mampu lulus tepat waktu sesuai dengan standar kelulusan program sarjana yaitu empat tahun atau 48 bulan. Sedangkan secara kualitas, mahasiswa yang lulus sarjana diharapkan setara dengan mahasiswa yang masuk (Fitriana, 2016). Selama proses perkuliahan ternyata terdapat beberapa variabel yang dapat mempengaruhi lama studi mahasiswa.

Dalam analisis survival atau bisa disebut dengan waktu ketahanan hidup adalah suatu analisis untuk menghasilkan suatu data yang berupa waktu, di mana waktu tersebut dapat

diinterpretasikan dari awal kejadian hingga berakhirnya suatu event atau kejadian (Latan, 2014). Regresi Cox adalah suatu model bagian dari metode statistika yang dipergunakan untuk mendeskripsikan suatu keterkaitan antara variabel independen atau variabel bebas dan variabel dependen atau variabel terikat (Maiyanti, 2016).

Peneliti menggunakan regresi Cox proportional hazard untuk menentukan model regresi Cox dari data lama mahasiswa Pendidikan Matematika dan dapat menentukan variabel yang secara signifikan mempunyai pengaruh terhadap durasi masa studi S1 Pendidikan Matematika FPMIPATI UPGRIS angkatan tahun 2017. Lama studi mahasiswa dapat dihitung dari mahasiswa pertama kali masuk kuliah pada awal bulan September 2017 sampai dinyatakan lulus dengan gelar sarjana. Mahasiswa yang telah dinyatakan lulus sebelum waktu penelitian pada bulan Februari 2023 disebut terobservasi, sedangkan untuk mahasiswa yang belum dinyatakan lulus disebut tersensor.

Tahapan untuk menentukan model regresi Cox dimulai dengan pengecekan asumsi proportional hazard dengan menerapkan grafik plot log minus log survival dan pendekatan goodness of fit dilanjutkan analisis regresi Cox proportional hazard (Deo, dkk. 2021)

2. METODOLOGI

Analisis Survival adalah langkah-langkah yang dapat dipergunakan untuk mengidentifikasi data, di mana variabel-variabel respon berupa waktu awal terjadinya peristiwa atau *event* sampai berakhirnya peristiwa. Waktu *survival* bisa dihitung dalam bentuk hari, bulan, tahun dari awal terjadinya suatu peristiwa sampai berakhirnya peristiwa (Kristanti, 2019:53).

Analisis survival juga memiliki tujuan yaitu untuk mengidentifikasi suatu keterkaitan antara waktu awal terjadinya peristiwa dengan variabel yang diprediksi bisa memberikan pengaruh terhadap waktu ketahanan hidup (Prabawati, dkk, 2018).

Persamaan (1) berikut adalah persamaan fungsi distribusi kumulatif menurut Bain (1992), yang menggunakan variabel x dengan fkp $f(x)$ dan fungsi kepadatan peluang.

$$F(x) = P(T \leq t) = \int_{-\infty}^x f(x) dx \quad (1)$$

Variabel x dapat digantikan oleh variabel T di mana variabel T menjelaskan tentang waktu, maka fungsi distribusi kumulatifnya seperti persamaan (2).

$$F(t) = P(T \leq t) = \int_0^t f(u) du \quad (2)$$

Menurut Lawless (2007), fungsi *survival* atau bisa dilambangkan dengan $S(t)$ adalah peluang dari suatu individu yang dapat *survive* terhadap waktu *survival* sampai berakhirnya waktu kejadian pada saat $t(t,0)$. Persamaan seperti persamaan (3).

$$S(t) = P(T \geq t) = \int_t^{\infty} f(x) dx \quad (3)$$

Fungsi *hazard* adalah ketidaklanjutan dari setiap individu yang mengalami kejadian dalam interval t hingga $t + \Delta t$. Menurut Lawless (1982:8), fungsi *hazard* biasanya dilambangkan dengan $h(t)$. Di mana setiap individu bisa mempertahankan hidup sampai dengan waktu t dapat dinyatakan dalam bentuk matematis seperti persamaan (4).

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t | T \geq t)}{\Delta t} \quad (4)$$

Menurut Collect yang dikutip Iskandar (2014:49), untuk menguji asumsi *proportional hazard* dapat digunakan tiga cara antara lain: pendekatan grafik *plot log minus log survival*, *goodness of fit* dan menambahkan variabel respon atau variabel dependen waktu. Untuk menguji asumsi *proportional hazard* dengan menggunakan grafik *plot log minus log survival*, apabila garis terlihat sejajar dan tidak saling memotong maka dapat dikatakan asumsi terpenuhi. Untuk mendukung hasil tersebut dapat dilanjutkan dengan menguji asumsi menggunakan pendekatan *goodness of fit* di mana statistik uji nya menggunakan uji *residual schoenfeld* untuk mendapatkan keputusan yang lebih seimbang terhadap asumsi dapat terpenuhi atau tidak.

Menurut Rahayu (2015), estimasi parameter $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_p$ dapat menggunakan metode MPLE atau sering disebut dengan *maximum partial likelihood estimation*. Fungsi dari partial *likelihood* dapat dinyatakan pada persamaan (5).

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^r \frac{\exp(\sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})}{\sum_{i \in R(t_j)} \exp(\sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})} \quad (5)$$

Berikut adalah fungsi *log partial likelihood* yang diperoleh dari persamaan (5) di atas.

$$\ln L(\beta) = \left[\left(\sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} \right) - \ln \left(\sum_{i \in R(t_j)} \exp \left(\sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} \right) \right) \right] \quad (6)$$

Di mana $R(t_j)$ adalah suatu himpunan dari semua individu yang mengalami kegagalan pada waktu t_j yang masih bertahan sampai waktu t_j sedangkan x_{ij} adalah variabel prediktor yang mengalami kegagalan pada waktu tertentu.

Untuk mendapatkan parameter β_j kita dapat memaksimumkan derivatif pertama dari fungsi *log partial likelihood* yang ditampilkan pada persamaan (6).

$$\frac{\partial \ln L(\beta)}{\partial (\beta_j)} = 0 \quad (7)$$

Dari persamaan (7), dengan menggunakan metode *Newton-Raphson*, dapat ditentukan solusinya.

Menurut Hosmer, dkk (2008), ada 2 uji parameter, yakni: uji simultan parameter dan uji parsial. Untuk Uji simultan parameter atau disebut dengan uji serentak digunakan statistik uji G di mana statistik uji tersebut berdistribusi chi-square.

$$G = -2 [\ln L(0) - \ln L(\hat{\beta}_j)] \quad (8)$$

Sedangkan uji parsial biasanya menggunakan statistik uji *wald*.

$$z^2 = \left(\frac{\hat{\beta}_j}{SE(\beta_j)} \right)^2 \quad (9)$$

Menurut Collect (2003), regresi *Cox* dapat dipergunakan untuk mengidentifikasi keterkaitan variabel prediktor dengan variabel respon di mana data yang digunakan adalah

data berupa waktu ketahanan hidup dari suatu individu tertentu. Persamaan (10) merupakan persamaan regresi Cox.

$$h(t, X) = h_0(t) \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_p X_p) \quad (10)$$

Di mana X_1 adalah sebuah nilai dari variabel prediktor dengan i bernilai 1, 2, 3, ..., p . β adalah sebuah koefisien dari model regresi. $h_0(t)$ adalah suatu fungsi *hazard* atau fungsi kegagalan suatu individu. Sedangkan $h(t, X)$ adalah suatu kelanjutan dari individu untuk mendapatkan suatu kejadian pada waktu t dengan karakteristik x .

Ragam penelitian yang digunakan dalam studi ini adalah penelitian kuantitatif. Data yang dihasilkan merupakan data sekunder, yaitu durasi masa studi mahasiswa S1 Pendidikan Matematika FPMIPATI UPGRIS 2017 yang diperoleh dari Tata Usaha (TU) FPMIPATI UPGRIS. Penelitian ini menggunakan *simple random sampling* untuk mengambil sampel penelitian. Terdapat beberapa variabel prediktor antara lain jenis kelamin, indeks prestasi kumulatif, latar belakang pendidikan orang tua, dan keikutsertaan organisasi. Untuk menganalisis data peneliti menggunakan metode regresi Cox dengan *software* bantu statistik (Dessai, 2018). Berikut adalah tahapan analisis data untuk mencapai tujuan penelitian: a) Analisis deskriptif; b) Pengecekan asumsi dengan menerapkan grafik *plot log minus log survival* dan pendekatan *goodness of fit*; c) Menentukan estimasi parameter; d) Pengujian parameter yang menggunakan uji simultan parameter dan uji parsial; e) Pemilihan model terbaik; dan f) Menarik kesimpulan.

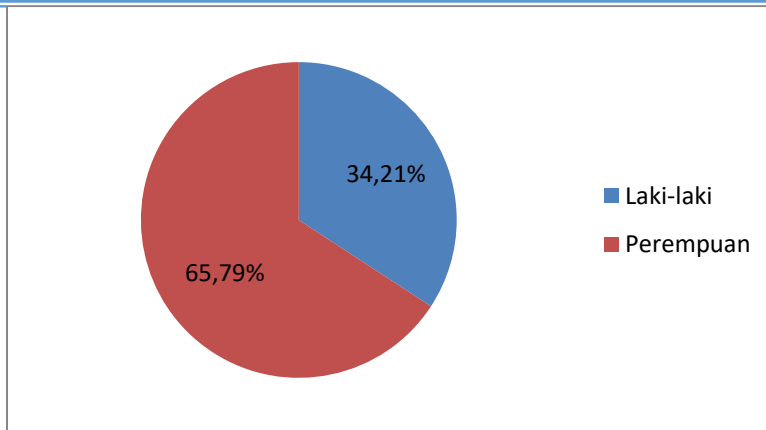
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Populasi yang diambil adalah seluruh mahasiswa Pendidikan Matematika FPMIPATI UPGRIS angkatan 2017 dengan jumlah 175 mahasiswa antara lain 24 mahasiswa laki-laki dan 151 mahasiswa perempuan. Sampel yang diambil sebanyak 38 mahasiswa.

Tabel 1. Frekuensi Data Mahasiswa

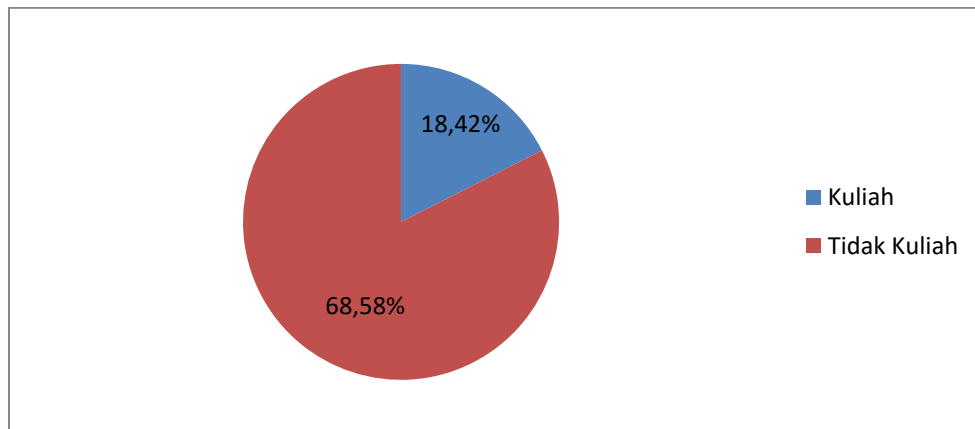
Informasi Kejadian	Frekuensi	Persentase
Terobservasi	28	73.68%
Tersensor	10	26.32%
Total	38	100%

Berdasarkan Tabel 1, terlihat bahwa mahasiswa yang terobservasi sebanyak 73.68% atau sebanyak 28 mahasiswa yang telah dinyatakan lulus sebelum bulan Februari 2023. Sedangkan untuk mahasiswa yang belum dinyatakan lulus atau tersensor sebanyak 10 mahasiswa atau 26.32%.



Gambar 1. Distribusi Frekuensi Variabel Jenis Kelamin

Variabel jenis kelamin dibagi menjadi dua kategori yaitu laki-laki dan perempuan (Gambar 1). Dari hasil pengambilan data mahasiswa Pendidikan Matematika FPMIPATI UPGRIS 2017, terdapat 13 mahasiswa laki-laki (34.21%) dan 25 mahasiswa perempuan (65.79%)



Gambar 2. Distribusi Frekuensi Variabel Indeks Prestasi Kumulatif

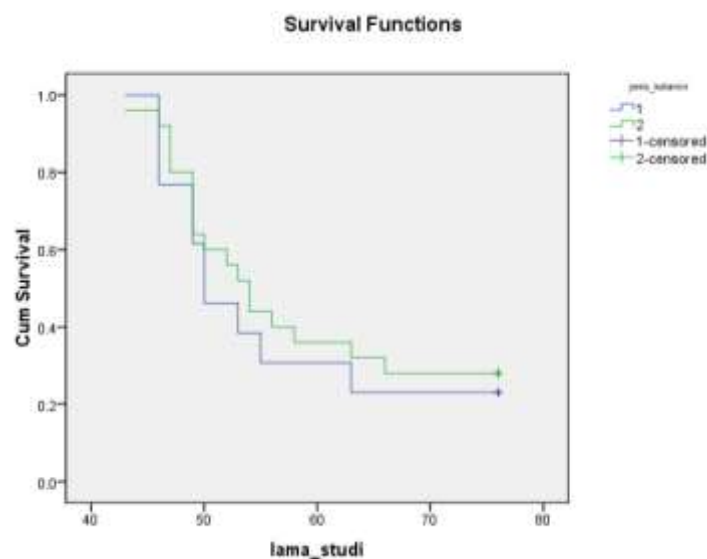
Dari gambar 2. Variabel latar belakang pendidikan orang tua dikategorikan menjadi dua yaitu kategori orang tua yang lulusan kuliah dan orang tua yang tidak lulusan kuliah. Dari hasil penelitian diperoleh sebanyak 7 mahasiswa (18.42%) yang latar belakang pendidikan orang tua nya lulusan kuliah dan sebanyak 31 mahasiswa (68.58%) yang latar belakang pendidikan orang tua nya tidak lulusan kuliah.



Gambar 3. Distribusi Frekuensi Variabel Keikutsertaan Organisasi

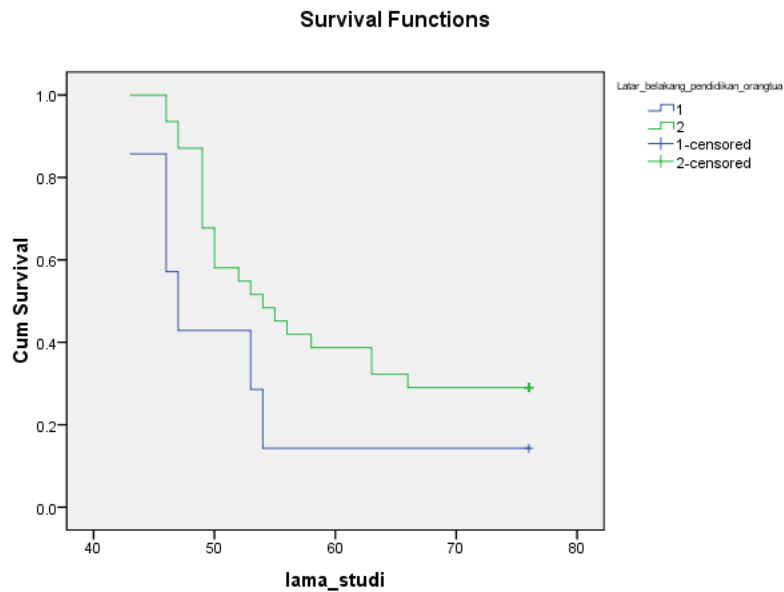
Pada Gambar 3. Variabel keikutsertaan organisasi dibagi menjadi dua kategori yaitu mahasiswa yang ikut serta dan tidak ikut serta dalam keorganisasian. Dari hasil penelitian di peroleh mahaiswa yang mengikuti dan tidak mengikuti organisasi berjumlah sama yaitu 19 mahasiswa.

Selanjutnya yaitu pengujian asumsi *proportional hazard* yang menggunakan dua pendekatan antara lain pendekatan grafik *plot log minus log survival* dan pendekatan *goodness of fit* yang menggunakan statistik uji *p-value*.



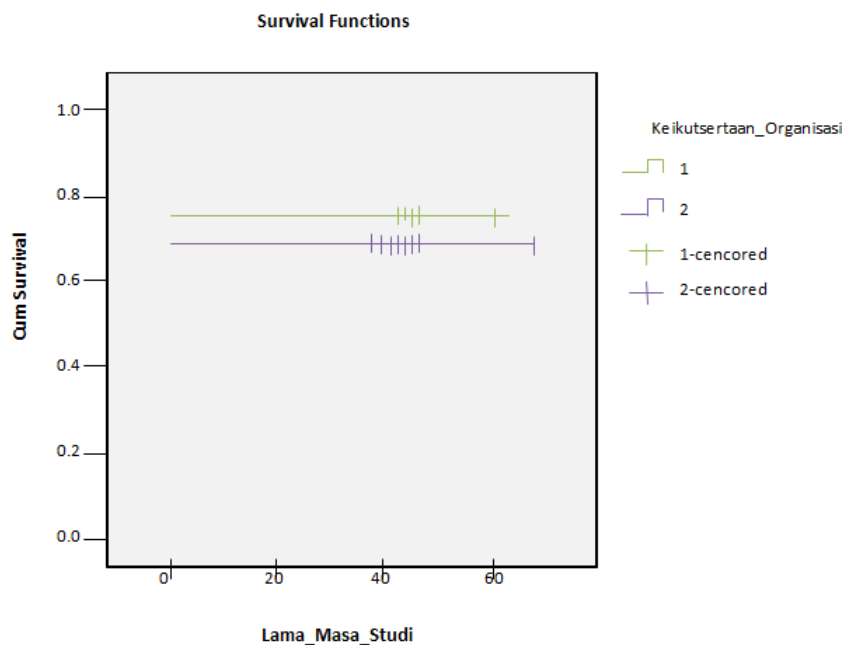
Gambar 4. Plot Log Minus Log Survival Variabel Jenis Kelamin (X1)

Dapat dilihat pada Gambar 4 bahwa grafik *survival* dari variabel jenis kelamin sejajar dan tidak saling memotong, maka dapat disimpulkan variabel jenis kelamin (X1) memenuhi asumsi *proportional hazard*.



Gambar 5. *Plot Log Minus Log Survival* Variabel Latar Belakang Pendidikan Orang Tua (X3)

Dapat dilihat dari Gambar 5, grafik *survival* untuk variabel latar belakang pendidikan orang tua sejajar dan tidak saling memotong, maka dapat disimpulkan variabel latar belakang pendidikan orang tua (X3) memenuhi asumsi.



Gambar 6. *Plot Log Minus Log Survival* Variabel Keikutsertaan Organisasi

Gambar 6 menunjukkan grafik *survival* untuk variabel keikutsertaan organisasi terlihat sejajar dan tidak berpotongan, maka dapat disimpulkan bahwa variabel keikutsertaan organisasi (X4) memenuhi asumsi *proportional hazard*.

Untuk mendukung jawaban dari pengujian asumsi *proportional hazard* yang menggunakan pendekatan grafik *plot log minus log survival* lebih baik dilanjutkan dengan pendekatan *goodness of fit* yang menggunakan statistik uji *residual schoenfeld* yang dilihat dari nilai *p-value*.

Tabel 2. Nilai *P-Value* dari Uji Asumsi *Proportional Hazard* menggunakan pendekatan *Goodness of Fit*

Variabel	Chi-Square	P-Value	Keputusan
Jenis kelamin	.238	.626	Gagal tolak H_0
Latar belakang pendidikan orang tua	2.794	.095	Gagal tolak H_0
Keikutsertaan Organisasi	.115	.735	Gagal tolak H_0

Tabel 2 memperlihatkan semua nilai *p-value* dari masing-masing variabel bernilai lebih besar dari taraf signifikan atau lebih dari 0,05. Jadi dapat diputuskan bahwa gagal tolak H_0 maka dapat diartikan semua variabel prediktor memenuhi asumsi *proportional hazard* dan dapat dilanjutkan ke dalam uji selanjutnya.

Selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter. Tabel 3 berikut ini menunjukkan hasil estimasi parameter.

Tabel 3. Hasil Estimasi Parameter Regresi *Cox Proportional Hazard*

Variabel	β_j	Se (β_1)	$\chi^2 w$	P-Value	Keputusan
X1	.524	.418	1.575	.210	Terima H_0
X2	2.028	.772	6.896	.009	Tolak H_0
X3	-.014	.524	.001	.978	Terima H_0
X4	.725	.422	2.951	.086	Terima H_0

Selanjutnya, dapat dibentuk persamaan regresi Cox berdasarkan Tabel 3, yaitu sebagai berikut:

$$h(t, X) = \exp (0,524X_1 + 2,028X_2 - 0,014X_3 + 0,725X_4)h_0(t)$$

Dari model tersebut dilanjutkan dengan uji simultan parameter biasa disebut dengan uji sertentak yang digunakan untuk menguji apakah model fit. Di mana digunakan statistik uji *G*, dengan hipotesis seperti berikut:

H_0 : Model regresi *Cox proportional hazard* tidak layak digunakan

H_1 : Model regresi *Cox proportional hazard* layak digunakan

Diperoleh hasil perhitungan dari statistik uji *likelihood ratio test* atau uji *G* seperti berikut:

$$\chi^2 = l_0 - l_p$$

$$\chi^2 = 177,953 - 158,975$$

$$\chi^2 = 18,978$$

Tabel 4. Uji Simultan Model Awal Regresi *Cox Proportional Hazard*

Uji Overall (Score)	$\chi^2_{LR} \geq \chi^2_{4;0.05}$	$p - value < \alpha$	Keputusan
	$18,978 \geq 9,488$	$.005 < .05$	Tolak H_0

Tabel 4 menunjukkan bahwa nilai $\chi^2_{LR} \geq \chi^2_{4;0.05}$ atau $p - value < \alpha$ maka diperoleh keputusan H_0 ditolak yang memiliki arti bahwa model layak digunakan. Selanjutnya dilakukan uji parsial yang digunakan untuk mengetahui apakah setiap variabel independen berpengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen, di mana uji parsial menggunakan statistik uji *Wald*.

H_0 : Variabel independen tidak berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen

H_1 : Variabel independen berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen

Berdasarkan Tabel 3. Diperoleh bahwa keputusan H_0 diterima pada variabel jenis kelamin (X_1), variabel latar belakang pendidikan orang tua (X_2), dan variabel ikutsertaan organisasi (X_4). Sedangkan untuk keputusan H_0 ditolak pada variabel indeks prestasi kumulatif (X_3). Dari keputusan uji parsial diperoleh kesimpulan bahwa tidak semua variabel independen berpengaruh terhadap variabel dependen. Oleh karena itu, akan dilanjutkan dengan metode eliminasi *backward* yang digunakan untuk menghasilkan model terbaik dari regresi *Cox proportional hazard* dan mengetahui faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap model.

Tabel 5. Estimasi Terbaik

Variabel	β_j	Se (β_1)	$\chi^2 w$	P-Value	Keputusan
X2	1.629	.623	6.832	.009	Tolak H_0

Bersarkan Tabel 5. Diperoleh bahwa hasil estimasi parameter model terbaik dari regresi *Cox proportional hazard* sehingga menghasilkan model terbaik dari regresi *Cox proportional hazard* untuk lama studi mahasiswa Pendidikan Matematika FPMIPATI UPGRIS 2017 sebagai berikut:

$$h(t, X) = \exp(1,629X_2)h_0(t)$$

Di mana X_2 adalah variabel indeks prestasi kumulatif, jadi dari keempat faktor tersebut yang berpengaruh secara signifikan terhadap lama studi mahasiswa Pendidikan Matematika FPMIPATI adalah indeks prestasi kumulatif.

4. SIMPULAN

Kesimpulan yang dapat ditarik dari hasil pembahasan pada bagian sebelumnya adalah faktor yang dapat berpengaruh secara signifikan terhadap lama studi mahasiswa Pendidikan Matematika FPMIPATI Universitas PGRI Semarang angkatan 2017 adalah indeks prestasi kumulatif, dengan model regresi $h(t, X) = \exp(1,629X_2)h_0(t)$.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Bain, L. J., dan Engelhardt, M. 1992. *Introduction to Probability and Mathematical Statistics 2nd Edition*. Boston. Duxbury Press.
- Collet, D. 2003. *Text in Statistical Science: Modelling Survival Data in Medical Research Second Edition*. USA. Chapman & Hall.
- Deo, S. V., Deo, V., dan Sundaram, V. 2021. Survival Analysis—Part 2: Cox Proportional Hazards Model. *Indian J Thorac Cardiovasc Surg*. Vol. 37(2) Pp. 229–233.
- Dessai, S., Simha, V., dan Patil, V. 2018. Stepwise Cox regression analysis in SPSS. *Cancer*

- Fitriana, R. 2016. Analisis Survival Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Lama Studi Mahasiswa Pendidikan Matematika Angkatan 2010 dengan Metode Regresi Cox Proportional Hazard. *Tugas Akhir Program Studi Statistika Terapan Dan Komputasi, Jurusan Matematika FMIPA UNNES*. <https://lib.unnes.ac.id/25050/>
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., dan May, S. 2008. *Applied Survival Analysis: Regression Modelling of Time to Event Data*. New Jersey. John Wiley.
- Kristanti, F. T. 2019. *Financial Distress 1st Edition*. Malang. Intelegensia Media.
- Latan, H. 2014. *Aplikasi Analisis Data Statistik Untuk Ilmu Sosial dan Sains dengan IBM SPSS*. Bandung. Alfabeta
- Lawless, J. F. 1982. *Statistical Models and Methods for Lifetime Data*. USA. John Wiley & Sons, Inc.
- Lawless, J. F. 2007. *The Statistical Analysis of Recurrent Event*. USA. Springer Science+Business Media Inc.
- Maiyanti, S. I., Cahyono, E. S., dan Eliyati, N. 2016. Aplikasi Regresi Cox Metode Backward untuk Menduga Faktor-faktor yang Berpengaruh terhadap Waktu Kelulusan Mahasiswa Bidik Misi Unsri. In *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika* (pp.418-426).
- Prabawati, S., Nasution, Y. N., dan Wahyuningsih, S. 2018. Analisis Survival Data Kejadian Bersama dengan Pendekatan Efron Partial Likelihood (Studi Kasus: Lama Masa Studi Mahasiswa Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Mulawarman Angkatan 2011). *Jurnal Eksponensial* Vol. 09 Pp. 75–84.