

# JURNAL APLIKASI STATISTIKA & KOMPUTASI STATISTIK

VOLUME 14, NOMOR 2, DESEMBER 2022 ISSN 2086 – 4132

Klasterisasi Kabupaten/Kota Terdampak Covid-19 di Sektor Ketenagakerjaan dengan Pendekatan *K-Means Nonhierarchical Clustering*

ARMALIA DESIYANTI, DEVI YANTI, HAMIM T. SOBLIA, IRLANDIA GINANJAR

Pemodelan Faktor-Faktor yang Berpengaruh Terhadap TPT Provinsi Tertinggi di Indonesia Sebagai Dampak dari Covid-19

SINDY TERVIA, AYU FEBRIANA DWI ROSITAWATI, HALUMMA ZULFIA FITRI

Analisis Kasus Covid-19 di Provinsi Nusa Tenggara Barat Menggunakan Metode Rantai Markov

ATTINA ULANSARI, MUSTIKA HADIJATI, DARA P. ANGGRAENI, LISA HARSYIAH

Konsumsi Tembakau dan Implikasinya Terhadap Pengeluaran Pangan Rumah Tangga: Pendekatan Fraksional Logit

E. R. AMRULLAH, H. MUTMAINAH, S. YUNIARTI, I. HIDAYAH, A. RUSYIANA

Interpolasi Polutan Nitrogen Dioksida (No<sub>2</sub>) di Kota Yogyakarta dengan Pendekatan *Ordinary Kriging* dan *Inverse Distance Weighted*

MUTHIA CITRA SAFIRA, ACHMAD FAUZAN, MARCELINUS A. S. ADHIWIBAWA

Pendekatan *Geographically Weighted Poisson Regression* dengan Pembobot Fungsi Kernel Gauss untuk Menganalisis Jumlah Kematian Bayi di Provinsi Maluku

SALMON NOTJE AULELE, NORISCA LEWAHERILLA, M. Y. MATDOAN



PUSAT PENELITIAN DAN PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT  
POLITEKNIK STATISTIKA STIS

# JURNAL APLIKASI STATISTIKA & KOMPUTASI STATISTIK

---

Jurnal “Aplikasi Statistika dan Komputasi Statistik” memuat karya ilmiah hasil penelitian dan kajian teori statistik dan komputasi statistik yang diterapkan khususnya pada bidang ekonomi dan sosial kependudukan, serta teknologi informasi yang terbit dua kali dalam setahun setiap bulan Juni dan Desember.

**Penanggung Jawab:** Dr. Eng. Arie Wahyu Wijayanto, SST., M.T.

**Editor in Chief:** Rani Nooraeni, SST., M.Stat.

**Managing Editor:** Dr. Fitri Kartiasih, SST., S.E., M.Si.

**Mitra Bestari:** Dr. Eng. Arie Wahyu Wijayanto

Dr. Azka Ubaidillah

Puguh Bodro Irawan, M.A.

Gama Putra Danu Sohibien, M.Si.

Dr. Eng. Lya Hulliyatus Suadaa

Dr. Tiodora Hadumaon Siagian

**Pelaksana Redaksi:** Dr. Achmad Syahrul Choir

Lutfi Rahmatuti Maghfiroh, SST., M.T.

Geri Yesa Ermawan, S.Tr.Stat.

Muhammad Luqman, S.Tr.Stat.

## **Alamat Redaksi:**

Politeknik Statistika STIS  
Jl. Otto Iskandardinata 64C  
Jakarta Timur 13330  
Telp. 021-8191437

Redaksi menerima karya ilmiah atau artikel penelitian mengenai kajian teori statistik dan komputasi statistik pada bidang ekonomi dan sosial kependudukan, serta teknologi informasi. Redaksi berhak menyunting tulisan tanpa mengubah makna substansi tulisan. Isi Jurnal Aplikasi Statistika dan Komputasi Statistik dapat dikutip dengan menyebutkan sumbernya.

## **PENGANTAR REDAKSI**

Puji syukur kehadiran Allah, Tuhan Yang Maha Esa, “Jurnal Aplikasi Statistika dan Komputasi Statistik” Volume 14, Nomor 2, Desember 2022 dapat diterbitkan. Jurnal ilmiah ini dapat terwujud atas partisipasi semua pihak, penulis internal dilingkungan Politeknik Statistika STIS maupun penulis eksternal, serta mitra bestari.

Semoga artikel dalam jurnal ini dapat menambah pengetahuan para pembaca tentang penggunaan metode statistika serta komputasi statistik pada berbagai jenis data. Redaksi terus menunggu artikel-artikel ilmiah selanjutnya dari Bapak/Ibu agar publikasi yang dihasilkan menjadi salah satu sarana untuk memberikan sosialisasi statistika bagi masyarakat.

Jakarta, Desember 2022

Ketua Dewan Redaksi,

**Rani Nooraeni**

# JURNAL APLIKASI STATISTIKA & KOMPUTASI STATISTIK

VOLUME 14, NOMOR 2, DESEMBER 2022

## DAFTAR ISI

<b><u>Pengantar Redaksi</u></b> .....	iii
<b><u>Daftar Isi</u></b> .....	iv
<b><u>Abstrak</u></b> .....	v-xii
<b>Pemodelan Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat Provinsi Jawa Timur Dengan Metode <i>Geographically Weighted Logistic Regression</i></b> <u>Quraini Septy Wardhani, Sri Sulistijowati Handajani, dan Irwan Susanto</u> .....	1-12
<b>Analisis Perbandingan Performa Metode Ensemble Dalam Menangani <i>Imbalanced Multi-Class Classification</i></b> <u>Qorry Meidianingsih dan Devi Eka Wardani Meganingtyas</u> .....	13-22
<b>Klasifikasi Karakteristik Kemiskinan Di Provinsi Bengkulu Tahun 2020 Menggunakan Metode Pohon Klasifikasi Gabungan</b> <u>Winalia Agwil, Dian Agustina, Herlin Fransiska, dan Nurul Hidayati</u> .....	23-32
<b>Pemodelan Prevalensi Penyakit Kusta di Jawa Timur Dengan Pendekatan <i>Geographically Weighted Regression</i></b> <u>Christopher Andreas, Horidah Horidah, Rizza Sulistiana, Dhyana Venosia, dan Nur Chamidah</u> .....	33-48
<b>Pandemi Covid-19 Dan <i>Turnover</i> Ke Pekerjaan Informal: Analisis Data Google Trends</b> <u>Ari Purwanto Sarwo Prasajo</u> .....	49-62
<b>Determinan Keluarnya Perempuan Dari Pasar Tenaga Kerja Pada Masa Pandemi Covid-19</b> <u>Tasmilah Tasmilah</u> .....	63-76

Kata kunci bersumber dari artikel. Lembar abstrak ini boleh diperbanyak tanpa izin dan biaya

DDC: 315.98

Kata kunci: IPKM, GWLR, *Adaptive Gaussian Kernel*

Quraini Septy Wardhani, Sri Sulistijowati Handajani, dan Irwan Susanto

Pemodelan Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat Provinsi Jawa Timur Dengan Metode *Geographically Weighted Logistic Regression*

Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik, Volume 14, Nomor 2, Desember 2022, hal 1 – 12

Abstrak

*Geographically weighted logistic regression* (GWLR) adalah metode yang dapat memodelkan data bersifat kategorik dengan mempertimbangkan efek spasial. Pada penelitian ini, metode GWLR digunakan untuk memodelkan indeks pembangunan kesehatan masyarakat (IPKM) di Provinsi Jawa Timur. IPKM merupakan indikator keberhasilan pemerintah dalam bidang kesehatan. Tingginya IPKM disuatu wilayah menunjukkan kualitas kesehatan yang baik di wilayah tersebut. Variabel yang digunakan adalah prevalensi balita *stunting*, hipertensi, pneumonia, persalinan ditangani nakes, pengguna KB dengan metode kontrasepsi jangka panjang (MKJP), dan penduduk dengan perilaku cuci tangan benar. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pemodelan GWLR dengan pembobot *adaptive Gaussian Kernel* lebih baik daripada pembobot lain dengan faktor yang berpengaruh signifikan secara lokal adalah prevalensi balita *stunting* dan hipertensi. Nilai akurasi, *sensitivity*, dan *specificity* yang dihasilkan berturut-turut sebesar 97,4%, 100% dan 85,71%.

DDC: 315.98

Qorry Meidianingsih dan Devi Eka Wardani Meganingtyas

Analisis Perbandingan Performa Metode Ensemble Dalam Menangani *Imbalanced Multi-Class Classification*

Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik, Volume 14, Nomor 2, Desember 2022, hal 13 – 22

#### Abstrak

Penelitian ini fokus pada membandingkan kinerja beberapa metode *ensemble* dalam mengatasi *imbalanced multi-class classification* dimana metode dekomposisi *one-versus-one* (OVO) diterapkan sehingga metode klasifikasi *Support Vector Machine* yang standar dapat digunakan. Data penelitian merupakan hasil bangkitan *software R* yang dirancang berdasarkan level persentase kelas minoritas, yaitu menjadi kategori *extreme*, *moderate*, dan *mild*. Selain itu, dirancang pula kombinasi jumlah kelas mayoritas dan minoritas yang mungkin terjadi sehingga terdapat sembilan jenis data simulasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa secara umum rata-rata ketepatan klasifikasi paling rendah diperoleh ketika data simulasi bersifat *moderate* dengan sebaran gugus data terbagi menjadi 2 kelas mayoritas dan 1 kelas minoritas. Metode *safe-level SMOTEBagging* memberikan performa yang paling baik bagi semua jenis data simulasi, terutama ketika gugus data bersifat ekstrim, yaitu ditunjukkan dengan nilai rata-rata akurasi yang diperoleh sebesar 98.60 persen. Kinerja metode klasifikasi SVM cukup baik dimana nilai rata-rata tingkat akurasi setiap kelas berkisar antara 67.80-98.60 persen.

Kata kunci: *imbalanced multi-class, ensemble method, bagging, underbagging, SMOTEBagging, safe-level SMOTE, support vector machine*

DDC: 315.98

Winalia Agwil, Dian Agustina, Herlin Fransiska, dan Nurul Hidayati

Klasifikasi Karakteristik Kemiskinan Di Provinsi Bengkulu Tahun 2020 Menggunakan Metode Pohon Klasifikasi Gabungan

Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik, Volume 14, Nomor 2, Desember 2022, hal 23 – 32

#### Abstrak

Kemiskinan adalah masalah yang mendesak diatasi baik pada tingkat nasional maupun global, yang diindikasikan sebagai salah satu prioritas utama dalam agenda dunia tentang Tujuan-tujuan Pembangunan Berkelanjutan atau *Sustainable Development Goals* (SDGs). Penanganan kemiskinan yang efektif akan membantu penyelesaian permasalahan dunia yang lain seperti permasalahan kelaparan, kesehatan, kesejahteraan, pendidikan, air bersih dan sanitasi. Studi ini bertujuan untuk mengklasifikasikan karakteristik kemiskinan rumahtangga di Propinsi Bengkulu, berdasarkan data hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) 2020. Metode analisis data untuk mengidentifikasi karakteristik rumah tangga miskin dalam studi ini menggunakan *Classification and Regression Tree* (CART) – dengan menerapkan model *random forest* untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Berdasarkan pemodelan tersebut, studi ini menemukan bahwa terdapat tiga variabel utama yang mencirikan rumah tangga miskin di propinsi Bengkulu, yaitu jumlah anggota rumah tangga, ijazah terakhir kepala rumah tangga dan luas lantai rumah. Temuan ini dapat digunakan sebagai dasar untuk identifikasi rumahtangga miskin, sehingga program-program bantuan diharapkan lebih tepat sasaran di masa mendatang.

Kata kunci: Kemiskinan, *Unbalanced dataset, CART, Random forest, Xgboost*

DDC: 315.98

Christopher Andreas, Horidah Horidah,  
Rizza Sulistiana, Dhyana Venosia, dan Nur  
Chamidah

Pemodelan Prevalensi Penyakit Kusta Di  
Jawa Timur Dengan Pendekatan  
*Geographically Weighted Regression*

Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi  
Statistik, Volume 14, Nomor 2, Desember  
2022, hal 33 – 48

Abstrak

Indonesia merupakan penyumbang kasus baru penyakit kusta tiga terbesar lingkup dunia, dengan Jawa Timur sebagai provinsi yang berkontribusi tertinggi. Hal ini membuat pemerintah menetapkan target rencana aksi guna mengeliminasi kusta di Indonesia. Penyakit kusta tergolong penyakit menular sehingga penyebaran penyakit ini dipengaruhi faktor lingkungan geografis. Oleh sebab itu, digunakan metode *Geographically Weighted Regression* (GWR) karena dapat mengestimasi nilai parameter disetiap titik pengamatan melalui aspek spasial. Pada pemodelan prevalensi penyakit kusta di Jawa Timur, dengan persentase rumah tangga yang menggunakan fasilitas mandi, cuci, kakus bersama ( $X_1$ ), persentase rumah tangga yang belum memiliki akses terhadap sanitasi layak ( $X_2$ ), dan jumlah penduduk miskin ( $X_3$ ) memberi pengaruh signifikan terhadap prevalensi penyakit kusta di Jawa Timur, dengan sebaran kabupaten dan kota yang dipengaruhi secara signifikan masing – masing sebanyak 26,32%, 18,42%, dan 39,47%. Selain itu, hasil pemodelan GWR menunjukkan akurasi dan kebaikan model yang lebih baik daripada model regresi global yang ditinjau berdasarkan nilai *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (sMAPE) dan *Akaike Information Criterion* (AIC), yang masing-masing sebesar 12,14% dan -73,124. Pada penelitian ini, diketahui bahwa prevalensi penyakit kusta tertinggi di Jawa Timur terjadi di Kabupaten Sumenep dengan nilai

prevalensi sebesar 2,06. Untuk mencapai target eliminasi kusta yang ditetapkan pemerintah, maka Pemerintah Kabupaten Sumenep dapat menurunkan nilai persentase rumah tangga yang belum memiliki akses terhadap sanitasi layak ( $X_2$ ) hingga mencapai 12,01% dan jumlah penduduk miskin ( $X_3$ ) hingga mencapai 13,215 ribu jiwa. Pemerintah Jawa Timur perlu fokus untuk menanggulangi variabel-variabel yang signifikan disetiap wilayah masing-masing kabupaten atau kota, supaya bisa menurunkan prevalensi kusta sampai target yang ditetapkan oleh pemerintah. Hasil penelitian dapat digunakan sebagai landasan dalam merumuskan rekomendasi kebijakan di setiap kabupaten dan kota di Jawa Timur guna mencapai target eliminasi kusta yang ditetapkan pemerintah.

Kata kunci: Analisis Spasial, Eliminasi Kusta, Metode GWR, Prevalensi Penyakit Kusta, Regresi Global

DDC: 315.98

Ari Purwanto Sarwo Prasajo

Pandemi Covid-19 Dan *Turnover* Ke Pekerjaan Informal: Analisis Data Google Trends

Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik, Volume 14, Nomor 2, Desember 2022, hal 49 – 62

Abstrak

Pandemi COVID-19 telah berdampak terhadap keberlangsungan pekerjaan bagi pekerja di Indonesia seperti penurunan pendapatan hingga pemutusan hubungan kerja (PHK). Menurunnya permintaan tenaga kerja memungkinkan pekerja terdampak PHK berpindah ke sektor informal. Dengan menggunakan data Google Trends, studi ini bertujuan untuk mengeksplorasi adanya sinyal pergeseran pekerjaan (*job turnover*) ke pekerjaan informal pada periode awal pandemi COVID-19, terutama saat pembatasan fisik dan normal baru di Indonesia. Empat kategori kata kunci: PHK, situs lowongan pekerjaan (loker), kurir, driver online, dan berjualan digunakan sebagai analisis terkait PHK dan pencarian kesempatan kerja yang bersifat informal. Hasil analisis tren dengan menggunakan regresi lokal (LOESS) dan metode difference-in-differences (DD) menemukan adanya sinyal *turnover* saat periode awal pandemi COVID-19, terutama setelah diberlakukannya pembatasan fisik. Sinyal *turnover* tersebut ditunjukkan oleh meningkatnya intensitas penelusuran terkait PHK yang diikuti dengan meningkatnya intensitas penelusuran terkait kesempatan pekerja atau usaha seperti cara berjualan online dan lowongan kurir.

Kata kunci: COVID-19, Google Trends, informal, normal baru, PHK

DDC: 315.98

Tasmilah Tasmilah

Determinan Keluarnya Perempuan Dari Pasar Tenaga Kerja Pada Masa Pandemi Covid-19

Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik, Volume 14, Nomor 2, Desember 2022, hal 63 – 76

Abstrak

Pandemi Covid-19 mengakibatkan peningkatan jumlah perempuan yang keluar dari pasar tenaga kerja. Dengan menggunakan data sakernas panel tahun 2019-2020, penelitian ini bertujuan untuk mengestimasi faktor penentu perempuan keluar dari pasar tenaga kerja dengan menggunakan regresi logistik. Hasil yang diperoleh bahwa keberadaan balita, status pekerjaan sebagai *self employed*, penggunaan internet, dan tempat bekerja di rumah akan meningkatkan peluang perempuan keluar dari pasar tenaga kerja pada masa pandemi Covid-19. Sedangkan status perempuan sebagai kepala rumah tangga, status pekerjaan sebagai buruh/karyawan, pendidikan tinggi, dan penggunaan teknologi digital akan menurunkan peluang perempuan keluar dari pasar tenaga kerja pada masa pandemi Covid-19.

Kata kunci: Pandemi Covid-19, angkatan kerja perempuan, pengangguran

Kata kunci bersumber dari artikel. Lembar abstrak ini boleh diperbanyak tanpa izin dan biaya

DDC: 315.98

Quraini Septy Wardhani, Sri Sulistijowati Handajani, dan Irwan Susanto

Pemodelan Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat Provinsi Jawa Timur Dengan Metode *Geographically Weighted Logistic Regression*

Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik, Volume 14, Nomor 2, Desember 2022, hal 1 – 12

*Abstract*

*Geographically weighted logistic regression (GWLR) is a method that can model categorical data by considering spatial effects. In this study, the GWLR method was used to model the public health development index (IPKM) in East Java Province. IPKM is an indicator of the government's success in the health sector. The high IPKM in an area shows the good quality of health in that region. The variables used are prevalence of stunting in children under five years, hypertension, pneumonia, childbirth handled by health workers, family planning users with long-term methods of contraception, and residents with proper hand washing behavior. The results of this study indicate that the GWLR modeling with the adaptive Gaussian Kernel weighting is better than the other weights with factors that have a significant local effect are the prevalence of stunting and hypertension under five. The resulting accuracy, sensitivity, and specificity values are 97.4%, 100% and 85.71%, respectively.*

*Keywords: PHDI, GWLR, Adaptive Gaussian Kernel.*

DDC: 315.98

Qorry Meidianingsih dan Devi Eka Wardani Meganingtyas

Analisis Perbandingan Performa Metode Ensemble Dalam Menangani *Imbalanced Multi-Class Classification*

Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik, Volume 14, Nomor 2, Desember 2022, hal 13 – 22

*Abstract*

*This study focused on comparing the performance of several ensemble methods in handling imbalanced multi-class classification where the one-versus-one (OVO) decomposition method is applied so that the standard Support Vector Machine classification method can be used. The data were generated by R software which is designed based on the percentage level of the minority class, namely into “extreme”, “moderate”, and “mild” categories. In addition, a combination of the number of majority and minority classes that may occur is designed so that there are nine types of simulation data. The results showed that in general the lowest average classification accuracy was obtained when the simulation data was moderate with the distribution of the data set divided into 2 majority classes and 1 minority class. The safe-level SMOTEBagging method provides the best performance for all types of simulation data, especially when the data set is extreme, which is indicated by the average accuracy obtained of 98.60 percent. The performance of the SVM classification method is quite good where the average value of the accuracy level of each class ranges from 67.80-98.60 percent.*

*Keywords: imbalanced multi-class, ensemble method, bagging, underbagging, SMOTEBagging, safe-level SMOTE, support vector machine*

DDC: 315.98

Winalia Agwil, Dian Agustina, Herlin Fransiska, dan Nurul Hidayati

Klasifikasi Karakteristik Kemiskinan Di Provinsi Bengkulu Tahun 2020 Menggunakan Metode Pohon Klasifikasi Gabungan

Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik, Volume 14, Nomor 2, Desember 2022, hal 23 – 32

#### *Abstract*

*Poverty is a pressing issue at both country and global level, indicated as one of main priorities in the global agenda on Sustainable Development Goals (SDGs). Tackling poverty effectively will help solve other critical issues such as hunger, health, welfare, education, clean water, and sanitation. The aim of this study is to classify the main characteristics of poor households in Province of Bengkulu, using the data from the results of National Socioeconomic Survey (SUSENAS) 2020. Method of data analysis in identifying the poor household characteristics in the present study uses Classification and Regression Tree (CART) – specifically by applying a forest random model in attempt to adjust the unbalanced datasets. Main findings from this modelling application suggest that there are three variables that mainly characterized poor households in Bengkulu, namely the number of household members, the last education certificate of the household head, and the size of the house floor area. This finding is useful for a basis in identifying the poor households, thus intervention programs designed to assist the poor is expected to be more well-targeted in the future.*

*Keywords: Poverty, Unbalance datasets, CART, Random forest*

DDC: 315.98

Christopher Andreas, Horidah Horidah,  
Rizza Sulistiana, Dhyana Venosia, dan Nur  
Chamidah

Pemodelan Prevalensi Penyakit Kusta Di  
Jawa Timur Dengan Pendekatan  
*Geographically Weighted Regression*

Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi  
Statistik, Volume 14, Nomor 2, Desember  
2022, hal 33 – 48

*Abstract*

*Indonesia is the largest contributor to new cases of leprosy in the world, with East Java as the province with the highest contribution. This has made the government set a target for an action plan to eliminate leprosy in Indonesia. Leprosy is classified as an infectious disease so that the spread of this disease is influenced by geographical environmental factors. Therefore, the Geographically Weighted Regression (GWR) method is used because it can estimate the parameter value at each observation point through the spatial aspect. In modeling the prevalence of leprosy in East Java, with the percentage of households using shared bathing, washing, and latrine facilities ( $X_1$ ), the percentage of households that do not have access to sanitation feasible ( $X_2$ ), and the number of poor people ( $X_3$ ) had a significant influence on the prevalence of leprosy in East Java, with the distribution of districts and cities being significantly affected respectively by 26.32%, 18.42 %, and 39.47%. In addition, the results of the GWR modeling show that the accuracy and goodness of the model are better than the global regression model reviewed based on the Symmetric Mean Absolute Percentage Error (sMAPE) and Akaike Information Criterion (AIC) values, which are 12,14% and -73,124, respectively. In this study, it was found that the highest prevalence of leprosy in East Java occurred in Sumenep Regency with a prevalence value of 2,06. To achieve the leprosy elimination target set by the government, the Sumenep Regency*

*Government can reduce the percentage of households that do not have access to proper sanitation ( $X_2$ ) to 12,01% and the number of poor people ( $X_3$ ) to reach 13,215 thousand inhabitants. The East Java government needs to focus on tackling significant variables in each district or city, in order to reduce the prevalence of leprosy to the target set by the government. The results of the study can be used as a basis for formulating policy recommendations in every district and city in East Java to achieve the leprosy elimination target set by the government.*

*Keywords: Spatial Analysis, Elimination of Leprosy, GWR Method, Prevalence of Leprosy, Global Regression*

DDC: 315.98

Ari Purwanto Sarwo Prasajo

Pandemi Covid-19 Dan *Turnover* Ke Pekerjaan Informal: Analisis Data Google Trends

Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik, Volume 14, Nomor 2, Desember 2022, hal 49 – 62

*Abstract*

*The COVID-19 pandemic has impacted the labor market in Indonesia, such as decreasing wages and layoffs. The decline in worker demand may drive job turnover into the informal sector. Using Google Trends data, this study aims to explore the existence of informal job turnover signals during the early phase of the COVID-19 pandemic, particularly during physical restriction and new normal period in Indonesia. Four keyword categories: “PHK”, “situs loker”, “kurir”, “driver online”, and “berjualan” were used to analyze layoff and search the informal job opportunity. The trend analysis results using local regression (LOESS) and difference-in-differences (DD) methods found a signal of informal job turnover in the early phase of the COVID-19 pandemic, especially after physical restriction implementation. The job turnover signal was shown by increasing search intensity about “PHK” (layoff), followed by the search intensity of job opportunities such “berjualan online” (online selling) and “lowongan kurir” (courier jobs).*

*Keywords: COVID-19, Google Trends, informal, new normal, layoff*

DDC: 315.98

Tasmilah Tasmilah

Determinan Keluarnya Perempuan Dari Pasar Tenaga Kerja Pada Masa Pandemi Covid-19

Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik, Volume 14, Nomor 2, Desember 2022, hal 63 – 76

*Abstract*

*The Covid-19 pandemic has resulted in an increasing number of women leaving the labor market. Using Sakernas data 2019-2020, this study estimates the determinants of women leaving the labor market using logistic regression. The results obtained are that the presence of children under the age of five, employment status as self employed, use of the internet, and a place to work at home will increase women's chances of leaving the labor market during the Covid-19 pandemic. Meanwhile, the status of women as heads of households, employment status as workers/employees, higher education, and the use of digital technology will reduce women's chances of leaving the labor market during the Covid-19 pandemic.*

*Keywords: Covid-19 pandemi, female labor participant, Unemployment*

# KLASTERISASI KABUPATEN/KOTA TERDAMPAK COVID-19 DI SEKTOR KETENAGAKERJAAN DENGAN PENDEKATAN *K-MEANS NONHIERARCHICAL CLUSTERING*

Armalia Desiyanti<sup>1</sup>, Devi Yanti<sup>2</sup>, Hamim Tsalis Soblia<sup>3</sup>, Irlandia Ginanjar<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup> Departemen Statistika, Universitas Padjadjaran  
e-mail: <sup>1</sup>armalia21001@mail.unpad.ac.id

Received: February 21, 2022; Revised: April 14, 2022; Accepted: August 8, 2022; Published: December 31, 2022

## Abstrak

Sepanjang 2020, pandemi Covid-19 merupakan masalah terbesar yang dihadapi dunia, termasuk Indonesia. Pandemi Covid-19 memberikan akibat buruk di hampir semua sektor, salah satunya sektor ketenagakerjaan. BPS mencatat bahwa terdapat 29,12 juta orang atau 14,28 persen penduduk usia kerja yang terdampak Covid-19. Tujuan penelitian ini adalah memetakan kabupaten/kota di Indonesia berdasarkan dampak Covid-19 pada sektor ketenagakerjaan sehingga dapat mempermudah pemerintah dalam menentukan kebijakan-kebijakan untuk mengatasi masalah ketenagakerjaan sebagai dampak dari pandemi Covid-19 di Indonesia. Metode analisis yang digunakan yaitu *Principal Component Analysis* dan *K-Means Clustering*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat delapan kluster yang terbentuk dengan karakteristik yang berbeda di masing-masing kluster.

**Kata kunci:** Covid-19, ketenagakerjaan, *K-Means Clustering*

## Abstract

In 2020, the Covid-19 pandemic was the biggest problem facing the world, including Indonesia. The Covid-19 pandemic has harmed almost all sectors, one of which is the employment sector. BPS noted that there were 29.12 million people or 14.28 percent of the working-age population affected by Covid-19. The purpose of this study is to map districts/cities in Indonesia based on the impact of Covid-19 on the employment sector so that it can make it easier for the government to determine policies to address employment problems as a result of the Covid-19 pandemic in Indonesia. The analytical methods used are *Principal Component Analysis* and *K-Means Clustering*. The results showed that there were eight clusters formed with different characteristics in each cluster.

**Keywords:** Covid-19, employment, *K-Means Clustering*

## PENDAHULUAN

### 1. Latar Belakang

Wabah global *Coronavirus Disease* 2019 (Covid-19) menyebabkan banyak ketakutan dan kepanikan di antara orang-orang di dunia (Ankamah dkk, 2021). Covid-19, yang disebabkan oleh sindrom pernafasan akut coronavirus 2 (SARS-CoV-2), berkembang pesat ke seluruh dunia selama kuartal pertama tahun 2020, mencapai status pandemi pada 11 Maret (Santamaria dkk, 2020). Pemerintah Indonesia telah mengupayakan berbagai kebijakan dalam rangka mengatasi dan meminimalkan dampak yang dihadapi. Namun, pada kenyataannya pandemi Covid-19 yang terjadi di Indonesia telah menyerang dan mengubah hampir seluruh sisi kehidupan, baik sosial, ekonomi, kesehatan hingga budaya.

Dari sisi ekonomi pandemi Covid-19 mengakibatkan pertumbuhan ekonomi Indonesia mengalami kontraksi di sepanjang tahun 2020. Data dari Badan Pusat Statistik (BPS) RI menunjukkan bahwa secara *y-on-y*, pertumbuhan ekonomi Indonesia pada triwulan I-2020 terhadap triwulan I-2019 tumbuh hanya sebesar 2,97 persen. Jika dibandingkan terhadap triwulan sebelumnya (*q-to-q*), ekonomi Indonesia pada triwulan I-2020 mengalami kontraksi sebesar 2,41 persen. Hal ini disebabkan mulai diberlakukannya kebijakan pembatasan sosial (*social/physical distancing*) oleh pemerintah pada pertengahan Maret 2020 sehingga mulai memperlambat jalannya roda perekonomian di Indonesia.

Pada triwulan II-2020, untuk menekan laju penyebaran Covid-19 yang semakin meningkat, maka pemerintah mulai menetapkan kebijakan Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB) di sebagian besar daerah di Indonesia. Pembatasan terhadap transportasi, penutupan tempat-tempat rekreasi dan hiburan, termasuk pembatasan pusat perbelanjaan dan sebagian besar aktivitas ekonomi yang ada. Kondisi ini semakin memperpuruk pertumbuhan ekonomi di Indonesia

sehingga mengalami kontraksi sebesar 5,32 persen (*y-on-y*) atau sebesar 4,19 persen (*q-to-q*). Pertumbuhan ekonomi mengalami kontraksi di hampir semua lapangan usaha, kecuali Informasi dan Komunikasi serta Jasa Kesehatan dan Kegiatan Sosial (BPS,2020).

Menurunnya ekonomi Indonesia akibat pandemi Covid-19 ini berpengaruh terhadap daya beli masyarakat. Pandemi Covid-19 menyebabkan daya beli masyarakat kian menurun. Hal ini dapat terlihat dari tren nilai inflasi selama Januari hingga September 2020 yang mengalami penurunan yang cukup dalam bahkan selama Juni hingga September 2020 telah terjadi deflasi. Daya beli masyarakat tentunya juga berpengaruh terhadap iklim di dunia usaha.

Kondisi ini tentunya menambah beban masalah sosial ekonomi seperti kemiskinan dan pengangguran. Banyak perusahaan yang melakukan efisiensi dalam bentuk pengurangan produksi, pengurangan jam kerja, pengurangan besaran upah, hingga pemutusan hubungan kerja sebagai dampak dari lesunya perekonomian Indonesia saat itu.

Hasil Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas) BPS menunjukkan bahwa Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) Agustus 2020 adalah sebesar 7,07 persen, dimana angka ini meningkat 1,84 persen poin dibandingkan Agustus 2019. Terdapat 14,28 persen penduduk usia kerja yang terdampak Covid-19 atau sekitar 29,12 juta jiwa, yang terdiri dari 2,56 juta jiwa menjadi pengangguran karena Covid-19, 0,76 juta jiwa menjadi bukan angkatan kerja karena Covid-19, 1,77 juta jiwa adalah sementara tidak bekerja karena Covid-19, dan sebanyak 24,03 juta jiwa adalah penduduk bekerja yang mengalami pengurangan jam kerja karena Covid-19. Tidak hanya itu, hasil Sakernas Agustus 2020 juga menunjukkan bahwa rata-rata upah buruh setahun terakhir turun 5,20 persen.

Tidak hanya sisi ekonomi, pandemi Covid-19 juga telah mengubah tatanan kehidupan masyarakat Indonesia secara umum. Adanya pembatasan kegiatan di luar

rumah telah membentuk pola baru dalam masyarakat, termasuk dalam bekerja. Penerapan mekanisme *Work From Home (WFH)* menjadi salah satu perubahan dalam rangka keberlangsungan dunia kerja.

Oleh karena masifnya dampak pandemi Covid-19 terhadap sektor ketenagakerjaan, peneliti ingin memetakan kabupaten/kota di Indonesia, berdasarkan risiko-risiko dampak Covid-19 terhadap ketenagakerjaan. Diharapkan dengan adanya analisis ini dapat memberikan informasi kepada pemerintah mengenai kelompok daerah mana saja yang memiliki karakteristik sama sehingga dapat mempermudah pemerintah dalam menentukan kelompok daerah mana yang harus difokuskan dalam penerapan kebijakan-kebijakan maupun bantuan untuk mengatasi masalah ketenagakerjaan sebagai dampak dari pandemi Covid-19 di Indonesia.

## 2. Tinjauan Pustaka

Penyebaran Covid-19 di hampir seluruh wilayah Indonesia sangat memengaruhi kinerja, produktivitas, keuangan perusahaan maupun kewajiban pengusaha untuk memenuhi kebutuhan biaya operasional salah satunya membayar hak-hak normatif perkerja seperti upah. Sebagian perusahaan yang mengalami kesulitan keuangan tersebut mendorong pengusaha mengeluarkan kebijakan yang merugikan pekerja.

Kebijakan tersebut misalnya *unpaid leave* (mencutikan pekerja, namun tidak dibayar), merumahkan pekerja, bahkan hingga Pemutusan Hubungan Kerja (PHK) (Randi, 2020). PHK juga menjadi dampak yang dirasakan masyarakat akibat Covid-19, beberapa perusahaan melakukan PHK kepada para pekerja dengan alasan *force majeure* atau mengalami kerugian (Juaningsih, 2020). Pandemi Covid-19 menjadikan perusahaan melakukan tindakan berupa pemotongan upah hingga PHK secara sepihak (Marchelia et al., 2021).

Akibat lain yang ditimbulkan dengan adanya pandemi Covid-19 yaitu kebijakan WFH. Sejumlah perusahaan memberikan

kebijakan bekerja dari rumah bagi para pekerjanya. Perusahaan lain juga menerapkan langkah pencegahan Covid-19 yaitu dengan mengurangi/menghentikan kegiatan usahanya sementara waktu (Purwanto, 2020). Hal tersebut memberikan dampak bagi para pekerja yang sementara waktu tidak dapat melakukan aktivitas bekerja.

Beberapa penelitian terdahulu yang memiliki metode relevan dengan penelitian ini yaitu, penelitian oleh Elok Fitriani Rafikasari pada tahun 2016 dengan judul “Pengelompokan Kabupaten/kota di Jawa Timur Berdasarkan Indikator Pendidikan”. Penelitian tersebut menggunakan analisis komponen utama dan analisis klaster dengan melibatkan 10 variabel. Selanjutnya, penelitian oleh Ranni A. Pankey dkk pada tahun 2018 dengan judul “Aplikasi Analisis Komponen Utama dan Analisis Gerombol pada Varietas Tanaman Hias Krisan di Kota Tomohon”. Penelitian tersebut menggunakan analisis komponen utama dan analisis klaster dengan melibatkan 14 variabel. Selanjutnya, penelitian lain yaitu penelitian yang dilakukan oleh Rana Sahira dkk pada tahun 2021 dengan judul “Pemetaan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Indikator Kualitas Layanan Pendidikan”. Penelitian tersebut menggunakan analisis *multidimensional scalling* dan *K-means clustering* dengan melibatkan 6 variabel.

## METODE PENELITIAN

### 1. Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data hasil dari Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas) Semester II tahun 2020 yang dilaksanakan pada bulan Agustus. Sakernas Agustus 2020 dilaksanakan di 34 provinsi dengan jumlah target sampel sebesar 300.000 rumah tangga dan ditujukan untuk menghasilkan angka estimasi sampai dengan tingkat kabupaten/kota (BPS, 2020).

Sakernas menggunakan kuesioner yang disusun untuk menanyakan informasi mengenai keadaan angkatan kerja dan

bukan angkatan kerja dari setiap anggota rumah tangga yang berumur 5 tahun ke atas.

Khusus pada Sakernas Agustus 2020, ditambahkan pertanyaan terkait dampak Covid-19 terhadap ketenagakerjaan (BPS, 2020).

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah data indikator yang merepresentasikan dampak Covid-19 khususnya terhadap ketenagakerjaan, yang bersumber dari Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas) Agustus 2020 oleh Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia. Variabel-variabel tersebut ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan
(1)	(2)
$X_1$	Persentase angkatan kerja yang sementara tidak bekerja karena Covid-19 terhadap total penduduk usia kerja (usia 15 tahun atau lebih)
$X_2$	Persentase penduduk yang bekerja yang mengalami penurunan rata-rata pendapatan karena Covid-19 terhadap total penduduk usia kerja (usia 15 tahun atau lebih)
$X_3$	Persentase penduduk yang bekerja yang mengalami perubahan jam kerja karena Covid-19 terhadap total penduduk usia kerja (usia 15 tahun atau lebih)
$X_4$	Persentase penduduk yang bekerja yang menjadi pekerja <i>Work From Home</i> (WFH) terhadap total penduduk usia kerja (usia 15 tahun atau lebih)
$X_5$	Persentase penduduk yang bekerja yang tidak ingin menambah jam kerja karena alasan Covid-19 terhadap total penduduk usia kerja (usia 15 tahun atau lebih)
$X_6$	Persentase penduduk yang bekerja yang tidak mencari pekerjaan/usaha karena alasan Covid-19 terhadap total penduduk usia kerja (usia 15 tahun atau lebih)
$X_7$	Persentase angkatan kerja yang berhenti bekerja karena Covid-19 terhadap total penduduk usia kerja (usia 15 tahun atau lebih)

Semua variabel yang digunakan pada penelitian ini merupakan hasil persentase angkatan kerja terhadap total penduduk usia kerja (15 tahun atau lebih). Penduduk yang termasuk angkatan kerja adalah penduduk usia kerja (15 tahun dan lebih) yang bekerja, atau punya pekerjaan namun sementara tidak bekerja, dan pengangguran.

## 2. Langkah-Langkah Analisis Data

Penelitian ini menggunakan analisis multivariat berupa analisis *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Cluster Analysis* (CA) untuk mengelompokkan wilayah kabupaten/kota di Indonesia berdasarkan risiko dampak Covid-19 terhadap ketenagakerjaan di Indonesia tahun 2020. Penelitian ini merupakan penelitian dengan pendekatan kuantitatif dan deskriptif, yaitu penafsiran terhadap

data dan pembahasan mengenai hasil analisis dan menggambarkan suatu keadaan yang dapat dijelaskan dengan angka dan kata-kata menggunakan suatu metode tertentu. Serta dilakukan pengelompokan untuk dapat membedakan berbagai kondisi pada objek yang diteliti.

Langkah yang dilakukan untuk mendapatkan pengelompokan wilayah adalah sebagai berikut:

### 2.1 Principal Component Analysis (PCA)

PCA diterapkan terlebih dahulu pada data yang mempunyai multikolinearitas. Multikolinearitas adalah suatu keadaan dimana terdapat hubungan linier sempurna atau hampir sempurna antara beberapa atau semua variabel.

Johnson and Wichern (1992) mendefinisikan komponen utama sebagai salah satu bentuk transformasi variabel yang merupakan kombinasi linier dari variabel.

Proses pembentukan komponen utama adalah:

- Menentukan matriks dari data X
- Menghitung matriks kovariansi
- Menentukan matriks nilai eigen
- Membentuk komponen utama berdasarkan kriteria persentase variansi. Jumlah komponen utama yang akan digunakan dalam analisis cluster adalah yang memiliki persentase kumulatif variansi minimal 80 persen (Rencher, 2001).
- Menghitung komponen skor yang diperoleh dari  $m$  komponen utama, yang akan digunakan dalam analisis cluster selanjutnya sebagai pengganti nilai data variabel awal.

### 2.2 Analisis Cluster

Prosedur umum dari Analisis Cluster adalah sebagai berikut:

- Tentukan jumlah cluster (k) yang akan dibuat
- Pilih secara acak k objek dari dataset sebagai pusat/*centroid*
- Hitung jarak setiap objek ke *centroid* terdekat

4. Kelompokkan berdasarkan jarak minimum
5. Hitung kembali nilai pusat *cluster* dengan menghitung nilai rata-rata baru dari semua titik objek
6. Minimalkan total dalam jumlah kuadrat secara iteratif

Untuk mengelompokkan wilayah kabupaten/kota di Indonesia secara objektif digunakan analisis *cluster nonhierarki* dengan pendekatan *Elbow Method* dan *Silhouette Method* untuk menentukan optimasi banyaknya *cluster* yang selanjutnya akan digunakan dalam perhitungan *clustering* dengan algoritma *K-Means*. Setelah dilakukan pengelompokkan, langkah berikutnya yaitu melakukan teknik analisis data kuantitatif secara deskriptif untuk setiap kelompok yang terbentuk. Hal ini dilakukan untuk melihat karakteristik mengenai ketenagakerjaan yang terdampak Covid-19 untuk tiap kelompok. Dengan melakukan analisis ini, akan didapatkan kesimpulan untuk masing-masing kelompok dengan membandingkan indikatornya.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### 1. Hasil Analisis Principal Component Analysis (PCA)

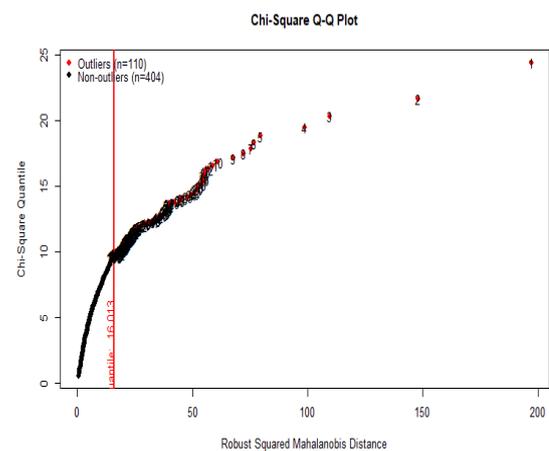
Pembentukan komponen utama digunakan untuk menentukan variabel dominan yang akan digunakan dalam

Tabel 2. Matriks Komponen Utama

Var	Komponen							
	RC1	RC2	RC3	RC4	RC5	RC6	RC7	RC8
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	
X1	0,14	0,12	0,93	0,15	0,22	0,16	0,07	
X2	0,14	0,14	0,17	0,17	0,27	0,91	0,10	
X3	0,68	0,25	0,32	0,34	0,31	0,29	0,27	
X4	0,16	0,20	0,16	0,91	0,13	0,17	0,20	
X5	0,22	0,50	0,10	0,35	0,07	0,14	0,73	
X6	0,12	0,93	0,12	0,17	0,13	0,13	0,21	
X7	0,15	0,13	0,24	0,12	0,90	0,27	0,06	

analisis kluster, dengan menggunakan bantuan *software R*. Hasil nilai *loading* berdasarkan matriks korelasi disajikan pada Tabel 2. Nilai *loading* digunakan untuk menginterpretasikan PCA. Semakin tinggi nilai *loading* dari suatu variabel maka variabel tersebut memiliki pengaruh dalam pembentukan *principal component score* dan sebaliknya. Nilai *principal component scores* dari variabel baru (*principal component*) utama dapat digunakan sebagai input variabel untuk data *clustering* (Sharma, 1996). Setelah didapatkan *principal component scores*, selanjutnya dilakukan identifikasi *outlier*.

### 2. Identifikasi Outlier



Gambar 1. Chi-Square Q-Q Plot

Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa terdapat 110 titik yang *outlier*, sedangkan yang tidak *outlier* ada 404 titik. Titik yang paling *outlier* atau paling berbeda nilainya dari yang lain adalah nomor 1 yaitu Sorong Selatan, disusul nomor 2 yaitu Manokwari Selatan, nomor 3 yaitu Tambora dan nomor 4, yaitu Badung.

Oleh karena tujuan analisis pada penelitian ini untuk mengelompokkan kabupaten atau kota berdasarkan variabel indikator (X) dan juga nilai *outlier* tidak memengaruhi data lainnya, maka *outlier* tidak dibuang.

## PENGUJIAN ASUMSI ANALISIS CLUSTER

## Kecukupan Sampel (Sampel Representative)

Pengujian kecukupan sampel (sampel yang *representative*) secara keseluruhan dan untuk setiap indikator dapat dilakukan melalui penghitungan indeks *Kaiser-Meyer Olkin* (KMO) *Measure of Sampling Adequacy*. Ukuran *Kaiser-Meyer Olkin* (KMO) merupakan ukuran kecukupan sampel yang cukup populer untuk digunakan.

Formulasi *Kaiser Meyer Olkin* (KMO):

$$KMO = \frac{\sum_i \sum_{\neq j} r_{ij}^2}{\sum_i \sum_{\neq j} r_{ij}^2 + \sum_i \sum_{\neq j} a_{ij}^2}$$

$$i = 1, 2, \dots, p ; j = 1, 2, \dots, p$$

Dimana:

$r_{ij}$  = koefisien korelasi sederhana antara variabel  $i$  dan  $j$

$a_{ij}$  = koefisien korelasi parsial antara variabel  $i$  dan  $j$

Kriteria Penilaian Uji KMO (Sharma, 1996):

$\geq 0,90$  = Baik Sekali

$\geq 0,80$  = Baik

$\geq 0,70$  = Sedang

$\geq 0,60$  = Cukup

$\geq 0,50$  = Kurang

$< 0,50$  = Ditolak

Kesimpulan: Dengan menggunakan Statistik uji Kaiser Meyer Olkin pada *software R* diperoleh hasil KMO (*Overall MSA*) sebesar 0,81 dan nilai *MSA for each item* di atas 0,70 untuk semua variabel penelitian, sehingga dapat dikatakan bahwa sampel yang digunakan pada penelitian ini sudah berkategori baik untuk dapat dilakukan analisis lebih lanjut.

## Nonmultikolinieritas

Asumsi nonmultikolinieritas antarvariabel menjadi hal penting untuk dipenuhi sebelum melakukan analisis data dengan menggunakan kluster. Terdapat tujuh variabel terkait dampak Covid-19 di sektor ketenagakerjaan yang digunakan sebagai dasar untuk menentukan pengelompokan kabupaten/kota. Oleh karena itu, tujuh variabel harus bersifat

independen atau saling bebas yang berarti bahwa tidak terdapat korelasi yang signifikan diantara variabel tersebut.

Korelasi spearman digunakan untuk menentukan apakah terdapat hubungan yang signifikan antarvariabel. Korelasi tersebut digunakan karena berdasarkan identifikasi plot antarvariabel terjadi hubungan yang tidak linear.

X5	0.74	0.54	0.66	0.34	0.36	0.29
0.74	X6	0.41	0.53	0.34	0.34	0.34
0.54	0.41	X4	0.61	0.45	0.36	0.36
0.66	0.53	0.61	X3	0.61	0.55	0.59
0.34	0.34	0.45	0.61	X1	0.5	0.59
0.36	0.34	0.36	0.55	0.5	X2	0.58
0.29	0.34	0.36	0.59	0.59	0.58	X7

Gambar 2. Korelasi Spearman Variabel

Gambar 2 menunjukkan koefisien korelasi spearman antarvariabel. Berdasarkan gambar tersebut, sebagian besar variabel memiliki hubungan yang sangat kuat. Bentuk lingkaran yang berukuran besar dengan warna biru yang lebih pekat menunjukkan bahwa terjadi korelasi yang kuat antarvariabel dalam penelitian ini.

Pengujian secara statistik juga dilakukan untuk meyakinkan signifikansi dari korelasi antarvariabel. Pengujian ini menggunakan taraf signifikansi ( $\alpha = 1\%$ ) dimana hipotesis pengujiannya adalah sebagai berikut :

$$H_0: \rho = 0$$

$$H_1: \rho \neq 0$$

Untuk memenuhi asumsi nonmultikolinieritas, diharapkan uji signifikansi ini harus menerima  $H_0$  atau  $p\text{-value} > 1\%$ . Hal tersebut memberikan arti bahwa korelasi antarvariabel bernilai nol atau antarvariabel saling bebas.

Tabel 3 menunjukkan  $p\text{-value}$  dari hubungan antarvariabel. Semua  $p\text{-value}$  menunjukkan nilai kurang dari 1% atau terjadi korelasi yang signifikan

Tabel 3. *P-value* uji korelasi variabel

Variabel	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
X1	-	0.00	0.00	0.00	1.5e-15	1.3e-15	0.00
X2	0.00	-	0.00	0.00	0.00	8.8e-16	0.00
X3	0.00	0.00	-	0.00	0.00	0.00	0.00
X4	0.00	0.00	0.00	-	0.00	0.00	0.00
X5	1.5e-15	0.00	0.00	0.00	-	0.00	1.9e-11
X6	1.3e-15	8.8e-16	0.00	0.00	0.00	-	1.7e-15
X7	0.00	0.00	0.00	0.00	1.9e-11	1.7e-15	-

antarvariabel. Oleh karena itu, perlu dilakukan penanganan terhadap variabel yang digunakan sebelum dilakukan analisis kluster.

PCA merupakan solusi penanganan terhadap hubungan yang kuat antarvariabel. Oleh karena itu, nilai dari setiap variabel dalam penelitian ini akan diganti dengan skor PCA.

RC7	0	-0.08	-0.11	0	-0.02	-0.03
0	RC2	0.02	-0.03	0	-0.04	0.04
-0.08	0.02	RC1	0.01	0.03	-0.05	0.02
-0.11	-0.03	0.01	RC4	0.02	0.02	-0.04
0	0	0.03	0.02	RC5	0.07	0
-0.02	-0.04	-0.05	0.02	0.07	RC3	0.07
-0.03	0.04	0.02	-0.04	0	0.07	RC6

Gambar 3. Korelasi Spearman Skor PCA

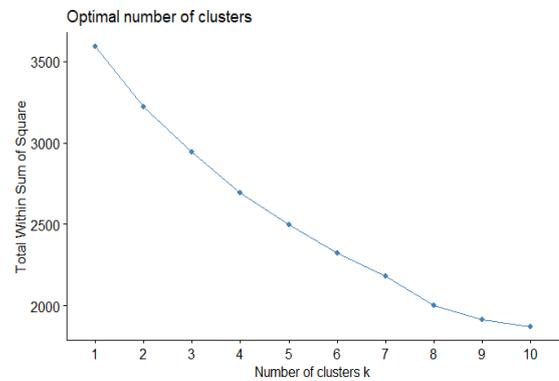
Gambar 3 menunjukkan koefisien korelasi spearman dari skor PCA. Berdasarkan gambar tersebut, semua skor PCA untuk setiap variabel memiliki hubungan yang tidak kuat. Bentuk lingkaran yang berukuran kecil dengan warna yang tidak pekat menunjukkan bahwa terjadi korelasi yang tidak kuat antarvariabel dalam penelitian ini.

Selanjutnya, apabila dilihat dari signifikansi hubungan antarvariabel melalui skor PCA (Tabel 4), terlihat bahwa semua *p-value* menunjukkan nilai  $> 1\%$ . hal tersebut memberikan arti bahwa korelasi yang terjadi tidak signifikan sehingga asumsi nonmultikolinieritas terpenuhi.

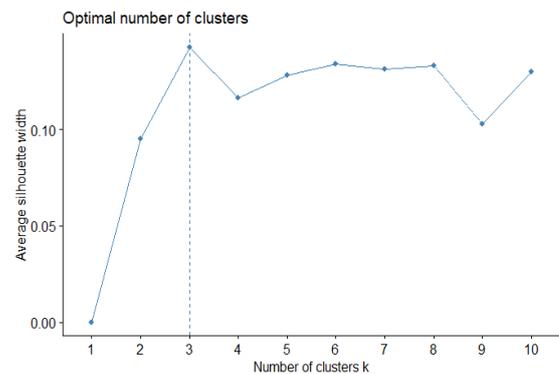
Tabel 4. *P-Value* Uji Korelasi Skor PCA

Skor	RC2	RC4	RC3	RC6	RC5	RC7	RC1
RC2	-	0.43	0.38	0.40	0.93	0.96	0.67
RC4	0.43	-	0.58	0.33	0.71	0.01	0.78
RC3	0.38	0.58	-	0.10	0.10	0.65	0.28
RC6	0.40	0.33	0.10	-	0.98	0.55	0.60
RC5	0.93	0.71	0.10	0.98	-	0.96	0.51
RC7	0.96	0.01	0.65	0.55	0.96	-	0.08
RC1	0.67	0.78	0.28	0.60	0.51	0.08	-

### Penentuan jumlah kluster optimum



Gambar 4. Grafik *optimal number cluster Elbow Method*



Gambar 5. Grafik *optimal number cluster Average Silhouette Method*

Penentuan jumlah kluster merupakan hal yang dilakukan sebelum menganalisis data dengan menggunakan *cluster K-Means*. Dua metode digunakan dalam menentukan jumlah kluster yang optimum, metode tersebut yaitu *Elbow* dan *Average Silhouette*.

Berdasarkan Gambar 4 dan Gambar 5, jumlah kelompok/klaster yang optimum dengan metode *Elbow* yaitu delapan klaster. Hal tersebut terlihat dari titik dimana kurva mulai melandai. Hal yang tidak jauh berbeda juga ditunjukkan dengan metode *Average Silhouette* dimana jumlah klaster optimum yaitu delapan, Delapan klaster termasuk ke dalam optimal kedua setelah tiga klaster.

### Analisis Klaster *K-Means*

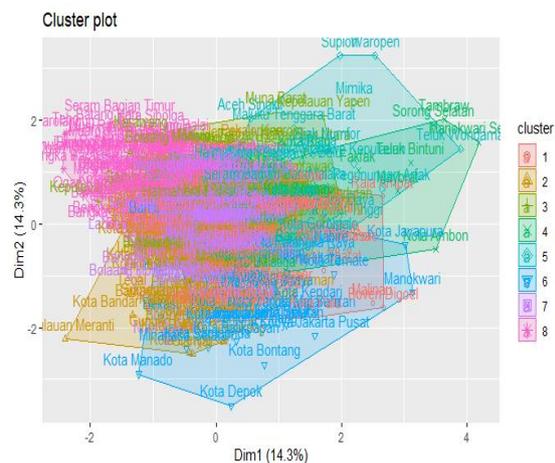
Pada tabel 5, sebagai contoh, terlihat bahwa klaster 1 memiliki nilai rata-rata yang paling tinggi pada komponen RC4, dimana berdasarkan Tabel 2 variabel dengan nilai loading tertinggi adalah pada variabel X4. Hal ini berarti bahwa variabel X4 memiliki dominasi dalam pembentukan *principal component score* pada klaster 1, sedangkan variabel lain yang juga sedikit dominan adalah X5 dan X3.

Tabel 5. Nilai Rata-Rata Tiap Klaster

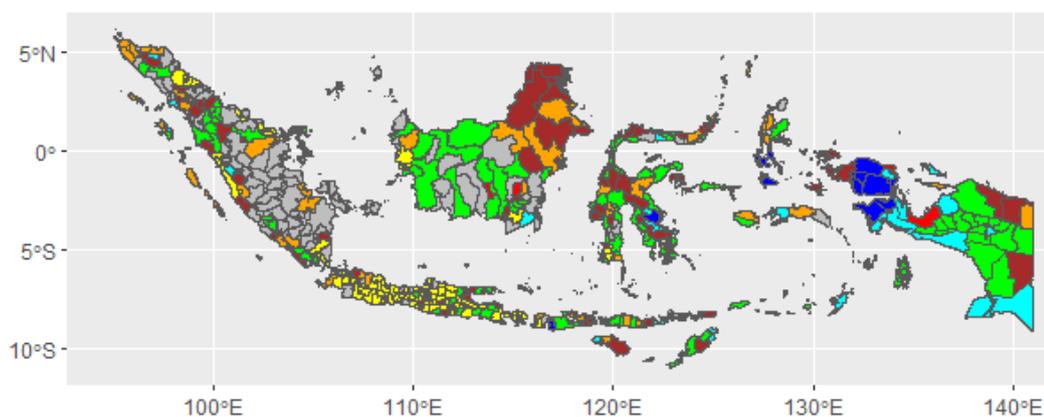
Klaster	Komponen						
	RC1	RC2	RC3	RC4	RC5	RC6	RC7
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
1	0,5856	-0,4670	-0,1992	0,9377	-0,2620	-0,1940	-0,7261
2	0,3078	0,0075	0,1943	-0,3960	1,3101	0,2454	-0,3044
3	0,1584	1,8318	-0,3501	-0,2371	-0,5948	-0,3223	-0,2829
4	0,2230	0,0042	3,6404	0,0793	-0,8038	-0,4036	0,4613
5	1,4531	-0,3778	-0,4451	-0,7744	-0,5151	-0,1527	1,3283
6	-0,0724	0,4193	0,0120	1,7444	0,5483	0,3956	1,7333
7	-0,7141	-0,4222	-0,1250	-0,2521	-0,1893	-0,8412	0,1003
8	-0,6721	-0,2717	-0,2141	-0,4134	-0,5257	0,9867	-0,2230

Pada klaster 2 nilai yang paling tinggi pada RC5 dengan variabel yang paling dominan dalam pembentukan *PC score* adalah variabel X7, variabel lain yang juga sedikit dominan yaitu variabel X3 dan X2. Selanjutnya, informasi lebih mendetail terkait variabel yang dominan dapat dilihat pada Lampiran 1 yang digambarkan sebagai karakteristik klaster.

Gambar 6 menunjukkan plot hasil pengelompokan 514 kabupaten/kota di Indonesia berdasarkan dampak Covid-19 pada sektor ketenagakerjaan. Adapun daftar kabupaten/kota menurut klaster yang terbentuk beserta jumlah anggota dan karakteristiknya ditampilkan pada Lampiran 1.



Gambar 6. Plot Pengelompokan 514 Kab/Kota Berdasarkan Dampak Covid-19 di Sektor Ketenagakerjaan



Gambar 7. Dampak Covid-19 di Indonesia pada Sektor Ketenagakerjaan

Gambar 7 menampilkan visualisasi dalam bentuk peta dari hasil pengelompokan kabupaten/kota di Indonesia berdasarkan dampak Covid-19 terhadap sektor ketenagakerjaan. Wilayah-wilayah dengan warna merah merupakan klaster yang paling terdampak Covid-19 pada sektor ketenagakerjaan (klaster 6), seperti yang telah dijelaskan sebelumnya secara rinci pada Lampiran 1.

Sebagian besar wilayah yang masuk dalam klaster 6 ini merupakan wilayah ibu kota provinsi maupun kota-kota besar. Sementara itu, wilayah dengan warna hijau merupakan wilayah yang masuk ke klaster 7, klaster dimana Covid-19 tidak terlalu berdampak terhadap sektor ketenagakerjaan.

## KESIMPULAN DAN SARAN

### Kesimpulan

Berdasarkan analisis komponen utama dan klaster, diperoleh 8 klaster pengelompokan kabupaten/kota di Indonesia menurut dampak Covid-19 pada sektor ketenagakerjaan. Setiap klaster memiliki karakteristik yang berbeda-beda. Baik pemerintah pusat maupun pemerintah provinsi diharapkan dapat lebih memprioritaskan dan memfokuskan kebijakan penanganan terkait Covid-19, khususnya pada klaster yang paling terdampak yaitu klaster 6.

Pemerintah juga perlu memberikan bantuan terhadap kabupaten/kota yang paling terdampak Covid-19 dari sisi persentase tertinggi angkatan kerja yang sementara tidak bekerja (kab/kota pada klaster 4), persentase tertinggi angkatan kerja yang berhenti kerja (kab/kota pada klaster 2), dan persentase tertinggi penduduk bekerja yang mengalami penurunan rata-rata pendapatan (kab/kota pada klaster 8).

Sementara itu, untuk seluruh pemerintah kabupaten/kota diharapkan untuk selalu menerapkan kebijakan dalam rangka pengendalian Covid-19 sehingga dampak negatif khususnya terhadap sektor ketenagakerjaan tidak menjadi semakin besar.

## Saran Penelitian

Pada penelitian ini, pencilan atau *outlier* yang teridentifikasi tidak diberikan penanganan lebih lanjut atau dibuang karena dinilai tidak mempengaruhi data lainnya dalam hal klasterisasi kabupaten/kota yang terdampak Covid-19. Namun, untuk penelitian selanjutnya dapat dilakukan penanganan terlebih dahulu terhadap *outlier* yang ada.

Penelitian ini dibatasi pada pengelompokan kabupaten/kota yang terdampak Covid-19 berdasarkan indikator-indikator terkait sektor ketenagakerjaan. Pengembangan lebih lanjut dapat dilakukan dengan menggunakan indikator-indikator lain di luar sektor ketenagakerjaan, seperti sektor perekonomian.

## DAFTAR PUSTAKA

- Ankamah, J.D., Okyere, E., Appiah, S.T, Kyere, S.N., (2021). Nonlinear Dynamics of Covid-19 SEIR Infection Model with Optimal Control Analysis. *Commun. Math. Biol. Neurosci.* 2021, 2021:13.
- BPS.(2020). Keadaan Angkatan Kerja di Indonesia Agustus 2020. Jakarta : BPS
- BPS.(2020). Keadaan Ketenagakerjaan Indonesia Agustus 2020. Berita Resmi Statistik No.86/11/Th.XXIII,05 November 2020. Jakarta : BPS
- BPS.(2020). Keadaan Pekerja di Indonesia Agustus 2020. Jakarta : BPS
- Everitt, B.S. dan Dunn, G. *Cluster Analysis Second Edition*. Heineman London: Education Book, Ltd, 1980.
- Jolliffe. *Principal Component Analysis*. New York: Springer Verlag, 2002.
- Juaningsih, Imas Novita. (2020). Analisis Kebijakan PHK Bagi Para Pekerja Pada Masa Pandemi Covid-19 di Indonesia. *Adalah: Buletin Hukum dan Keadilan, Vol 4, No.1 (2020)*. <https://doi.org/10.15408/adalah.v4i1.15764>.
- Marchelia, Andria., Apriliani, Dea., dan Tien, Mas Anienda., (2021). Keberlakuan Alasan Pandemi Covid-

19 Dalam Dunia Ketenagakerjaan.  
*Jurnal Hukum Bisnis Bonum  
Commune. Vol 4 Nomor 2.*

- Pangkey, Ranni A, Langi, Yohanes A. R. (2018). Aplikasi Analisis Komponen Utama dan Analisis Gerombol pada Varietas Tanaman Hias Krisan di Kota Tomohon. *Jurnal de Cartesian ISSN:2302-4224.*
- Purwanto, Agus. (2020). Studi Eksplorasi Dampak Work From Home (WFH) Terhadap Kinerja Guru Selama Pandemi Covid-19. *EduPsyCouns Journal : Volume 2 Nomor 1 (2020). ISSN Online : 2716-4446.*
- Randi, Yusuf. (2020). Pandemi Corona Sebagai Alasan Pemutusan Hubungan Kerja Pekerja. *Yurispruden. Volume 3, Nomor 2, Juni 2020, Halaman 119 - 136.*
- Rafikasari, Elok Fitriani. (2016). Pengelompokan Kabupaten/kota di Jawa Timur Berdasarkan Indikator Pendidikan Tahun 2013 Menggunakan Analisis Hierarchial Cluster. *Dinamika Pendidikan, Vol.16,No.2, November 2016.*
- Rencher, Alvin C.(2002). *Methods of Multivariate Analysis.Third Edition.United State of America : John Wiley & Sons Inc.*
- Santamaria, C., Sermi, F., et al., (2020). Measuring the Impact of Covid-19 Confinement Measures on Human Mobility Using Mobile Positioning Data. *A European Regional Analysis. Safety Science 132(2020) 104925.*

Lampiran 1. Karakteristik Tiap Kelompok/klaster

Klaster	Jumlah Anggota	Kabupaten/Kota	Karakteristik
(1)	(2)	(3)	(4)
1	80	Aceh Tengah, Kota Banda Aceh, Kota Langsa, Kota Lhokseumawe, Tapanuli Utara, Toba Samosir, Karo, Pakpak Bharat, Labuhan Batu Utara, Kota Padang Sidempuan, Solok Selatan, Pasaman Barat, Kota Sawahlunto, Kota Padang Panjang, Kota Payakumbuh, Rokan Hulu, Kota Pagar Alam, Mukomuko, Bengkulu Selatan, Kota Bengkulu, Tulang Bawang, Pesisir Barat, Kota Metro, Kepulauan Anambas, Kota Cirebon, Kudus, Kota Cimahi, Sleman, Trenggalek, Gresik, Situbondo, Kota Probolinggo, Bangkalan, Pamekasan, Magetan, Kota Madiun, Kota Serang, Kota Bima, Bima, Alor, Ende, Sumba Timur, Timor Tengah Selatan, Lembata, Kota Kupang, Barito Kuala, Hulu Sungai Utara, Kota Banjar Baru, Kutai Barat, Kutai Timur, Malinau, Bulungan, Tana Tidung, Nunukan, Poso, Toli Toli, Bolaang Mongondow Utara, Buol, Sigi, Minahasa Tenggara, Kota Kotamobagu, Banggai Kepulauan, Kota Palu, Kepulauan Selayar, Enkerang, Pangkajene Kepulauan, Luwu Timur, Kota Makassar, Kolaka Timur, Kota Pare Pare, Konawe Selatan, Majene, Polewali Mandar, Mamasa, Mamuju Utara, Sorong, Raja Ampat, Jayapura, Sarmi, Boven Digoel.	Secara umum, kabupaten/kota yang menjadi anggota <i>cluster</i> 1 merupakan wilayah yang cukup terdampak dari sisi persentase penduduk bekerja yang menjadi pekerja <i>Work From Home</i> (WFH) terhadap total penduduk usia kerja dan persentase penduduk bekerja yang mengalami perubahan (penurunan) jam kerja karena alasan Covid-19 terhadap penduduk usia kerja.
2	100	Deli Serdang, Langkat, Serdang Bedagai, Kota Pematang Siantar, Kota Binjai, Pesisir Selatan, Padang Pariaman, Agam, Kota Padang, Kota Pariaman, Kota Dumai, Kepulauan Meranti, Kota Sungai Penuh, Kota Lubuk Linggau, Lampung Selatan, Lampung Tengah, Pringsewu, Karimun, Kota Bandar Lampung, Bogor, Cianjur,	Kabupaten/kota yang menjadi anggota <i>cluster</i> 2 ini memiliki karakteristik berupa persentase yang tertinggi angkatan kerja yang berhenti bekerja karena Covid-19 terhadap total penduduk usia kerja.

Klaster	Jumlah Anggota	Kabupaten/Kota	Karakteristik
		<p>Kota Pangkal Pinang, Kota Batam, Garut, Bandung, Tasikmalaya, Ciamis, Kuningan, Cirebon, Majalengka, Sumedang, Indramayu, Bandung Barat, Pangandaran, Kota Sukabumi, Kota Tasikmalaya, Cilacap, Kota Banjar, Banyumas, Purbalingga, Banjarnegara, Purworejo, Wonosobo, Magelang, Boyolali, Klaten, Wonogiri, Karanganyar, Sragen, Grobogan, Blora, Rembang, Jepara, Demak, Semarang, Kendal, Pekalongan, Tegal, Brebes, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Semarang, Kota Pekalongan, Kota Tegal, Bantul, Kulon Progo, Gunung Kidul, Ponorogo, Kota Yogyakarta, Tulungagung, Kediri, Malang, Banyuwangi, Probolinggo, Pasuruan, Mojokerto, Jombang, Madiun, Ngawi, Bojonegoro, Tuban, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Mojokerto, Lebak, Tangerang, Jembrana, Tabanan, Gianyar, Bangli, Karang Asem, Buleleng, Kota Denpasar, Lombok Barat, Lombok Tengah, Kubu Raya, Banjar, Kota Singkawang, Gowa, Maros.</p>	
3	55	<p>Simeulue, Aceh Besar, Pidie, Bireuen, Aceh Utara, Aceh Jaya, Dairi, Humbang Hasundutan, Samosir, Nias Utara, Nias Barat, Pelalawan, Kerinci, Kepulauan Mentawai, Kota Jambi, Kaur, Banyuasin, Ogan Komering Ulu Selatan, Kepulauan Seribu, Subang, Karawang, Sukoharjo, Pandeglang, Kota Cilegon, Klungkung, Dompu, Lombok Utara, Sumba Tengah, Nagekeo, Sabu Raijua, Manggarai Timur, Landak, Tabalong, Berau, Kutai Kartanegara, Kep. Talaud, Mahakam Ulu, Bolaang Mongondow, Minahasa Utara,</p>	<p>Kabupaten/kota yang menjadi anggota <i>cluster</i> 3 ini memiliki karakteristik berupa persentase yang paling tinggi penduduk bekerja yang tidak mencari pekerjaan/usaha karena alasan Covid-19 terhadap penduduk usia kerja</p>

Klaster	Jumlah Anggota	Kabupaten/Kota	Karakteristik
		Morowali Utara, Bulukumba, Takalar, Tana Toraja, Toraja Utara, Muna Barat, Mamuju Tengah, Maluku Tenggara, Maluku Tengah, Buru, Halmahera Barat, Kepulauan Sula, Halmahera Utara, Keerom, Kota Tidore, Kepulauan Yapen.	
4	17	Kota Sabang, Kota Salatiga, Kota Ambon, Kota Pasuruan, Kota Batu, Badung, Sumbawa Barat, Konawe Utara, Kota Baubau, Halmahera Selatan, Fakfak, Teluk Bintuni, Sorong Selatan, Tambraw, Maybrat, Manokwari Selatan, Kota Sorong.	Kabupaten/kota yang menjadi anggota <i>cluster</i> 4 ini memiliki karakteristik berupa persentase tertinggi penduduk yang sementara tidak bekerja karena alasan Covid-19 terhadap penduduk usia kerja
5	32	Aceh Singkil, Bener Meriah, Nias, Solok, Kota Solok, Kota Bukit Tinggi, Belu, Kota Kediri, Sikka, Sumba Barat Daya, Malaka, Tanah Bumbu, Kota Tarakan, Kota Bitung, Banggai Laut, Konawe, Konawe Kepulauan, Buton Selatan, Boalemo, Kota Gorontalo, Maluku Tenggara Barat, Halmahera Tengah, Seram Bagian Barat, Kaimana, Jayawijaya, Teluk Wondama, Pegunungan Arfak, Supiori, Merauke, Biak Numfor, Mimika, Waropen	Kabupaten/kota yang menjadi anggota <i>cluster</i> 5 ini memiliki karakteristik berupa persentase tertinggi penduduk bekerja yang mengalami perubahan (penurunan) jam kerja karena alasan Covid-19 terhadap penduduk usia kerja
6	37	Kota Tebing Tinggi, Kota Medan, Kota Pekanbaru, Kota Palembang, Kota Prabumulih, Kota Tanjung Pinang, Jakarta Selatan, Jakarta Timur, Jakarta Pusat, Jakarta Barat, Jakarta Utara, Bekasi, Kota Bogor, Kota Bandung, Kota Bekasi, Kota Depok, Sidoarjo, Kota Surabaya, Kota Tangerang, Kota Tangerang Selatan, Kota Mataram, Kota Pontianak, Barito Timur, Kota Palangka Raya, Kota Banjarmasin, Kota Balikpapan, Kota Samarinda, Kota Bontang, Minahasa, Minahasa Selatan, Kota Manado, Kota Tomohon, Kota Kendari,	Secara umum, Kabupaten/kota yang menjadi anggota <i>cluster</i> 6 merupakan wilayah yang paling terdampak Covid-19. Selanjutnya, klaster ini memiliki karakteristik berupa persentase tertinggi penduduk bekerja yang menjadi pekerja <i>Work From Home</i> (WFH) terhadap total penduduk usia kerja. Selain itu, kabupaten/kota dalam klaster ini memiliki karakteristik persentase tertinggi penduduk bekerja yang tidak ingin menambah jam kerja karena alasan Covid-19 terhadap penduduk usia kerja.

Klaster	Jumlah Anggota	Kabupaten/Kota	Karakteristik
		Kota Ternate, Manokwari, Nabire, Kota Jayapura	
7	101	<p>Gayo Lues, Nagan Raya, Nias Selatan, Mandailing Natal, Labuhan Batu, Pesawaran, Padang Lawas Utara, Padang Lawas, Tanggamus, Labuhan Batu Selatan, Kota Gunung Sitoli, Pasaman, Siak, Kepahiang, Empat Lawang, Rejang Lebong, Bintan, Lampung Barat, Temanggung, Pacitan, Blitar, Lumajang, Jember, Bondowoso, Nganjuk, Lamongan, Sampang, Sumenep, Sumbawa, Sumba Barat, Kupang, Ngada, Timor Tengah Utara, Manggarai, Rote Ndao, Manggarai Barat, Bengkayang, Sanggau, Ketapang, Sintang, Kapuas Hulu, Kayong Utara, Kapuas, Barito Utara, Seruyan, Pulang Pisau, Gunung Mas, Tapin, Hulu Sungai Selatan, Hulu Sungai Tengah, Penajam Paser Utara, Kep. Sangihe, Siau Tagulandang Biaro, Parigi Moutong, Banggai, Bolaang Mongondow Timur, Morowali, Donggala, Tojo Una-Una, Bantaeng, Jeneponto, Sinjai, Barru, Bone, Pinrang, Luwu, Luwu Utara, Kota Palopo, Buton, Muna, Kolaka, Bombana, Wakatobi, Kolaka Utara, Buton Utara, Buton Tengah, Gorontalo, Gorontalo Utara, Mamuju, Kepulauan Aru, Maluku Barat Daya, Buru Selatan, Kota Tual, Halmahera Timur, Pulau Taliabu, Paniai, Puncak Jaya, Mappi, Asmat, Yahukimo, Pegunungan Bintang, Tolikara, Mamberamo Raya, Nduga, Lanny Jaya, Mamberamo Tengah, Yalimo, Puncak, Dogiyai, Intan Jaya, Deiyai.</p>	Kabupaten/kota yang menjadi anggota <i>cluster 7</i> merupakan wilayah dengan dampak paling kecil akibat Covid-19 di sektor ketenagakerjaan.
8	92	<p>Aceh Selatan, Aceh Tenggara, Aceh Timur, Aceh Barat, Aceh Barat Daya, Pidie Jaya, Aceh Tamiang, Asahan, Tapanuli Selatan, Sijunjung, Kota Subulussalam, Batu Bara, Tapanuli Tengah, Simalungun,</p>	Kabupaten/kota yang menjadi anggota <i>cluster 8</i> ini memiliki karakteristik berupa persentase tertinggi penduduk bekerja yang mengalami penurunan rata-rata pendapatan karena Covid-19 terhadap penduduk usia kerja

Klaster	Jumlah Anggota	Kabupaten/Kota	Karakteristik
		<p>Kota Sibolga, Kota Tanjung Balai, Kampar, Tanah Datar, Lima Puluh Kota, Bengkalis, Dharmasraya, Kuantan Singigi, Merangin, Indragiri Hulu, Indragiri Hilir, Rokan Hilir, Sarolangun, Tebo, Batang Hari, Muaro Jambi, Bungo, Lahat, Tanjung Jabung Timur, Muara Enim, Tanjung Jabung Barat, Ogan Komering Ulu, Ogan Komering Ilir, Musi Rawas, Ogan Ilir, Musi Banyuasin, Musi Rawas Utara, Mesuji, Ogan Komering Ulu Timur, Seluma, Lebong, Bengkulu Utara, Penukal Abab Lematang Ilir, Bengkulu Tengah, Lampung Timur, Lampung Utara, Way Kanan, Bangka, Tulang Bawang Barat, Bangka Barat, Bangka Tengah, Bangka Selatan, Belitung, Belitung Timur, Natuna, Lingga, Sukabumi, Purwakarta, Kebumen, Pati, Batang, Serang, Pemalang, Lombok Timur, Flores Timur, Sambas, Pontianak, Sekadau, Melawi, Bone, Kotawaringin Barat, Bolango, Sukamara, Kotawaringin Timur, Barito Selatan, Pasir, Lamandau, Katingan, Tanah Laut, Wajo, Soppeng Murung Raya, Kota Baru, Balangan, Bolaang Mongondow Selatan, Sidenreng Rappang, Pohuwato, Seram Bagian Timur, Pulau Morotai.</p>	



# PEMODELAN FAKTOR-FAKTOR YANG BERPENGARUH TERHADAP TPT PROVINSI TERTINGGI DI INDONESIA SEBAGAI DAMPAK DARI COVID-19

Sindy Tervia<sup>1</sup>, Ayu Febriana Dwi Rositawati<sup>2</sup>, Halumma Zulfia Fitri<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Badan Penelitian dan Pengembangan Kementerian Dalam Negeri  
e-mail: <sup>1</sup>sindy.tervia@kemendagri.go.id

Received: August 17, 2021; Revised: April 27, 2022; Accepted: September 2, 2022; Published: December 31, 2022

## Abstrak

*Coronavirus Disease (COVID-19)* merupakan masalah terbesar yang sedang dihadapi Indonesia sekaligus seluruh negara di dunia. Seluruh sektor ekonomi mengalami dampak tekanan yang luar biasa sehingga menyebabkan meningkatnya Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT). TPT adalah persentase jumlah penganggur terhadap jumlah angkatan kerja disuatu daerah tertentu. Penelitian dilakukan dengan tujuan mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap TPT di Indonesia. Sehingga, penelitian diharapkan dapat memberikan rekomendasi dalam menentukan kebijakan untuk mengatasi masalah pengangguran di Indonesia, khususnya di provinsi-provinsi yang memiliki nilai TPT diatas nilai target TPT di Indonesia tahun 2020 yaitu sebesar 4,8 persen. Metode analisis yang digunakan adalah metode regresi panel, karena penelitian akan mendeteksi dan mengukur dampak yang secara sederhana tidak bisa dilihat pada data *cross-section* murni atau *time series* murni. Hasil analisis regresi panel menunjukkan bahwa variabel Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK), Rata-rata Lama Sekolah (RLS), Pertumbuhan Ekonomi dan Kepadatan Penduduk berpengaruh signifikan terhadap TPT di 12 Provinsi di Indonesia. Model regresi panel yang terbentuk mampu menjelaskan variabel respon dengan kriteria kebaikan sebesar 90,59 persen.

**Kata kunci:** *Fixed Effect Model*, Regresi Panel, Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT)

## Abstract

*Coronavirus Disease (COVID-19)* is the biggest problem faced by Indonesia as well as all countries in the world. All sectors of the economy have experienced tremendous pressures that have led to an increase in the Open Unemployment Rate. The Open Unemployment Rate is the percentage of the number of unemployed to the number of the labor force in a certain area. The research was conducted with the aim of knowing the factors that influence the Open Unemployment Rate in Indonesia. So, the research is expected to provide recommendations in determining policies to overcome the problem of unemployment in Indonesia, especially in provinces that have the Open Unemployment Rate value above Indonesia's target value in 2020, which is 4,8 percent. The analytical method used is the panel regression method because the research will detect and measure impacts that simply cannot be seen in pure cross-sectional or pure time series. The results of the panel regression analysis show that the variables of Labor Force Participation Rate, Average Length of Schooling, Economic Growth, and Population Density have a significant effect on the Open Unemployment Rate in 12 Provinces of Indonesia. The panel regression model that was formed was able to explain the response variable with the goodness criteria of 90,59 percent.

**Keywords:** *Fixed Effect Model*, Panel Regression, The Open Unemployment Rate

## PENDAHULUAN

Salah satu aspek penting bagi perekonomian Indonesia adalah ketenagakerjaan. Populasi penduduk Indonesia yang tinggi memunculkan tantangan tersendiri bagi pemerintah dalam menyelesaikan masalah ketenagakerjaan. Salah satu masalah ketenagakerjaan yang dihadapi oleh negara berkembang, termasuk Indonesia adalah masalah pengangguran. Masalah pengangguran terjadi karena adanya ketimpangan antara jumlah lapangan pekerjaan yang tersedia dengan jumlah angkatan kerja. Selain itu, peningkatan jumlah penduduk yang tidak diimbangi dengan pertumbuhan lapangan pekerjaan yang ada menjadi penyebab masalah pengangguran.

Salah satu ukuran untuk mengukur angka pengangguran pada angkatan kerja disuatu daerah adalah Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT). TPT adalah persentase jumlah penganggur terhadap jumlah angkatan kerja disuatu daerah tertentu. Hasil Sakernas (Survei Angkatan Kerja Nasional) bulan Agustus 2020 menunjukkan nilai TPT Indonesia sebesar 7,07 persen. Artinya, terdapat sekitar tujuh orang penganggur dari 100 orang angkatan kerja. Pada Agustus 2020, TPT mengalami peningkatan yang cukup besar yaitu sebesar 1,84 persen poin dibandingkan dengan Agustus 2019 (BPS, 2021).

Peningkatan TPT yang cukup besar tersebut disebabkan karena adanya Pandemi Covid-19. Dari total penduduk usia kerja sebanyak 203,97 juta orang, sebesar 14,28 persen atau sebanyak 29,12 juta orang merupakan penduduk usia kerja yang terdampak Covid-19. Dampak dari Covid-19 tersebut antara lain menyebabkan 2,56 juta orang menjadi pengangguran karena Covid-19, 0,76 juta orang menjadi Bukan Angkatan Kerja (BAK) karena Covid-19, 1,77 juta orang sementara tidak bekerja karena Covid-19, dan 24,03 juta orang penduduk yang bekerja mengalami pengurangan jam kerja karena Covid-19 (BPS, 2021).

Pengangguran yang terjadi saat ini masih menjadi masalah sosial ekonomi yang perlu diselesaikan oleh pemerintah. Semakin tinggi tingkat pengangguran disuatu negara maka akan memberikan dampak langsung maupun tidak langsung terhadap kemiskinan, mendorong tingkat keresahan dan kriminalitas serta dapat menghambat pembangunan dalam jangka panjang (Sukirno, 1994). Sehingga pengangguran tersebut harus segera diatasi, agar tidak berpotensi mengakibatkan masalah yang lain, karena ekonomi merupakan suatu sistem sosial yang saling bergantung dan berdampak satu sama lain. Seperti yang dinyatakan oleh Todaro dan Smith bahwa strategi pembangunan ekonomi yang berupaya meningkatkan hasil pertanian, menciptakan lapangan kerja, dan memberantas kemiskinan sering kali gagal di masa lalu karena para ekonom dan penasihat kebijakan lainnya mengabaikan untuk melihat ekonomi sebagai sistem sosial yang saling bergantung (Todaro dan Smith, 2011).

Oleh karena itu, penelitian dilakukan dengan menggunakan beberapa faktor yang mencakup sosial kependudukan, ekonomi, dan pendidikan, dimana dari beberapa faktor tersebut akan diketahui faktor mana yang berpengaruh terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka di Indonesia. Sehingga diharapkan setelah diketahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka, maka dapat lebih mudah dalam menentukan kebijakan untuk mengatasi masalah pengangguran di Indonesia.

## KAJIAN LITERATUR

### Kerangka Pemikiran

Target Tingkat Pengangguran Terbuka di Indonesia tahun 2020 yaitu sebesar 4,8%. Namun, mulai tahun 2018-2020 masih terdapat beberapa provinsi di Indonesia yang memiliki TPT di atas 4,8% diantaranya yaitu Provinsi Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Riau, Kepulauan Riau, DKI Jakarta, Jawa Barat, Banten,

Kalimantan Timur, Sulawesi Utara, Maluku, dan Papua Barat. Sehingga penelitian dilakukan pada 12 provinsi yang memiliki nilai TPT diatas nilai target tersebut, dengan tujuan agar faktor-faktor pengaruh TPT yang akan didapatkan dari hasil penelitian hanya fokus pada provinsi-provinsi yang memiliki TPT tinggi. Faktor-faktor yang diduga berpengaruh terhadap TPT di Indonesia yang akan dijadikan sebagai variabel penelitian dipilih berdasarkan literatur dari Badan Pusat Statistik (BPS) serta pendapat dari Todaro dan Smith.

Menurut BPS tahun 2014 yang tercantum dalam (Astuti, 2017) terdapat tiga indikator penting untuk meninjau tingkat pengangguran yaitu indikator sosial kependudukan, ekonomi, dan pendidikan. Hal tersebut sesuai dengan pendapat Todaro dan Smith yang menyatakan bahwa tingkat upah di perkotaan naik lebih cepat dari rata-rata pendapatan pedesaan, sehingga hal tersebut merangsang migrasi desa-kota, yang lebih lanjut akan menyebabkan tingkat pengangguran perkotaan meningkat. Masuknya orang ke daerah perkotaan tidak hanya menimbulkan masalah sosial ekonomi di kota tetapi juga pada akhirnya dapat menciptakan masalah kekurangan tenaga kerja dan kurangnya kewirausahaan di daerah pedesaan. Pendapat Todaro dan Smith tahun 2015 mendukung pendapat BPS bahwa ada kaitannya tingkat pengangguran dengan indikator sosial kependudukan, dan ekonomi. Sedangkan dari sisi indikator pendidikan, banyak migran yang tidak berpendidikan dan tidak terampil akan menjadi pengangguran total atau akan mencari pekerjaan lepas dan paruh waktu, sedangkan migran dengan modal dalam bentuk ijazah sekolah menengah atau universitas, peluangnya jauh lebih baik dan banyak yang akan mendapatkan pekerjaan di sektor formal dengan relatif cepat (Todaro dan Smith, 2015).

Oleh karena itu, variabel yang digunakan dalam penelitian adalah variabel-variabel yang dapat mengukur

ketiga indikator tersebut. Indikator sosial kependudukan diukur oleh variabel Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) dan Kepadatan Penduduk, indikator ekonomi diukur oleh variabel Pertumbuhan Ekonomi, sedangkan indikator pendidikan diukur oleh variabel Rata-rata Lama Sekolah (RLS) dan Angka Melek Huruf (AMH). Enam variabel tersebut kemudian digunakan sebagai faktor-faktor yang diduga berpengaruh terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka.

Selain berdasarkan literatur dari BPS serta pendapat dari Todaro dan Smith tahun 2015, variabel-variabel tersebut dipilih berdasarkan penelitian sebelumnya yang telah menganalisis faktor-faktor yang berpengaruh terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka dengan berbagai metode dan unit observasi yang berbeda. Seperti penelitian yang dilakukan oleh (Tantri dan Ratnasari, 2016) yang memberikan hasil bahwa variabel Laju Pertumbuhan Penduduk, Angka Melek Huruf dan Angka Partisipasi Kasar memberikan pengaruh yang signifikan terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka. Selain itu, penelitian yang lain memberikan hasil bahwa Tingkat Pengangguran Terbuka dipengaruhi oleh variabel Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja, *Dependency Ratio*, Rata-rata Lama Sekolah dan Laju Pertumbuhan Ekonomi (Kurniawati dan Budiantara, 2019).

### **Definisi Variabel**

Definisi variabel berikut menjelaskan pengertian dari pengangguran dan Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) yang menjadi variabel Y, serta faktor-faktor yang memengaruhi TPT yang menjadi variabel X.

#### **1. Pengangguran dan Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT)**

Menyadur BPS terkait konsep pengangguran yakni istilah untuk orang yang tidak bekerja sama sekali, sedang mencari kerja, bekerja kurang dari dua hari selama seminggu, atau seseorang yang sedang berusaha mendapatkan pekerjaan.

Berdasarkan definisi tersebut, pengangguran dapat dibedakan menjadi:

a. Pengangguran Terbuka (*Open Unemployment*)

Pengangguran terbuka adalah angkatan kerja yang tidak bekerja/tidak mempunyai pekerjaan yang mencakup angkatan kerja yang sedang mencari pekerjaan, mempersiapkan usaha, tidak mencari pekerjaan karena merasa tidak mungkin mendapatkan pekerjaan dan yang punya pekerjaan tetapi belum mulai bekerja

b. Pengangguran Terselubung (*Disguised Unemployment*)

Pengangguran terselubung adalah seorang yang bekerja tetapi penghasilan yang diperoleh tidak mencukupi kebutuhan hidupnya.

c. Setengah Menganggur (*Under Employment*)

Setengah menganggur adalah tenaga kerja yang tidak bekerja secara optimal karena tidak ada lapangan pekerjaan yang sesuai. Tenaga kerja setengah menganggur ini merupakan pekerja yang masih mencari pekerjaan (baik waktu penuh atau sambilan), dan yang bekerja kurang dari 35 jam selama seminggu, namun masih mau menerima pekerjaan.

Sedangkan Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) merupakan indikator yang digunakan untuk mengukur angka pengangguran. TPT menunjukkan persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja.

2. Faktor-faktor yang Memengaruhi TPT

Faktor-faktor yang diduga memengaruhi TPT antara lain: Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK), Rata-rata Lama Sekolah (RLS), Tingkat Pertumbuhan Ekonomi, Kepadatan Penduduk, dan Angka Melek Huruf (AMH). Definisi dari setiap variabel tersebut dijelaskan sebagai berikut:

a. Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK)

TPAK merupakan perbandingan antara jumlah angkatan kerja dengan jumlah

penduduk usia kerja dan biasanya dinyatakan dalam persen. Angkatan kerja sendiri merupakan penduduk yang memasuki usia kerja baik yang sudah bekerja maupun yang belum bekerja atau sedang mencari pekerjaan. Menurut ketentuan pemerintah Indonesia penduduk yang memasuki usia kerja adalah penduduk yang berusia minimal 15 tahun sampai 65 tahun, akan tetapi tidak semua penduduk yang memasuki usia kerja termasuk dalam angkatan kerja, sebab penduduk yang tidak aktif dalam kegiatan ekonomi tidak termasuk dalam angkatan kerja.

b. Rata-Rata Lama Sekolah (RLS)

Rata-rata lama sekolah (RLS) merupakan jumlah tahun yang digunakan oleh penduduk dalam menjalani Pendidikan formal, RLS dapat digunakan untuk mengetahui kualitas pendidikan masyarakat dalam suatu wilayah, rumus RLS adalah sebagai berikut:

$$RLS = \frac{1}{n} x \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

dengan,

RLS = Rata-rata lama sekolah penduduk usia 25 tahun keatas

$x_i$  = Lama sekolah penduduk ke- $i$  yang berusia 25 tahun

$n$  = Jumlah penduduk usia 25 tahun keatas

c. Tingkat pertumbuhan ekonomi

Tingkat pertumbuhan ekonomi merupakan proses perubahan kondisi perekonomian suatu negara secara berkesinambungan menuju keadaan yang lebih baik selama periode tertentu. Tingkat pertumbuhan ekonomi erat sekali hubungannya dengan GDP (*Gross Domestic Product*). Rumus tingkat pertumbuhan ekonomi adalah sebagai berikut:

$$g = \frac{(GDP_s - GDP_k)}{GDP_k} x 100\% \quad (2)$$

dengan,

$g$  = Tingkat pertumbuhan ekonomi

$GDP_s$  = GDP riil tahun sekarang

$GDP_k$  = GDP riil tahun lalu

d. Kepadatan penduduk

Kepadatan penduduk merupakan banyaknya penduduk disuatu daerah per satuan luas. Kepadatan penduduk di suatu kabupaten/kota dapat dihitung dengan rumus:

$$KP = \frac{\text{Jumlah penduduk (jiwa)}}{\text{luas wilayah (km}^2\text{)}} \quad (3)$$

e. Angka Melek Huruf (AMH)

Angka melek huruf merupakan indikator penting untuk melihat sejauh mana penduduk suatu daerah terbuka terhadap pengetahuan dengan proporsi penduduk usia 15 tahun keatas yang mempunyai kemampuan membaca dan menulis huruf latin dan huruf lainnya, tanpa harus mengerti apa yang dibaca/ditulisnya terhadap penduduk usia 15 tahun ke atas. Rumus angka melek huruf adalah sebagai berikut:

$$AMH_{15+}^t = \frac{MH_{15+}^t}{P_{15+}^t} \times 100 \quad (4)$$

dengan,

$AMH_{15+}^t$  = Jumlah penduduk 15 tahun keatas yang melek huruf tahun ke- $t$

$MH_{15+}^t$  = Penduduk usia 15 tahun keatas yang mempunyai kemampuan membaca dan menulis pada tahun ke- $t$

$P_{15+}^t$  = Jumlah penduduk usia 15 tahun ke atas

### Metode Analisis

Metode analisis yang digunakan adalah regresi panel, karena data penelitian yang digunakan adalah data panel. Jadi, pada data panel akan dideteksi dan diukur dampak yang secara sederhana tidak bisa dilihat pada data *cross section* murni atau *time series* murni, melainkan harus dilihat secara panel yang merupakan gabungan dari *cross section* dan *time series*. Maka regresi panel dianggap paling baik dalam mendeteksi dan mengukur hal tersebut dibandingkan dengan regresi biasa, karena data yang digunakan dalam bentuk data

panel. Hal tersebut sesuai dengan penelitian sebelumnya yang menjelaskan bahwa pada regresi panel: (1) data yang digunakan adalah data panel; (2) data relatif lebih banyak, sehingga terhindar dari multikolinearitas dan dapat memperbesar derajat kebebasan; dan (3) memungkinkan estimasi pada masing-masing karakteristik individu maupun waktu secara terpisah (Saputri, Ruchjana, dan Hasbullah, 2020).

Jadi, penggabungan pengamatan yang terpisah dari setiap individu dalam beberapa periode waktu akan memberikan informasi yang lebih lengkap, variatif, memperkecil kolinearitas, serta menghasilkan *degree of freedom* yang lebih tinggi, sehingga hasil estimasi akan lebih efisien. Selain itu, setiap tahunnya terdapat perubahan Tingkat Pengangguran Terbuka pada setiap provinsi di Indonesia, hal tersebut mengidentifikasikan bahwa lokasi dan waktu berpengaruh terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka. Maka, metode regresi panel adalah metode yang tepat untuk menganalisis Tingkat Pengangguran Terbuka di Indonesia.

#### 1. Pengertian Data Panel

Data panel merupakan gabungan antara data *cross-section* dan data *time series*. Pada data panel, unit *cross-section* yang sama disurvei pada beberapa periode waktu. Data panel memiliki dimensi ruang dan waktu. Jika masing-masing unit *cross-section* memiliki jumlah pengamatan *time series* yang sama maka data panel tersebut dinamakan data panel seimbang (*balanced panel data*), sebaliknya jika jumlah pengamatan *time series* berbeda pada masing-masing unit maka disebut data panel tidak seimbang (*unbalanced panel data*) (Gujarati, Basic Econometrics 4th Edition, 2003).

Menurut (Baltagi, 2005) model regresi panel secara umum dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} y_{it} &= \alpha + x_{it}\beta + u_{it}; \\ i &= 1, 2, \dots, N; \\ t &= 1, 2, \dots, T \end{aligned} \quad (5)$$

dengan,

$i$  menyatakan dimensi *cross-section*

$t$  menyatakan dimensi *time series*  
 $y_{it}$  adalah variabel respon pada unit *cross-section* ke- $i$  untuk periode waktu ke- $t$   
 $\alpha$  adalah intersep model regresi  
 $\beta$  adalah vektor berdimensi  $K \times 1$  dari parameter yang tidak diketahui  
 $x_{it}$  adalah pengamatan ke  $it$  dari  $K$  variabel prediktor.  
 $u_{it}$  adalah *error* regresi untuk grup ke- $i$ , waktu ke- $t$ .

## 2. Estimasi Model Regresi Panel

Dalam melakukan estimasi model regresi dengan data panel terdapat tiga pendekatan yang sering digunakan, yaitu pendekatan model *Common Effect*, model *Fixed Effect* dan model *Random Effect* (Widarjono, Ekonometrika Teori dan Aplikasi, 2007) yaitu:

### a. Model *Common Effect*

Model *common effect* merupakan pendekatan model data panel yang paling sederhana karena mengestimasi model regresi panel dengan mengkombinasikan data *time series* dan *cross section*. Model ini mengasumsikan bahwa nilai intersep dan *slope* masing-masing variabel adalah sama untuk semua unit *cross-section* dan *time series*, model *common effect* dapat dinyatakan sebagai berikut (Widarjono, 2009):

$$y_{it} = \alpha + x_{it}\beta + u_{it};$$

$$i = 1, 2, \dots, N;$$

$$t = 1, 2, \dots, T$$

### b. Model *Fixed Effect*

Model *fixed effect* pada data panel mengasumsikan bahwa koefisien *slope* masing-masing variabel adalah konstan tetapi intersep berbeda-beda untuk setiap unit *cross-section*. Model *fixed effect* dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$y_{it} = \alpha + x_{it}\beta + u_{it};$$

$$i = 1, 2, \dots, N;$$

$$t = 1, 2, \dots, T$$

Terdapat dua pendekatan untuk model *fixed effect*, yaitu model *fixed effect within group* (WG) dengan mengeliminasi efek unit *cross section*  $\alpha_i$  dan model *fixed effect least square dummy variable* (LSDV)

dengan penggunaan variabel *dummy* (Gujarati, 2012).

### c. Model *Random Effect*

Estimasi model *random effect* ini diasumsikan bahwa efek individu bersifat random bagi seluruh unit *cross section*, intersep  $\alpha_i$  adalah variabel acak dengan *mean*  $\alpha_0$ , sehingga intersep dapat ditulis sebagai  $\alpha_i = \alpha_0 + \varepsilon_i$  dengan  $\varepsilon_i$  merupakan *error random* yang mempunyai *mean* nol dan varian  $\sigma_\varepsilon^2$ . Model *random effect* dapat dinyatakan sebagai berikut (Gujarati, 2003):

$$y_{it} = \alpha_0 + x_{it}\beta + w_{it};$$

$$i = 1, 2, \dots, N;$$

$$t = 1, 2, \dots, T$$

Dengan  $w_{it} = \varepsilon_i + u_{it}$ ,  $\varepsilon_i$  adalah komponen *error cross-section*, dan  $u_{it}$  adalah *error* secara menyeluruh yang merupakan kombinasi *time series* dan *cross-section*. Karena inilah model *random effect* sering disebut juga *Error Components Model* (ECM). Estimasi model *random effect* dilakukan dengan metode *Generalized Least Square* (GLS).

## 3. Pemilihan Model Regresi Panel

Untuk mengetahui model regresi panel yang cocok dalam menganalisis perlu dilakukan uji spesifikasi model. Adapun beberapa pengujian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

### a. Uji Chow

Uji Chow digunakan untuk memilih kedua model diantara model *common effect* dan model *fixed effect*, dalam pengujian ini dilakukan hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_N = \alpha$  (Model yang tepat untuk regresi data panel adalah model CEM)

$H_1$ : sekurang-kurangnya ada satu  $\alpha_i \neq \alpha$ , dengan  $i = 1, 2, \dots, N$  (Model yang tepat untuk regresi data panel adalah model FEM)

Statistik uji Chow menggunakan F-statistik seperti berikut (Greene W. H., *Econometric Analysis* 6th Edition, 2008):

$$F = \frac{(SSE_{CEM} - SSE_{FEM}) / (N - 1)}{SSE_{FEM} / (NT - N - k)} \quad (6)$$

Keterangan:

$SSE_{CEM}$  = Sum square error model common effect

$SSE_{FEM}$  = Sum square error model fixed effect

$N$  = Banyaknya unit cross section

$T$  = Banyaknya unit time series

$k$  = Banyaknya parameter yang diestimasi

Dengan tingkat signifikansi sebesar  $\alpha$ , maka diambil keputusan dengan menolak  $H_0$  jika  $F \geq F_{(N-1; NT-N-k; \alpha)}$ .

b. Uji Hausman

Uji Hausman digunakan untuk memilih model estimasi terbaik antara model *fixed effect* dan *random effect*. Uji Hausman dilakukan jika dari hasil uji Chow model yang sesuai adalah model *fixed effect*, hipotesis yang digunakan sebagai berikut (Greene, 2002):

Hipotesis:

$H_0: corr(X_{it}, \varepsilon_i) = 0$  (Model yang tepat untuk regresi data panel adalah model *random effect*)

$H_1: corr(X_{it}, \varepsilon_i) \neq 0$  (Model yang tepat untuk regresi data panel adalah model *fixed effect*)

Statistik uji Hausman dinyatakan pada persamaan berikut (Greene W. H., 2008):

$$W = [\hat{\beta}_{FEM} - \hat{\beta}_{REM}]' \hat{\Psi}^{-1} [\hat{\beta}_{FEM} - \hat{\beta}_{REM}] \quad (7)$$

Keterangan:

$$\Psi = Var[\hat{\beta}_{FEM}] - Var[\hat{\beta}_{REM}]$$

Dengan taraf signifikansi sebesar  $\alpha$ , maka diambil keputusan menolak  $H_0$  jika  $W \geq \chi^2_{(k; \alpha)}$  dengan  $k$  adalah banyaknya variabel independen.

#### 4. Pengujian Parameter Regresi

Pengujian parameter regresi perlu dilakukan untuk mengetahui hubungan antara variabel independen dan variabel dependen. Pengujian parameter regresi dilakukan dalam dua tahap yaitu uji secara bersama-sama (uji serentak) dan uji individu (uji parsial).

a. Uji serentak

Uji serentak digunakan untuk mengetahui pengaruh semua variabel

independen terhadap variabel dependen. Uji serentak model regresi panel dengan pendekatan *fixed effect* dilakukan dengan menggunakan hipotesis pengujian serentak sebagai berikut

Hipotesis:

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$  (Secara keseluruhan variabel independen tidak berpengaruh signifikan)

$H_1$ : Paling sedikit ada satu  $\beta_k \neq 0$  (Minimal terdapat satu variabel bebas yang berpengaruh signifikan)

Statistik Uji:

$$F = \frac{MSR}{MSE} = \frac{R^2 / (N + K - 1)}{(1 - R^2) / (NT - N - K)} \quad (8)$$

Keterangan:

MSE = Mean Square Error

MSR = Mean Square Regression

Dengan tingkat signifikansi sebesar  $\alpha$ , maka diambil keputusan dengan menolak  $H_0$  jika  $F \geq F_{(N+k-1; NT-N-k; \alpha)}$

b. Uji Parsial

Uji parsial digunakan untuk mengetahui variabel independen yang berpengaruh signifikan secara individu terhadap variabel dependen. Uji parsial model regresi panel dengan pendekatan *fixed effect* dilakukan dengan menggunakan hipotesis sebagai berikut:

$H_0: \beta_j = 0; j = 1, 2, \dots, k$  (Variabel independen tidak signifikan)

$H_1: \beta_j \neq 0$  (Variabel independen signifikan)

Statistik uji dinyatakan pada persamaan berikut:

$$t = \frac{\hat{\beta}_j}{se(\hat{\beta}_j)} \quad (9)$$

Dengan tingkat signifikansi sebesar  $\alpha$ , maka diambil keputusan dengan menolak  $H_0$  jika  $|t| \geq t_{(NT-k; \frac{\alpha}{2})}$

#### 5. Pengujian Asumsi Regresi Data Panel

Asumsi-asumsi yang harus dipenuhi dalam regresi data panel antara lain residual berdistribusi normal, tidak ada korelasi antar variabel-variabel bebas atau tidak

terjadi multikolinearitas, dan varian residual konstan atau tidak terjadi heteroskedastisitas dengan kata lain harus homoskedastisitas.

a. Uji Normalitas

Uji asumsi normalitas dilakukan untuk melihat apakah residual mengikuti distribusi normal. Dalam menguji normalitas dapat menggunakan uji Jarque-Bera dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \varepsilon_i = 0$  (Residual berdistribusi normal)

$H_1 : \varepsilon_i \neq 0$  (Residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji Jarque-Bera adalah sebagai berikut (Widarjono, 2009):

$$JB = NT \left[ \frac{S_k^2}{6} + \frac{(K - 3)^2}{24} \right] \quad (10)$$

Dengan  $S_k$  adalah skewness dan  $K$  adalah kurtosis, dengan tingkat signifikansi sebesar  $\alpha$ , maka diambil keputusan menolak  $H_0$  jika  $JB \geq \chi^2_{(2;\alpha)}$ .

b. Multikolinearitas

Uji multikolinearitas digunakan untuk melihat ada atau tidaknya korelasi antar variabel-variabel bebas. Untuk melihat terjadinya multikolinearitas atau tidak dengan melihat nilai  $r$ , apabila  $r < 0,8$  maka tidak terdapat korelasi antara variabel-variabel bebas dan apabila  $r > 0,8$  maka terdapat korelasi antara variabel-variabel bebas (Gujarati, 2006). Selain itu untuk mendeteksi adanya multikolinearitas dapat dilakukan dengan menggunakan nilai VIF dengan rumus:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}; j = 1, 2, \dots, k \quad (11)$$

Dengan  $R_j^2$  adalah nilai koefisien determinasi regresi asuxiliary antara variabel independen ke- $j$  dengan variabel independen sisanya ( $k - 1$ ). Jika nilai VIF  $> 10$ , maka dapat disimpulkan bahwa terjadi multiko-linearitas atau ada korelasi antar variabel-variabel bebas.

c. Heteroskedastisitas

Uji heteroskedastisitas adalah uji yang dilakukan untuk mengetahui adanya varian residual yang tidak konstan, asumsi yang harus dipenuhi adalah

homoskedastisitas, salah satu metode yang dapat digunakan adalah dengan uji Glejser dengan hipotesis sebagai berikut (Gujarati, 2003):

$H_0 : \beta_k = 0$  (Model tidak terdapat heteroskedastisitas)

$H_1 : \beta_k \neq 0$  (Model terdapat heteroskedastisitas)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_k}{SE(\hat{\beta}_k)} \quad (12)$$

Daerah penolakan: Tolak  $H_0$  jika nilai  $|t_{hitung}| > t_{(\frac{\alpha}{2}, NT-K-1)}$  atau p-value  $< \alpha$  (dimana  $\alpha = 0,05$ ).

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di 12 Provinsi Indonesia

Salah satu upaya dalam memutus rantai penyebaran Covid-19, pemerintah memberlakukan pembatasan mobilitas penduduk, baik skala nasional maupun regional yang secara tidak langsung berakibat pada kenaikan Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT). Maka analisis dan pembahasan dilakukan untuk mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap TPT menggunakan regresi panel, dengan harapan agar dapat menjadi pertimbangan dalam menentukan kebijakan pengurangan TPT.

Tabel 1. Karakteristik TPT di 12 Provinsi di Indonesia Tahun 2017-2020

Variabel	Provinsi	Rata-rata	Minimum	Maksimum
TPT (Y)	Aceh	6,42	6,17	6,59
	Sumatera Utara	5,87	5,41	6,91
	Sumatera Barat	5,83	5,33	6,88
	Riau	6,18	5,97	6,32
	Kepulauan Riau	7,88	6,91	10,34
	DKI Jakarta	7,64	6,22	10,95
	Jawa Barat	8,71	7,99	10,46
	<b>Banten</b>	<b>9,14</b>	<b>8,11</b>	<b>10,64</b>

	Kalimantan Timur	6,62	6,09	6,91
	Sulawesi Utara	6,86	6,01	7,37
	Maluku	7,62	6,69	9,29
	Papua Barat	6,46	6,24	6,80
TPAK ( $X_1$ )	Aceh	64,00	63,13	65,10
	<b>Sumatera Utara</b>	<b>69,89</b>	<b>68,67</b>	<b>71,82</b>
	Sumatera Barat	67,51	66,29	69,01
	Riau	64,89	64,00	65,24
	Kepulauan Riau	65,54	64,72	66,41
	DKI Jakarta	63,63	61,97	64,81
	Jawa Barat	63,96	62,92	65,07
	Banten	63,70	62,32	64,52
	Kalimantan Timur	65,17	63,75	66,44
	Sulawesi Utara	62,82	60,85	63,94
	Maluku	63,27	60,18	65,07
	Papua Barat	68,15	67,47	69,55
	RLS ( $X_2$ )	Aceh	9,54	9,42
Sumatera Utara		9,67	9,55	9,83
Sumatera Barat		9,17	9,02	9,34
Riau		9,25	9,06	9,47
Kepulauan Riau		10,09	10,00	10,22
<b>DKI Jakarta</b>		<b>11,08</b>	<b>10,97</b>	<b>11,17</b>
Jawa Barat		8,70	8,46	8,96
Banten		9,02	8,87	9,22
Kalimantan Timur		9,78	9,62	9,99
Sulawesi Utara		9,57	9,40	9,74
Maluku		9,94	9,74	10,20
Papua Barat		9,83	9,67	10,00
Pertumbuhan Ekonomi ( $X_3$ )		Aceh	3,14	-0,37
	Sumatera Utara	3,61	-1,07	5,22
	Sumatera Barat	3,47	-1,60	5,30
	Riau	1,68	-1,12	2,84
	Kepulauan Riau	1,91	-3,80	4,89

	DKI Jakarta	3,97	-2,36	6,20
	Jawa Barat	3,40	-2,44	5,64
	Banten	3,43	-3,38	5,81
	Kalimantan Timur	1,93	-2,85	4,77
	<b>Sulawesi Utara</b>	<b>4,25</b>	<b>-0,99</b>	<b>6,31</b>
	Maluku	4,10	-0,92	5,94
	Papua Barat	3,04	-0,77	6,24
Kepada-tan Penduduk ( $X_4$ )	Aceh	91,89	89,54	94,21
	Sumatera Utara	198,81	195,42	202,78
	Sumatera Barat	129,00	126,66	131,73
	Riau	79,21	76,51	81,91
	Kepulauan Riau	263,69	253,93	273,38
	<b>DKI Jakarta</b>	<b>15869,99</b>	<b>15663,24</b>	<b>16072,05</b>
	Jawa Barat	1384,86	1357,85	1411,50
	Banten	1325,32	1288,24	1361,96
	Kalimantan Timur	28,93	28,08	29,79
	Sulawesi Utara	181,82	177,67	189,28
	Maluku	28,41	27,72	29,10
	Papua Barat	9,29	9,11	9,54
	Angka Melek Huruf ( $X_5$ )	Aceh	99,50	99,40
Sumatera Utara		99,59	99,44	99,68
Sumatera Barat		99,73	99,65	99,79
<b>Riau</b>		<b>99,91</b>	<b>99,88</b>	<b>99,93</b>
Kepulauan Riau		99,52	99,41	99,61
DKI Jakarta		99,90	99,81	99,95
Jawa Barat		99,78	99,57	99,90
Banten		98,92	98,83	99,11
Kalimantan Timur		99,72	99,70	99,76
Sulawesi Utara		99,87	99,84	99,92
Maluku		99,47	99,37	99,56
Papua Barat		98,20	97,96	98,47

Berdasarkan Tabel 1 provinsi dengan nilai rata-rata TPT tertinggi adalah Provinsi Banten yaitu sebesar 9,14 persen. Selama periode tahun 2017-2020, TPT tertinggi di Provinsi Banten terjadi pada tahun 2020 sebesar 10,64 persen dan TPT paling rendah terjadi pada tahun sebelumnya yaitu 2019 dengan TPT 8,11. Hal ini menunjukkan bahwa dari 100 orang angkatan kerja, terdapat sekitar 10 orang penganggur. Peningkatan yang cukup signifikan ini sebagai dampak adanya pandemi Covid-19. Tak hanya pengangguran, penduduk usia kerja lainnya juga turut terdampak dengan adanya pandemi Covid-19 di Provinsi Banten yang ditunjukkan dengan penurunan persentase pekerja formal selama setahun terakhir sebesar 7,04 persen.

Rata-rata TPAK tertinggi terletak pada Provinsi Sumatera Utara yaitu sebesar 69,89 persen dan provinsi dengan nilai rata-rata TPAK terendah adalah Provinsi Sulawesi Utara sebesar 62,82 persen. Hal ini mengindikasikan bahwa Provinsi Sumatera Utara rata-rata memiliki penduduk usia kerja yang aktif di pasar kerja baik menjadi penduduk bekerja maupun sebagai penganggur paling banyak dibandingkan provinsi lainnya.

Tingkat pencapaian setiap penduduk dalam kegiatan bersekolah paling tinggi ditunjukkan oleh Provinsi DKI Jakarta yang dapat dilihat dari nilai rata-rata lama sekolah (RLS) sebesar 11,08 tahun kemudian selanjutnya Provinsi Kepulauan Riau dengan rata-rata sebesar 10,09 tahun.

Rata-rata pertumbuhan ekonomi tertinggi adalah Provinsi Sulawesi Utara dengan 4,25 persen sedangkan rata-rata pertumbuhan ekonomi terendah adalah Provinsi Riau sebesar 1,68 persen. Beberapa provinsi di Indonesia mengalami penurunan pertumbuhan ekonomi pada tahun 2020 sejak diberlakukannya pembatasan aktivitas akibat adanya pandemi Covid-19.

Provinsi DKI Jakarta merupakan provinsi yang paling padat penduduk karena memiliki nilai rata-rata kepadatan

penduduk sebesar 15869,99 jiwa/km<sup>2</sup> yang artinya secara rata-rata tiap 1 kilometer persegi wilayah di Provinsi DKI Jakarta didiami oleh sekitar 15.870 penduduk. Hal ini sangat berbeda jauh jika dibandingkan dengan Provinsi Papua Barat yang rata-rata hanya didiami sekitar 10 penduduk tiap 1 kilometer persegi.

Secara keseluruhan seluruh penduduk usia 15 tahun ke atas di Provinsi Indonesia telah terbuka terhadap pengetahuan dilihat dari nilai rata-rata AMH yang berada diatas 98 persen. Rata-rata nilai AMH tertinggi terdapat pada Provinsi Riau dibandingkan dengan provinsi lainnya yaitu sebesar 99,91 persen yang artinya hampir seluruh penduduk di Provinsi Riau yang berumur 15 tahun keatas dapat membaca dan menulis huruf latin atau huruf lainnya.

### Model Regresi Data Panel

Pemilihan model untuk mendapatkan model regresi panel yang sesuai dapat dilakukan melalui Uji Chow dan Uji Hausman.

Tabel 2. Hasil Uji Chow dan Uji Hausman

Jenis Pengujian	Nilai Statistik Uji	P-value
Uji Chow	F = 8,850	0,000
Uji Hausman	$\chi^2 = 16,672$	0,005

Berdasarkan hasil pengujian Uji Chow yang ditunjukkan pada Tabel 2, dapat diketahui bahwa nilai statistik uji F = 8,850 lebih besar dari  $F_{(0,05;11,31)} = 0,391$  dan nilai P-value lebih kecil dari tingkat signifikansi 5 persen sehingga dapat diputuskan tolak  $H_0$  yang artinya model yang sesuai untuk regresi data panel adalah Model *Fixed Effect*. Sedangkan pada Uji Hausman dapat diketahui bahwa nilai statistik uji Wald = 16,672 lebih besar dari  $\chi^2_{(5;0,05)} = 11,071$  dan nilai P-value lebih kecil dari tingkat signifikansi 5 persen sehingga dapat diputuskan tolak  $H_0$ . Dari hasil pengujian tersebut, dapat disimpulkan bahwa model regresi data panel yang tepat digunakan adalah Model *Fixed Effect*.

### Interpretasi Model Regresi Data Panel

Berdasarkan hasil pemilihan model regresi data panel didapatkan pendugaan parameter model regresi menggunakan *Fixed Effect Model (FEM)*, sehingga diperoleh model estimasi regresi secara umum data TPT 12 Provinsi di Indonesia sebagai berikut :

$$\hat{y}_{it} = -27,40308 - 0,292934X_{1it} - 2,397466X_{2it} - 0,302845X_{3it} + 0,005196X_{4it} + 0,695282X_{5it}$$

Keterangan:

*i* menyatakan indeks provinsi dan *t* menyatakan indeks waktu ke-*t*

Model tersebut menjelaskan bahwa setiap kenaikan satu persen TPAK ( $X_1$ ) mengakibatkan penurunan TPT sebesar 0,29 persen, setiap kenaikan satu tahun RLS ( $X_2$ ) mengakibatkan TPT menurun sebesar 2,40 persen dan setiap pertumbuhan ekonomi ( $X_3$ ) naik sebesar satu persen mengakibatkan TPT menurun sebesar 0,30 persen dengan asumsi nilai variabel lainnya konstan. Sedangkan untuk setiap kenaikan 1 penduduk per kilometer persegi kepadatan penduduk ( $X_4$ ) mengakibatkan TPT meningkat sebesar 0,005 persen dan setiap kenaikan satu persen AMH ( $X_5$ ) mengakibatkan kenaikan TPT sebesar 0,69 persen dengan asumsi nilai variabel lainnya konstan.

Model estimasi regresi secara individu untuk 12 Provinsi Indonesia masing-masing dapat dituliskan dalam Tabel 3 sebagai berikut:

Tabel 3. Model Estimasi Regresi yang Terbentuk pada Masing-Masing Provinsi

Provinsi	Model Regresi Panel
Aceh	$\hat{y}_{1t} = 6,746569 - 0,292934X_{11t} - 2,397466X_{21t} - 0,302845X_{31t} + 0,005196X_{41t} + 0,695282X_{51t}$
Sumatera Utara	$\hat{y}_{2t} = 7,759575X_{12t} - 2,397466X_{22t} - 0,302845X_{32t} +$

	$0,005196X_{42t} + 0,695282X_{52t}$
Sumatera Barat	$\hat{y}_{3t} = 6,038396X_{13t} - 2,397466X_{23t} - 0,302845X_{33t} + 0,005196X_{43t} + 0,695282X_{53t}$
Riau	$\hat{y}_{4t} = 5,390204X_{14t} - 2,397466X_{24t} - 0,302845X_{34t} + 0,005196X_{44t} + 0,695282X_{54t}$
Kepulauan Riau	$\hat{y}_{5t} = 8,688699X_{15t} - 2,397466X_{25t} - 0,302845X_{35t} + 0,005196X_{45t} + 0,695282X_{55t}$
DKI Jakarta	$\hat{y}_{6t} = -70,47318X_{16t} - 2,397466X_{26t} - 0,302845X_{36t} + 0,005196X_{46t} + 0,695282X_{56t}$
Jawa Barat	$\hat{y}_{7t} = 0,177565X_{17t} - 2,397466X_{27t} - 0,302845X_{37t} + 0,005196X_{47t} + 0,695282X_{57t}$
Banten	$\hat{y}_{8t} = 2,208517X_{18t} - 2,397466X_{28t} - 0,302845X_{38t} + 0,005196X_{48t} + 0,695282X_{58t}$
Kalimantan Timur	$\hat{y}_{9t} = 7,655446X_{19t} - 2,397466X_{29t} - 0,302845X_{39t} + 0,005196X_{49t} + 0,695282X_{59t}$
Sulawesi Utara	$\hat{y}_{10t} = 6,505719X_{110t} - 2,397466X_{210t} - 0,302845X_{310t} + 0,005196X_{410t} + 0,695282X_{510t}$
Maluku	$\hat{y}_{11t} = 9,319184X_{111t} - 2,397466X_{211t} - 0,302845X_{311t} + 0,005196X_{411t} + 0,695282X_{511t}$
Papua Barat	$\hat{y}_{12t} = 9,983311X_{112t} - 2,397466X_{212t} - 0,302845X_{312t} + 0,005196X_{412t} + 0,695282X_{512t}$

## Pengujian Asumsi Regresi Data Panel

Setelah model regresi data panel *FEM* terbentuk, selanjutnya dilakukan pengujian asumsi regresi data panel yang terdiri dari asumsi non-multikolinieritas, asumsi normalitas dan asumsi homokedastisitas. Asumsi non-multikolinieritas dapat diketahui dari nilai korelasi antar variabel prediktor yang ditunjukkan oleh matriks Tabel 4 sebagai berikut:

Tabel 4. Matriks Korelasi

Variabel	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$
$X_1$	1,00	-0,20	0,03	-0,23	-0,26
$X_2$	-0,20	1,00	0,13	0,08	-0,07
$X_3$	0,03	0,13	1,00	0,67	0,08
$X_4$	-0,23	0,08	0,67	1,00	0,24
$X_5$	-0,26	-0,07	0,08	0,23	1,00

Berdasarkan matriks korelasi tersebut dapat diketahui bahwa antar variabel tidak memiliki hubungan yang kuat karena nilai *correlation pearson* antar variabel cukup kecil dan tidak lebih dari 0,6. Sehingga asumsi non-multikolinieritas terpenuhi.

Pengujian asumsi normalitas menggunakan Uji *Jarque-Bera* diketahui memiliki keputusan tolak  $H_0$  karena nilai *P-value* = 0,17 lebih besar dari taraf signifikansi 0,05 sehingga dapat disimpulkan residual dari model regresi data panel yang terbentuk telah berdistribusi normal.

Sedangkan untuk mendeteksi asumsi homokedastisitas menggunakan Uji Glejser yang hasilnya ditampilkan pada Tabel 5 sebagai berikut:

Tabel 5. Matriks Korelasi

Koefisien	$t_{hitung}$	<i>P-value</i>
$X_1$	-0,032	0,975
$X_2$	-0,191	0,850
$X_3$	-1,004	0,323
$X_4$	-0,004	0,997
$X_5$	0,054	0,958

Berdasarkan hasil analisis diperoleh nilai statistik uji  $|t_{hitung}|$  untuk masing-masing variabel lebih kecil dari  $t_{tabel} = 2,018$  dan *P-value* lebih besar dari nilai tingkat signifikansi 5 persen sehingga diputuskan terima  $H_0$  yang artinya tidak terdapat heteroskedastisitas pada residual dari model regresi yang terbentuk.

## Pengujian Signifikansi Model Regresi Data Panel

Pengujian signifikansi parameter model regresi data panel dilakukan untuk mengetahui pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen. Secara simultan, model regresi data panel *FEM* yang terbentuk diputuskan tolak  $H_0$  karena nilai statistik uji  $F = 18,672$  lebih besar dari  $F_{tabel} = 0,457$  dan nilai *P-value* lebih kecil dari taraf signifikan 5 persen sehingga memiliki kesimpulan bahwa minimal ada satu variabel independen yang berpengaruh signifikan pada variabel dependen.

Uji Parsial digunakan untuk mengetahui variabel independen mana yang berpengaruh secara signifikan pada variabel dependen. Hasil pengujian ditunjukkan oleh Tabel 6 sebagai berikut:

Tabel 6. Hasil Uji Parsial

Variabel	$t_{hitung}$	<i>P-value</i>
$X_1$	-3,061	0,004
$X_2$	-2,017	0,052
$X_3$	-7,540	0,000
$X_4$	2,784	0,009
$X_5$	0,592	0,558

Nilai statistik uji  $|t_{hitung}|$  untuk variabel TPAK ( $X_1$ ), RLS ( $X_2$ ), Pertumbuhan Ekonomi ( $X_3$ ) dan Kepadatan Penduduk ( $X_4$ ) lebih besar dari  $t_{tabel} = 2,018$  dan nilai *P-value* pada keempat variabel tersebut lebih kecil dari tingkat signifikansi 5 persen sehingga diperoleh keputusan tolak  $H_0$ . Sedangkan pada variabel AMH ( $X_5$ ) menunjukkan bahwa  $|t_{hitung}|$  lebih kecil dari  $t_{tabel} = 2,018$  dan nilai *P-value* lebih besar dari tingkat signifikansi 5 persen sehingga diperoleh keputusan terima  $H_0$ . Berdasarkan hasil tersebut maka diperoleh kesimpulan bahwa variabel TPAK ( $X_1$ ),

RLS ( $X_2$ ), Pertumbuhan Ekonomi ( $X_3$ ) serta Kepadatan Penduduk ( $X_4$ ) berpengaruh signifikan terhadap TPT, sedangkan variabel Angka Melek Huruf ( $X_5$ ) tidak memiliki pengaruh signifikan secara parsial terhadap TPT.

Koefisien determinasi ( $R^2$ ) dari model *FEM* diketahui 0,9059 sehingga dapat dikatakan bahwa sebesar 90,59 persen TPT dapat dijelaskan oleh variabel TPAK, RLS, pertumbuhan ekonomi, kepadatan penduduk, dan Angka Melek Huruf, sedangkan sisanya yaitu 9,41 persen dijelaskan oleh variabel lain diluar model. Nilai koefisien determinasi ini cukup tinggi yang memiliki arti bahwa regresi data panel telah cukup baik untuk memodelkan data TPT 12 Provinsi di Indonesia tahun 2017 hingga 2020.

Sehingga dalam upaya menanggulangi jumlah TPT di Indonesia yang meningkat sebagai dampak pandemi Covid-19, Pemerintah sebaiknya dapat lebih fokus menerapkan kebijakan terhadap faktor-faktor yang berpengaruh signifikan sesuai hasil model regresi data panel yang terbentuk yaitu TPAK, RLS, Pertumbuhan Ekonomi serta Kepadatan Penduduk.

## KESIMPULAN DAN SARAN

### Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan dengan menggunakan model regresi data panel *Fixed Effect Model (FEM)*, faktor-faktor yang berpengaruh terhadap TPT adalah Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK), Rata-rata Lama Sekolah (RLS), Pertumbuhan Ekonomi serta Kepadatan Penduduk. Model regresi panel pada data TPT 12 Provinsi di Indonesia tahun 2017 hingga 2020 sudah baik yang ditunjukkan dengan nilai koefisien determinasi cukup tinggi yaitu sebesar 90,59 persen.

### Saran

Saran yang dapat diajukan berdasarkan hasil analisis yaitu dalam menurunkan angka TPT di Indonesia

terutama pada masa pandemi Covid-19, sebaiknya lebih memperhatikan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap naikturunnya TPT yaitu dengan mengupayakan peningkatan TPAK, penambahan RLS, peningkatan pertumbuhan ekonomi serta penurunan kepadatan penduduk.

## DAFTAR PUSTAKA

- Astuti, W. I. (2017). Faktor-Faktor yang Berpengaruh terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka di Jawa Timur dengan Pendekatan Regresi Data Panel. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Baltagi, B. H. (2005). *Econometric Analysis of Panel Data* (3rd ed.). New Delhi: TechBooks.
- BPS. (2021). *Keadaan Ketenagakerjaan Indonesia Agustus 2020*. Jakarta: Berita Resmi Statistik BPS.
- Greene, W. H. (2002). *Econometrics Analysis 4th Edition*. New Jersey: Prentice Hall.
- Greene, W. H. (2008). *Econometric Analysis 6th Edition*. New Jersey: Prentice Hall.
- Gujarati, D. N. (2003). *Basic Econometrics 4th Edition*. New York: McGraw-Hill.
- Gujarati, D. N. (2006). *Dasar-Dasar Ekonometrika Edisi Tiga*. (J. A. Mulyadi, Trans.) Jakarta: Erlangga.
- Gujarati, D. N. (2012). *Dasar-Dasar Ekonometrika Edisi Lima*. (R. C. Mangunsong, Trans.) Jakarta: Salemba Empat.
- Kurniawati, N. A., & Budiantara, I. N. (2019). Pemodelan Tingkat Pengangguran Terbuka di Provinsi Jawa Barat Menggunakan Regresi Nonparametrik Spline Truncated. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 8, D334-D340.  
doi:10.12962/j23373520.v8i2.48239
- Saputri, N., Ruchjana, B. N., & Hasbullah, E. S. (2020). Penerapan Model Regresi Data Panel pada Faktor Fundamental dan Teknikal Harga Saham Sektor Industri Real Estate.

- KUBIK: Jurnal Publikasi Ilmiah Matematika*, 5, 10-19.  
doi:10.15575/kubik.v5i1.7939
- Sukirno, S. (1994). *Pengantar Teori Ekonomi Macro*. Jakarta: Raja Grafindo.
- Tantri, E., & Ratnasari, V. (2016). Pengaruh Indikator Kependudukan Terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka di Indonesia dengan Pendekatan Regresi Panel. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 5, D223-D228.  
doi:10.12962/j23373520.v5i2.16557
- Todaro, M. P., & Smith, S. C. (2011). *Economic Development 11th Edition*. Boston: Addison-Wesley.
- Todaro, M. P., & Smith, S. C. (2015). *Economic Development 12th Edition*. New Jersey: Pearson Education.
- Widarjono, A. (2007). *Ekonometrika Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Ekonisia FE UII.
- Widarjono, A. (2009). *Ekonometrika Pengantar dan Aplikasinya*. Yogyakarta: Ekonisia FE UII.

# ANALISIS KASUS COVID-19 DI PROVINSI NUSA TENGGARA BARAT MENGUNAKAN METODE RANTAI MARKOV

Attina Ulansari<sup>1</sup>, Mustika Hadijati<sup>2</sup>, Dara Puspita Anggraeni<sup>3</sup>, Lisa Harsyiah<sup>4</sup>

<sup>1,2,4</sup> Prodi Matematika, FMIPA, Universitas Mataram, Mataram

<sup>3</sup> Prodi Matematika, FMIPA, Universitas Nahdlatul Wathan Mataram, Mataram

e-mail: <sup>1</sup> attinaus@gmail.com, <sup>2</sup> mustika.hadijati@unram.ac.id, <sup>3</sup> darapuspita.anggraeni@unwmataram.ac.id,

<sup>4</sup> lisa\_harsyiah@unram.ac.id

Received: January 20, 2022; Revised: April 1, 2022; Accepted: August 1, 2022; Published: December 31, 2022

## Abstrak

Wabah pandemi yang disebabkan oleh *Coronavirus Disease-19* (Covid-19) pertama kali ditemukan di Provinsi Wuhan, China pada bulan Desember 2019 secara cepat menginfeksi negara-negara lainnya. Dampak dari Covid-19 dapat dirasakan pada berbagai aspek dalam kehidupan berupa ketidakstabilan terutama pada bidang sosial, ekonomi serta pendidikan sehingga dibutuhkan upaya pencegahan dari banyaknya kasus positif. Metode yang digunakan adalah metode Rantai Markov dimana metode ini memanfaatkan data historis dari kasus Covid 19. Metode ini dapat menjelaskan peluang kejadian secara bertahap atau per-state. Tujuan dari penelitian ini adalah menentukan bentuk matriks peluang transisi serta memprediksi peluang kejadian Covid 19. Data yang digunakan adalah data kasus positif, sembuh dan meninggal dari Covid 19, dimulai dari tanggal 14 Januari sampai dengan 23 April 2021. Adapun diperoleh matriks peluang transisi untuk masing-masing kasus Covid 19 serta didapatkan nilai peluang tertinggi pada keadaan *steady state* untuk kasus pasien positif adalah sebesar 39,496% berada pada *state* 3, pada kasus pasien sembuh memiliki nilai peluang 33,088% berada pada *state* 2 dan untuk kasus pasien meninggal memiliki nilai peluang 41,414% berada dalam *state* 1.

**Kata Kunci:** Covid-19, Peluang, Metode Rantai Markov, Steady State

## Abstract

*The pandemic outbreak caused by Coronavirus Disease-19 (Covid-19) was first discovered in Wuhan, China, in December 2019, which quickly infected the other countries. The impact of Covid-19 can be felt in various aspects of life in the form of instability, especially in the social, economic and educational fields, which is why efforts are needed to prevent the number of positive cases. The method used is the Markov Chain method where it utilizes historical data from Covid-19 cases. This method can explain the probability of occurrence in stages or per state. The purpose of this research is to determine the shape of the transition opportunity matrix and predict the probability of the occurrence of Covid-19. The data used is the data on positive cases, recovered and died from Covid-19, starting from January 14 to April 23, 2021. The transition probability matrix for each Covid-19 case was obtained and the highest probability value in the steady state for positive patient cases was 39.496% in state 3, in the case of recovered patients having a 33.088% probability value being in state 2 and for The case of the patient dies has a 41.414% probability value being in state 1.*

**Keywords:** Covid-19, Probability, Markov Chain Method, Steady State

## PENDAHULUAN

Wabah pandemi yang disebabkan oleh virus SARS-CoV-2 atau yang lebih dikenal dengan Coronavirus Disease-19 (Covid-19) pertama kali ditemukan di Provinsi Wuhan, China pada bulan Desember 2019. Menurut World Health Organization (WHO, 2020a), Covid-19 merupakan keluarga besar virus yang menyebabkan penyakit pada manusia dan hewan. Penularan virus Covid-19 pada manusia menyebar melalui tetesan kecil (droplet) yang keluar dari hidung atau mulut saat batuk atau bersin. Virus Covid-19 yang berasal dari China ini secara cepat menyebar ke negara-negara lainnya terutama negara di sekitarnya. Hingga bulan Maret 2020 setidaknya ada sebanyak 121 negara terkonfirmasi sehingga Covid-19 mulai ditetapkan sebagai wabah pandemi (WHO, 2020a). Pada 29 November 2020, tercatat bahwa ada 61.866.365 jumlah kasus positif Covid-19 di seluruh dunia (WHO, 2020c). Indonesia merupakan salah satu negara yang terdampak kasus Covid-19. Menurut data infeksi emerging oleh Kemenkes (2020a), kasus positif Covid-19 pertama di Indonesia dilaporkan pada tanggal 2 Maret 2020. Pada hari terakhir pengambilan data yaitu 23 April 2021 ada sejumlah 1.487.369 kasus positif Covid-19 di Indonesia dengan 10.171 kasus merupakan kasus yang berasal dari provinsi Nusa Tenggara Barat.

Dampak dari Covid-19 secara global dapat dirasakan pada berbagai aspek dalam kehidupan karena Covid-19 mengakibatkan ketidakstabilan terutama pada bidang ekonomi dan sosial. Hal ini diakibatkan oleh kewaspadaan masyarakat dan protokol yang sudah ditetapkan oleh pemerintah seperti menjaga jarak, PSBB, bahkan lockdown yang membawa pengaruh pada penurunan aktivitas ekonomi secara keseluruhan (Iskandar et al., 2020). Secara nasional (Indonesia) dampak yang diakibatkan dari Covid-19 pada bidang ekonomi salah satunya adalah angka PHK oleh berbagai perusahaan yang melonjak tinggi yaitu sebesar 77% untuk sektor formal dan 23% dari informal (Kemnaker, 2020). Dampak ini secara otomatis akan menyebabkan penurunan daya beli masyarakat yang mana perputaran uang akan menjadi sangat minim di masyarakat serta produksi barang menjadi

terbatas sehingga dapat menyebabkan defisit perdagangan (Kurniawansyah et al., 2020). Dampak lain dari Covid-19 di Indonesia adalah pada sektor pendidikan, dimana mulai diberlakukannya kebijakan School from home (SFH). Kebijakan ini mengharuskan seluruh pelajar melakukan kegiatan belajar dari rumah dengan menggunakan metode dalam jaringan (daring). Perubahan metode pembelajaran ini tentunya memiliki dampak pada psikologis anak yaitu anak akan merasa jenuh belajar di rumah dan seringkali anak akan lebih banyak menghabiskan waktu bermain dengan menggunakan gadget.

Salah satu upaya pencegahan dari banyaknya kasus positif adalah mengolah data dari kasus Covid-19 yang terjadi untuk memperoleh peluang kejadian di masa mendatang yang akan bermanfaat untuk mengantisipasi serta perencanaan pencegahan di masa mendatang. Informasi terkait yang telah ditemukan, untuk masa ke depannya tidak dapat diketahui secara pasti dan hanya dapat diketahui prediksi atau peramalannya. Dalam memperkirakan suatu kejadian di masa mendatang, seringkali terjadi perubahan-perubahan yang tidak terduga. Seperti halnya pada kasus positif Covid-19, tidak dapat ditentukan siapa yang akan terinfeksi virus tersebut sehingga suatu keadaan ini dapat diketahui terjadi secara acak atau dapat dikatakan memiliki peluang yang acak. Banyaknya pasien Covid-19 dari waktu ke waktu selalu mengalami perubahan baik itu penambahan ataupun pengurangan. Oleh karena itu, suatu kejadian ini (kasus positif Covid-19) dapat dikatakan sebagai suatu proses stokastik.

Suatu proses stokastik dengan peluang kejadian satu langkah di depan hanya dipengaruhi oleh kejadian terakhir dapat dipandang sebagai suatu rantai Markov (Miftahuddin et al., 2020). Metode rantai Markov merupakan salah satu bagian dari proses stokastik yang telah banyak dilakukan untuk memperkirakan suatu kejadian di masa mendatang. Kelebihan dari metode rantai Markov menurut Pfeifer dan Carraway (2000) terletak pada fleksibilitasnya, hampir seluruh keadaan atau situasi dapat dimodelkan dengan menggunakan rantai Markov. Selain itu, rantai Markov dapat menjelaskan peluang kejadian

secara bertahap atau per-state. Metode ini umumnya digunakan untuk membantu dalam memperkirakan perubahan yang mungkin terjadi di masa mendatang (Suhartono, 2019). Penelitian terdahulu terkait dengan kasus Covid-19 dilakukan oleh Aritonang et al. (2020), pada penelitian ini didapatkan matriks peluang transisi dan prediksi peluang steady state menggunakan metode Rantai Markov, serta pembagian state sebanyak 9 state.

Informasi yang berkaitan dengan banyaknya pasien positif Covid-19 yang akan datang dapat digunakan oleh praktisi dan peneliti untuk membuat keputusan atau kebijakan berkaitan dengan pencegahan atau kebijakan lainnya serta melakukan penelitian lanjutan, maka fokus penelitian ini adalah untuk mendapatkan prediksi peluang banyak pasien Covid-19 di Provinsi Nusa Tenggara Barat menggunakan metode rantai Markov.

## METODOLOGI

### Tinjauan Referensi

Berbagai penelitian mengenai kasus Covid-19 khususnya peramalan kasus Covid-19 telah banyak diteliti sebelumnya. Penelitian sebelumnya yang memiliki kesamaan metode, teori ataupun subjek penelitian dijadikan sebagai acuan dalam penelitian ini. Berikut merupakan penelitian terdahulu yang membahas kasus Covid-19 :

Rachmawati dan Miasary (2020) melakukan penelitian mengenai kasus Covid-19 yang berjudul “Peramalan Penyebaran Jumlah Kasus Virus Covid-19 Provinsi Jawa Tengah dengan Metode ARIMA”. Pada penelitian tersebut metode yang digunakan adalah metode Autoregressive Moving Average (ARIMA). Tujuan penelitian yang dilakukan oleh Rachmawati dan Miasary ini untuk mengetahui perkembangan dari virus Covid-19 di Provinsi Jawa Tengah, dengan rentang waktu yang digunakan mulai dari tanggal 1 Agustus hingga 13 Desember 2020 atau terhitung ada sebanyak 128 buah data. Pada hasil penelitiannya, didapatkan model terbaik untuk meramalkan perkembangan kasus Covid-19 nilai peramalan kasus positif Covid-19 yaitu ARIMA(1,1,1) selanjutnya digunakan untuk mendapatkan peramalan

kasus positif Covid-19 di Provinsi Jawa Tengah untuk periode 10 hari ke depan.

Penelitian sebelumnya mengenai kasus Covid-19 juga pernah dilakukan oleh Hakimah dan Kurniawan (2020). Dalam penelitiannya yang berjudul “Pemodelan Jumlah Kasus Baru Covid-19 di Masa Kenormalan Baru Menggunakan Metode Pencocokan Kurva” memiliki tujuan mengetahui laju pertumbuhan penderita pasien positif Covid-19 dalam bentuk model matematika berdasarkan data jumlah kasus baru setiap harinya pada masa new normal. Metode yang digunakan dalam penelitiannya yaitu metode pencocokan kurva yang meliputi metode interpolasi Lagrange, metode interpolasi Newton dan Fungsi Eksponensial. Metode pencocokan kurva tersebut akan menghasilkan fungsi hampiran yang mewakili dataset, dimana setelah itu fungsi hampiran tersebut di proyeksikan untuk peramalan jumlah kasus baru pada periode berikutnya. Hasil dari penelitian yang dilakukan oleh Hakimah dan Kurniawan ini adalah didapatkannya model terbaik yaitu polinom Langrange, polinom Newton derajat 3 dan polinom Newton derajat 4. Selanjutnya digunakan untuk memprediksi jumlah kasus baru Covid-19 untuk 14 periode ke depannya.

Pada penelitian yang telah dilakukan oleh Rachmawati dan Miasary (2020) dan penelitian yang dilakukan oleh Hakimah dan Kurniawan (2020), model yang digunakan tidak dapat menjelaskan atau memberikan informasi secara bertahap karena tidak memiliki state.

Aritonang et al., (2020) melakukan penelitian mengenai peramalan kasus Covid-19 dengan judul “Analisis Pertambahan Pasien Covid-19 di Indonesia Menggunakan Metode Rantai Markov”. Berdasarkan judulnya, penelitian tersebut menggunakan metode rantai Markov untuk memodelkan jumlah penambahan pasien per hari yang terhitung sebanyak 74 hari. Banyak state yang digunakan dalam penelitian ini adalah 9 state dengan rentang jumlah pasien Covid-19 tiap state-nya relatif besar yaitu 90 data. Pada penelitian yang dilakukan Aritonang et al., peluang steady state digunakan untuk mengetahui peluang tetap untuk kasus Covid-19 di Indonesia ke depannya. Hasil dari

penelitian tersebut adalah didapatkannya prediksi peluang kenaikan pasien Covid-19 di Indonesia untuk tiap state yang telah ditentukan.

Penelitian yang berjudul “Model Markov untuk Prediksi Virus Corona Covid-19 di India- Studi Statistika” dilakukan oleh Arumugam dan Rajathi (2020). Penelitian ini memiliki tujuan untuk memprediksi besar peluang infeksi virus Covid-19 di berbagai negara bagian yang ada di India. Data yang digunakan merupakan data pasien Covid-19 yang berstatus aktif (positif), masa pemulihan dan meninggal. Banyak state yang digunakan pada penelitian tersebut berjumlah 9 state. Hasil dari penelitian yang dilakukan Arumugam dan Rajathi ini adalah nilai persentase besar peluang infeksi virus Covid-19 untuk masing-masing state atau keadaan berdasarkan banyak pasien tertentu.

Pada penelitian yang telah dilakukan oleh Aritonang et al., (2020) serta Arumugam dan Rajathi (2020) prediksi atau peramalan yang dilakukan hanya untuk mengetahui berapa besar nilai peluang transisi untuk kondisi tetap atau steady state dan tidak dilakukannya prediksi peluang untuk beberapa periode ke depan.

Perbedaan dari penelitian “Analisis Kasus Covid-19 di Provinsi Nusa Tenggara Barat Menggunakan Metode Rantai Markov” dengan penelitian sebelumnya yaitu pada metode rantai Markov yang digunakan. Metode rantai Markov dapat menjelaskan keadaan pada tiap state-nya sehingga dalam melakukan prediksi akan didapatkan nilai atau hasil peluang untuk tiap keadaan.

## Metode Analisis

### 1. Proses Pendahuluan Data

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang didapatkan dari *website* <https://www.corona.ntbprov.go.id/>. Data yang akan dianalisis merupakan data terkonfirmasi yang meliputi data pasien positif, pasien sembuh dan pasien meninggal dunia. Oleh karena data pasien positif tidak tersedia pada *website* tersebut maka digunakan data pasien masih isolasi. Masing-masing kelompok pasien lalu dihitung penambahan pasien perharinya dengan cara mengurangi jumlah pasien hari ke- $n$  dengan hari ke- $(n - 1)$ .

### 2. Penentuan Banyak State

Banyaknya *state* atau kejadian pada penelitian ini ditentukan dengan bantuan distribusi frekuensi yaitu dengan menentukan banyaknya kelas berdasarkan banyaknya data yang digunakan sehingga didapatkan banyak *state* pada penelitian ini adalah 7. Selanjutnya, dalam menentukan *range* atau interval pada tiap *state* digunakan juga distribusi frekuensi sehingga untuk masing-masing jenis pasien akan didapatkan *range* atau interval yang berbeda.

### 3. Matriks Peluang Transisi

Matriks peluang transisi yang akan dibangun yaitu sebanyak 3 buah berdasarkan banyaknya kelompok jenis pasien yang ada. Data yang telah dihitung penambahannya setiap hari kemudian ditentukan *state*-nya. Sebelum terbentuk matriks peluang transisi, ada matriks frekuensi transisi terlebih dahulu yang harus dibentuk. Matriks frekuensi transisi berisi jumlah banyaknya data untuk tiap perpindahan *state*. Data yang ditentukan *state*-nya kemudian ditentukan perpindahan *state*-nya dengan data setelahnya. Setelah didapatkan matriks frekuensi transisi, maka dapat dibentuk matriks peluang transisi dengan menghitung peluang tiap *state*-nya.

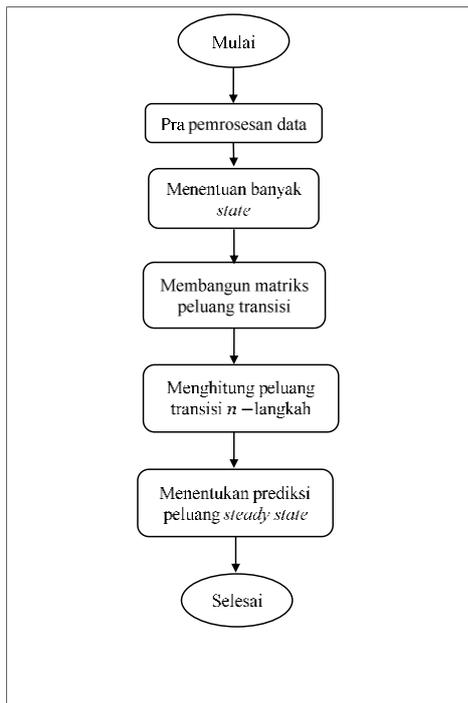
### 4. Matriks Peluang Transisi $n$ –Langkah

Selanjutnya akan dicari nilai matriks transisi beberapa langkah dengan tujuan untuk mengetahui nilai peluang transisi pada beberapa periode selanjutnya. Berdasarkan matriks peluang transisi yang telah didapatkan sebelumnya maka dapat diketahui matriks peluang transisi  $n$  –langkah dengan cara mengalikan matriks peluang transisi awal dengan dirinya sendiri sehingga didapatkan matriks peluang transisi langkah 2, untuk mencari matriks peluang transisi langkah 3 yaitu dengan mengalikan matriks peluang transisi awal dengan matriks peluang transisi 2 langkah. Proses selanjutnya dilakukan seperti proses sebelumnya hingga didapatkan matriks peluang transisi yang *steady state*.

### 5. Peluang Steady State

Prediksi peluang kejadian untuk periode ke depan dapat dilihat dari matriks peluang transisi yang telah dibentuk. Berdasarkan matriks peluang transisi maka akan dicari nilai peluang *steady state* dengan cara mengalikan vektor keadaan awal dengan matriks peluang

transisi, setelah itu akan didapatkan persamaan yang akan dilakukan eliminasi sehingga didapatkan nilai peluang *steady state*. Nilai peluang *steady state* dapat diketahui sebagai nilai peluang kejadian tetap setiap *state* untuk periode ke depan. Oleh karena nilai peluang yang besar dianggap paling memungkinkan untuk terjadi, maka nilai peluang *steady state* terbesar akan menjadi prediksi peluang banyak pasien di masa mendatang pada keadaan *steady state*.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

## Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder yaitu data penambahan pasien Covid-19 di wilayah NTB selama 100 hari pada periode 14 Januari 2021 hingga 23 April 2021 yang diperoleh dari website <https://www.corona.ntbprov.go.id/>.

## Variabel Penelitian

Pada penelitian ini, analisis data yang dilakukan adalah pada data penambahan pasien Covid-19 dengan tiga jenis pasien yang difokuskan yaitu pasien positif, pasien sembuh dan pasien meninggal. Pada penelitian ini untuk mengetahui banyak *state* yang digunakan sebelumnya dihitung banyak kelas serta interval kelasnya dengan distribusi frekuensi berdasarkan banyaknya data

penelitian. Perhitungan banyak kelas serta interval kelas dapat dilihat pada Lampiran 2. Berdasarkan perhitungan, didapatkan banyak kelas pada masing-masing jenis pasien sama yaitu ada 7 *state* namun *range* yang digunakan berbeda untuk tiap jenis pasien. Adapun *state* atau yang digunakan adalah sebagai berikut:

### a. *State* untuk pasien positif

State	Klasifikasi	Interval
$S_1$	Sangat Sedikit	0 - 23
$S_2$	Lebih Sedikit	24 - 47
$S_3$	Sedikit	48 - 71
$S_4$	Sedang	72 - 95
$S_5$	Banyak	96 - 119
$S_6$	Lebih Banyak	120 - 143
$S_7$	Sangat Banyak	$\geq 144$

### b. *State* untuk pasien sembuh

State	Klasifikasi	Interval
$S_1$	Sangat Sedikit	0 - 22
$S_2$	Lebih Sedikit	23 - 45
$S_3$	Sedikit	46 - 68
$S_4$	Sedang	69 - 91
$S_5$	Banyak	92 - 114
$S_6$	Lebih Banyak	115 - 137
$S_7$	Sangat Banyak	$\geq 138$

### c. *State* untuk pasien meninggal

State	Klasifikasi	Interval
$S_1$	Sangat Sedikit	0 - 1
$S_2$	Lebih Sedikit	2 - 3
$S_3$	Sedikit	4 - 5
$S_4$	Sedang	6 - 7
$S_5$	Banyak	8 - 9
$S_6$	Lebih Banyak	10 - 11
$S_7$	Sangat Banyak	$\geq 12$

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### 1. Analisis Data Jumlah Pasien Covid-19

Berdasarkan data penambahan per harinya dapat ditentukan jumlah *state* serta jangkauannya dengan menggunakan distribusi frekuensi dan didapatkan perbedaan jangkauan data untuk pasien positif, sembuh serta meninggal sehingga memiliki batasan keadaan yang berbeda seperti pada tabel berikut.

Tabel 1. Batasan Keadaan Pasien Positif

Range penambahan pasien	State ke	Banyak kasus
0 – 23	1	24
24 – 47	2	33
48 – 71	3	20
72 – 95	4	8
96 – 119	5	4
120 – 143	6	6
≥ 144	7	5

Tabel 2. Batasan Keadaan Pasien Sembuh

Range penambahan pasien	State ke	Banyak kasus
0 – 22	1	2
23 – 45	2	38
46 – 68	3	40
69 – 91	4	14
92 – 114	5	4
115 – 137	6	1
≥ 138	7	1

Tabel 3. Batasan Keadaan Pasien Meninggal

Range penambahan pasien	State ke	Banyak kasus
0 – 1	1	41
2 – 3	2	39
4 – 5	3	16
6 – 7	4	2
8 – 9	5	2
10 – 11	6	0
≥ 12	7	0

Berdasarkan **Tabel 1** dapat diketahui bahwa dalam kurun waktu 14 Januari 2021 hingga 23 April 2021 data terbanyak yang dikelompokkan untuk penambahan pasien positif perhari ada pada *interval* data 24 hingga 47 atau disebut *state* lebih sedikit dengan jumlah data sebanyak 33 data. Sehingga dapat diketahui bahwa dalam kurun waktu tersebut, kasus penambahan pasien positif perhari berada dalam *range* lebih sedikit dan terjadi sebanyak 33 kali. Dalam kasus parah atau

mencapai *state* sangat banyak, hanya terjadi sebanyak 5 kali.

### 2. Analisis Perpindahan *State* Pasien Covid-19

Penambahan jumlah pasien dari hari ke hari mengalami perubahan yang tidak menentu, ada yang tetap pada *state* semula dan ada juga yang berpindah ke *state* yang lain. Perpindahan data penambahan jumlah pasien Covid-19 perhari yang terjadi di Provinsi Nusa Tenggara Barat meliputi data pasien positif, sembuh serta meninggal dapat dilihat sebagai berikut

Tabel 4. Perpindahan Data Pasien Positif

State sebelum	State setelah							JDP sebelum
	1	2	3	4	5	6	7	
1	0	1	0	0	0	0	1	2
2	1	17	16	2	0	1	0	37
3	1	17	14	7	1	0	0	40
4	0	2	6	4	2	0	0	14
5	0	1	1	1	1	0	0	4
6	0	0	1	0	0	0	0	1
7	0	0	1	0	0	0	0	1
JDP setelah	2	38	39	14	4	1	1	99

Tabel 5. Perpindahan Data Pasien Positif

State sebelum	State setelah							JDP sebelum
	1	2	3	4	5	6	7	
1	8	12	2	0	1	1	0	24
2	6	9	8	3	1	2	3	32
3	5	5	4	3	1	1	1	20
4	1	4	1	1	0	1	0	8
5	1	0	2	0	0	1	0	4
6	1	2	2	1	0	0	0	6
7	1	1	1	0	1	0	1	5
JDP setelah	23	33	20	8	4	6	5	99

Tabel 6. Perpindahan Data Pasien Positif

State sebelum	State setelahnya							JDP sebelum
	1	2	3	4	5	6	7	
1	18	14	7	2	0	0	0	41
2	15	15	6	0	2	0	0	38
3	7	7	2	0	0	0	0	16
4	1	1	0	0	0	0	0	2
5	0	1	1	0	0	0	0	2
6	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0
JDP setelah	41	38	16	2	2	0	0	99

Data yang disajikan di atas merupakan data frekuensi pasien Covid-19 meliputi pasien positif, sembuh dan meninggal dimana berdasarkan tabel tersebut akan dibentuk matriks frekuensi transisi atau matriks yang berisi banyak perpindahan data penambahan kasus pasien Covid-19 dalam kurun waktu yang telah ditentukan. Pada kasus pasien positif, tidak ada data yang berawal dari *state* 1 kembali ke *state* 1 dan banyak data yang berawal dari *state* 1 lalu berpindah ke *state* 2 didapatkan sebanyak 1 data. Pada kasus pasien sembuh didapatkan data dari *state* 1 kembali ke *state* 1 ada sebanyak 8 data dan perpindahan dari *state* 1 ke *state* 2 didapatkan sebanyak 12 data. Data penambahan pasien yang berpindah pada kasus pasien meninggal dengan data yang berawal dari *state* 1 lalu kembali ke *state* 1 ada sejumlah 18 data dan ada sebanyak 14 data yang berpindah dari *state* 1 ke *state* 3.

### 3. Matriks Peluang Transisi Rantai Markov ( $P$ )

Jika diasumsikan bahwa perpindahan data penambahan pasien stabil, maka dapat dibentuk matriks peluang transisi rantai markov untuk masing-masing kasus pasien dan didapatkan hasil

Matriks  $P_{positif}$  berisi peluang perpindahan data penambahan pasien untuk tiap *state* pada kasus pasien positif Covid-19. Diketahui bahwa peluang perpindahan data dari *state* 1 lalu kembali ke *state* 1 adalah 0 dimana berarti tidak ada kasus penambahan pasien yang berawal dari *state* 1 lalu kembali ke *state* 1, untuk perpindahan data dari *state* 1 ke *state* 2 memiliki peluang sebesar 0,5 yang diperoleh dari  $\frac{1}{2}$  dimana 1 merupakan jumlah perpindahan data dari *state* 1 ke *state* 2 dan 2 merupakan jumlah seluruh data yang pernah berada sebelumnya di *state* 1. Peluang perpindahan tertinggi memiliki nilai 0,45946 dimana nilai tersebut merupakan peluang perpindahan dari *state* 2 ke *state* 2 yang menyatakan bahwa peluang tertinggi untuk penambahan pasien akan berada pada *state* 2 atau *state* lebih sedikit.

Pada kasus pasien sembuh, peluang perpindahan tertinggi bernilai 0,5 yaitu peluang perpindahan dari *state* 1 ke *state* 2 dan perpindahan dari *state* 4 ke *state* 2. Maka, pada pasien sembuh peluang penambahan pasien

sembuh relatif berada pada klasifikasi lebih sedikit dan sedang. Pada kasus pasien meninggal, didapatkan bahwa peluang perpindahan tertinggi bernilai 0,5 merupakan perpindahan data dari *state* 4 ke *state* 1, dari *state* 4 ke *state* 2, dari *state* 5 ke *state* 2 dan *state* 5 ke *state* 3.

### 4. Peluang Transisi $n$ –langkah

Matriks peluang transisi  $n$  –langkah digunakan untuk memprediksi nilai peluang transisi pasien Covid-19 sehingga dapat diketahui pada iterasi atau langkah berapa terjadinya steady state dengan menggunakan matriks peluang transisi. Matriks peluang  $n$  –langkah dapat dicari dengan bantuan persamaan Chapman-Kolmogorov sebagai berikut.

$$P_{pasien}^1 = P_{pasien}^1 \quad (1)$$

$$P_{pasien}^2 = P_{pasien}^1 \cdot P_{pasien}^1 \quad (2)$$

$$P_{pasien}^3 = P_{pasien}^1 \cdot P_{pasien}^2 \quad (3)$$

⋮

$$P_{pasien}^n = P_{pasien}^1 \cdot P_{pasien}^{n-1} \quad (4)$$

Keadaan *steady state* untuk pasien Covid-19 diperoleh dengan iterasi persamaan diatas. Iterasi  $n$  –langkah mencapai kondisi *steady state* apabila matriks peluang transisi langkah sebelumnya memiliki nilai yang konvergen (untuk 5 digit angka di belakang koma) terhadap matriks peluang transisi langkah menuju tak hingga. Kondisi tersebut pada kasus pasien positif Covid-19 terjadi pada langkah ke-14. Pada Langkah ke-14 dapat diketahui bahwa peluang transisi terbesar berada pada *state* 3 yaitu sebesar 39,496%. Maka berdasarkan hasil perhitungan, peluang transisi  $n$  –langkah pada kasus pasien positif Covid-19 diketahui berada dalam keadaan *steady state* pada periode ke-14 yang dihitung setelah hari terakhir pengambilan data sehingga dapat diketahui bahwa nilai peluangnya mulai berada pada keadaan *steady state* pada tanggal 7 Mei 2021. Memiliki arti bahwa mulai tanggal 7 Mei 2021 peluang penambahan pasien positif akan bernilai 39,496% pada interval data penambahan pasien 48 hingga 71 pasien dan pada hari setelahnya akan memiliki nilai peluang yang sama.

Matriks peluang transisi  $n$  –langkah sehingga iterasi *steady state* untuk kasus pasien sembuh serta pasien meninggal diperoleh dengan cara yang sama dengan formula *steady state* pasien positif. Pada kasus pasien sembuh, didapatkan bahwa matriks peluang transisi sudah mencapai *steady state* pada langkah ke-9. Berdasarkan hasil perhitungan peluang transisi  $n$  –langkah pada kasus pasien sembuh Covid-19 diketahui berada dalam keadaan *steady state* pada periode ke-9 tepatnya pada tanggal 2 Mei 2021. Maka dapat diketahui bahwa mulai tanggal 2 Mei 2021 peluang penambahan pasien sembuh akan bernilai 33,088% pada interval data penambahan pasien 23 hingga 45 pasien atau pada klasifikasi lebih sedikit dan pada hari setelahnya akan memiliki nilai peluang yang sama.

Berdasarkan hasil perhitungan peluang transisi  $n$  –langkah pada kasus pasien meninggal Covid-19 diketahui berada dalam keadaan *steady state* pada periode ke-13 sehingga dapat diketahui bahwa nilai peluangnya berada pada keadaan *steady state* pada tanggal 6 Mei 2021. Maka dapat diketahui bahwa mulai tanggal 6 Mei 2021 peluang penambahan pasien meninggal akan bernilai 41,412%, pada interval data penambahan pasien 0 hingga 1 pasien atau pada klasifikasi sangat sedikit dan pada hari setelahnya akan memiliki nilai peluang yang sama.

### 5. Peluang *Steady State*

Matriks peluang transisi selanjutnya dapat digunakan untuk menentukan nilai peluang *steady state* atau nilai peluang kejadian tetap untuk setiap *state*. Penyelesaian untuk mencari nilai *steady state* menggunakan eliminasi Gauss Jordan dengan mengalikan vektor awal dengan matriks peluang transisi selanjutnya akan didapatkan persamaan dan dilakukan eliminasi untuk mendapatkan nilai peluang *steady state* dengan menambahkan persamaan berikut untuk mendapatkan solusi.

$$\pi_1 + \pi_2 + \pi_3 + \pi_4 + \pi_5 + \pi_6 + \pi_7 = 1 \quad (5)$$

Setelah dilakukan eliminasi Gauss Jordan maka akan didapatkan hasil peluang tetap untuk masing-masing *state* pada kasus pasien positif sebagai berikut.

Tabel 7. Peluang *Steady State* Pasien Positif

State	Nilai Peluang
$\pi_1$	0,02027
$\pi_2$	0,38464
$\pi_3$	0,39496
$\pi_4$	0,13980
$\pi_5$	0,03979
$\pi_6$	0,01040
$\pi_7$	0,01014

Berdasarkan **Tabel 7** dapat diketahui pada keadaan *steady state*, pasien positif memiliki nilai prediksi peluang penambahan jumlah pasien untuk periode ke depan yaitu 39,496% pada interval data 47 hingga 69 pasien. Hal tersebut memberi informasi bahwa pertambahan pasien positif untuk periode tetap berada pada klasifikasi sedikit.

Nilai peluang *steady state* untuk pasien sembuh dan meninggal menggunakan langkah yang sama, diperoleh hasil sebagai berikut.

Peluang tetap pasien sembuh untuk periode ke depan memiliki nilai prediksi peluang sebesar 33,088% pada interval data 23 hingga 44 pasien. Nilai peluang tertinggi berada pada rentang penambahan pasien lebih sedikit yang menyatakan bahwa prediksi penambahan pasien sembuh cenderung sedikit berdasarkan rentang pasien tersebut untuk kedepannya.

Pada kasus pasien meninggal, didapatkan nilai prediksi peluang penambahan jumlah pasien tetap untuk periode ke depan yaitu 41,414% pada interval data 0 hingga 1 pasien. Nilai prediksi peluang tertinggi untuk pasien meninggal berada pada klasifikasi sangat sedikit.

## KESIMPULAN DAN SARAN

### Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang didapatkan, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

Pada keadaan *steady state*, untuk kasus pasien positif, nilai peluang tertinggi adalah saat berada pada klasifikasi sedikit (interval data 48 hingga 71 pasien) dengan peluang 0,39496. Pada kasus pasien sembuh, nilai peluang tertinggi yakni berada pada klasifikasi lebih sedikit (interval data 23 hingga 45 pasien) dengan peluang sebesar 0,33088,

sedangkan pada kasus pasien meninggal nilai peluang tertinggi berada pada *state* sangat sedikit (interval data 0 hingga 1 pasien) yaitu sebesar 0,41414.

### Saran

Berdasarkan hasil, pembahasan serta kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini, saran yang dapat diberikan oleh penulis adalah:

1. Bagi peneliti selanjutnya agar dapat mencari nilai peramalan jumlah kasus pasien berdasarkan matriks peluang transisi rantai Markov. Selain itu, oleh karena prediksi dengan menggunakan metode rantai Markov akurat untuk peramalan jangka pendek, maka penulis menyarankan agar mencoba menggunakan metode lain untuk memprediksi kasus Covid-19.
2. Pada penelitian ini didapatkan nilai peluang pasien positif tertinggi berada pada klasifikasi sedikit dan nilai peluang tertinggi berada pada klasifikasi lebih sedikit. Adapun untuk memperbesar peluang pada klasifikasi sangat sedikit untuk pasien positif serta klasifikasi sangat banyak pada pasien sembuh, saran bagi pemerintah yaitu untuk terus meningkatkan program 3T (*testing, tracing, treatment*) serta memastikan vaksinasi telah menyentuh unit kecil suatu pemerintahan yaitu Lingkungan. Selain itu, untuk pasien meninggal agar nilai peluang berada pada klasifikasi sangat sedikit semakin besar, maka saran dari peneliti adalah menggalakkan program 3T tersebut agar pasien yang terkonfirmasi positif mendapatkan perawatan yang seharusnya sehingga dapat menekan angka kematian.

### DAFTAR PUSTAKA

Agusta Vira, Dodi Devianto & Hazmira Yoza, Hubungan Antara Konvergen Hampir Pasti, Konvergen dalam Peluang dan Konvergen dalam Sebaran, *Jurnal Matematika UNAND*, 2(2): 10-16.

Aidi, M. N., 2008, Penggunaan Rantai Markov untuk Analisis Spasial Serta Modifikasinya dari Sistem Tertutup ke

Sistem Terbuka, *Forum Statistika dan Komputasi*, 13(1): 23–33.

Anton, Howard dan Chris Rorres, 2014, *Elementary Linear Algebra*, Willey & Sons, Inc, Canada

Ariansyah, K., 2018, Proyeksi Jumlah Pelanggan Telepon Bergerak Seluler di Indonesia Projection of the Number of Cellular Mobile Telephone Subscribers in Indonesia, *Buletin Pos dan Telekomunikasi*, 12(2): 151-161.

Aritonang, K., Tan, A., Ricardo, C., Surjadi, D., Fransiscus, H., Pratiwi, L., Nainggolan, M., Sudharma, S., & Herawati, Y., 2020, Analisis Pertambahan Pasien COVID-19 di Indonesia Menggunakan Metode Rantai Markov, *Jurnal Rekayasa Sistem Industri*, 9(2): 69–76.

Arumugam, R., & Rajathi, M., 2020, A Markov Model for Prediction of Corona Virus COVID-19 in India- A Statistical Study, *Journal of Xidian University*, 14(1001): 1422–1426.

Aswi, A., & Sukarna, S., 2006, *Analisis Deret Waktu (Teori dan Aplikasi)*, Andira Publisher, Makasar.

Gujarati, D., & Porter D.C., 1995, *Dasar-dasar Ekonometrika*, Erlangga, Jakarta.

Gross, D., James, J.F.S., Thompson, & Harris, C.M., 2008, *Fundamental of Queuing Theory*, John Willey & Sons, Inc, Canada.

Hakimah, M., & Kurniawan, M., 2020, Pemodelan Jumlah Kasus Baru Covid-19 di Masa Kenormalan Baru Menggunakan Metode Pencocokan Kurva, *Seminar Nasional Sains dan Teknologi Terapan VIII*, Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya.

Han, Y., 2020, The transmission and diagnosis of 2019 novel coronavirus infection disease ( COVID - 19 ): A Chinese perspective, *J Med Virol*, 1–6.

Hillier, F.S., & Lieberman, G.J., 2001, *Introduction to Operation Research*, McGraw-Hill, New York.

Iskandar, A., Possumah, B. T., & Aqbar, K., 2020, Peran Ekonomi dan Keuangan Sosial Islam Saat Pandemi Covid-19,

- Jurnal Sosial & Budaya Syari-I, 7(7): 625–638.
- Kariadinata, R., & Abdurahman, M., 2012, *Dasar-Dasar Statistik Pendidikan*, CV Pustaka Setia, Bandung.
- Kemenkes, 2020a, *Tentang Coronavirus*, [https://www.kemendes.go.id/resources/download/info-terkini/COVID-19/TENTANG NOVEL CORONAVIRUS.pdf](https://www.kemendes.go.id/resources/download/info-terkini/COVID-19/TENTANG_NOVEL_CORONAVIRUS.pdf).
- Kemenkes, 2020b, *Situasi Terkini Perkembangan Coronavirus Disease (COVID-19)*, <https://infeksiemerging.kemendes.go.id/situasi-infeksi-emerging/situasi-terkini-perkembangan-coronavirus-disease-covid-19-2-maret-2020>
- Kemnaker, 2020, *Menaker Ida Fauziyah Minta Pengusaha Jadikan PHK Sebagai Langkah Terakhir*, <https://kemnaker.go.id/news/detail/menaker-ida-fauziyah-minta-pengusaha-jadikan-phk-sebagai-langkah-terakhir>
- Kuncoro, M., 2011, *Metode Kuantitatif Teori dan Aplikasi untuk Bisnis & Ekonomi*, UPP STIM YKPN, Yogyakarta.
- Kurnianingtyas, L. Y., & Nugroho, M. A., 2012, *Implementasi Strategi Pembelajaran Kooperatif Teknik Jigsaw untuk Meningkatkan Keaktifan Belajar Akuntansi Pada Siswa ISWA Kelas X Akuntansi 3 SMK NEGERI 7 YOGYAKARTA Tahun Ajaran 2011/2012*, *Jurnal Pendidikan Akuntansi Indonesia*, 10(1): 66–77.
- Kurniawansyah, H., Amrullah, Salahuddin, M., Muslim, & Nurhidayati, S., 2020, *Konsep Kebijakan Strategis dalam Menangani Eksternalitas Ekonomi dari COVID - 19 Pada Masyarakat Rentan di Indonesia*, *Indonesian Journal of Social Sciences and Humanities*, 1(2): 130–139.
- Massalesse, J., 2016, *Penerapan Teorema Perron-Frobenius pada Penentuan Distribusi Stasioner Rantai Markov*, *Jurnal Matematika Statistika & Komputasi*, 13(1): 85–90.
- Miftahuddin, Maulidawani, Setiawan, I., Ilhamsyah, Y., & Fadhli, 2020, *Rainfall analysis in the Indian Ocean by using 6-States Markov Chain Model*, *IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science*, 429.
- Pfeifer, P., Carraway, R., 2000, *Modelling Customer Relationship as Markov Chain*, *Journal of Interactive Marketing*, 14(2): 43–55.
- Rachmawati, A. K., & Miasary, S. D., 2020, *Peramalan Penyebaran Jumlah Kasus Virus Covid-19 Provinsi Jawa Tengah dengan Metode Arima, Zeta-Math Journal*, 6(1): 4–9.
- Rahmi dan Mulia Suryani, 2018, *Program Linear*, Deepublish, Yogyakarta.
- Rijali, A., 2018, *Analisis Data Kualitatif*, *Jurnal Alhadharah*, 17(33): 81–95.
- Ross, Sheldon M., 2010, *Introduction to Probability Models Tenth Edition*, Elsevier Inc, Los Angeles.
- Rosyadi, Alfiani Athma Putri, 2018, *Statistika Pendidikan*, UMM Press, Malang.
- Santosa, Purbayu Budi & Hamdani, Muliawan, 2007, *Statistika Deskriptif dalam Bidang Ekonomi dan Niaga*, Penerbit Erlangga, Semarang.
- Suara NTB, 2020, *Gubernur NTB Larang Satuan Pendidikan Laksanakan KBM Tatap Muka*, <https://www.suarantb.com/gubernur-ntb-larang-satuan-pendidikan-laksanakan-kbm-tatap-muka/>
- Sudjana, 1989, *Metode Statistika*, BPFE, Yogyakarta.
- Suhandi, A., & Pamela, I. S., 2020, *Dampak Musim Libur Covid-19 Belajar dari Rumah Terhadap Psikologi Anak Sekolah Dasar*, *Jurnal Gentala Pendidikan Dasar*, 5(2): 207–218.
- Suhartono, D., 2019, *Markov Chain*, Binus University, Malang.
- Sugiyono, 2009, *Metode Kuantitatif Teori dan Aplikasi dan R&D*, Alfabeta, Bandung.
- Supranto, J., 2000, *Statistik dan Teori Aplikasi Edisi Keenam*, Erlangga, Jakarta.
- WHO, 2020a, *Coronavirus disease (COVID-19)*, <https://www.who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019/question-and-answers-hub/q-a-detail/coronavirus-disease-covid-19>
- WHO, 2020b, *Health Emergencies*, <https://www.who.int/data/gho/data/major-the-mes/health-emergencies>

WHO, 2020c, Situation Reports.  
<https://www.who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019/situation-reports>



# KONSUMSI TEMBAKAU DAN IMPLIKASINYA TERHADAP PENGELUARAN PANGAN RUMAH TANGGA: PENDEKATAN FRAKSIONAL LOGIT

Eka Rastiyanto Amrullah<sup>1</sup>, Hijriah Mutmainah<sup>2</sup>, Silvia Yuniarti<sup>3</sup>,

Ismatul Hidayah<sup>4</sup>, Aris Rusyiana<sup>5</sup>

<sup>1,2,3</sup> Balai Pengkajian Teknologi Pertanian Banten – Balitbangtan, Serang – Indonesia

<sup>4,5</sup> Badan Pusat Statistik, Jakarta - Indonesia

e-mail: <sup>1</sup>ekarastiyanto@pertanian.go.id

Received: July 24, 2021; Revised: November 23, 2022; Accepted: December 2, 2022; Published: December 31, 2022

## Abstrak

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengkaji pengaruh pengeluaran tembakau terhadap pengeluaran rumah tangga lainnya. Penelitian ini memeriksa proporsi biaya pengeluaran tembakau dengan memperkirakan dampaknya terhadap pengeluaran pangan rumah tangga melalui pengendalian karakteristik sosial ekonomi dan demografis yang dapat diamati. Penelitian ini menggunakan data SUSENAS Maret 2015 dengan sampel sebanyak 285,908 rumah tangga. Penelitian ini menggunakan satu pendekatan untuk memperkirakan variabel hasil persentase dengan model fraksional logit. Secara keseluruhan, hasil penelitian menemukan hubungan negative dan signifikan hampir disemua kelompok pengeluaran pangan rumah tangga, hanya pada kelompok pengeluaran bahan minuman saja bersifat positif dan signifikan. Konsumsi tembakau bukan hanya merugikan diri perokok sendiri karena dampak langsungnya terhadap kesehatan, tetapi juga berdampak negatif pada pemenuhan kebutuhan pokok anggota keluarga lainnya. Konsumsi tembakau dapat mengorbankan pengeluaran konsumsi pangan lainnya, sehingga dalam rumah tangga kurang mampu akan menyebabkan berkurangnya asupan gizi, malnutrisi dan memperburuk kerawanan pangan.

**Kata Kunci** : Pengeluaran tembakau, konsumsi pangan, rumah tangga

## Abstract

*The main objective of this study is to examine the effect of tobacco expenditure on other household expenditures. This study examines the proportion of tobacco expenditure costs by estimating its impact on household food expenditure by controlling for observable socio-economic and demographic characteristics. This study uses data from SUSENAS March 2015 with a sample of 285,908 households. This study uses an approach to estimate the percentage yield variable with the fractional logit model. Overall, the results of the study found a negative and significant relationship in almost all household food expenditure groups, only the beverage expenditure group was positive and significant. Tobacco consumption is not only detrimental to smokers themselves because of their direct impact on health, but also has a negative impact on meeting the basic needs of other family members. Tobacco consumption can sacrifice expenditure on other food consumption, so that in underprivileged households it will lead to reduced nutritional intake, malnutrition and exacerbate food insecurity*

**Keyword** : Tobacco expenditure, food consumption, household

## PENDAHULUAN

Lebih dari tujuh juta orang meninggal setiap tahun karena penyakit yang terkait dengan konsumsi tembakau (WHO 2019). Menjadikan konsumsi tembakau sebagai salah satu penyebab kematian yang paling utama di dunia. Indonesia menjadi salah satu Negara pengonsumsi tembakau terbesar di dunia. Berdasarkan hasil Riset Kesehatan Dasar 2018, secara nasional proporsi konsumsi tembakau pada penduduk usia 15 tahun keatas adalah 33,8% atau mengalami kenaikan 1% dibanding dengan tahun 2016. Belanja rumah tangga untuk rokok menempati urutan ketiga paling tinggi setelah beras dan pangan (Kosen et al, 2017). Prevalensi konsumsi tembakau yang tinggi berpengaruh terhadap tingkat kemiskinan di Indonesia (TCSC-IAKMI, 2020). Sedangkan menurut Husain et al. (2018) menyebutkan bahwa konsumsi tembakau yang tinggi menjadi ancaman bagi penduduk negara-negara berkembang dari kemiskinan, kekurangan gizi, kekurangan sumber daya keuangan untuk menyediakan fasilitas kesehatan dan gizi. Tembakau juga dapat menyebabkan kemiskinan menjadi lebih buruk, baik pengguna maupun keluarganya memiliki risiko yang jauh lebih tinggi untuk jatuh sakit dan meninggal dikarenakan penyakit serangan jantung, kanker, penyakit saluran pernapasan, atau penyakit terkait tembakau lainnya, sehingga membuat kehilangan pendapatan utama rumah tangga atau bertambahnya beban pengeluaran untuk biaya perawatan kesehatan (WHO, 2004).

Studi dari Jones (2011), John (2012), San (2014) dan Do (2015) mengungkapkan tentang hubungan antara penggunaan tembakau, Asupan nutrisi/gizi, dan kemiskinan, dimana pengeluaran untuk merokok/tembakau dapat menyebabkan pengurangan pengeluaran untuk komoditas dasar lainnya seperti makanan, kesehatan, pendidikan, perumahan dan transportasi. Fenomena ini dikenal sebagai dampak *crowding-out* yang dapat memperburuk efek dari kemiskinan (Husain, 2018 dan Liu et al, 2006). Konsumsi tembakau berpotensi mengurangi pengeluaran pangan maupun bukan pangan rumah tangga (Wang 2006). Sedangkan menurut John et al (2011) menyebutkan bahwa pengeluaran langsung

untuk tembakau akan meningkatkan tingkat kemiskinan pedesaan dan perkotaan. Dalam kasus lain pada rumah tangga miskin, di mana sebagian besar rumah tangga memiliki pendapatan yang rendah untuk membeli makanan, pengeluaran untuk konsumsi tembakau dapat menyebabkan kekurangan makanan bergizi. Amrullah, (2019) menyebutkan bahwa rumah tangga perokok di Indonesia lebih cenderung menderita kerawanan pangan. Menurut Chelwa dan Koch (2019) dan Efroymsen et al (2001), rumah tangga dengan konsumsi tembakau memiliki porsi anggaran bahan makanan seperti sayuran, susu, buah-buahan, kacang-kacangan, dan minyak yang lebih kecil daripada rumah tangga tanpa konsumsi tembakau. Surjono dan Handayani (2013) menyampaikan bahwa pendapatan rumah tangga sangat besar pengaruhnya terhadap proporsi pengeluaran konsumsi tembakau, dimana semakin besar pendapatannya maka semakin tinggi proporsi pengeluaran untuk konsumsi tembakau. Implikasinya adalah ketika terjadi kenaikan harga tembakau, maka rumah tangga akan mengorbankan dan mengurangi alokasi konsumsi lainnya baik pangan maupun non pangan.

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengkaji pengaruh pengeluaran tembakau terhadap pengeluaran rumah tangga lainnya. Dampak dari konsumsi tembakau/merokok yang sering diabaikan ini mungkin sangat penting di Indonesia karena merupakan negara dengan tingkat merokok yang tinggi. Penelitian ini memeriksa proporsi biaya pengeluaran tembakau dengan memperkirakan dampaknya terhadap pengeluaran pangan rumah tangga melalui pengendalian karakteristik sosial ekonomi dan demografis yang dapat diamati. Penelitian ini membandingkan perbedaan pola pengeluaran pangan rumah tangga sesuai dengan status pengeluaran tembakau. Status rumah tangga dengan pengeluaran tembakau kemudian disebut sebagai rumah tangga perokok, sedangkan untuk rumah tangga tanpa pengeluaran tembakau disebut dengan rumah tangga bukan perokok. Penelitian ini lebih detail membahas terhadap dampak pengeluaran tembakau terhadap 13 kelompok konsumsi pangan rumah tangga.

## METODOLOGI

### Metode Analisis

Mengikuti Pollak (1969), penelitian ini mengasumsikan bahwa konsumsi suatu komoditas, seperti tembakau telah ditentukan sebelumnya oleh rumah tangga. Rumah tangga pertama-tama memutuskan jumlah tembakau yang akan dikonsumsi sebelum memutuskan untuk mengkonsumsi komoditas lainnya. Selanjutnya, sisa anggaran setelah membelanjakan tembakau digunakan untuk belanja komoditas pangan lainnya. Asumsi pra-alokasi untuk komoditas tembakau ini menyiratkan bahwa semua fungsi permintaan bersyarat memenuhi semua persyaratan yang dipenuhi oleh fungsi permintaan biasa. Untuk mengontrol perbedaan yang melekat pada pemilihan konsumen tembakau dan bukan konsumen digunakan variabel sosial ekonomi dan demografi rumah tangga. Menurut Surjono dan Handayani (2013), permintaan tembakau bersifat inelastis untuk rumah tangga miskin, yang artinya pendapatan rumah tangga berpengaruh besar terhadap proporsi pengeluaran tembakau. Semakin bertambah pendapatan rumah tangga maka semakin bertambah pula proporsi pengeluaran untuk tembakau. Ketika harga tembakau tinggi, maka rumah tangga akan mengorbankan pengeluaran penting lainnya (Widome 2015), tak terkecuali pengeluaran untuk konsumsi pangan lainnya.

Pembahasan dalam studi ini berfokus pada dampak implikasi pengeluaran tembakau terhadap pengeluaran konsumsi pangan lainnya. Studi ini menggunakan data rumah tangga dari Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) yang dilakukan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) pada bulan Maret 2015. Penelitian ini fokus pada dampak pengeluaran tembakau terhadap pembelian barang lainnya, dengan menghitung persentase dari semua pengeluaran yang dibelanjakan untuk 13 kategori pengeluaran pangan yang berbeda. Adapun 13 kategori pengeluaran pangan meliputi 1) Padi-padian; (2) Umbi-umbian; (3) Ikan /udang/cumi/kerang; (4) Daging; (5) Telur dan susu; (6) Sayur-sayuran; (7) Kacang-kacangan; (8) Buah-buahan; (9) Minyak dan kelapa; (10) Bahan minuman (11) Bumbu-

bumbuan; (12) Makanan dan minuman jadi; dan (13) Konsumsi lainnya.

Sejumlah literatur empiris menyebutkan beberapa faktor yang dapat mempengaruhi keputusan seseorang untuk mengkonsumsi tembakau. Penelitian Nguyen (2012) di Vietnam memperlihatkan bahwa faktor-faktor seperti jenis kelamin, umur, pendidikan, status pernikahan dan jenis pekerja berpengaruh terhadap konsumsi tembakau. Sementara itu, Nketiah-Amponsah et al (2018) dan Aksoy et al (2019) menyebutkan bahwa faktor yang berpengaruh terhadap konsumsi tembakau adalah tingkat pendidikan, pendapatan dan jenis kelamin.

Untuk memperkirakan faktor yang berpengaruh terhadap konsumsi tembakau, penelitian ini menggunakan model *ordinary least squares* (OLS) dengan variabel hasil berupa total pengeluaran tembakau rumah tangga. Penelitian ini menggunakan beberapa variabel penjelas untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi konsumsi tembakau rumah tangga yang diperjelas dalam tabel 2. Selanjutnya model OLS dibangun mengikuti rumus :

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \vartheta$$

Dimana Y adalah variabel hasil, X adalah variabel penjelas,  $\beta_0$  dan  $\beta_1$  adalah parameter yang tidak diketahui dan  $\vartheta$  adalah istilah kesalahan

Variabel hasil dari studi ini berupa persentase, sehingga penggunaan pendekatan OLS dimungkinkan akan memperoleh nilai perkiraan yang kurang baik (Wang et al 2006). Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk memperkirakan variabel hasil persentase adalah model fraksional logit (*fractional logit model*) (Xin et al, 2009 ; Wang et al 2006). Dengan penggunaan model fraksional logit, nilai perkiraan persentase akan dibatasi dalam interval antara 0 sampai 1

Rumah tangga yang mengkonsumsi dengan yang tidak mengkonsumsi tembakau dimungkinkan memiliki perbedaan selain dari konsumsi tembakaunya, sehingga dalam studi ini digunakan faktor sosial ekonomi rumah tangga dan demografi sebagai variabel kontrol. Adapun variabel kontrol yang digunakan dalam studi ini adalah pengeluaran kapita,

umur, jumlah anggota rumah tangga, status pernikahan, jenis pekerjaan, tingkat pendidikan, keluhan Kesehatan, dan regional pulau. Selanjutnya penelitian ini menjalankan model logit pecahan terhadap 13 kategori pengeluaran makan rumah tangga dengan rumus :

$$T_i = 1n \left( \frac{\exp[Y|X_i]}{1 - \exp[Y|X_i]} \right) = \beta_1 + \beta_2 X_i + \vartheta_i$$

$$\frac{\delta \exp[Y|X]}{\delta X} = \beta \exp[Y|X](1 - \exp[Y|X]) + \vartheta_i$$

dimana  $T$  adalah melambangkan fungsi logistik,  $Y$  adalah persentase pengeluaran yang dibelanjakan untuk masing-masing dari 13 kategori pengeluaran makanan rumah tangga,  $X$  adalah konsumsi tembakau dan variabel kontrol serta  $\vartheta_i$  adalah istilah kesalahan.

Selanjutnya, setelah model perkiraan dibangun untuk 13 kategori pengeluaran pangan, hasil estimasi logistik kemudian diinterpretasikan dengan menggunakan *marginal effects*. Sebagai tambahan, untuk menjalankan model fraksional logit studi ini menggunakan perangkat lunak STATA 14 dengan perintah *fracreg logit*

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Pengeluaran pangan dan karakteristik rumah tangga

Analisis deskriptif menunjukkan bahwa pengeluaran pangan rumah tangga perokok lebih besar daripada rumah tangga bukan perokok (Tabel 1). Statistik deskriptif pada Tabel 1 juga menunjukkan bahwa, rata-rata rumah tangga perokok menghabiskan sekitar 17.84 % dari total pengeluaran pangan mereka untuk pembelian tembakau, menjadikan tembakau kategori konsumsi pangan peringkat ke-2 diantara rumah tangga perokok. Secara keseluruhan, baik rumah tangga perokok maupun bukan perokok untuk pengeluaran terbesar pada kelompok pengeluaran pangan adalah untuk pembelian makanan dan minuman jadi. Menarik dari kasus ini, terdapat indikasi bahwa rumah tangga sudah mulai beralih dari mengkonsumsi makanan yang dimasak dirumah seperti padi-padian dan

umbi-umbian menjadi mengkonsumsi makanan dan minuman yang disiapkan diluar rumah.

Tabel 2 menggambarkan karakteristik rumah tangga dan kepala rumah tangga berdasarkan status belanja tembakau. Kepala rumah tangga di rumah tangga perokok lebih muda dan lebih cenderung dalam status menikah, hanya memiliki pendidikan dasar, berada di perdesaan pulau jawa dan mengalami keluhan kesehatan dibandingkan dengan kepala rumah tangga di rumah tangga yang tidak merokok. Rumah tangga dengan pengeluaran tembakau juga lebih cenderung memiliki anggota keluarga lebih banyak dan bekerja sebagai buruh diluar sektor pertanian. Selanjutnya, pengeluaran kapita rumah tangga perokok lebih rendah dibandingkan rumah tangga tidak merokok.

### Faktor Penentu Konsumsi Tembakau

Hasil analisis OLS pada tabel 3. menunjukkan bahwa secara statistik hampir semua variabel penjelas yang digunakan berpengaruh terhadap probabilitas konsumsi tembakau, hanya variabel umur kepala rumah tangga saja yang tidak berpengaruh terhadap konsumsi tembakau. selanjutnya, rumah tangga yang dikepalai oleh laki-laki memiliki kecenderungan mempunyai konsumsi tembakau lebih besar dibandingkan dengan rumah tangga yang dikepalai oleh perempuan. Dalam kontek ini di Indonesia, pendekatan kebijakan dan kampanye penurunan konsumsi produk tembakau yang berfokus pada laki-laki kemungkinan akan berhasil.

Status perkawinan kepala rumah tangga turut berperan negatif dalam konsumsi tembakau . Keluarga dengan kepala rumah tangga yang menikah memiliki kemungkinan konsumsi tembakaunya lebih kecil dibandingkan dengan yang belum menikah dan bercerai. Hasil penelitian Jumrani dan Birthal (2017) serta Aksoy et al (2019) juga menemukan bahwa rumah tangga menikah menghabiskan lebih sedikit pengeluaran untuk tembakau dibandingkan rumah tangga lajang atau cerai. Dengan Status pernikahan dapat dibilang tanggung jawab seseorang atas anggota rumah tangganya meningkat seperti kebutuhan pangan pokok, kesehatan, pakaian, tempat tinggal dan pendidikan. Selanjutnya,

rumah tangga yang berada di perdesaan berpotensi mempunyai pengeluaran tembakau lebih besar dibandingkan dengan rumah tangga di perkotaan. Lebih lanjut, rumah tangga dengan banyak anggota yang tinggal serumah kecenderungan pengeluaran tembakaunya lebih tinggi.

Rumah tangga dengan kepalanya kehilangan pekerjaan dan wiraswasta bidang

rendah konsumsi tembakaunya dibandingkan dengan yang memiliki pekerjaan sebagai buruh pertanian. Disisi lain, rumah tangga dengan kepalanya bekerja sebagai Buruh bukan pertanian, Wiraswasta bukan pertanian dan pekerjaan lainnya mempunyai peluang lebih tinggi konsumsi tembakaunya dibanding buruh pertanian. Dibandingkan dengan rumah tangga yang kepalanya tidak berpendidikan, rumah

Tabel 1. Pengeluaran pangan rumah tangga

Kategori Pengeluaran	Deskripsi	Total		Rumah tangga perokok		Rumah tangga bukan perokok	
		285,908		181,023		104,885	
		Rupiah	%	Rupiah	%	Rupiah	%
Padi-padian	Beras, jagung, terigu, tepung beras, tepung jagung, dll.)	273,432	17.34	295,928	17.07	234,605	17.95
Umbi-umbian	ketela pohon, ketela rambat, kentang, gaplek, talas, sagu, dll.	27,125	1.72	24,703	1.43	31,305	2.40
Ikan /udang/ cumi/kerang	Segar/basah, Asin/diawetkan	151,318	9.60	156,089	9.00	143,083	10.95
Daging	Daging sapi/ kerbau/ kambing/ domba/ babi/ ayam, jeroan, hati, limpa, abon, dendeng, dll	65,763	4.17	63,109	3.64	70,344	5.38
Telur dan susu	Telur ayam/itik/puyuh, susu murni, susu kental, susu bubuk, dll	95,021	6.03	92,726	5.35	98,982	7.58
Sayur-sayuran	bayam, kangkung, ketimun, wortel, kacang panjang, buncis, bawang, cabe, tomat, dll	114,720	7.27	118,160	6.82	108,784	8.33
Kacang-kacangan	kacang tanah/hijau/ kedele/merah/tunggak/mete, tahu, tempe, tauco, oncom, dll	32,023	2.03	33,119	1.91	30,131	2.31
Buah-buahan	jeruk, mangga, apel, durian, rambutan, salak, duku, nanas, semangka, pisang, pepaya, dll	76,468	4.85	74,647	4.31	79,610	6.09
Minyak dan kelapa	minyak kelapa/goreng, kelapa, mentega, dll	54,966	3.49	56,199	3.24	52,838	4.04
Bahan minuman	gula pasir, gula merah, teh, kopi, coklat, sirup, dll	59,729	3.79	66,001	3.81	48,903	3.74
Bumbu-bumbuan	garam, kemiri, ketumbar, merica, terasi, kecap, vetsin, dll.	34,885	2.21	36,711	2.12	31,732	2.43
Makanan dan minuman jadi	Makanan jadi (roti, biskuit, kue basah, bubur, bakso, gado-gado, nasi rames, dll. Minuman non alkohol (Soft drink, es sirup, limun, air mineral, dll). Minuman mengandung alkohol (bir, anggur, dan minuman keras lainnya)	362,867	23.01	371,660	21.44	347,691	26.61
Konsumsi lainnya	Mie instant, mie basah, bihun, makaroni/ mie kering, kerupuk, emping, dll	32,845	2.08	35,277	2.04	28,647	2.19
Tembakau	Rokok kretek, rokok putih, cerutu, sirih, pinang, tembakau, dan lainnya)	195,762	12.41	309,187	17.84	-	-
Pengeluaran	Total pengeluaran pangan	1,576,923	100	1,733,517	100	1,306,654	100

pertanian mempunyai kecenderungan lebih

Tabel 2. Karakteristik rumah tangga

Variabel	Deskripsi	Total	Perokok	Bukan Perokok
Umur (tahun)	Rata-rata umur kepala rumah tangga	48.00	46.92	49.88
Perempuan (%)	1 jika Kepala rumah tangga (KRT) perempuan, 0 jika lainnya	14.52	4.45	10.07
Anggota rumah tangga (orang)	Rata-rata jumlah anggota rumah tangga	3.84	4.11	3.37
<i>Status pernikahan</i>				
Belum menikah (%)	KRT belum menikah. Grup dihilangkan	2.57	1.08	1.49
Menikah (%)	1 jika KRT sudah menikah, 0 jika lainnya	81.74	55.87	25.87
Cerai (%)	1 jika KRT sudah cerai, 0 jika lainnya	15.69	6.36	9.33
<i>Status pendidikan</i>				
Tidak sekolah (%)	1 jika KRT tidak sekolah/tidak tamat SD, 0 jika lainnya. Grup dihilangkan	7.67	3.85	3.83
SD (%)	1 jika tingkat pendidikan KRT tamat SD, 0 jika lainnya	43.24	29.49	13.76
SMP (%)	1 jika tingkat pendidikan KRT tamat SMP, 0 jika lainnya	17.03	11.75	5.28
SMA (%)	1 jika tingkat pendidikan KRT tamat SMA, 0 jika lainnya	18.69	11.65	7.04
Perguruan Tinggi (%)	1 jika tingkat pendidikan KRT perguruan tinggi, 0 jika lainnya	13.36	6.58	6.79
<i>Jenis pekerjaan</i>				
Kehilangan pekerjaan (%)	1 jika KRT tidak bekerja, 0 jika lainnya. Grup dihilangkan	6.21	1.73	4.48
Buruh Pertanian (%)	1 jika pekerjaan KRT sebagai buruh tani, 0 jika lainnya	8.16	5.90	2.26
Buruh bukan pertanian (%)	1 jika pekerjaan KRT sebagai buruh bukan pertanian, 0 jika lainnya	35.06	22.85	12.21
Wiraswasta Pertanian (%)	1 jika pekerjaan KRT sebagai wiraswasta pertanian, 0 jika lainnya	29.96	19.82	10.14
Wiraswasta bukan pertanian (%)	1 jika pekerjaan KRT sebagai wiraswasta bukan pertanian, 0 jika lainnya	19.01	11.97	7.04
Lainnya (%)	1 jika jenis pekerjaan adalah sector lainnya, 0 jika lainnya	1.60	1.04	0.56
Keluhan kesehatan (%)	1 jika KRT mengalami keluhan kesehatan, 0 jika lainnya	36.46	21.91	14.54
<i>Perdesaan Regional</i>				
Sumatera (%)	1 jika tinggal di Sumatera, 0 jika lainnya. Grup dihilangkan	28.86	19.66	9.20
Jawa (%)	1 jika tinggal di Jawa, 0 jika lainnya	32.75	20.58	12.17
Bali dan Nusa (%)	1 jika tinggal di Bali dan Nusa, 0 jika lainnya	7.72	4.36	3.36
Kalimantan (%)	1 jika tinggal di Kalimantan, 0 jika lainnya	9.87	5.87	4.00
Sulawesi (%)	1 jika tinggal di Sulawesi, 0= jika lainnya	13.29	8.52	4.77
Maluku dan Papua (%)	1 jika tinggal di Maluku dan Papua, 0 jika lainnya	7.51	4.32	3.19
pengeluaran kapita (Rupiah)	Rata-rata total pengeluaran kapita rumah tangga	911,283	859,221	1,001,13

tangga dengan kepalanya berpendidikan tingkat sekolah dasar berpeluang lebih besar untuk membeli produk tembakau. Demikian pula, pengaruh pendidikan pada sekolah menengah atas dan perguruan tinggi memiliki kemungkinan lebih kecil untuk mengkonsumsi produk tembakau. Yen (2005) dan Aksoy et al (2019) melaporkan bahwa konsumsi produk tembakau menurun seiring dengan

peningkatan tingkat pendidikan. Sector pendidikan dapat menjadi alat kebijakan yang efektif untuk melawan rokok. Kebijakan dan Undang-undang akan pembatasan produk tembakau dapat dimasukkan kedalam mata pelajaran di sekolah-sekolah melalui buku ajar tercetak.

Tabel 3. Faktor penentu konsumsi tembakau rumah tangga

Variabel	Koefisien	Std. Err.	sig.
Umur	18.4	37.88	
Laki-laki	110193.0	1981.75	***
Anggota rumah tangga	38483.9	288.14	***
Desa	5913.8	1040.46	***
Status pernikahan			
Belum menikah (referensi)			
Menikah	-52886.2	2987.73	***
Cerai	-12204.7	3196.51	***
Status pendidikan			
Tidak sekolah			
SD	9014.7	1762.60	***
SMP	187.8	2012.30	
SMA	-21762.7	2049.66	***
Perguruan Tinggi	-74324.1	2222.76	***
Jenis pekerjaan (%)			
Kehilangan pekerjaan	-44063.8	2476.99	***
Buruh Pertanian (referensi)			
Buruh bukan pertanian	15908.8	1779.91	***
Wiraswasta Pertanian	-23522.0	1739.14	***
Wiraswasta bukan pertanian	10478.4	1879.08	***
Lainnya	19568.3	3779.55	***
Keluhan kesehatan	-3837.5	931.61	***
Variabel regional (%)			
Sumatera	28897.1	1606.76	***
Jawa	-43906.6	1600.67	***
Bali dan Nusa	-73875.1	2101.11	***
Kalimantan (referensi)			
Sulawesi	-21559.8	1836.11	***
Maluku dan Papua	-28211.4	2139.18	***
Pengeluaran kapita	0.039	0.00	***
Konstanta	-10844.9	4289.86	***
Prob > F	0.000		
R-squared	0.1341		
Adj R-squared	0.134		

\*p<0.01 \*\*p<0.005 \*\*\*p<0.001

Rumah tangga dengan kepalanya mempunyai keluhan kesehatan cenderung lebih rendah konsumsi tembakaunya. Selanjutnya, rumah tangga yang berada di pulau Sumatera cenderung mempunyai pengeluaran tembakau yang lebih besar dibandingkan yang berada di Kalimantan. Sedangkan rumah tangga yang berada di Jawa, Bali, Nusa, Sulawesi, Maluku dan Papua lebih kecil pengeluaran tembakaunya dibanding yang berada di Kalimantan. Selanjutnya, pengeluaran konsumsi tembakau meningkat seiring dengan peningkatan tingkat pendapatan, dalam penelitian ini pendapatan diwakili oleh proxy total pengeluaran

perkapita. Hasil ini sesuai dengan penelitian John et al (2011), Aksoy et al (2019) yang menyatakan bahwa porsi pengeluaran tembakau meningkat seiring dengan peningkatan tingkat pendapatan.

#### **Dampak pengeluaran tembakau terhadap pengeluaran pangan lainnya**

Menggunakan model fraksional logit penelitian ini memeriksa kecenderungan efek marginal dari dampak implikasi pengeluaran tembakau kategori pengeluaran pangan lain. Hasil analisis ini ditampilkan pada Tabel 4 dan menunjukkan bahwa secara keseluruhan pengeluaran tembakau berhubungan negatif dan signifikan dengan semua pengeluaran

pangan kecuali kelompok bahan minuman. Setiap Rp. 100.000 yang dihabiskan untuk konsumsi tembakau berdampak pada penurunan Rp.8.453 padi-padian; Rp. 3.980 umbi-umbian; Rp. 3.750 Ikan/udang/cumi/kerang; Rp. 1.411 daging; Rp. 2.802 telur dan susu; Rp. 4.769 sayur-

sayuran; Rp. 1.158 kacang-kacangan; Rp. 2.243 buah-buahan; Rp. 3.217 minyak dan kelapa; Rp. 1.710 bumbu-bumbuan; Rp.3.355 makanan dan minuman jadi serta Rp. 52 konsumsi makanan lainnya. Hasil analisis lainnya menunjukkan bahwa pengeluaran tembakau berhubungan positif dan signifikan

Tabel 4. Efek marjinal dari pengeluaran tembakau (per 100.000 rupiah) terhadap pengeluaran pangan rumah tangga lainnya

Kategori konsumsi	Nilai persentase	Nilai uang (Rupiah)	Std. err (Delta-method)	sig.
<b>Total</b>				
Padi-padian	- 0.002570	- 8453	0.00005	***
Umbi-umbian	- 0.001210	- 3980	0.00003	***
Ikan/udang/cumi/kerang	- 0.001140	- 3750	0.00003	***
Daging	- 0.000429	- 1411	0.00002	***
Telur dan susu	- 0.000852	- 2802	0.00003	***
Sayur-sayuran	- 0.001450	- 4769	0.00002	***
Kacang-kacangan	- 0.000352	- 1158	0.00001	***
Buah-buahan	- 0.000682	- 2243	0.00002	***
Minyak dan kelapa	- 0.000978	- 3217	0.00002	***
Bahan minuman	0.000118	388	0.00001	***
Bumbu-bumbuan	- 0.000520	- 1710	0.00008	***
Makanan dan minuman jadi	- 0.001020	- 3355	0.00006	***
Konsumsi lainnya	- 0.000016	- 52	0.00001	***
<b>Perdesaan</b>				
Padi-padian	- 0.003440	- 11314	0.00008	***
Umbi-umbian	- 0.001920	- 6315	0.00005	***
Ikan/udang/cumi/kerang	- 0.001310	- 4309	0.00005	***
Daging	- 0.000484	- 1592	0.00006	***
Telur dan susu	- 0.000806	- 2651	0.00004	***
Sayur-sayuran	- 0.001930	- 6348	0.00003	***
Kacang-kacangan	- 0.000435	- 1431	0.00002	***
Buah-buahan	- 0.000776	- 2552	0.00004	***
Minyak dan kelapa	- 0.001300	- 4276	0.00002	***
Bahan minuman	- 0.000067	- 219	0.00002	***
Bumbu-bumbuan	- 0.000792	- 2605	0.00017	***
Makanan dan minuman jadi	- 0.001530	- 5032	0.00008	***
Konsumsi lainnya	- 0.000128	- 421	0.00002	***
<b>Kota</b>				
Padi-padian	- 0.001310	- 5258	0.00005	***
Umbi-umbian	- 0.000179	- 718	0.00001	***
Ikan/udang/cumi/kerang	- 0.001000	- 4014	0.00004	***
Daging	- 0.000348	- 1397	0.00003	***
Telur dan susu	- 0.001060	- 4255	0.00004	***
Sayur-sayuran	- 0.000972	- 3902	0.00003	***
Kacang-kacangan	- 0.000367	- 1473	0.00002	***
Buah-buahan	- 0.000599	- 2404	0.00003	***
Minyak dan kelapa	- 0.000600	- 2408	0.00002	***
Bahan minuman	0.000296	1188	0.00001	***
Bumbu-bumbuan	- 0.000312	- 1252	0.00001	***
Makanan dan minuman jadi	- 0.000960	- 3853	0.00010	***
Konsumsi lainnya	0.000050	201	0.00001	***

\*p<0.01 \*\*p<0.005 \*\*\*p<0.001

dengan peningkatan pengeluaran untuk konsumsi bahan minuman sebesar Rp. 388.

Selanjutnya, penelitian ini membagi kedalam dua kategori tempat yaitu perdesaan dan perkotaan untuk melihat lebih detail dampak dari konsumsi tembakau. Pengeluaran tembakau diperdesaan berhubungan negative dan signifikan dengan semua kategori pengeluaran pangan. Pengurangan konsumsi terbesar terjadi pada kelompok padi-padian, sayur-sayuran dan umbi-umbian. Sedangkan untuk diperkotaan pengeluaran tembakau berhubungan negative dan signifikan dengan hampir semua kelompok pengeluaran pangan, hanya kelompok bahan minuman dan konsumsi makanan lainnya yang berhubungan positif dan signifikan. Pengurangan terbesar terjadi pada kelompok pengeluaran padi-padian, telur dan susu, serta Ikan/udang/cumi/kerang.

Selain berbahaya bagi kesehatan individu perokok, secara langsung merokok juga berbahaya bagi anggota rumah tangganya. Pengeluaran tembakau dapat menyebabkan berkurangnya konsumsi barang penting lainnya. Terlebih lagi bagi rumah tangga miskin, dampak negatif pengeluaran tembakau ini seringkali menyebabkan kebutuhan dasar rumah tangga tidak terpenuhi (Wang et al 2006). Konsumsi pangan sangat berhubungan dengan konsumsi gizi dan ketahanan pangan rumah tangga. Jika terjadi pengurangan konsumsi pangan maka konsumsi gizi juga akan berkurang dan menyebabkan kekurangan gizi/malnutrisi bagi anggota rumah tangganya serta berpeluang menjadi rumah tangga rawan pangan. Menurut Cutler-Triggs et al (2008); Armour et al (2008) ; Jumrani dan Birthal (2017), Hernandez et al (2017); dan Bekele et al (2018), menunjukkan bahwa merokok berhubungan positif dengan kerawanan pangan. Rumah tangga perokok mengalihkan sumber daya ekonomi dari makanan untuk membeli rokok (Wang et al, 2006 dan John et al 2012 ), dapat diartikan bahwa berhenti merokok dapat membantu meningkatkan ketahanan pangan.

## **KESIMPULAN DAN SARAN**

### **Kesimpulan**

Faktor sosial demografi berpengaruh nyata terhadap pengeluaran tembakau rumah tangga di Indonesia. Untuk mengurangi konsumsi tembakau konsumen rumah tangga dengan kepala laki-laki, tingkat pendidikan Sekolah Dasar, pekerjaan buruh bukan pertanian, berada di Sumatera dan anggota rumah tangga lebih banyak dapat dipertimbangkan untuk mendapatkan kebijakan pengurangan konsumsi tembakau. Pengeluaran rumah tangga untuk tembakau dapat mengurangi pengeluaran konsumsi pangan lainnya. Rumah tangga perokok mengambil pengeluaran konsumsi lainnya untuk membelanjakan tembakau. Secara keseluruhan, pengeluaran tembakau rumah tangga terjadi dengan mengorbankan hampir semua kategori konsumsi pangan lainnya kecuali kategori pengeluaran bahan minuman. Konsumsi tembakau berdampak negative dan signifikan terhadap konsumsi pangan lainnya, dikawatirkan berdampak pada berkurangnya asupan gizi/malnutrisi anggota rumah tangga dan memperburuk kerawanan pangan rumah tangga kurang mampu. Dengan kata lain, salah satu strategi peningkatan ketahanan pangan rumah tangga dapat dilakukan dengan memberlakukan kebijakan tentang pembatasan konsumsi produk tembakau.

### **Saran**

Indonesia menjadi salah satu produsen dan konsumen terbesar tembakau, maka harus dipertimbangkan keuntungan pendapatan dari penjualan cukai tembakau terhadap kerugian jangka pendek berupa aspek Kesehatan dan aspek jangka pangan dalam bentuk ekonomi dan ketahanan pangan rumah tangga. Pendapatan dari penjualan tembakau sangat jelas, besar, dan tersedia dalam jangka pendek. Penelitian ini membantu untuk melihat dampak tidak langsung terhadap pengurangan alokasi pengeluaran konsumsi pangan rumah tangga perokok sehingga berpotensi dapat menjadi penyeimbang pendapatan pemerintah dari penjualan tembakau.

Walaupun kebijakan tentang pencegahan merokok sudah dibuat, akan tetapi masih belum memperlihatkan hasil yang maksimal, hal ini dibuktikan dengan masih tingginya prevalensi perokok di Indonesia. Butuh keseriusan dari pemerintah untuk menanggapi

permasalahan yang timbul dari tembakau ini. Hasil dari penelitian tentang pengurangan anggaran belanja ini memberikan bukti tambahan yang mungkin berguna dalam membantu mempromosikan upaya penghentian merokok dan pencegahan perilaku merokok.

## DAFTAR PUSTAKA

- Aksoy, A., Bilgic, A., Yen, S.T., Urak, F. 2019. Determinants of Household Alcohol and Tobacco Expenditures in Turkey. *Journal of family and Economics*, Vol. 40, 609–622. <https://doi.org/10.1007/s10834-019-09619-1>
- Amponsah, N E., Afful-Mensah, G., Ampaw, S. 2018. Determinants of cigarette smoking and smoking intensity among adult males in Ghana. *BMC Public Health*. Vol. 18, 941. <https://doi.org/10.1186/s12889-018-5872-0>
- Amrullah ER, Ishida A, Pullaila A, Rusyiana A. 2019. Who suffers from food insecurity in Indonesia?. *International Journal of Social Economics*. Vol. 46(10): 1186-1197. Doi: [doi.org/10.1108/IJSE-03-2019-0196](https://doi.org/10.1108/IJSE-03-2019-0196).
- Armour BS, Pitts MM, Lee CW. 2008. Cigarette smoking and food insecurity among low-income families in the United States, 2001. *American Journal of Health Promotion*. Vol. 22(6):386-92. doi:10.4278/ajhp.22.6.386.
- Bekele T, Globerman J, Watson J, Jose-Boebridge M, Kennedy R, Hambly K, Anema A, Hogg RS, Rourke SB; Canada CIHR Food Security Study Team. 2018. Prevalence and predictors of food insecurity among people living with HIV affiliated with AIDS service organizations in Ontario, Canada. *AIDS Care*. 30(5):663-671. doi:10.1080/09540121.2017.1394435.
- BPS. 2015. Statistik Indonesia 2015. Jakarta. Tersedia dari: <https://www.bps.go.id/publication/2015/08/12/5933145e1d037f5148a67bac/statistik-indonesia-2015.html>
- Chelwa G, Koch SF. 2019. The effect of tobacco expenditure on expenditure shares in South African households: A genetic matching approach. *PLoS One*. 6;14(9):e0222000. doi: 10.1371/journal.pone.0222000
- Cutler-Triggs C, Fryer GE, Miyoshi TJ, Weitzman M. 2008. Increased rates and severity of child and adult food insecurity in households with adult smokers. *Archives of Pediatrics and Adolescent Medicine*. Vol. 162(11):1056-62. doi: 10.1001/archpediatrics.2008.2.
- Do YK, Bautista MA. Tobacco use and household expenditures on food, education, and healthcare in low-and middle-income countries: a multilevel analysis. *BMC public health*. 2015; 15(1), 1098.
- Efroymsen D, Ahmed S, Townsend J, Alam SM, Day AR, Saha R, Dhar B, Sujon AI, Ahmed K U, Rahman O. 2001. Hungry for Tobacco: An Analysis of the Economic Impact of Tobacco Consumption on the Poor in Bangladesh. *Tobacco Control*. 10: 212–17. doi.org/10.1136/tc.10.3.212
- Hernandez DC, Reesor L, Reitzel LR, Businelle MS, Wetter DW, Kendzor DE. 2017. Smoking, financial strain, and food insecurity. *Health Behavior and Policy Review*. 4(2), 182–188. doi.org/10.14485/HBPR.4.2.9
- Husain MJ, Datta BK, Virk-Baker MK, Parascandola M, Khondker BH. 2018. The crowding-out effect of tobacco expenditure on household spending patterns in Bangladesh. *PLoS One*. 13(10): e0205120. doi.org/10.1371/journal.pone.0205120
- John RM, Ross H, Blecher E. 2012. Tobacco Expenditure and Its Implications for Household Resource Allocation in Cambodia. *Tobacco Control*. 21: 341–46. doi.org/10.1136/tc.2010.042598
- John RM, Sung HY, Max WB, Ross H. 2011. Counting 15 million more poor in India, thanks to tobacco. *Tob Control*. 20(5):349-52. doi: 10.1136/tc.2010.040089.
- Jones L, Efroymsen D. 2011. Making the Tobacco and Poverty Link: Results from Research for Advocacy Projects in

- Africa, Asia, and Latin America. Ottawa, Canada: Health Bridge Foundation of Canada.
- Jumrani, J., BIRTHAL, P.S. 2017. Does consumption of tobacco and alcohol affect household food security? Evidence from rural India. *Food Security*. 9, 255–279. doi.org/10.1007/s12571-017-0660-8
- Kosen. S; Thabrany H; Kusumawardani, N; Martini S. 2017. Review of evidence series. Health and economic Cost of Tobacco in Indonesia. Lembaga Penerbit Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan.
- Liu Y, Rao K, Hu TW, Sun Q, Mao Z. 2006. Cigarette smoking and poverty in China. *Social Science and Medicine*. 63(11):2784-90. doi: 10.1016/j.socscimed.2006.06.019
- Nguyen CV, 2012. Demographic and Socio-economic Determinants of Smoking Behavior: Evidence from Vietnam, *Economics Bulletin*, AccessEcon, vol. 32(3), pp 2300-2312.
- Pollak, R. A. 1969. Conditional demand functions and consumption theory. *Quarterly Journal of Economics*, 83(1), 60–68.
- Tobacco Control Support Center-Ikatan Ahli Kesehatan Masyarakat Indonesia (TCSC-IAKMI). 2020. *ATLAS TEMBAKAU INDONESIA 2020*
- Wang H, Sindelar JL, Busch SH. 2006. The impact of tobacco expenditure on household consumption patterns in rural China. *Social Science and Medicine*. 62:1414–26. doi: 10.1016/j.socscimed.2005.07.032
- Xin Y, Qian J, Xu L, *et al.* 2009. The impact of smoking and quitting on household expenditure patterns and medical care costs in China. *Tobacco Control*. 18:150-155
- Surjono N., Handayani, P. (2013). Dampak Pendapatan dan harga Rokok terhadap Tingkat Konsumsi Roko Pada Rumah Tangga Miskin. *Jurnal BPPK : Badan Pendidikan Dan Pelatihan Keuangan*, 6(2), 19-33. Tersedia dari : <https://jurnal.bppk.kemenkeu.go.id/jurnalbppk/article/view/78>
- Widome R, Joseph AM, Hammett P, Van Ryn M, Nelson DB, Nyman JA. 2015. Associations between smoking behaviors and financial stress among low-income smokers. *Preventive Medicine Reports*. 2015
- World Health Organization. 2011. Report on the Global Tobacco Epidemic, 2011: Warning about the Dangers of Tobacco: Executive Summary, Geneva, Switzerland
- World Health Organization 2014. Tobacco Increases the Poverty of Individuals and Families. Tobacco Free Initiative. World Health Organization, Geneva, Switzerland.
- World Health Organization. 2017. Tobacco. Geneva, Switz. Available from: <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs339/en/>
- World Health Organization. 2019. Tobacco control economics. Geneva, Switzerland. Available from: <http://www.who.int/tobacco/economics/background/en/>
- Yen, S. T. 2005. Zero observations and gender differences in cigarette consumption. *Applied Economics*, 37(16), 1839–1849. <https://doi.org/10.1080/00036840500214322>



# INTERPOLASI POLUTAN NITROGEN DIOKSIDA (NO<sub>2</sub>) DI KOTA YOGYAKARTA DENGAN PENDEKATAN *ORDINARY KRIGING* DAN *INVERSE DISTANCE WEIGHTED*

Muthia Citra Safira<sup>1</sup>, Achmad Fauzan<sup>2</sup>, Marcelinus Alfaisurya Setya Adhiwibawa<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup> Pogram Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia

<sup>3</sup> Ma Chung Research Center for Photosynthetic Pigments, Universitas Ma Chung

e-mail: <sup>2</sup>achmadfauzan@uii.ac.id

Received: January 26, 2022; Revised: November 25, 2022; Accepted: December 20, 2022; Published: December 31, 2022

## Abstrak

Permasalahan yang kerap terjadi di kota-kota besar adalah pencemaran udara. Nitrogen Dioksida (NO<sub>2</sub>) merupakan salah satu polutan berbahaya yang berkontribusi besar terhadap pencemaran udara. Dalam rangka pemantauan kualitas udara ambien, Dinas Lingkungan Hidup Kota Yogyakarta melakukan pengukuran di beberapa titik lokasi untuk mengetahui konsentrasi dari polutan tersebut. Namun, karena pengukuran memerlukan proses yang panjang dan terhalang dana yang besar, pengukuran tidak dilakukan di semua titik lokasi. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode interpolasi spasial untuk mengestimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> di Kota Yogyakarta yang lokasinya tidak dilakukan pengukuran. Metode yang digunakan adalah *Ordinary Kriging* (OK) dan *Inverse Distance Weighted* (IDW). Dari hasil analisis diperoleh bahwa metode yang paling akurat untuk estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> di Kota Yogyakarta adalah OK. Hal ini dikarenakan hasil perhitungan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) pada OK lebih kecil, yaitu 0,4847 dibanding 0,5224 pada IDW.

**Kata kunci:** Nitrogen Dioksida, *Ordinary Kriging*, *Inverse Distance Weighted*, *Root Mean Square Error*

## Abstract

A frequent problem in major cities is air pollution. Nitrogen Dioxide (NO<sub>2</sub>) is one of the harmful pollutants that contribute to air pollution. In order to monitor ambient air quality, Environment Agency of Yogyakarta City conducted measurements at several locations to determine the concentration of the pollutants. However, because measurement requires a long process and is hindered by large funds, measurements are not performed at all points of the location. Therefore, a spatial interpolation method is required to estimate the concentration of NO<sub>2</sub> in Yogyakarta, whose location is not measured. The methods used are *Ordinary Kriging* (OK) and *Inverse Distance Weighted* (IDW). From the results of the analysis obtained that the most accurate method for estimating the concentration of NO<sub>2</sub> in Yogyakarta is OK. This is because the result of calculating the value of *Root Mean Square Error* (RMSE) in OK is smaller, which is 0,4847 compared to 0,5224 in IDW.

**Keywords:** Nitrogen Dioxide, *Ordinary Kriging*, *Inverse Distance Weighted*, *Root Mean Square Error*

## PENDAHULUAN

Salah satu permasalahan lingkungan hidup yang kerap terjadi di kota-kota besar adalah pencemaran udara. Hasil penelitian Global Burden of Disease (Health Effects Institute, 2020) memperkirakan bahwa pencemaran udara menyebabkan hampir 5 juta kematian dini setiap tahunnya (Dinas Lingkungan Hidup Provinsi DKI Jakarta, 2020). Selain menjadi silent killer,

pencemaran udara juga merupakan silent destruction terhadap kondisi bangunan dan infrastruktur hasil pembangunan (Badan Perencanaan Pembangunan Nasional, 2006).

Sebagaimana yang tertuang pada Baku Mutu Udara Ambien Nasional (Peraturan Pemerintah, 1999) tentang Pengendalian Pencemaran Udara, terdapat sembilan parameter polutan yang menjadi tolak ukur untuk menentukan baik atau

tidaknya kualitas udara, yaitu Nitrogen Dioksida (NO<sub>2</sub>), Sulfur Dioksida (SO<sub>2</sub>), Karbon Monoksida (CO), Oksidan (O<sub>3</sub>), Hidro Karbon (HC), PM<sub>10</sub>, Debu (TSP), Timah Hitam (Pb), dan Debu Jatuh (*Dustfall*). Apabila konsentrasi suatu polutan di udara melebihi nilai Baku Mutu Udara Ambien Nasional, udara tersebut telah tercemar.

Kota Yogyakarta, sebagai ibukota Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta, menjadi pusat kota dengan aktivitas manusia yang cukup padat. Aktivitas manusia yang dimaksud yakni pariwisata, transportasi, pendidikan, industri dan permukiman. Akibat yang ditimbulkan dari aktivitas manusia tersebut menjadi sumber utama pencemaran udara (Agustine, et al., 2017).

NO<sub>2</sub> merupakan salah satu polutan yang sangat berbahaya bagi kesehatan manusia. NO<sub>2</sub> dapat menyebabkan iritasi paru-paru dan infeksi saluran pernapasan (Rofienda, 2004). Hal lainnya, jika NO<sub>2</sub> dan NO<sub>x</sub> lainnya bereaksi dengan air, oksigen dan bahan kimia lainnya di atmosfer akan membentuk hujan asam. Hujan asam berdampak merusak lingkungan akuatik seperti sungai, danau dan rawa-rawa yang dapat mengancam kehidupan biota air.

Dalam rangka pemantauan kualitas udara ambien, maka Dinas Lingkungan Hidup Kota Yogyakarta melakukan pengukuran di beberapa titik lokasi untuk mengetahui konsentrasi dari polutan tersebut. Namun, karena pengukuran konsentrasi NO<sub>2</sub> di udara memerlukan proses yang panjang dan terhalang dana yang besar, tidak dilakukan pengukuran di semua titik lokasi. Selain itu, hanya tersedia 25 titik tersampel sehingga belum cukup untuk memberikan informasi udara ambien untuk semua titik di Kota Yogyakarta. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode interpolasi spasial untuk mengestimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> pada beberapa titik lokasi yang tidak dilakukan pengukuran.

Interpolasi spasial dapat bersifat stokastik atau deterministik (Chang, 2018). Metode interpolasi stokastik dilakukan berdasarkan perhitungan statistik. *Kriging* merupakan metode interpolasi spasial yang

bersifat stokastik. Di antara semua metode interpolasi linier, *Kriging* merupakan metode yang tidak bias dan optimal untuk memperkirakan nilai di suatu daerah terbatas (Hao, et al., 2020). Apabila data spasial tidak mengandung *trend*, tidak memiliki *outlier* dan *mean* ( $\mu$ ) tidak diketahui, maka digunakan metode *Ordinary Kriging* (OK) (Cressie, 1993). Apabila data spasial mengandung *trend* maka metode yang digunakan adalah *Universal Kriging* (UK) (Fridayani, et al., 2012). Pemilihan jenis *Kriging* yang akan digunakan bergantung pada karakteristik data yang dimiliki, sehingga OK dipilih untuk penelitian ini.

Sementara itu, metode interpolasi deterministik dilakukan berdasarkan perhitungan matematik, misalnya *Inverse Distance Weighted* (IDW), *Trend* dan *Spline*. Penelitian ini akan memfokuskan pada penggunaan metode IDW karena memiliki formula paling sederhana, mudah dipahami dan efisien (Wu & Hung, 2016).

Faudzan, et al (2015) menggunakan metode *Ordinary Kriging* (OK) dan *Inverse Distance Weighted* (IDW) untuk mengestimasi sebaran polusi udara di Bandung. Data sampel yang digunakan, yaitu kadar polutan Nitrogen Dioksida (NO<sub>2</sub>) dan Sulfur Dioksida (SO<sub>2</sub>) di 10 titik pada tahun 2005, 2006 dan 2007 di Bandung. Kesimpulan yang diperoleh bahwa metode OK menghasilkan estimasi yang lebih baik dibandingkan metode IDW. Penelitian selanjutnya yang membahas pencemaran udara dilakukan oleh Basuki & Saptutyingsih (2012) untuk melakukan pemetaan polusi udara perkotaan di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta (DIY) dengan teknik *Kriging*. Data sampel yang digunakan adalah data konsentrasi Karbonmonoksida (CO) dan PM<sub>10</sub> di 5 kabupaten/kota di DIY. Hasil penelitian menunjukkan konsentrasi CO tertinggi di Provinsi DIY berada di Kota Yogyakarta dan Kabupaten Sleman. Sedangkan wilayah yang memiliki konsentrasi PM<sub>10</sub> tertinggi di Provinsi DIY adalah Kota Yogyakarta dan Kabupaten Gunung Kidul.

Pada penelitian ini akan dilakukan estimasi konsentrasi polutan gas NO<sub>2</sub> di

Kota Yogyakarta. Dengan mengetahui konsentrasi polutan pada suatu daerah, dapat diketahui apakah polutan di daerah tersebut masih dalam batas yang diperbolehkan atau telah melebihi Baku Mutu Udara Ambien Nasional. Selain itu, peneliti juga ingin mengetahui metode yang paling akurat untuk estimasi konsentrasi polutan gas NO<sub>2</sub> di Kota Yogyakarta menggunakan metode OK dan IDW.

## METODOLOGI

### Tinjauan Referensi

#### 1. Polutan Nitrogen Dioksida (NO<sub>2</sub>)

Nitrogen dioksida (NO<sub>2</sub>) adalah polutan berbentuk gas yang terdiri dari nitrogen dan oksigen yang merupakan salah satu kelompok gas terkait yang disebut nitrogen oksida, atau NO<sub>x</sub> (American Lung, 2020). NO<sub>2</sub> dan nitrogen oksida lainnya juga merupakan prekursor dari banyak zat pencemar udara sekunder yang berbahaya, seperti ozon (O<sub>3</sub>) dan partikulat (PM), dan berperan dalam pembentukan hujan asam (Green Facts, 2005). Transportasi jalan raya merupakan sumber emisi terbesar NO<sub>2</sub>, diikuti oleh pembangkit listrik, peralatan konstruksi berat bertenaga diesel dan mesin bergerak lainnya, serta boiler industri.

NO<sub>2</sub> juga dikaitkan dengan efek buruk pada kesehatan manusia. Pada tingkat tinggi NO<sub>2</sub> menyebabkan radang saluran udara. Paparan jangka panjang dapat memengaruhi fungsi paru-paru dan gejala pernapasan (DEFRA, 2009). Paru-paru yang terkontaminasi gas NO<sub>2</sub> dapat membengkak sehingga penderita kesulitan untuk bernapas, hal ini dapat menyebabkan kematian (Kemenkes RI, 2018).

## 2. Ordinary Kriging

### 2.1 Penjelasan *Ordinary Kriging*

*Kriging* merupakan suatu metode interpolasi spasial untuk memprediksi besarnya nilai pada lokasi lain yang tidak tersampel dengan memanfaatkan nilai spasial pada lokasi yang tersampel (Fridayani, et al., 2012). Nilai prediksi tersebut akan bergantung pada seberapa dekat dengan lokasi yang tersampel. *Kriging* yang paling umum digunakan

adalah *Ordinary Kriging* (OK) (Hao, et al., 2020). Selain itu, penggunaannya yang sederhana sering ditemukan dalam interpolasi suhu (Joly, et al., 2009) atau dalam penelitian kualitas udara (Lloyd & Atkinson, 2004). Metode ini mengasumsikan bahwa rata-rata (*mean*) konstan tetapi tidak diketahui, data tidak mengandung *trend* maupun *outlier*. Menurut Hatfield (2018), model statistik untuk OK diberikan pada Persamaan (1) sebagai berikut.

$$\hat{z}(s_0) = \sum_{i=1}^n w_i z(s_i) \quad (1)$$

dengan  $\hat{z}(s_0)$  adalah nilai prediksi di lokasi  $s_0$ ,  $w_i$  adalah bobot untuk titik  $i$  dan  $z(s_i)$  adalah nilai terukur pada lokasi  $i$ , dengan  $i = 1, 2, \dots, n$  yang menyatakan lokasi dari objek yang dimiliki sebanyak  $n$  lokasi.

Untuk menjamin prediksi yang tidak bias, diperlukan satu baris dan kolom tambahan untuk memastikan bahwa jumlah bobot sama dengan satu, yaitu  $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ . Bobot ditentukan menggunakan koefisien model untuk semivariogram dan akan meminimalkan kesalahan prediksi *Kriging* melalui metode *Lagrange Multiplier* (Hatfield, 2018). Perhitungan nilai bobot OK dapat ditulis dalam bentuk matriks pada Persamaan (2)–(4) sebagai berikut.

$$\begin{pmatrix} \gamma(s_1, s_1) & \cdots & \gamma(s_1, s_n) & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \gamma(s_n, s_1) & \cdots & \gamma(s_n, s_n) & 1 \\ 1 & \cdots & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_n \\ \varphi \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma(s_0, s_1) \\ \vdots \\ \gamma(s_0, s_n) \\ 1 \end{pmatrix}, \quad (2)$$

atau

$$\mathbf{A} \mathbf{w} = \mathbf{b}, \quad (3)$$

sehingga karena itu, nilai  $\mathbf{w}$  dapat diperoleh dengan persamaan berikut:

$$\mathbf{w} = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{b}. \quad (4)$$

Salah satu kekuatan menggunakan pendekatan statistik adalah dapat menghitung ukuran ketidakpastian dalam membuat prediksi tersebut (Johnston et al., 2001). Dalam geostatistik variansi kesalahan prediksi disebut sebagai variansi prediksi, yaitu variansi yang diperkirakan dari kesalahan prediksi yang didefinisikan pada Persamaan (5).

$$\hat{\sigma}^2(s_0) = \sum_{i=1}^n w_i \gamma(s_0, s_i) + \varphi \quad (5)$$

dengan  $\hat{\sigma}^2(s_0)$  adalah nilai varians prediksi di lokasi  $s_0$ ,  $\gamma(s_0, s_i)$  adalah semivariogram antara titik prediksi  $s_0$  dan sampel  $s_i$  dan  $\varphi$  adalah *lagrange multiplier*.

## 2.2 Uji Asumsi *Ordinary Kriging* (OK)

Terdapat tiga asumsi yang perlu dipenuhi dalam melakukan interpolasi OK, yaitu:

### a. Data tidak mengandung *outlier*

*Outlier* adalah data yang terlihat sangat berbeda jauh (ekstrim) dari data pengamatan lainnya (Hasanah, 2012). *Outlier* biasanya disebabkan oleh kesalahan pada sistem pengukuran, kesalahan pada *input* data atau karena data tersebut memang peristiwa yang tidak biasa (Indra, et al., 2013). Adanya *outlier* dapat mengganggu proses analisis data sehingga perlu dilakukan pendeteksian *outlier*. Salah satu cara untuk mendeteksi keberadaan nilai *outlier* yaitu dengan menggunakan Boxplot.

### b. Data berdistribusi normal

Digunakan uji normalitas terhadap data yang NO<sub>2</sub>. Uji normalitas bertujuan untuk mengetahui apakah data terdistribusi normal atau tidak. Data yang berdistribusi normal akan meminimalkan terjadinya bias (Apriyono & Taman, 2013). Ada beberapa uji statistik yang dapat dilakukan untuk menguji normalitas suatu data, di antaranya adalah uji *Anderson-Darling* (AD), uji *Kolmogorov-Smirnov* dan uji *Shapiro-Wilk* (Putri, 2020). Namun, jika data yang digunakan bersampel kecil ( $n \leq 25$ ), maka dipilih uji *Anderson-Darling* (Oktaviani, 2015).

Untuk hipotesis yang digunakan yaitu:

H<sub>0</sub>: data berdistribusi normal,

H<sub>1</sub>: data tidak berdistribusi normal,

dengan pengambilan keputusan:

jika  $p\text{-value} < \text{tingkat signifikansi } (\alpha)$  maka tolak H<sub>0</sub> yang berarti data tidak berdistribusi normal,

jika  $p\text{-value} > \text{tingkat signifikansi } (\alpha)$  maka gagal tolak H<sub>0</sub> yang berarti data berdistribusi normal.

### c. Data stasioner

Data disebut stasioner jika tidak menunjukkan adanya kecenderungan *trend* tertentu. Fluktuasi datanya berada di sekitar

nilai rata-rata yang konstan, tidak bergantung pada waktu dan varian dari fluktuasi tersebut (Rosadi, 2012). Pemeriksaan stasioneritas dapat dilakukan dengan membuat plot titik pengamatan terhadap titik absis dan ordinat dari koordinat lokasi secara bersama-sama yang membentuk plot 3 dimensi (Fauzi, 2018). Selain memeriksa secara visual, kestasioneran data dapat dilakukan secara formal menggunakan uji akar unit (*unit root test*) yakni uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) yang dikembangkan oleh David Dickey dan Wayne Fuller (Prayoga, et al., 2019).

Hipotesis yang diambil untuk uji ADF yaitu:

H<sub>0</sub>: data tidak stasioner.

H<sub>1</sub>: data stasioner.

Keputusan untuk mengetahui data stasioner atau tidak antara lain:

-Jika  $p\text{-value} < \text{tingkat signifikansi } (\alpha)$  maka tolak H<sub>0</sub> yang berarti data stasioner.

-Jika  $p\text{-value} > \text{tingkat signifikansi } (\alpha)$  maka gagal tolak H<sub>0</sub> yang berarti data tidak stasioner.

## 2.3 Semivariogram Eksperimental dan Teoritis

Semivariogram eksperimental dapat mengindikasikan tentang sejauh mana suatu titik tidak terkait dengan titik lainnya (Alfiana, 2010). Semivariogram eksperimental dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan (6) sebagai berikut,

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N_h} \sum_{i=1}^{N_h} [z(x_i) - z(x_i + h)]^2 \quad (6)$$

dengan  $\gamma(h)$  adalah nilai semivariogram,  $h$  adalah jarak lokasi antar sampel atau lag,  $N(h)$  adalah jumlah pasangan titik sampel yang memiliki jarak  $h$ ,  $z(x_i)$  adalah nilai pengamatan pada lokasi  $x_i$  dan  $z(x_i + h)$  adalah nilai pengamatan pada lokasi  $x_i + h$  (Cressie, 1993).

Kurva halus yang dipasang pada semivariogram eksperimental disebut semivariogram teoritis (Mohebzadeh, 2018). Terdapat beberapa parameter yang diperlukan untuk mengetahui nilai semivariogram teoritis yakni *nugget effect*, *sill* dan *range* (Cressie, 1993).

- a. *Nugget Effect* ( $C_0$ ) yaitu nilai pada saat semivariogram hampir memotong sumbu  $\gamma(h)$ . *Nugget effect* juga dapat dikaitkan dengan kesalahan pengukuran.
- b. *Sill* ( $C_0 + C$ ) adalah saat nilai semivariogram cenderung mencapai nilai stabil atau mendatar. Ketika nilai semivariogram mulai mendatar, hal ini berarti tidak adanya korelasi atau hubungan antara kedekatan pada titik data. *Sill* memiliki dua bagian yaitu *nugget effect* dan *partial sill* ( $C$ ). *Partial sill* adalah nilai *sill* yang dikurangi dengan nilai *nugget effect*
- c. *Range* ( $a$ ) menunjukkan jarak pada saat nilai semivariogram mulai mendatar atau mencapai *sill*.

Setelah ketiga parameter tersebut diperoleh, maka dilakukan proses pencocokan antara semivariogram eksperimental dan semivariogram teoritis yang kemudian dibandingkan dengan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk menentukan model semivariogram teoritis terbaik berdasarkan nilai RMSE terkecil. Perhitungan nilai RMSE disajikan pada Persamaan (7) (Tziachris, et al., 2017).

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\hat{z}_i - z_i)^2}{n}} \quad (7)$$

dengan  $z_i$  adalah nilai observasi untuk titik ke- $i$ ,  $\hat{z}_i$  adalah nilai prediksi untuk titik ke- $i$  dan  $n$  adalah banyak data untuk pemodelan.

Terdapat beberapa model semivariogram teoritis yang paling umum digunakan sebagai pembanding yakni sebagai berikut (Zhang, et. al., 2021).

#### a. Model Spherical

Model spherical dirumuskan pada Persamaan (8) sebagai berikut.

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C \left[ \left( \frac{3h}{2a} \right) - \left( \frac{h}{2a} \right)^3 \right] & \text{untuk } 0 < h \leq a \\ C_0 + C & \text{untuk } h > a \end{cases} \quad (8)$$

dengan  $h$  adalah jarak lokasi antar sampel,  $C_0$  adalah nugget effect,  $C$  adalah partial sill dan  $a$  adalah range.

#### b. Model Exponential

Model exponential dirumuskan pada Persamaan (9) sebagai berikut.

$$\gamma(h) = C_0 + C \left[ 1 - \exp\left(-\frac{h}{a}\right) \right] \quad (9)$$

#### c. Model Gaussian

Model Gaussian dirumuskan pada Persamaan (10) sebagai berikut.

$$\gamma(h) = C_0 + C \left[ 1 - \exp\left(-\frac{h^2}{a^2}\right) \right] \quad (10)$$

### 3. Inverse Distance Weighted (IDW)

IDW adalah metode interpolasi yang didasarkan pada asumsi bahwa nilai di lokasi prediksi merupakan rata-rata terbobot (*weighted average*) dari nilai terukur di titik-titik sekitarnya. Nilai terukur yang paling dekat dengan lokasi prediksi memiliki pengaruh lebih besar dari pada yang letaknya lebih jauh. Metode IDW disebut deterministik karena tidak ada model statistik yang mendasarinya (Hatfield, 2018) sehingga tidak memiliki nilai kesalahan (*error*) dalam nilai prediksi yang dilakukan. Rumus umum nilai interpolasi IDW disajikan pada Persamaan (11) (Dorman, 2021).

$$\hat{z}(s_0) = \frac{\sum_{i=1}^n w(s_i)Z(s_i)}{\sum_{i=1}^n w(s_i)} \quad (11)$$

dengan  $\hat{z}(s_0)$  adalah nilai prediksi di lokasi  $s_0$ ,  $w(s_i)$  adalah bobot terukur pada titik  $i$  yang diketahui dan  $z(s_i)$  adalah nilai terukur pada titik  $i$  yang diketahui.

Dalam IDW, bobot adalah invers atau kebalikan dari jarak yang dipangkatkan dengan *power*  $p$  yang ditulis dalam Persamaan (12).

$$w(s_i) = \frac{1}{d(s_0, s_i)^p} \quad (12)$$

dengan  $d(s_0, s_i)$  adalah jarak antara titik yang diprediksi  $s_0$  dan titik terukur  $s_i$  dan  $p$  adalah parameter *power* yang ditentukan untuk jarak,  $p = 2$  adalah nilai yang biasanya digunakan (Peter M & Christopher D, 2009).

Perhitungan kritis IDW adalah jarak dari setiap titik spasial dengan nilai terukur ke titik yang diprediksi. Perhitungan jarak menggunakan *Euclidean distance* yang dirumuskan pada Persamaan (13) sebagai berikut.

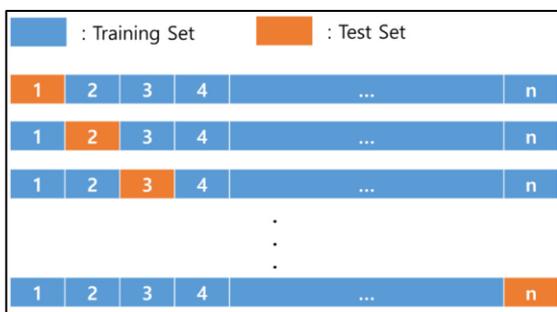
$$d(s_0, s_i) = \sqrt{(x_0 - x_i)^2 + (y_0 - y_i)^2} \quad (13)$$

dengan  $x_0, y_0$  adalah koordinat titik yang diprediksi dan  $x_i, y_i$  adalah koordinat titik terukur.

### 4. Evaluasi Model

Evaluasi model yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan prosedur *Leave One Out Cross Validation* (LOOCV). LOOCV adalah prosedur dengan cara semua data secara berurutan mengambil peran sebagai data pengujian (*test data*), sementara data yang tersisa berperan sebagai data pelatihan (*training data*).

LOOCV dilakukan di semua titik, secara berurutan menghilangkan satu titik dan memprediksi nilai untuk titik tersebut menggunakan data lainnya, lalu diulangi untuk titik kedua dan seterusnya hingga diperoleh nilai *error* untuk semua titik (Dorman, 2021). Ilustrasi dari LOOCV direpresentasikan pada Gambar 1 sebagai berikut.



Gambar 1. Ilustrasi LOOCV (Cha, et al., 2020)

Dari hasil LOOCV nanti akan diperoleh nilai *error* dari setiap kali iterasi. Dari error tersebut akan dihitung RMSE sehingga akan dilakukan RMSE setiap iterasi. Dari RMSE tersebut kemudian di rata-rata (Fuhg, Fau, & Nackenhorst, 2021). RMSE sering digunakan sebagai parameter penting yang menunjukkan akurasi dalam analisis spasial. Nilai RMSE yang semakin kecil menunjukkan bahwa suatu model tersebut semakin akurat.

### Metode Analisis

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Dinas Lingkungan Hidup (DLH) Kota Yogyakarta (2019). Data pada penelitian ini berjumlah sebanyak 25 lokasi. Variabel yang digunakan adalah *Easting* (X), *Northing* (Y) dan Konsentrasi  $\text{NO}_2$ . Metode yang digunakan adalah *Ordinary Kriging* (OK) dan *Inverse Distance Weighted* (IDW).

Tahap pertama dalam penelitian ini adalah pengumpulan data. Kemudian tahap kedua melakukan analisis deskriptif untuk memberikan gambaran umum mengenai data yang digunakan. Tahap ketiga adalah melakukan interpolasi spasial menggunakan OK, yang meliputi: uji asumsi pada OK, perhitungan semivariogram eksperimental, dilanjutkan perhitungan semivariogram teoritis dan analisis struktural untuk memilih model semivariogram teoritis terbaik berdasarkan nilai RMSE terkecil, kemudian melakukan pendugaan OK serta perhitungan RMSE. Tahap keempat adalah melakukan interpolasi spasial menggunakan IDW, yang meliputi: perhitungan jarak antara titik yang diprediksi dan titik tersampel, dilanjutkan dengan perhitungan nilai pembobot menggunakan parameter *power*, lalu melakukan pendugaan IDW dan perhitungan RMSE. Kemudian terakhir adalah menentukan metode yang paling akurat dengan membandingkan nilai RMSE pada setiap metode interpolasi.

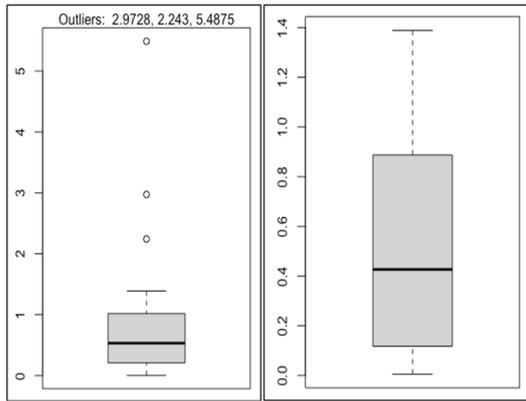
## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif dilakukan untuk mengetahui karakteristik dari suatu data. Ukuran pemusatan data dapat menggunakan rata-rata, sedangkan ukuran penyebaran data dapat menggunakan varians. Diperoleh bahwa konsentrasi minimum  $\text{NO}_2$  sebesar  $0,0055 \mu\text{gr}/\text{m}^3$ , sedangkan konsentrasi maksimum  $\text{NO}_2$  sebesar  $5,4875 \mu\text{gr}/\text{m}^3$ . Rata-rata konsentrasi  $\text{NO}_2$  di 25 titik lokasi sebesar  $0,887 \mu\text{gr}/\text{m}^3$  dan besar nilai varians, yaitu  $1,4220 \mu\text{gr}/\text{m}^3$  yang berarti konsentrasi  $\text{NO}_2$  cukup bervariasi antara satu titik dengan titik lainnya di 25 titik lokasi tersebut.

### Estimasi Konsentrasi Nitrogen Dioksida ( $\text{NO}_2$ ) Menggunakan *Ordinary Kriging* (OK)

Salah satu asumsi yang harus dipenuhi dalam melakukan interpolasi OK adalah data yang dimiliki tidak mengandung *outlier*, sehingga perlu

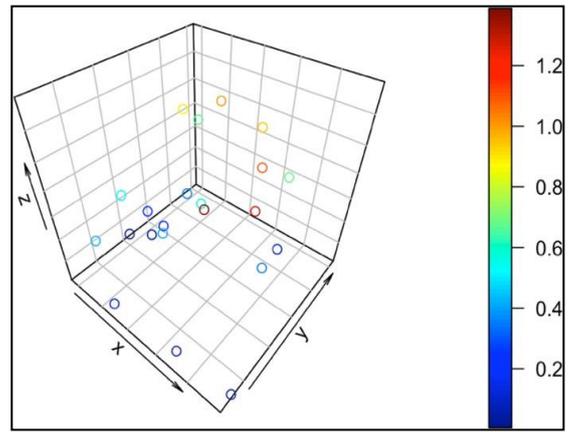


Gambar 2. Pendeteksian *Outlier* dengan *Boxplot*

dilakukan pendeteksian *outlier* dengan menggunakan *Boxplot*.

Gambar 2 menunjukkan adanya 3 *outlier* pada data NO<sub>2</sub> ke-5 (UPT Malioboro), data ke-7 (Perempatan Plengkung Gading) dan data ke-8 (Perempatan Pojok Beteng Wetan). Oleh karena itu untuk melanjutkan analisis berikutnya, data yang merupakan *outlier* tidak diikutsertakan dalam penelitian. Selanjutnya, data yang sudah diperoleh dilakukan uji normalitas menggunakan uji *Anderson-Darling* (AD), karena data yang dimiliki bersampel kecil yaitu sebanyak 22 data. Dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95%, hasil pengujian menunjukkan data gagal tolak H<sub>0</sub> karena *P-value* sebesar 0,1736 > 0,05 ( $\alpha$ ), sehingga dapat disimpulkan bahwa data berdistribusi normal. Analisis OK dapat diterapkan pada data yang memenuhi asumsi stasioneritas. Pengujian stasioneritas dilakukan dengan membuat plot 3 dimensi untuk mengetahui ada tidaknya kecenderungan *trend* tertentu pada data konsentrasi NO<sub>2</sub> disajikan pada Gambar 3.

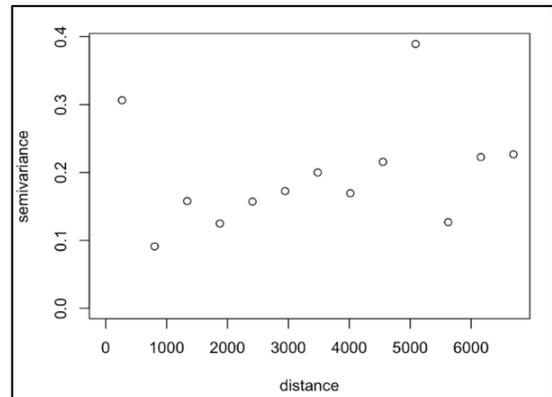
Gambar 3 menunjukkan bahwa pola sebaran data konsentrasi NO<sub>2</sub> dan warna pada titik tersebar secara acak atau tidak bergantung pada lokasi tertentu sehingga secara visual tidak terdapat *trend* yang signifikan pada data yang berarti data stasioner. Selain memeriksa secara visual, kestasioneran data dapat dilakukan secara formal menggunakan uji akar unit, yaitu uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hasil dari pengujian pada data yang diurutkan berdasarkan absis (x) dan ordinat (y).



Gambar 3. Plot 3 Dimensi Konsentrasi NO<sub>2</sub>

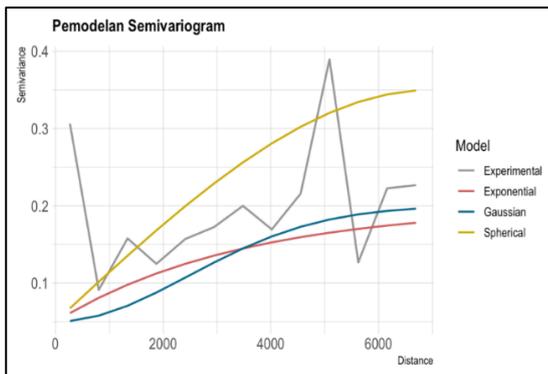
Dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95%, data tolak H<sub>0</sub> karena *P-value* sebesar 0,01 < 0,05 ( $\alpha$ ), sehingga dapat disimpulkan bahwa data stasioner.

Setelah semua asumsi OK terpenuhi, semivariogram eksperimental untuk konsentrasi NO<sub>2</sub> dapat dibuat. Plot semivariogram eksperimental yang dihasilkan dapat dilihat pada Gambar 4 sebagai berikut.



Gambar 4. Plot Semivariogram Eksperimental

Dari plot semivariogram eksperimental pada Gambar 4 dapat dilihat bahwa *nugget effect* dianggap sebagai intersep sumbu y, yang terjadi pada perkiraan 0,05. Nilai *sill* diperoleh ketika nilai semivariogram mulai stabil atau mendatar yaitu 0,2 sehingga nilai *partial sill* yang didapat dari nilai *sill* yang dikurangi dengan nilai *nugget effect* adalah sebesar 0,15. *Range* adalah jarak pada saat nilai semivariogram mencapai *sill* yang terjadi pada sekitar 3481 m. hal ini berarti konsentrasi NO<sub>2</sub> tidak memiliki korelasi lagi mulai jarak 3.481 meter.



Gambar 5. Pemodelan Semivariogram

Gambar 5 adalah plot pencocokan model semivariogram teoritis berupa fungsi atau model matematika dengan semivariogram eksperimental. Garis berwarna abu-abu menyatakan semivariogram eksperimental, sedangkan garis berwarna kuning, merah dan biru menyatakan model semivariogram teoritis, yakni *Spherical*, *Exponential* dan *Gaussian*. Plot tersebut menunjukkan di antara ketiga model semivariogram teoritis, model terbaik yang paling mendekati kurva semivariogram eksperimental adalah model *Exponential*.

Penentuan model terbaik juga dapat dilakukan dengan analisis struktural, yaitu perbandingan nilai semivariogram eksperimental dengan semivariogram teoritis dan dilanjutkan dengan perhitungan nilai RMSE disajikan pada Tabel 1.

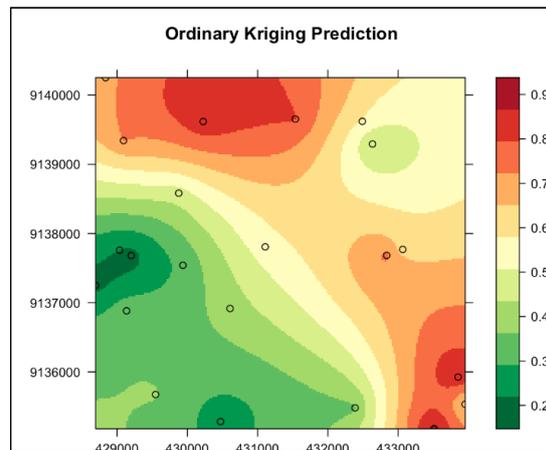
Hasil perhitungan pada Tabel 1 menunjukkan bahwa model semivariogram

Tabel 1. Analisis Struktural

Experimental	Spherical	Error <sup>2</sup>	Exponential	Error <sup>2</sup>	Gaussian	Error <sup>2</sup>
0,3064	0,0673	0,0572	0,0611	0,0602	0,0509	0,0653
0,0911	0,1017	0,0001	0,0809	0,0001	0,0578	0,0011
0,1578	0,1355	0,0005	0,0979	0,0036	0,0706	0,0076
0,1249	0,1682	0,0019	0,1125	0,0002	0,0878	0,0014
0,1570	0,1995	0,0018	0,1249	0,0010	0,1071	0,0025
0,1725	0,2290	0,0032	0,1356	0,0014	0,1267	0,0021
0,2000	0,2562	0,0032	0,1448	0,0030	0,1448	0,0030
0,1695	0,2808	0,0124	0,1527	0,0003	0,1604	0,0001
0,2157	0,3023	0,0075	0,1594	0,0032	0,1729	0,0018
0,3893	0,3203	0,0048	0,1652	0,0502	0,1823	0,0428
0,1268	0,3344	0,0431	0,1702	0,0019	0,1890	0,0039
0,2227	0,3442	0,0148	0,1744	0,0023	0,1934	0,0009
0,2268	0,3493	0,0150	0,1781	0,0024	0,1963	0,0009
	Jumlah	0,1654	Jumlah	0,1297	Jumlah	0,1334
	RMSE	0,1128	RMSE	0,0999	RMSE	0,1013

teoritis yang mempunyai nilai RSME terkecil adalah model *Exponential*. Maka dari itu, dapat disimpulkan model *Exponential* merupakan model terbaik untuk estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> dengan metode OK.

Estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> dengan pendekatan OK menggunakan model semivariogram teoritis yang cocok dengan data, yaitu *Exponential* dan ketiga parameter semivariogram yang telah diperoleh diantaranya *nugget effect* sebesar 0,05, *sill* sebesar 0,2 dan *range* sebesar 3481. Interpolasi OK akan dilakukan di wilayah Kota Yogyakarta dengan jarak *grid* yang dibuat sebesar 25, hal ini berarti di setiap jarak 25-meter akan menghasilkan 1 estimasi



Gambar 6. Plot Estimasi Konsentrasi NO<sub>2</sub> dengan OK

konsentrasi NO<sub>2</sub>. Estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> di Kota Yogyakarta akan menghasilkan 42583 titik lokasi estimasi yang disajikan pada Gambar 6.

Dapat dilihat pada Gambar 6, *black point* yang tersebar menunjukkan titik lokasi pengamatan yang tersampel dan hasil nilai estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> dari yang paling rendah hingga ke paling tinggi divisualisasikan berdasarkan gradien warna hijau ke merah. Oleh karena itu, semakin tinggi nilai estimasinya, maka warna yang dihasilkan semakin merah dan semakin rendah nilai estimasinya, maka warna yang dihasilkan semakin hijau.

Nilai estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> tertinggi di Kota Yogyakarta sebesar 0,8894 μgr/m<sup>3</sup> yang berada di titik (433519, 9135179), yaitu Gang Kitri 2, Prenggan, Kecamatan Kotagede. Penyebab tingginya konsentrasi NO<sub>2</sub> di area tersebut karena Kelurahan Prenggan merupakan daerah kampung wisata dengan permukiman penduduk yang padat. Selain tersebarnya industri kerajinan perak, tembaga dan batik di wilayah kelurahan tersebut. Lapangan Karang Kotagede yang berlokasi di kampung wisata Prenggan, juga sering dijadikan untuk tempat rekreasi, olahraga, wisata kuliner dan pertunjukan seni sehingga banyak wisatawan yang berkunjung ke kampung wisata Prenggan. Hal inilah yang menyebabkan padatnya aktivitas manusia khususnya sektor transportasi di area tersebut yang merupakan sumber emisi NO<sub>2</sub>. Sementara

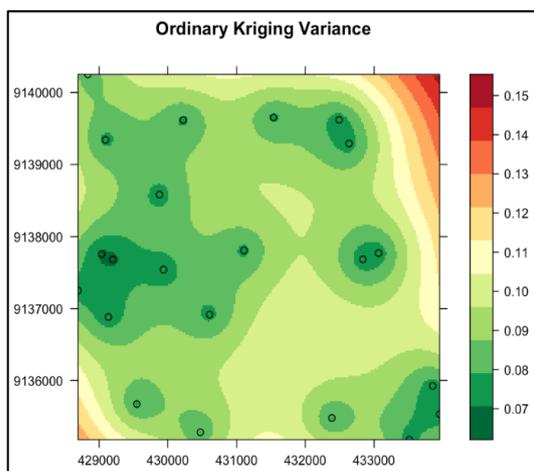
itu, nilai estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> terendah di Kota Yogyakarta sebesar 0,1959 μgr/m<sup>3</sup> berada di titik (429194, 9137679), yaitu Jalan Purwodiningratan, Ngampilan, Kecamatan Ngampilan.

Selain menghasilkan nilai prediksi di lokasi yang tidak tersampel, metode OK juga dapat memberikan nilai *error* pada setiap prediksi yang dilakukan atau yang disebut dengan variansi prediksi yang divisualisasikan pada plot Gambar 7.

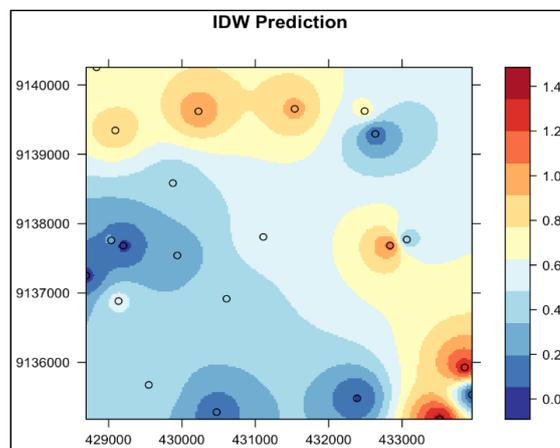
### Estimasi Konsentrasi Nitrogen Dioksida (NO<sub>2</sub>) Menggunakan *Inverse Distance Weighted (IDW)*

Sebelum melakukan estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> menggunakan *Inverse Distance Weighted (IDW)*, perlu dilakukan perhitungan jarak pada setiap titik tersampel dengan titik yang diprediksi. Kemudian menghitung nilai pembobot dengan menginvers jaraknya menggunakan parameter *power* yang paling umum digunakan, yaitu 2.

Jarak *grid* yang ditentukan untuk interpolasi IDW sebesar 25, yang berarti akan dihasilkan 1 estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> untuk setiap jarak 25 meter. Sama halnya dengan OK, interpolasi IDW juga menggunakan 22 data agar bersifat *apple to apple* atau setara dan hasilnya dapat dibandingkan. Dengan bantuan *package* di program R menggunakan 22 sampel data, estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> di Kota Yogyakarta menghasilkan 42.583 titik lokasi estimasi dengan visualisasi yang terbentuk seperti pada Gambar 8.



Gambar 7. Plot Varians Estimasi Konsentrasi NO<sub>2</sub>



Gambar 8. Plot Estimasi Konsentrasi NO<sub>2</sub> dengan IDW

Interpolasi IDW mengasumsikan bahwa nilai terukur yang paling dekat dengan lokasi prediksi memiliki pengaruh lebih besar pada nilai prediksi dibandingkan dengan letak yang lebih jauh. Berdasarkan plot hasil estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> menggunakan IDW pada Gambar 8, *black point* menandakan titik lokasi pengamatan yang tersampel dan gradien warna biru ke merah menggambarkan hasil nilai estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> dari yang terendah hingga yang tertinggi. Oleh karena itu, semakin tinggi nilai estimasinya, semakin merah warna yang dihasilkan dan semakin rendah nilai estimasinya, semakin biru warnanya. Nilai estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> tertinggi di Kota Yogyakarta juga berada pada titik (433519, 9135179), yaitu Gang Kitri 2, Prenggan, Kecamatan Kotagede sebesar 1,3883 µgr/m<sup>3</sup>. Adapun nilai estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> terendah di Kota Yogyakarta berada pada titik (429194, 9137679), yaitu Jalan Purwodiningratan, Ngampilan, Kecamatan Ngampilan sebesar 0.0063 µgr/m<sup>3</sup>.

#### **Pemilihan Metode Terbaik untuk Estimasi Konsentrasi Nitrogen Dioksida (NO<sub>2</sub>)**

Keakuratan prediksi dan penentuan metode interpolasi yang memberikan hasil terbaik, dapat diketahui dengan *cross validation*. Berdasarkan perhitungan *cross validation* diperoleh bahwa hasil perhitungan RMSE metode OK sebesar 0,4847 dan IDW sebesar 0,5224. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode OK lebih akurat untuk estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> di Kota Yogyakarta. Hal ini dikarenakan nilai RMSE OK lebih kecil, yaitu 0,4847 dibandingkan nilai RMSE yang dihasilkan oleh IDW sebesar 0,5224.

#### **KESIMPULAN**

Berdasarkan analisis dan pembahasan, maka dapat disimpulkan:

1. *Ordinary Kriging* (OK) merupakan metode yang lebih akurat untuk estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> di Kota Yogyakarta. Hal ini dikarenakan hasil perhitungan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) pada OK lebih kecil, yaitu 0,4847

dibandingkan nilai RMSE yang dihasilkan oleh IDW sebesar 0,5224.

2. Hasil interpolasi menggunakan OK diperoleh bahwa model semivariogram teoritis terbaik untuk estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> adalah model *Exponential* dengan nilai *nugget effect* yang didapat sebesar 0,05, *sill* sebesar 0,2 dan *range* sebesar 3481. Nilai estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> tertinggi di Kota Yogyakarta sebesar 0,8894 µgr/m<sup>3</sup> berada di titik (433519, 9135179), yaitu Gang Kitri 2, Prenggan, Kecamatan Kotagede. Sedangkan nilai estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> terendah di Kota Yogyakarta sebesar 0,1959 µgr/m<sup>3</sup> berada di titik (429194, 9137679), yaitu Jalan Purwodiningratan, Ngampilan, Kecamatan Ngampilan.
3. Sesuai yang tercatat pada Baku Mutu Udara Ambien Nasional, baku mutu untuk NO<sub>2</sub> adalah 50 µg/m<sup>3</sup> per tahun. Hal ini berarti hasil estimasi konsentrasi NO<sub>2</sub> di Kota Yogyakarta tidak ada yang melampaui Baku Mutu Udara Ambien Nasional.

#### **DAFTAR PUSTAKA**

- Agustine, I., Yulinawati, H., Suswantoro, E., & Gunawan, D. 2017. Application of Open Air Model (R Package) To Analyze Air Pollution Data. *Indonesian Journal of Urban and Environmental Technology*, Vol. 1 (1), 94-108.
- Alfiana, A. N. 2010. *Metode ordinary kriging pada geostatistika*. Universitas Negeri Yogyakarta.
- American Lung. 2020. *Nitrogen Dioxide*. <https://www.lung.org/clean-air/outdoors/what-makes-air-unhealthy/nitrogen-dioxide> (Diakses 20 Juli 2021)
- Apriyono, A., & Taman, A. 2013. Analisis Overreaction pada Saham Perusahaan Manufaktur di Bursa Efek Indonesia (BEI) Periode 2005-2009. *Jurnal NOMINA*, Vol. 2 (1), 76–96.
- Badan Perencanaan Pembangunan Nasional. 2006. Peluncuran dokumen strategi dan rencana aksi nasional dan 5 kota

- besar untuk peningkatan kualitas udara perkotaan. Jakarta: BPPN.
- Basuki, A. T., & Saptutyingsih, E. (2012). Pemetaan Polusi Udara Perkotaan Propinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. *UNISIA*, Vol 34 (76), 1-27.
- Cha, G. W., Moon, H. J., Kim, Y. M., Hong, W. H., Hwang, J. H., Park, W. J., & Kim, Y. C. 2020. Development of a Prediction Model for Demolition Waste Generation Using a Random Forest Algorithm Based on Small DataSets. *International Journal of Enviromental Research and Public Health*, Vol. 17 (19).
- Chang, K. 2018. An Introduction to Geographic Information Systems. In Libraries (9th ed.). New York: McGraw-Hill Education.
- Cressie, N. A. 1993. *Statistics for spatial data*. United States: Wiley-interscience Publication.
- DEFRA. 2009. *Departmental Report 2009*. United Kingdom: DEFRA.
- Dinas Lingkungan Hidup Kota Yogyakarta. 2019. *Laporan analisa hasil pemantauan kualitas udara*. Yogyakarta: DLH.
- Dinas Lingkungan Hidup Provinsi DKI Jakarta. 2020. *Toward clean air Jakarta*. Jakarta: DLH.
- Dorman, M. 2021. Spatial interpolation of point data. In *Introduction to Spatial Data Programming with R*. Israel: Ben-Gurion University of the Negev.
- Faudzan, A., Suryani, S., dan Tuti Budiawati. 2015. *e-Proceeding of Engineering*, Vol. 2 (2), 6726-6730.
- Fauzi, A. R. 2018. Interpolasi Spasial Cokriging Menggunakan Semivariogram Anisotropik Exponential, Stable Exponential dan Gaussian pada Kadar NO<sub>2</sub> dan SO<sub>2</sub> di Jawa Timur. Universitas Brawijaya.
- Fridayani, N. M. S., Kencana, I. P. E. N., dan Sukarsa, K. G. 2012. Perbandingan interpolasi spasial dengan metode ordinary dan robust kriging pada data spasial berpencilan (studi kasus: curah hujan di kabupaten Karangasem). *E-Jurnal Matematika*, Vol. 1 (1), 68–74.
- Fuhg, J. N., Fau, A., & Nackenhorst, U. (2021). State-of-the-Art and Comparative Review of Adaptive Sampling Methods for Kriging. *Archives of Computational Methods in Engineering*.
- Green Facts. 2005. *Air pollution Nitrogen Dioxide*. <https://www.greenfacts.org/en/nitrogen-dioxide-no2/index.htm#1> (Diakses 15 Mei 2021)
- Hao, T., Zhong, L., Zhu, T., Zhang, X., Wang, X., & Zhang, L. 2020. A new prediction method of reservoir porosity based on improved Kriging interpolation. *Journal of Physics: Conference Series*, Vol. 1707 (1).
- Hasanah, S. T. 2012. Pendeteksian Outlier pada Regresi Nonlinier dengan Metode statistik Likelihood Displacement. *Cauchy*, Vol. 2 (3), 177.
- Hatfield, G. 2018. Spatial statistics. In *Practical Mathematics for Precision Farming*. USA: Dakota State University.
- Health Effects Institute. 2020. *State of Global Air 2020 Special Report*. Boston: Health Effects Institute.
- Indra, S., Vionanda, D., & Sriningsih, R. 2013. Pendeteksian Data Pencilan dan Pengamatan Berpengaruh pada Beberapa Kasus Data Menggunakan Metode Diagnostik. *Journal of Mathematics UNP*, Vol. 1 (2), 67–74.
- Johnston, K., Ver Hoef, J. M., Krivoruchko, K., dan Lucas, N. 2001. *Using ArcGIS geostatistical analyst*. USA: ESRI.
- Joly, D., Thierry, B., Cardot, H., Cavailles, J., Hilal, M., & Wavresky, P. 2009. Interpolation Par Regressions Locales: Application Aux Precipitations en France. *Modelisations Climatiques*, Vol. 38 (2), 157–170.
- Kemenkes RI. 2018. *Penyehatan Udara*. Jakarta: Kemenkes RI.
- Lloyd, C. D. dan Atkinson, P. M. 2004. Increased accuracy of geostatistical

- prediction of nitrogen dioxide in the United Kingdom with secondary data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 5 (4), 293–305.
- Mohebzadeh, H. 2018. Comparison of methods for fitting the theoretical variogram to the experimental variogram for estimation of depth to groundwater and its temporal and spatial Variations. *American-Eurasian Journal of Agricultural and Environmental Science*, Vol. 18 (2), 64–76.
- Oktaviani, R. T. 2015. Estimasi Konsentrasi Karbon Monoksida (CO) Pada Kasus Pencemaran Udara Di Kota Surabaya Dengan Metode of Air Pollution in Surabaya. Institut Teknologi Sepuluh November.
- Peraturan Pemerintah Republik Indonesia Nomor 41 Tahun 1999. 1999. *Pengendalian Pencemaran Udara*. Jakarta.
- Peter M, A. dan Christopher D, L. 2009. Geostatistics and spatial interpolation. In *The SAGE handbook of spatial analysis*. United States: University of Illinois at Urbana
- Prayoga, K. A., Widiarti, Kurniasari, D., & Warsono. (2019). Pemodelan Data Curah Hujan dengan Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR). *Seminar Nasional Sains, Matematika, Informatika dan Aplikasinya*, 121-124. Universitas Lampung.
- Putri, R. D. 2020. Perbandingan Kekuatan Uji Metode Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling, dan Shapiro-Wilk untuk Menguji Normalitas Data. Universitas Sanata Dharma.
- Rofienda. 2004. Dampak Negatif Pencemaran Nitrogen Dioksida, Usaha Pencegahan dan Penanggulangannya. *Jurnal Kimia dan Kemasan*. Vol. 26 (1), 26-31.
- Rosadi, D. 2012. Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews. Andi.
- Sreedhar, B. R. dan Muthyalappa, K. 2020. Rainfall Forecast Through Root Mean Squared Error using Double Exponential & Log-Pearson III. *European Journal of Molecular & Clinical Medicine*, Vol. 7 (8), 5266-5272.
- Tziachris, P., Metaxa, E., Papadopoulos, F., dan Papadopoulou, M. 2017. Spatial modelling and prediction assessment of soil iron using Kriging interpolation with pH as auxiliary information. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol. 6 (9).
- Wu, Y. H., & Hung, M. C. 2016. Comparison of Spatial Interpolation Techniques Using Visualization and Quantitative Assessment. In M. Hung, *Applications of Spatial Statistics*, 17-34. USA: Northwest Missouri State University.
- Zhang, X., Lian, L., dan Zhu, F. 2021. Parameter fitting of variogram based on hybrid algorithm of particle swarm and artificial fish swarm. *Future Generation Computer Systems*, Vol. 116, 265–274.

# PENDEKATAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED POISSON REGRESSION* DENGAN PEMBOBOT FUNGSI KERNEL GAUSS UNTUK MENGANALISIS JUMLAH KEMATIAN BAYI DI PROVINSI MALUKU

Salmon Notje Aulele<sup>1</sup>, Norisca Lewaherilla<sup>2</sup>, M. Y. Matdoan<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Universitas Pattimura

e-mail: <sup>1</sup> salmon.aulele@yahoo.com

Received: March 6, 2022; Revised: November 28, 2022; Accepted: December 10, 2022; Published: December 31, 2022

## Abstrak

Pembangunan kesehatan pada hakekatnya adalah penyelenggaraan upaya kesehatan untuk mencapai kemampuan sehat secara mandiri dengan meningkatkan derajat kesehatan masyarakat yang optimal, meningkatkan sumber daya manusia, dan pemerataan pelayanan kesehatan. Analisis regresi adalah analisis statistik yang bertujuan untuk memodelkan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor. Model Regresi Poisson Tertimbang Geografis adalah bentuk regresi Poisson lokal yang memperhitungkan lokasi dan mengasumsikan bahwa data terdistribusi Poisson. Model GWPR ini banyak di pakai oleh peneliti dalam menganalisis data spasial di berbagai bidang. Tujuan dalam penelitian ini adalah menentukan faktor-faktor yang signifikan mempengaruhi jumlah kematian bayi di Provinsi Maluku dengan menggunakan model GWPR dengan pembobot Fungsi Kernel Gauss. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Rata-rata jumlah kematian bayi di Provinsi Maluku pada tahun 2019 adalah sebesar 32 bayi. Jumlah kematian bayi tertinggi berada pada Kabupaten Maluku Tengah yaitu sebesar 59 bayi, sedangkan untuk Kabupaten/Kota yang memiliki jumlah kematian bayi terendah adalah Kota Tual sebesar 15 bayi. Hasil pemetaan Kabupaten/Kota berdasarkan faktor-faktor yang signifikan mempengaruhi jumlah kematian bayi adalah Persentase Pemberian ASI Eksklusif Pada Bayi (5 Kab/Kota), Jumlah Tenaga Kesehatan (10 Kab/Kota), Jumlah Sarana Kesehatan (11 Kab/Kota), Persentase Bayi Berat Badan Lahir Rendah (10 Kab/Kota), dan Persentase Cakupan Imunisasi Tetanus Toxoid (TT2) Pada Ibu Hamil (9 Kab/Kota). Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan bagi Pemerintah Pusat maupun Daerah dalam mengambil kebijakan untuk menurunkan jumlah kematian bayi di Provinsi Maluku.

**Kata kunci:** Regresi Poisson, *Geographically Weighted Poisson Regression*, Fungsi Kernel Gauss, Kematian Bayi

## Abstract

Health development is essentially implementing health initiatives for independent and healthy living by balancing optimal public health levels, increased human resources, and coverage of health services. Regression analysis is a statistical analysis aimed at modeling the relationship between response variables and predictor variables. A geo-weighted Poisson regression (GWPR) model is a form of local Poisson regression that accounts for location and assumes that the data have a Poisson distribution. The GWPR model is widely used by researchers when analyzing geospatial data in various fields. The purpose of this study was to identify the factors that significantly influence infant mortality rate in Maluku province using a Gaussian kernel weighted GWPR model. They found that an average of 32 babies died in Maluku province in 2019. Central Maluku District had the highest number of infant deaths with her 59, and Chual City had the lowest number of infant deaths with her 15. The district/city mapping results for factors that have a large impact on infant mortality rates are the proportion of single parents (5 districts/cities), the number of nursing staff (10 districts/cities), and the number of health care workers. Facilities (11 prefectures/cities), prevalence of low birth weight infants (10 prefectures/cities), TT2 maternal vaccination rate (9 prefectures/cities). The results of this study are intended to serve as a reference for central and state governments in formulating strategies to reduce child mortality in Maluku.

**Keywords:** Poisson Regression, *Geographically Weighted Poisson Regression*, Kernel Gauss Function, Infant Mortality

## PENDAHULUAN

Pembangunan kesehatan pada hakekatnya adalah terwujudnya kesehatan, untuk mencapai kemampuan hidup sehat dan mandiri, untuk meningkatkan derajat kesehatan masyarakat yang optimal. komitmen bersama masyarakat internasional untuk mempercepat pembangunan manusia dan memberantas kemiskinan. Salah satu tujuan SDG adalah menurunkan angka kematian balita. Indikator terpenting kematian di bawah usia 5 tahun yaitu kematian bayi. Kematian bayi merupakan indikator penting untuk menentukan status kesehatan penduduk. Keberhasilan pembangunan daerah juga dapat dilihat dari angka kematian bayi dan angka harapan hidup.

Indonesia masih harus banyak berjuang untuk memperbaiki indikator pembangunan kesehatan, khususnya angka kematian anak, karena tren penurunan angka kematian anak dalam beberapa tahun terakhir tidak berlangsung cepat, tetapi turun perlahan secara eksponensial. Berdasarkan data Perserikatan Bangsa-Bangsa (PBB), angka kematian bayi di Indonesia pada tahun 2019 adalah 21,12. Angka itu lebih rendah dari rekor yang tercatat pada tahun 2018, ketika angka kematian bayi Indonesia adalah 21,86, atau pada tahun 2017, sebesar 22,62. Angka tersebut meleset dari target Millennium Development Goals yaitu 17 kematian bayi per 1.000 kelahiran. Karena itu, pemerintah harus bekerja keras untuk menurunkan angka kematian anak melalui berbagai program.

Penelitian tentang angka kematian bayi pernah dilakukan oleh beberapa pihak sebelumnya. Pramasita (2005) menyimpulkan bahwa banyaknya trauma lahir dan persalinan yang di tolong oleh tenaga non medis sangat berpengaruh terhadap tingkat kematian bayi. Jayanti (2007) menyimpulkan bahwa bayi yang tidak diberi ASI, wanita yang tidak pernah sekolah atau tidak tamat Sekolah Dasar (SD)/Madrasah Ibtidaiyah (MI), persalinan yang menggunakan tenaga non medis, wanita yang berkeluarga di bawah umur 17

tahun dan penduduk golongan sosial ekonomi menengah kebawah sangat mempengaruhi tingkat kematian bayi. Winarno (2009) menyimpulkan bahwa persentase penolong persalinan oleh tenaga non medis dan rata-rata lama pemberian Air Susu Ibu (ASI) eksklusif mempengaruhi angka kematian bayi. Ardiyanti (2009) menyatakan bahwa jumlah sarana kesehatan, persentase persalinan yang dilakukan dengan bantuan non medis, rata-rata jumlah pengeluaran rumah tangga, rata-rata lama pemberian ASI dan persentase rumah tangga yang memiliki air bersih mempengaruhi angka kematian bayi. Berdasarkan penelitian - penelitian tersebut, belum ada penelitian yang menggunakan pendekatan metode statistik khususnya Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR).

Jumlah kematian bayi di Provinsi Maluku tahun 2019 yaitu sebanyak 355 bayi yang meninggal, dimana Kabupaten Maluku Tengah memiliki jumlah kematian bayi terbanyak yaitu sebanyak 59 bayi yang meninggal. Jumlah kematian bayi menurut kabupaten/kota di Provinsi Maluku tahun 2019 yaitu Kabupaten Kepulauan Tanimbar 46, Kabupaten Maluku Tenggara (Malra) 32, Kabupaten Maluku Tengah (Malteng) 59, Kabupaten Buru 39, Kabupaten Kepulauan Aru 22, Kabupaten Seram Bagian Barat (SBB) 32, Kabupaten Seram Bagian Timur (SBT) 24, Kabupaten Maluku Barat Daya (MBD) 32, Kabupaten Buru Selatan (Bursel) 29, Kota Ambon 25 dan Kota Tual 15. Data ini memberikan isyarat bahwa Pemerintah Provinsi dan Kabupaten/Kota se-Maluku melalui Dinas Kesehatan, perlu menyikapi fenomena kematian bayi yang terjadi.

Analisis regresi adalah analisis statistik yang bertujuan untuk memodelkan hubungan antara variabel respon Y dan variabel prediktor X. Jika respon Y memiliki distribusi Poisson, digunakan regresi Poisson sebagai model regresi. Regresi Poisson diperoleh dari distribusi Poisson, yaitu suatu distribusi untuk kejadian-kejadian dengan probabilitas kejadian yang kecil dan yang kejadiannya bergantung pada interval atau daerah

tertentu, dengan hasil pengamatan berupa variabel diskrit dan antar variabel saling independen.

Aulele (2012) melalui penelitiannya menyimpulkan bahwa faktor-faktor yang signifikan mempengaruhi kematian bayi di Provinsi Maluku yaitu persentase persalinan yang dilakukan dengan bantuan non medis dan jumlah sarana kesehatan. Penelitian yang digunakan masih menggunakan model global yaitu regresi poisson tanpa memperhatikan faktor geografis dari tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku

Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR) adalah bentuk regresi Poisson lokal yang memperhitungkan lokasi dan mengasumsikan bahwa data terdistribusi Poisson. Nakaya, dkk (2004) menggunakan model GWPR untuk suatu himpunan data pekerjaan dengan usia kematian di Tokyo. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa ada variasi yang signifikan dalam hubungan kerja dan usia kematian. Hadayeghi, dkk (2009) menunjukkan bahwa model GWPR lebih baik digunakan untuk menyelidiki variasi dalam hubungan jumlah zonal collisions daripada Generalized Linear Model yang konvensional. Model GWPR diterapkan untuk memodelkan kematian anak di provinsi Maluku dengan fungsi bobot kernel Gaussian. Hal ini dikarenakan kernel Gaussian lebih muda dalam implementasinya.

## METODE PENELITIAN

### Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Provinsi Maluku yaitu data yang diperoleh dari publikasi dan data dari hasil penelitian. Data publikasi yang diambil adalah data publikasi provinsi dalam angka tahun 2019 dan publikasi laporan kematian bayi tahun 2019 sedangkan data survei yang diambil adalah data survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) di Provinsi Maluku tahun 2019 serta data dari Dinas Kesehatan Provinsi Maluku.. Pada penelitian ini yang dijadikan unit observasi adalah

kabupaten/kota di Provinsi Maluku yaitu Kota Ambon, Kota Tual, Kabupaten Maluku Tengah, Kabupaten Maluku Tenggara, Kabupaten Kepulauan Tanimbar, Kabupaten Kepulauan Aru, Kabupaten Maluku Barat Daya, Kabupaten Seram Bagian Barat, Kabupaten Seram Bagian Timur, Kabupaten Buru dan Kabupaten Buru Selatan.



Gambar 1. Lokasi Penelitian

### Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari variabel terikat (Y)

Tabel 1. Variabel Penelitian

Var	Nama Variabel
Y	Jumlah kematian bayi berusia di bawah satu tahun, per 1.000 kelahiran hidup pada tahun 2019 pada setiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku
X <sub>1</sub>	Persentase persalinan yang di bantu tenaga non medis pada setiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku
X <sub>2</sub>	Persentase pemberian Air Susu Ibu (ASI) eksklusif pada bayi setiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku
X <sub>3</sub>	Persentase penduduk miskin pada setiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku
X <sub>4</sub>	Persentase tenaga kesehatan pada setiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku
X <sub>5</sub>	Persentase sarana kesehatan pada setiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku
X <sub>6</sub>	Persentase bayi berat badan lahir rendah (BBLR) pada setiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku
X <sub>7</sub>	Persentase cakupan imunisasi Tetanus Toxoid (TT2) pada ibu hamil setiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku

dan variabel bebas (X). Variabel tersebut ditunjukkan pada Tabel 1.

Untuk mendukung proses penelitian digunakan paket program komputer yaitu software R, GWR4 dan ArcView GIS serta literature pendukung dalam bentuk buku cetak dan informasi ilmiah lainnya.

### Prosedur Penelitian

Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah penelitian kuantitatif. Penelitian ini dilakukan selama setahun. Langkah-langkah metode penelitian yang digunakan secara rinci dapat dirumuskan sebagai berikut.

- a. Kajian literatur : Pada tahap ini, akan dilakukan dan pengumpulan literatur dilakukan, setelah itu ditentukan jenis dan sumber data yang akan dianalisis.
- b. Pengumpulan data : berdasarkan kajian literatur yang dilakukan dan penentuan jenis data yang digunakan, maka selanjutnya dilakukan pengumpulan data meliputi Jumlah Kematian Bayi sebagai variabel respon (Y), dan ke-9 variabel prediktornya (X) setiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku.
- c. Statistika Deskriptif : setelah data dikumpulkan, maka pada tahapan ini dilakukan pemaparan data-data dengan angka maupun gambar yang informatif sehingga dapat ditarik suatu kesimpulan sementara akan kondisi yang terjadi di lapangan selama periode yang diamati.
- d. Pemodelan : Selanjutnya akan dilakukan pemodelan dengan memperhatikan faktor geografis yaitu dengan menggunakan model *Geographically Weighted Poisson Regression* dengan tahapan sebagai berikut:
  1. Uji Multikolinieritas
  2. Menentukan  $u_i$  dan  $v_i$  berdasarkan garis lintang selatan dan garis bujur timur untuk setiap kantor pemerintahan (Kantor Bupati/Walikota) untuk setiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku.
  3. Hitung jarak Eucliden antara lokasi pengamatan sesuai posisi geografis. Jarak Eucliden antara lokasi  $i$  yang terletak pada koordinat  $(u_i, v_i)$

terhadap lokasi  $j$  yang terletak pada koordinat  $(u_j, v_j)$

4. Menetapkan nilai *bandwidth* optimum tiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku dengan menggunakan metode *Cross Validation*
5. Setelah mendapatkan nilai *bandwidth* optimum tiap kabupaten/kota maka proses selanjutnya yaitu memperoleh matriks pembobot dengan digunakan Fungsi Kernel Gauss yang akan digunakan untuk menaksir parameter setiap lokasi
6. Penaksiran parameter model GWPR dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimator*
7. Pengujian signifikansi parameter model secara parsial dengan menggunakan hipotesis berikut :
$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0$$
$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0 ; k = 1, 2, \dots, 7$$
8. Membuat kesimpulan faktor-faktor yang signifikan mempengaruhi jumlah kematian bayi setiap kabupaten/Kota di Provinsi Maluku
9. Mendapatkan model GWPR setiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku
- e. Pemetaan: Dilakukan pengelompokan kabupaten/kota di Provinsi Maluku berdasarkan faktor-faktor yang signifikan mempengaruhi Jumlah Kematian Bayi.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Karakteristik Penduduk di Provinsi Maluku

Provinsi Maluku merupakan salah satu wilayah kepulauan di Indonesia. Secara geografis, Provinsi Maluku terletak antara  $2^{\circ} 30' - 9'$  Lintang Selatan dan  $124^{\circ} - 136^{\circ}$  Bujur Timur. Batas wilayah Provinsi sebelah utara berbatasan dengan Laut Seram, sebelah selatan berbatasan dengan Lautan Indonesia dan Laut Arafura, sebelah Timur berbatasan dengan Pulau Irian/Provinsi Papua dan sebelah berbatasan dengan Pulau Sulawesi/ Laut Sulawesi (BPS Provinsi Maluku, 2019).

Provinsi Maluku terdiri dari 9 (sembilan) Kabupaten dan 2 (dua) Kota dengan 118 Kecamatan dan jumlah Desa/Kelurahan sebanyak 1.231 yang terdiri atas 1.198 Desa dan 33 Kelurahan. Luas wilayah tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku yaitu Kabupaten Maluku Barat Daya luasnya 72.426,91 Km<sup>2</sup>, Kabupaten Kepulauan Tanimbar 52.995,19 Km<sup>2</sup>, Kota Ambon 35.944,62 Km<sup>2</sup>, Kabupaten Maluku Tengah 11.595,57 Km<sup>2</sup>, Kabupaten Buru 7.595,58 Km<sup>2</sup>, Kabupaten Seram Bagian Barat 6.948,40 Km<sup>2</sup>, Kabupaten Kepulauan Aru 6.426,77 Km<sup>2</sup>, Kabupaten Seram Bagian Timur 5.779,12 Km<sup>2</sup>, Kabupaten Buru Selatan 5.060,00 Km<sup>2</sup>, Kabupaten Maluku Tenggara 4.178,66 Km<sup>2</sup> dan Kota Tual 254,39 Km<sup>2</sup> (BPS Provinsi Maluku, 2019).

Pada penelitian ini aplikasi model *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR) diterapkan pada kasus Jumlah Kematian Bayi di Provinsi Maluku pada tahun 2018. Variabel yang diteliti adalah Jumlah Kematian Bayi setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku sebagai variabel dependen dan Persentase persalinan yang dibantu oleh tenaga non medis pada setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku ( $X_1$ ), Persentase pemberian ASI eksklusif pada bayi setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku ( $X_2$ ), Persentase penduduk miskin pada setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku ( $X_3$ ), Jumlah tenaga kesehatan pada setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku ( $X_4$ ), Jumlah sarana kesehatan pada setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku ( $X_5$ ), Persentase bayi Berat Badan Lahir Rendah pada setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku ( $X_6$ ), dan Persentase cakupan imunisasi TT2 pada ibu hamil setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku ( $X_7$ ) sebagai variabel independen. Deskripsi masing-masing variabel dependen dan variabel independen yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

#### a. Jumlah Kematian Bayi

Kematian bayi adalah kematian anak di bawah usia satu tahun. Kematian bayi diukur dengan angka kematian bayi, yaitu



Gambar 2. Jumlah Kematian Bayi di Provinsi Maluku

jumlah kematian anak di bawah usia satu per seribu kelahiran. Jumlah kematian bayi di Provinsi Maluku tahun 2019 dapat dilihat pada Gambar 2.

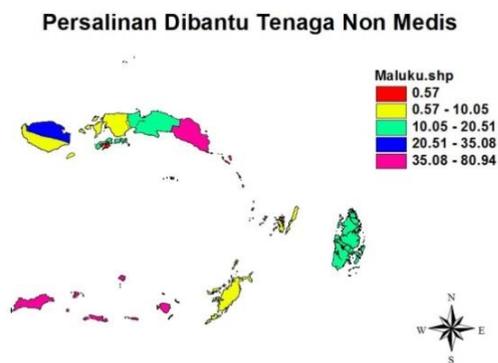
Berdasarkan data yang diperoleh, rata-rata jumlah kematian bayi di Provinsi Maluku adalah sebesar 32. Pada tahun 2019 jumlah kematian bayi tertinggi yaitu Kabupaten Maluku Tengah yaitu sebesar 59, sedangkan untuk daerah yang memiliki jumlah kematian bayi terendah adalah Kota Tual sebesar 15. Berdasarkan Gambar 4.1, terlihat bahwa Kota Tual memiliki jumlah kematian bayi terendah yaitu 15 bayi. Kota Ambon, Kabupaten Kepulauan Aru dan Kabupaten Seram Bagian Timur memiliki jumlah kematian bayi berkisar antara 15 sampai dengan 26 bayi. Selanjutnya Kabupaten Buru Selatan, Kabupaten Seram Bagian Barat, Kabupaten Maluku Barat Daya dan Kabupaten Maluku Tenggara memiliki jumlah kematian bayi berkisar antara 26 sampai dengan 32 bayi. Terdapat dua Kabupaten/Kota yang memiliki jumlah kematian bayi berkisar antara 32 sampai dengan 46 bayi yaitu Kabupaten Buru dan Kabupaten Kepulauan Tanimbar. Sedangkan hanya Kabupaten Maluku Tengah yang memiliki jumlah kematian bayi berkisar antara 46 sampai dengan 59 bayi.

#### b. Persentase Persalinan Yang Dibantu Oleh Tenaga Non Medis

Persalinan oleh tenaga non medis, yaitu proses persalinan dibantu oleh tenaga non medis yang biasa disebut Paraji/Dokter Kandungan Tradisional. Persentase persalinan yang dibantu oleh tenaga non

medis di Provinsi Maluku tahun 2019 dapat dilihat pada gambar berikut :

Berdasarkan data yang diperoleh, rata-rata persentase persalinan yang dibantu



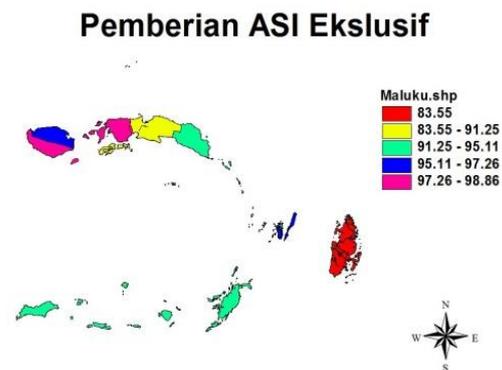
Gambar 3. Persentase Persalinan Oleh Tenaga Non Medis di Provinsi Maluku

oleh tenaga non medis di Provinsi Maluku adalah sebesar 27,8%. Pada tahun 2019 persentase persalinan yang dibantu oleh tenaga non medis tertinggi di Provinsi Maluku yaitu Kabupaten Maluku Barat Daya dengan persentase sebesar 80,94%, sedangkan untuk daerah yang memiliki persentase persalinan yang dibantu oleh tenaga non medis terendah adalah Kota Ambon dengan persentase sebesar 0,57%. Berdasarkan Gambar 4.2, terlihat bahwa Kota Ambon memiliki persentase persalinan yang dibantu oleh tenaga non medis terendah yaitu 0,57%. Kabupaten Maluku Tenggara, Kabupaten Kepulauan Tanimbar, Kabupaten Buru Selatan dan Kabupaten Seram Bagian Barat memiliki persentase persalinan yang dibantu oleh tenaga non medis berkisar antara 0,57% sampai dengan 10,05%. Selanjutnya Kabupaten Maluku Tengah dan Kabupaten Kepulauan Aru memiliki persentase persalinan yang dibantu oleh tenaga non medis berkisar antara 10,05% sampai dengan 20,51%. Sedangkan hanya Kabupaten Buru yang memiliki persentase persalinan yang dibantu oleh tenaga non medis berkisar antara 20,51% sampai dengan 35,08%. Sedangkan terdapat tiga Kabupaten/Kota yang memiliki persentase persalinan yang dibantu oleh tenaga non medis berkisar antara 35,08% sampai dengan 80,94% yaitu Kabupaten Seram

Bagian Timur, Kota Tual dan Kabupaten Maluku Barat Daya.

### c. Persentase Pemberian ASI Eksklusif Pada Bayi

Pemberian ASI Eksklusif adalah pemberian ASI tanpa makanan tambahan untuk bayi usia 0-6 bulan. Persentase pemberian ASI eksklusif pada bayi di Provinsi Maluku tahun 2019 dapat dilihat pada gambar berikut :



Gambar 4. Persentase Pemberian ASI Eksklusif di Provinsi Maluku

Berdasarkan data yang diperoleh, rata-rata persentase pemberian ASI eksklusif di Provinsi Maluku adalah sebesar 93,7%. Pada tahun 2019 persentase pemberian ASI eksklusif tertinggi yaitu Kabupaten Buru Selatan dengan persentase sebesar 98,86%. Sedangkan persentase pemberian ASI eksklusif terendah adalah Kabupaten Kepulauan Aru dengan persentase sebesar 83,55%. Berdasarkan Gambar 4.3, terlihat bahwa Kabupaten Kepulauan Aru memiliki persentase pemberian ASI eksklusif terendah yaitu 83,55%. Kota Ambon dan Kabupaten Maluku Tengah memiliki persentase pemberian ASI eksklusif berkisar antara 83,55% sampai dengan 91,25%. Selanjutnya Kabupaten Seram Bagian Timur, Kabupaten Kepulauan Tanimbar, Kota Tual dan Kabupaten Maluku Barat Daya memiliki persentase pemberian ASI eksklusif berkisar antara 91,25% sampai dengan 95,11%. Dari Gambar 4.3 juga terlihat bahwa Kabupaten Buru dan Kabupaten Maluku Tenggara yang memiliki persentase pemberian ASI eksklusif berkisar antara 95,11% sampai dengan 97,26%. Selanjutnya terdapat dua Kabupaten yang

memiliki persentase pemberian ASI eksklusif berkisar antara 97,26% sampai dengan 98,86% yaitu Kabupaten Seram Bagian Barat dan Kabupaten Buru Selatan.

#### d. Persentase Penduduk Miskin

Penduduk miskin adalah penduduk yang rata-rata pengeluaran per kapita per bulannya di bawah garis kemiskinan. Garis Kemiskinan (GK) merupakan penjumlahan dari Garis Kemiskinan Makanan (GKM) dan Garis Kemiskinan Non Makanan (GKNM). Persentase penduduk miskin di Provinsi Maluku tahun 2019 dapat dilihat pada gambar berikut :



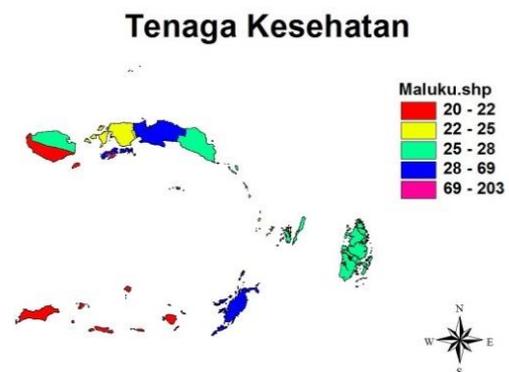
Gambar 5. Persentase Penduduk Miskin di Provinsi Maluku

Berdasarkan data yang diperoleh, rata-rata persentase penduduk miskin di Provinsi Maluku adalah 21,8%. Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku yang memiliki persentase penduduk miskin tertinggi yaitu Kabupaten Maluku Barat Daya dengan persentase sebesar 30,2%%. Sedangkan Kabupaten/Kota yang memiliki persentase penduduk miskin terendah yaitu Kota Ambon dengan persentase sebesar 4,72%. Berdasarkan Gambar 4.4, terlihat bahwa Kota Ambon memiliki persentase penduduk miskin terendah yaitu 4,72%. Selanjutnya terdapat tiga Kabupaten/Kota yang memiliki persentase penduduk miskin berkisar antara 4,72% sampai dengan 20,11% yaitu Kabupaten Buru Selatan, Kabupaten Buru dan Kabupaten Maluku Tengah. Sedangkan terdapat tiga Kabupaten yang memiliki persentase penduduk miskin berkisar antara 20,11% sampai dengan 23,62% yaitu Kabupaten

Maluku Tenggara, Kota Tual dan Kabupaten Seram Bagian Timur. Selanjutnya Kabupaten Seram bagian Barat, Kabupaten Kepulauan Aru dan Kabupaten Kepulauan Tanimbar memiliki persentase penduduk miskin berkisar antara 23,62% sampai dengan 28,08%. Dari Gambar 4.4 juga terlihat bahwa hanya Kabupaten Maluku Barat Daya yang memiliki persentase penduduk miskin berkisar antara 28,08% sampai dengan 30,2%.

#### e. Jumlah Tenaga Kesehatan

Tenaga kesehatan profesional adalah individu yang berkomitmen pada industri kesehatan dan memiliki pengetahuan dan/atau keterampilan yang diperoleh melalui pelatihan medis yang memerlukan lisensi untuk melakukan layanan kesehatan.. Jumlah tenaga kesehatan di Provinsi Maluku tahun 2019 dapat dilihat pada gambar berikut :



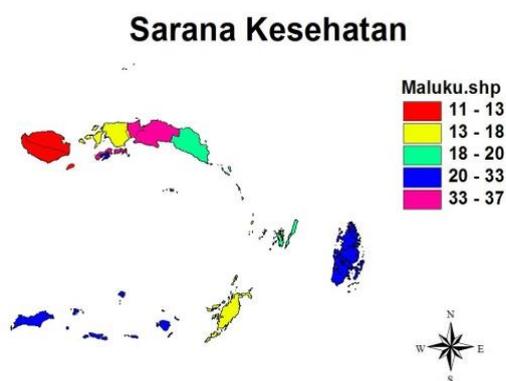
Gambar 6. Jumlah Tenaga Kesehatan di Provinsi Maluku

Berdasarkan data yang diperoleh, rata-rata jumlah tenaga kesehatan tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku adalah sebesar 48. Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku yang memiliki jumlah tenaga kesehatan tertinggi yaitu Kota Ambon sebanyak 203. Sedangkan Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku yang memiliki jumlah tenaga kesehatan terendah yaitu Kabupaten Maluku Barat Daya sebesar 20. Berdasarkan Gambar 6, terlihat bahwa terdapat dua Kabupaten yang memiliki jumlah tenaga kesehatan berkisar antara 20 sampai dengan 22 orang yaitu Kabupaten

Maluku Barat Daya dan Kabupaten Buru Selatan. Selanjutnya terdapat dua Kabupaten/Kota yang memiliki jumlah tenaga kesehatan berkisar antara 22 sampai dengan 25 orang yaitu Kabupaten Seram Bagian Barat dan Kota Tual. Sedangkan Kabupaten Maluku Tenggara, Kabupaten Buru, Kabupaten Seram Bagian Timur dan Kabupaten Kepulauan Aru memiliki jumlah tenaga kesehatan berkisar antara 25 sampai dengan 28 orang. Terdapat dua Kabupaten yang memiliki jumlah tenaga kesehatan berkisar antara 28 sampai dengan 69 orang yaitu Kabupaten Kepulauan Tanimbar dan Kabupaten Maluku Tengah. Sedangkan hanya Kota Ambon yang memiliki jumlah tenaga kesehatan berkisar Antara 69 sampai dengan 203 orang.

#### f. Jumlah Sarana Kesehatan

Pelayanan kesehatan adalah tempat dilakukannya tindakan kesehatan. Jumlah sarana kesehatan di Provinsi Maluku tahun 2019 dapat dilihat pada gambar berikut :



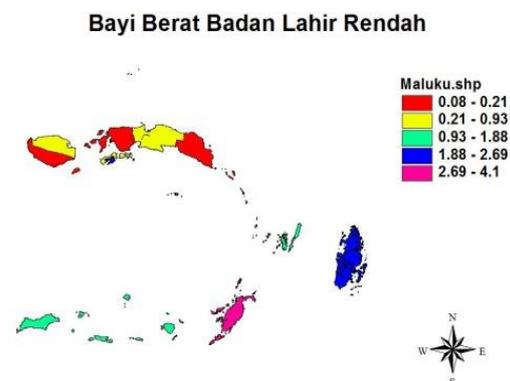
Gambar 7. Jumlah Sarana Kesehatan di Provinsi Maluku

Berdasarkan data yang diperoleh, rata-rata jumlah sarana kesehatan tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku adalah sebesar 22. Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku yang memiliki jumlah sarana kesehatan tertinggi yaitu Kabupaten Maluku Tengah sebanyak 37. Sedangkan Kabupaten/Kota yang memiliki jumlah sarana kesehatan terendah yaitu Kabupaten Buru sebanyak 11. Berdasarkan Gambar 4.6, terlihat bahwa terdapat dua Kabupaten yang memiliki jumlah sarana kesehatan berkisar antara 11 sampai dengan 13 unit

yaitu Kabupaten Buru dan Kabupaten Buru Selatan. Selanjutnya terdapat tiga Kabupaten/Kota yang memiliki jumlah sarana kesehatan berkisar antara 13 sampai dengan 18 unit yaitu Kota Tual, Kabupaten Kepulauan Tanimbar dan Kabupaten Seram Bagian Barat. Selanjutnya terdapat dua Kabupaten yang memiliki jumlah sarana kesehatan berkisar antara 18 sampai dengan 20 unit yaitu Kabupaten Maluku Tenggara dan Kabupaten Seram Bagian Timur. Sedangkan Kabupaten Kepulauan Aru, Kota Ambon dan Kabupaten Maluku Barat Daya memiliki jumlah sarana kesehatan berkisar antara 20 sampai dengan 33 unit. Terlihat juga bahwa hanya Kabupaten Maluku Tengah yang memiliki jumlah sarana kesehatan berkisar antara 33 sampai dengan 37 unit.

#### g. Persentase Bayi Berat Badan Lahir Rendah (BBLR)

Berat lahir rendah (BBLR) mengacu pada bayi yang lahir di bawah berat rata-rata bayi. Bayi dinyatakan mengalami BBLR jika beratnya kurang dari 2,5 kilogram, sedangkan berat badan normal bayi yaitu di atas 2,5 atau 3 kilogram. Sementara pada bayi yang lahir dengan berat kurang dari 1,5 kilogram, dinyatakan memiliki berat badan lahir sangat rendah. Persentase bayi BBLR di Provinsi Maluku tahun 2018 dapat dilihat pada Gambar berikut :



Gambar 8. Persentase Bayi BBLR di Provinsi Maluku

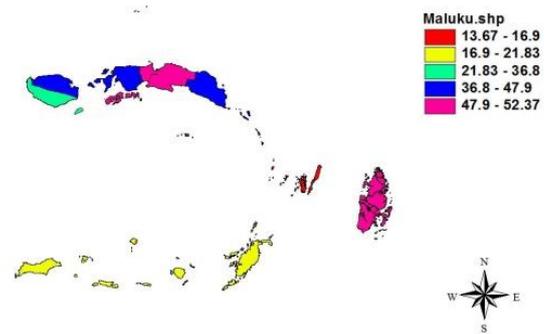
Berdasarkan data yang diperoleh, rata-rata persentase bayi BBLR di Provinsi Maluku adalah sebesar 1,44%. Pada tahun

2018 persentase bayi BBLR tertinggi di Provinsi Maluku adalah Kabupaten Kepulauan Tanimbar sebesar 4,1%. Sedangkan Kabupaten/Kota yang memiliki persentase bayi BBLR terendah adalah Kabupaten Buru Selatan sebesar 0,08%. Berdasarkan Gambar 4.7, terlihat bahwa terdapat tiga Kabupaten yang memiliki persentase bayi BBLR berkisar antara 0,08% sampai dengan 0,21% yaitu Kabupaten Buru Selatan, Kabupaten Seram Bagian Barat dan Kabupaten Seram Bagian Timur. Selanjutnya terdapat dua Kabupaten yang memiliki persentase bayi BBLR berkisar antara 0,21% sampai dengan 0,93% yaitu Kabupaten Maluku Tengah dan Kabupaten Buru. Sedangkan Kabupaten Maluku Barat Daya, Kota Tual dan Kabupaten Maluku Tenggara memiliki persentase bayi BBLR berkisar antara 0,93% sampai dengan 1,88%. Kabupaten Kepulauan Aru dan Kota Ambon memiliki persentase bayi BBLR berkisar antara 1,88% sampai dengan 2,69%. Sedangkan hanya Kabupaten Kepulauan Tanimbar yang memiliki persentase bayi BBLR berkisar antara 2,69% sampai dengan 4,1%.

#### **h. Persentase Cakupan Imunisasi TT2 Pada Ibu Hamil**

Vaksin tetanus embrio (TT) adalah vaksin yang mengandung toksoid embrio tetanus murni dan dilemahkan yang diserap dalam 3 mg/ml aluminium fosfat. Tujuan pemberian vaksin tetanus toksoid adalah untuk melindungi bayi baru lahir dari infeksi tetanus neonatorum, melindungi ibu dari kemungkinan cedera akibat tetanus, mencegah penyakit pada ibu hamil dan bayi yang kebal terhadap bakteri tetanus, serta mencegah agar tetanus pada bayi baru lahir tidak hilang. Imunisasi TT ibu hamil diberikan sebanyak 2 kali. Suntikan TT1 dapat diberikan karena diketahui positif hamil yang biasanya diberikan pada kunjungan pertama ibu hamil ke puskesmas. Jarak antara imunisasi TT1 dan TT2 minimal 4 minggu. Persentase cakupan imunisasi TT2 pada ibu hamil di Provinsi Maluku tahun 2018 dapat dilihat pada Gambar 9.

#### **Cakupan Imunisasi TT2 Pada Ibu Hamil**



Gambar 9. Persentase Cakupan Imunisasi TT2 di Provinsi Maluku

Berdasarkan data yang diperoleh, rata-rata persentase cakupan imunisasi TT2 pada ibu hamil di Provinsi Maluku adalah sebesar 36,7%. Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku yang memiliki persentase cakupan imunisasi TT2 pada ibu hamil tertinggi yaitu Kabupaten Maluku Tengah sebesar 52,37%. Sedangkan Kabupaten/Kota yang memiliki persentase cakupan imunisasi TT2 pada ibu hamil terendah adalah Kabupaten Maluku Tenggara sebesar 13,67%. Berdasarkan Gambar 4.8, terlihat bahwa terdapat dua Kabupaten/Kota yang memiliki persentase cakupan imunisasi TT2 pada ibu hamil berkisar antara 13,67% sampai dengan 16,9% yaitu Kabupaten Maluku Tenggara dan Kota Tual. Selanjutnya terdapat dua Kabupaten yang memiliki persentase cakupan imunisasi TT2 pada ibu hamil berkisar antara 16,9% sampai dengan 21,83% yaitu Kabupaten Kepulauan Tanimbar dan Kabupaten Maluku Barat Daya. Terlihat juga bahwa hanya Kabupaten Buru Selatan yang memiliki persentase cakupan imunisasi TT2 pada ibu hamil berkisar antara 21,83% sampai dengan 36,8%. Sedangkan Kabupaten Buru, Kabupaten Seram Bagian Barat dan Kabupaten Seram Bagian Timur memiliki persentase cakupan imunisasi TT2 pada ibu hamil berkisar antara 36,8% sampai dengan 47,9%. Sedangkan Kabupaten Kepulauan Aru, Kota Ambon dan Kabupaten Maluku Tengah memiliki persentase cakupan imunisasi TT2 pada ibu hamil berkisar antara 47,9% sampai dengan 52,37%.

## Pengujian Multikolinieritas

Uji multikolinieritas digunakan untuk mengetahui apakah terdapat penyimpangan dari asumsi multikolinieritas yaitu. adanya hubungan linear antara variabel independen dari model regresi. Prasyarat untuk model regresi adalah tidak adanya multikolinieritas. Jika dalam model terdapat multikolinieritas maka model tersebut memiliki kesalahan standar yang besar sehingga koefisien tidak dapat ditaksir dengan ketepatan yang tinggi. Untuk mendeteksi ada atau tidaknya multikolinieritas dalam model maka dapat digunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Hasil yang diperoleh adalah sebagai berikut :

Tabel 2. Nilai VIF

Variabel	VIF
X <sub>1</sub>	1,674
X <sub>2</sub>	7,067
X <sub>3</sub>	1,376
X <sub>4</sub>	9,706
X <sub>5</sub>	5,641
X <sub>6</sub>	2,795
X <sub>7</sub>	7,442

Berdasarkan Tabel 2, terlihat bahwa nilai VIF yang diperoleh untuk semua variabel independen kurang dari 10. Hal ini menunjukkan bahwa tidak terjadi kasus multikolinieritas, sehingga semua variabel independen yang digunakan dalam penelitian ini dapat digunakan untuk pemodelan jumlah kematian bayi di Provinsi Maluku dengan menggunakan model *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR).

## Model Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR)

Langkah pertama untuk membangun model GWPR adalah dengan menentukan letak geografis tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku (Lampiran 2), setelah diperoleh letak geografis maka langkah selanjutnya yaitu memilih bandwidth optimum. Nilai bandwidth yang diperoleh

dari hasil iterasi adalah  $q: 0,9999339$  dengan nilai kriteria CV: 13949,66. Untuk setiap lokasi pusat akan diperoleh nilai bandwidth optimum yang berbeda-beda. Hasil iterasi diperoleh bandwidth optimum untuk tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku sebagai berikut :

Tabel 3. Nilai Bandwidth Optimum Tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku

Kabupaten/Kota	Bandwidth
Kepulauan Tanimbar	5,4528
Maluku Tenggara	6,1944
Maluku Tengah	6,4874
B u r u	8,8269
Kepulauan Aru	9,2963
Seram Bagian Barat	4,9473
Seram Bagian Timur	7,6277
Maluku Barat Daya	7,1161
Buru Selatan	9,2944
Kota Ambon	7,1569
Kota Tual	6,0864

Setelah mendapatkan nilai bandwidth optimum, maka langkah selanjutnya adalah mendapatkan matriks pembobot, di mana dalam penelitian ini akan digunakan pembobot fungsi kernel bisquare. Misalkan matriks pembobot di lokasi  $(u_1, v_1)$  adalah  $w(u_1, v_1)$  maka langkah awal sebelum mendapatkan matriks pembobot ini adalah dengan mencari jarak euclid lokasi  $(u_1, v_1)$  yaitu Kabupaten Kepulauan Tanimbar ke semua lokasi penelitian.

Tabel 4. Jarak Euclid dan Pembobot di Kabupaten Kepulauan Tanimbar

Kabupaten/Kota	Jarak Euclid	Pembobot Kernel Gauss
Kepulauan Tanimbar	0,0000	1.0000
Maluku Tenggara	2,5555	0.8960
Maluku Tengah	3,2662	0.8358
B u r u	4,4359	0.6084
Kepulauan Aru	4,7477	0.6845
Seram Bagian Barat	3,6570	0.7986
Seram Bagian Timur	4,8009	0.6787
Maluku Barat Daya	2,2957	0.9152
Buru Selatan	4,4528	0.6065
Kota Ambon	4,3690	0.7254
Kota Tual	1,3365	0.9704

Berdasarkan Tabel 4, maka matriks pembobot yang dibentuk dengan fungsi kernel Gauss pada lokasi  $(u_1, v_1)$  yaitu Kabupaten Kepulauan Tanimbar adalah :

$$W(u_1, v_1) = \text{diag}(1,0000 \ 0,8960 \ 0,8358 \ 0,6084 \ 0,6845 \ 0,7986 \\ 0,6787 \ 0,9152 \ 0,6065 \ 0,7254 \ 0,9704)$$

Matriks pembobot diatas digunakan untuk menaksir parameter di lokasi  $(u_1, v_1)$  , sedangkan untuk menaksir parameter di lokasi  $(u_2, v_2)$  perlu dicari terlebih dahulu matriks pembobot  $w(u_2, v_2)$  pada lokasi Kabupaten Maluku Tenggara dengan cara yang sama seperti langkah diatas, demikian seterusnya untuk matriks pembobot pengamatan terakhir  $w(u_{11}, v_{11})$  pada lokasi Kota Tual. Hasilnya dapat dilihat pada Lampiran 3.

Selanjutnya setelah diperoleh matriks pembobot kemudian dihitung estimasi tiap variabel pada tiap Kabupaten/Kota sebagai berikut :

Tabel 5. Estimasi Parameter Model GWPR di Kabupaten Kepulauan Tanimbar

Parameter	Estimasi	Standar Error	t Hitung
$\beta_0$	3,428	0,063	54,274
$\beta_1$	-0,130	0,070	-1,864
$\beta_2$	0,711	0,171	4,154
$\beta_3$	-0,430	0,171	-2,513
$\beta_4$	-0,942	0,262	-3,593
$\beta_5$	0,647	0,143	4,520
$\beta_6$	0,620	0,156	3,986
$\beta_7$	0,651	0,161	4,039

Berdasarkan Tabel 5, didapatkan nilai t hitung untuk semua parameter. Dengan menggunakan tingkat signifikansi ( $\alpha$ ) sebesar 5% maka nilai  $t_{(0,025;3)} = 3,182$ . Maka diperoleh 6 parameter yang signifikan yaitu  $\beta_0, \beta_2, \beta_4, \beta_5, \beta_6,$  dan  $\beta_7$  karena  $|t_{hit}| > t_{(0,025;3)}$ , sehingga model GWPR dengan menggunakan pembobot kernel Gauss yang dibentuk untuk pemodelan jumlah kematian bayi di Kabupaten Kepulauan Tanimbar adalah :

$$\mu_i = \exp(3,428 + 0,711X_2 - 0,942X_4 \\ + 0,647X_5 + 0,620X_6 \\ + 0,651X_7)$$

Model diatas menjelaskan bahwa jumlah kematian bayi di Kabupaten Kepulauan Tanimbar akan bertambah sebesar  $\exp(0,711)$  jika variabel  $X_2$  bertambah sebesar satu satuan dengan syarat variabel independen yang lain adalah konstan. Hal yang sama juga berlaku untuk variabel  $X_5, X_6$  dan  $X_7$ . Sebaliknya jumlah kematian bayi di Kabupaten Kepulauan Tanimbar akan berkurang sebesar  $\exp(0,942)$  jika variabel  $X_4$  bertambah sebesar satu satuan dengan syarat variabel independen yang lain adalah konstan.

Hal ini tidak berarti bahwa parameter-parameter di atas juga signifikan disetiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku. Adapaun variabel-variabel yang signifikan ditiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku yaitu :

Berdasarkan Tabel 6, terlihat bahwa

Tabel 6. Variabel Yang Signifikan Dalam Model GWPR Tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku

Kabupaten/Kota	Model GWR
Kepulauan Tanimbar	$X_2, X_4, X_5, X_6, X_7$
Maluku Tenggara	$X_2, X_4, X_5, X_6, X_7$
Maluku Tengah	$X_4, X_5, X_6, X_7$
Buru	$X_4, X_5, X_6$
Kepulauan Aru	$X_2, X_5, X_6, X_7$
Seram Bagian Barat	$X_2, X_4, X_5, X_6, X_7$
Seram Bagian Timur	$X_4, X_5, X_6, X_7$
Maluku Barat Daya	$X_4, X_5, X_6, X_7$
Buru Selatan	$X_4, X_5$
Kota Ambon	$X_4, X_5, X_6, X_7$
Kota Tual	$X_2, X_4, X_5, X_6, X_7$

ketujuh variabel independen yang digunakan dalam penelitian ini tidak semua signifikan mempengaruhi jumlah kematian bayi di Provinsi Maluku. Pada Tabel 6 juga terlihat bahwa terdapat perbedaan jumlah variabel independen yang signifikan mempengaruhi jumlah kematian bayi setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku, hal ini diakibatkan karena perbedaan letak geografis tiap Kabupaten/Kota di Maluku. Hasil di atas dapat dijadikan fokus perhatian pemerintah pusat maupun daerah dalam menurunkan jumlah kematian bayi di Provinsi Maluku.

## Pemetaan Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku

1. Hasil pemetaan Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku berdasarkan variabel independen yang signifikan mempengaruhi jumlah kematian bayi adalah sebagai berikut :
2. Persentase Pemberian ASI Eksklusif Pada Bayi ( $X_2$ ) di Provinsi Maluku lebih difokuskan untuk Kabupaten Kepulauan Tanimbar, Kabupaten Maluku Tenggara, Kabupaten Kepulauan Aru, Kabupaten Seram Bagian Barat dan Kota Tual
3. Jumlah Tenaga Kesehatan ( $X_4$ ) di Provinsi Maluku lebih difokuskan untuk Kabupaten Kepulauan Tanimbar, Kabupaten Maluku Tenggara, Kabupaten Maluku Tengah, Kabupaten Buru, Kabupaten Seram Bagian Barat, Kabupaten Seram Bagian Timur, Kabupaten Maluku Barat Daya, Kabupaten Buru Selatan, Kota Ambon dan Kota Tual
4. Jumlah Sarana Kesehatan ( $X_5$ ) di Provinsi Maluku difokuskan pada semua Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku.
5. Persentase Bayi Berat Badan Lahir Rendah ( $X_6$ ) di Provinsi Maluku lebih difokuskan pada Kabupaten Kepulauan Tanimbar, Kabupaten Maluku Tenggara, Kabupaten Maluku Tengah, Kabupaten Buru, Kabupaten Kepulauan Aru, Kabupaten Seram Bagian Barat, Kabupaten Seram Bagian Timur, Kabupaten Maluku Barat Daya, Kota Ambon dan Kota Tual
6. Persentase Cakupan Imunisasi TT2 Pada Ibu Hamil ( $X_7$ ) di Provinsi Maluku lebih difokuskan pada Kabupaten Kepulauan Tanimbar, Kabupaten Maluku Tenggara, Kabupaten Maluku Tengah, Kabupaten Kepulauan Aru, Kabupaten Seram Bagian Barat, Kabupaten Seram Bagian Timur, Kabupaten Maluku Barat Daya, Kota Ambon dan Kota Tual

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, ditarik kesimpulan yaitu rata-rata jumlah kematian bayi di Provinsi Maluku adalah 32 bayi. Pada tahun 2019 jumlah kematian bayi

tertinggi berada pada Kabupaten Maluku Tengah yaitu 59 bayi, sedangkan untuk Kabupaten/Kota yang memiliki jumlah kematian bayi terendah adalah Kota Tual sebanyak 15 bayi. Selain itu, variabel independen yang signifikan mempengaruhi jumlah kematian bayi di Provinsi Maluku dengan menggunakan model GWPR yaitu Persentase pemberian ASI eksklusif pada bayi ( $X_2$ ), Jumlah tenaga kesehatan ( $X_4$ ), Jumlah sarana kesehatan ( $X_5$ ), Persentase bayi Berat Badan Lahir Rendah ( $X_6$ ), dan Persentase cakupan imunisasi TT2 pada ibu hamil ( $X_7$ ). Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat perbedaan jumlah variabel bebas yang berpengaruh nyata terhadap angka kematian bayi pada setiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku yang disebabkan oleh perbedaan letak geografis setiap kabupaten/kota di Maluku.

## DAFTAR PUSTAKA

- Ardiyanti, A. (2009). Effects of GH gene polymorphism and sex on carcass traits and fatty compositions in Japanese Black cattle. *Animal Science Journal*, 80(1), 62-69.
- Aulele, S. N. (2012). Pemodelan Jumlah Kematian Bayi di Provinsi Maluku Tahun 2010 dengan Menggunakan Regresi Poisson. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, 6(2), 23-27.
- BPS Provinsi Maluku. (2019). Profil Kemiskinan Maluku tahun 2017. Badan Pusat Statistik Provinsi Maluku: Ambon.
- Hadayeghi, A., Shalaby, A. S., & Persaud, B. N. (2009). Development of planning level transportation using Geographically Weighted Poisson Regression. *Accident Analysis & Prevention*, 42(2), 676-688.
- Jayanti, S., Maheswaran, K., & Saravanan, V. (2007). Assessment of the effect of high ash content in pulverized coal combustion. *Applied mathematical modelling*, 31(5), 934-953.
- Nakaya, Kawabata, A., Nishikawa, H., Saitoh, Y., Hiramatsu, K., Kubo, & Kawai, K. (2004). A protective role of protease-activated receptor 1 in rat

- gastric mucosa. *Gastroenterology*, 126(1), 208-219.
- Pramasita. (2005). Analisis Regresi Multivariat berdasarkan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Derajat Kesehatan Provinsi Jawa Timur. *Tugas Akhir, Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya*.
- Winarno. (2009). Pemodelan Geographically Weighted Regression (GWR) Pada Kasus Data Angka Kematian Bayi Provinsi Ntt Tahun 2013 (Doctoral Dissertation, Universitas Airlangga).



# Petunjuk Penulisan

## JURNAL APLIKASI STATISTIKA & KOMPUTASI STATISTIK

Naskah dikirim dalam bentuk *softcopy* ke alamat email [pppm@stis.ac.id](mailto:pppm@stis.ac.id) disertai dengan daftar riwayat hidup ringkas penulis. Format naskah mengacu pada Petunjuk Penulisan Naskah berikut:

Naskah dibuat menggunakan *Microsoft Office Word* 2010. Seluruh bagian dalam naskah diketik dengan huruf *Times New Roman*, ukuran 12, spasi 1,5, ukuran kertas A4 dan margin 2 cm untuk semua sisi, serta jumlah halaman 15-20. Untuk kepentingan penyuntingan naskah, seluruh bagian naskah (termasuk tabel, gambar dan persamaan matematika) dibuat dalam format yang dapat disunting oleh editor.

Gaya penulisan naskah untuk Jurnal Aplikasi Statistika dan Komputasi Statistik ditulis dalam Bahasa Indonesia dengan gaya naratif. Pembabakan dibuat sederhana dan sedapat mungkin menghindari pembabakan bertingkat. Tabel dan gambar harus mencantumkan sumber jika dari data sekunder. Tabel, gambar dan persamaan matematika diberi nomor secara berurut sesuai dengan kemunculannya. Semua kutipan dan referensi dalam naskah harus tercantum dalam daftar pustaka, dan sebaliknya sumber bacaan yang tercantum dalam daftar pustaka harus ada dalam naskah. Format sumber: Nama Penulis dan Tahun. Nomor dan judul tabel diletakkan di bagian atas tabel dan dicetak tebal, sedangkan nomor dan judul gambar diletakkan di bagian bawah gambar dan dicetak tebal.

### Bagian naskah berisi:

**Judul.** Judul tidak melebihi 12 kata dalam Bahasa Indonesia.

**Data Penulis.** Berisi nama lengkap semua penulis tanpa gelar, asal institusi, dan alamat email.

**Abstrak.** Ditulis dalam Bahasa Inggris dan Bahasa Indonesia, maksimum 100 kata untuk masing-masing abstrak dan berisikan tiga hal yaitu topik yang dibahas, metodologi yang dipergunakan dan hasil yang didapatkan.

**Kata Kunci.** Berisi kata atau frasa (maksimum 5 subjek) yang sering dipergunakan dalam naskah dan dianggap mewakili dan atau terkait dengan topik yang dibahas.

**Pendahuluan.** Memuat latar belakang, studi sebelumnya yang relevan, permasalahan ataupun hipotesis yang akan diuji dalam penelitian, ruang lingkup penelitian, serta tujuan dari penelitian.

**Metodologi** terdiri atas:

- a. **Tinjauan Referensi.** Bagian ini menguraikan landasan konseptual dari tulisan dan berisi alasan teoritis mengapa pertanyaan penelitian dalam artikel diajukan. Di samping itu penulis dapat mengutip studi yang relevan sebelumnya untuk melengkapi justifikasi mengenai kerangka pikir penelitian.
- b. **Metode Analisis.** Bagian ini berisi informasi teoritis dan teknis yang cukup memadai untuk pembaca dapat mereproduksi penelitian dengan baik termasuk di dalamnya uraian mengenai jenis dan sumber data serta variabel yang digunakan. Dalam hal keperluan verifikasi hasil, editor dan mitra bestari (*reviewer*) berhak meminta data mentah (*raw data*) yang digunakan penulis.

**Hasil dan Pembahasan.** Tuliskan hasil yang didapat berdasarkan metode yang digunakan disertai analisis terhadap variabel-variabelnya . Dapat disajikan berupa tabel, gambar, hasil pengujian hipotesis dengan disertai uraian analitis yang mengangkat poin-poin penting berdasarkan konsepsi teoritisnya.

**Kesimpulan dan Saran.** Bagian ini memuat kesimpulan dari hasil dan implikasinya secara akademis, dan saran yang dapat diberikan berdasarkan temuan dari pembahasan. Bagian ini juga memuat keterbatasan penelitian dan kemungkinan penelitian lanjutan yang dapat dilakukan dengan penggunaan/pengembangan variabel, metode analisis ataupun cakupan wilayah penelitian lainnya.

**Daftar Pustaka.** Daftar pustaka disusun berdasarkan urutan abjad dengan ketentuan sebagai berikut:

**Publikasi Buku**

1. Penulis satu orang  
Enders, Walter. 2010. *Applied Econometric Time Series, Third Edition*. New Jersey: Wiley.
2. Penulis dua orang  
Pyndick, Robert. S. dan Rubinfeld, Daniel L. 2009. *Microeconomics, Seventh Edition*. New Jersey: Pearson Education.
3. Penulis tiga orang  
Fotheringham, A. S., Brunsdon, C, dan Charlton, M. 2002. *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships*. West Sussex: John Wiley & Sons.

**Artikel dalam jurnal**

Romer, P. 1993. Idea Gaps and Object Gaps in Economic Development. *Journal of Monetary Economics*, Vol. 32 (3), 543–573.

**Artikel online**

Woodward, Douglas P. 1992. Locational Determinants of Japanese Manufacturing Start-Ups in the United States. *Southern Economic Journal*, Vol. 58 (3), 690-708.  
<http://www.jstor.org/discover/10.2307/1059836> (Diakses 1 September, 2014).

**Buku yang ditulis oleh lembaga atau organisasi**

BPS. 2009. *Analisis dan Penghitungan Tingkat Kemiskinan 2008*. Jakarta: BPS.

**Kertas kerja (working papers)**

Edwards, S. 1990. Capital Flows, Foreign Direct Investment, and Debt-Equity Swaps in Developing Countries. *NBER Working Paper*, 3497.

**Makalah yang direpresentasikan**

Zhang, Kevin H. 2006. Foreign Direct Investment and Economic Growth in China: A Panel Data Study for 1992-2004. *Conference of WTO, China, and Asian Economies*. Beijing.

**Karya yang tidak dipublikasikan**

Hartono, Djoni. 2002. Analisis Dampak Kebijakan Harga Energi terhadap Perekonomian dan Distribusi Pendapatan di DKI Jakarta: Aplikasi Model Komputasi Keseimbangan Umum (Computable General Equilibrium Model). *Tesis*. Jakarta.

**Artikel di koran, majalah, dan periodik sejenis**

Reuters. (2014, September 17). Where is Inflation?. *Newsweek*.