

Peramalan jumlah pasien dengan diagnosa *acute upper respiratory infection* menggunakan metode *autoregressive integrated moving average* (ARIMA) pada Klinik Pratama Mitra Sehat

Berlian Harry Saputra*, Shafa Nur Afifah, Annisa Indahsar³, Andrian Yonathan, Anggiat Wickhern Jones Simanjuntak

Departemen Matematika Fakultas Sains dan Matematika Universitas Diponegoro

*Penulis Korespondensi: berlianharry@students.undip.ac.id

Abstract. Acute upper respiratory infection is the most common disease suffered by patients at the Pratama Mitra Sehat clinic. During the last 2.5 years, the number of patients suffering from acute upper respiratory infection has reached 12875 people. Some of the diseases included in this infection are colds, sinusitis, tonsillitis, and laryngitis. This type of disease can be transmitted through the air. The study will estimate the number of patients diagnosed with acute upper respiratory infections in the next few months. ARIMA or Autoregressive Integrated Moving Average is a forecasting method that will be used to predict the number of patients suffering from acute upper respiratory tract infections, so that in the future Pratama Mitra Sehat Clinic can prepare matters related to diagnosis. The steps for using the ARIMA method are using data from the required sample, determining the type of time series data pattern, conducting a stationarity test, determining the ARIMA model, calculating and analyzing the accuracy of the model used, then forecasting. The best ARIMA model for this forecasting based on the calculation is (2, 0, 1) with an error value 0.0389305.

Keywords: acute upper respiratory infections, ARIMA, forecasting

1. Pendahuluan

Infeksi Saluran Pernapasan Atas Akut (ISPA) atau *Acute Upper Respiratory Infection* merupakan infeksi saluran pernapasan bagian atas yang menular dan disebabkan oleh beberapa virus seperti *rhinovirus*, *virus influenza*, *adenovirus* (ADV), *enterovirus*, dan *virus parainfluenza* (Ünüvar dkk., 2009). Infeksi ini menyerang saluran pernapasan manusia pada rongga hidung, sinus, dan tenggorokan dan sangat umum terjadi pada anak-anak di bawah usia 5 tahun. Beberapa cara yang digunakan untuk mendiagnosis infeksi ini diantaranya adalah dengan wawancara medis, pemeriksaan fisik, serta pemeriksaan penunjang seperti foto rontgen dada, pemeriksaan darah, dan pemeriksaan dahak (Halodoc, 2019).

Prevalensi ISPA di Indonesia pada tahun 2018 menurut diagnosis oleh tenaga kesehatan (dokter, perawat, bidang) atau gejala yang pernah dialami adalah sebesar 9.3% (Kemenkes RI, 2018). ISPA terbagi menjadi dua golongan yaitu ISPA bagian atas dan ISPA bagian bawah. Batuk, pilek, demam, faringitis, tonsillitis, dan otitis media merupakan manifestasi dari ISPA bagian atas. Sedangkan yang termasuk ISPA bawah antara lain laringitis, laringotrakeitis, bronkiolitis, dan radang paru-paru. Selain dapat menyebabkan kematian dalam jumlah kecil, ISPA bagian atas ini juga dapat menyebabkan

kecacatan pada penderitanya (Gunawan dkk., 2020). Pada tahun 2015 kasus ISPA pada balita tercatat sebanyak 11326 kasus dan meningkat pada tahun 2016 menjadi 13384. Faktor lingkungan adalah salah satu dari sekian banyak faktor penyebab ISPA. Polusi lingkungan yang dapat dikatakan tidak baik dan juga kondisi sanitasi yang buruk sangatlah mempengaruhi terjadinya ISPA (Putra & Wulandari, 2019).

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui jumlah pasien dengan diagnosa *Acute Upper Respiratory Infection* pada Klinik Pratama Mitra Sehat dengan menggunakan Metode Peramalan (*forecasting*) agar dapat menjadi acuan bagi Klinik untuk mempersiapkan hal-hal yang terkait dengan diagnosa tersebut.

2. Metode

2.1. Rancangan Penelitian

Penelitian menggunakan metode peramalan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk memperkirakan jumlah pasien dengan diagnosa *Acute Upper Respiratory Infection* di Klinik Pratama Mitra Sehat.

2.2. Populasi dan Sampel

Populasi yang dituju dalam penelitian ini adalah pasien dengan diagnosa *Acute Upper Respiratory Infection* di Klinik Pratama Mitra Sehat sedangkan sampel yang digunakan adalah pasien dengan diagnosa *Acute Upper Respiratory Infection* di Klinik Pratama Mitra Sehat dari Januari 2019 – Juni 2021.

2.3. Teknik Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari data sekunder yang bersumber dari data pasien Klinik Pratama Mitra Sehat dalam rentang waktu Januari 2019 sampai Juni 2021.

2.4. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data untuk memperkirakan jumlah pasien *Acute Upper Respiratory Infection* pada bulan-bulan berikutnya menggunakan metode peramalan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Data yang telah didapat terlebih ditentukan jenis pola datanya sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Kestasioneran data juga perlu diuji apakah data yang ada sudah stasioner terhadap rata-rata dan varian atau belum.

Untuk melihat stasioneritas data dapat dilakukan melalui grafik plot *time series* dan juga plot *Autocorrelation Function* (ACF). Data dikatakan stasioner jika sifatnya tidak terpengaruh oleh perubahan waktu (Montgomery dkk., 2015). Jika data tidak stasioner terhadap varian maka perlu dilakukan transformasi sampai *rounded value* bernilai 1.00. Jika datanya tidak stasioner terhadap rata-rata, maka perlu dilakukan proses *differencing*, yaitu proses untuk mengeliminasi unsur tren dan musiman. Setelah dilakukan *differencing* tingkat satu, maka data perlu diuji kembali apakah sudah stasioner terhadap rata-rata atau belum dengan melihat grafik plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Jika belum, maka perlu dilakukan *differencing* tingkat 2 dan seterusnya sampai diperoleh data yang stasioner. Jika data sudah stasioner, selanjutnya adalah mengidentifikasi model sementara berdasarkan ACF untuk nilai *MA*, PACF untuk nilai *AR*, dan *differencing* untuk nilai *d* untuk kemudian menentukan model peramalan yang terbaik dan mengukur keakuratannya dengan melihat nilai error yang paling kecil.

Metode ARIMA adalah metode yang digunakan untuk peramalan jangka pendek karena memiliki ketepatan yang sangat akurat (Salwa dkk., 2018). *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah model yang secara penuh mengabaikan variabel independen dalam membuat peramalan. Nilai yang digunakan oleh ARIMA untuk peramalan adalah nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat (Abd. Razak dkk., 2009). Asumsi yang harus dipenuhi untuk menggunakan metode ini adalah stasioneritas data dan error yang bersifat *white noise* atau tidak berautokorelasi dan berdistribusi normal.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Data Sekunder

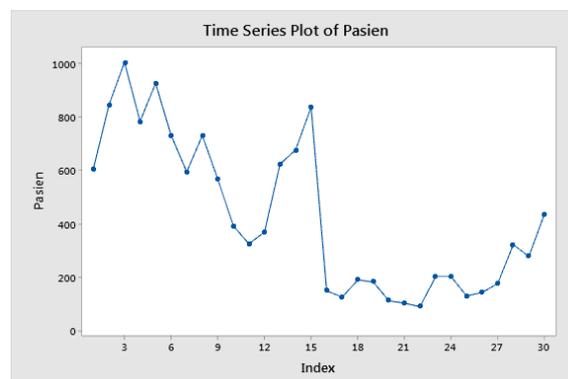
Tabel 1. Jumlah Kasus ISPA

No	Bulan	2019	2020	2021
1	Januari	607	624	131
2	Februari	845	677	144
3	Maret	1005	837	178
4	April	784	150	323
5	Mei	926	127	279
6	Juni	731	191	437
7	Juli	595	183	
8	Agustus	731	113	
9	September	567	104	
10	Oktober	393	91	
11	November	326	203	
12	Desember	370	203	
TOTAL		7880	3503	1492

Sumber: Klinik Pratama Mitra Sehat

Pada Tabel 1, jumlah kasus penyakit ISPA atas cenderung mengalami penurunan setiap tahun. Kasus ISPA atas mengalami penurunan pada tahun 2019 hingga 2020 sebanyak 4377 kasus. Kemudian pada tahun 2021 sebanyak 1492 kasus ISPA atas di Klinik Pratama Mitra Sehat menjadi 12875 penderita ISPA dalam waktu kurang lebih tiga tahun terakhir, peramalan sangat diperlukan guna melihat tren peningkatan penderita ISPA atas. Hasil dari peramalan tersebut dapat digunakan oleh Klinik Pratama Mitra Sehat untuk dasar menjalankan program yang lebih spesifik berdasarkan permasalahan tersebut. Apabila hasil peramalan tersebut menunjukkan bahwa terjadi peningkatan kasus terus menerus, maka tenaga medis dapat membuat sebuah program yang bertujuan untuk menekan jumlah kasus tersebut. Data jumlah pasien tahun 2019 - 2021 akan digunakan untuk meramalkan jumlah penderita ISPA atas di Klinik Pratama Mitra Sehat dengan menggunakan metode ARIMA.

3.2. Plot data

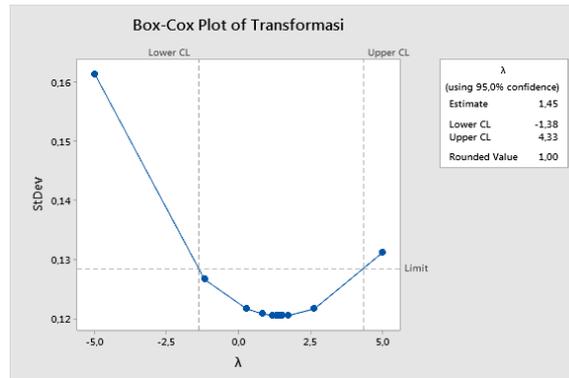


Gambar 1. Plot Data Pasien

Syarat pertama dalam menganalisis data dengan model ARIMA adalah menentukan bahwa data yang dianalisis telah stasioner. Salah satu cara untuk mengetahui stasioneritas data yaitu dengan melakukan plot data. Menurut Raharja dkk (2017), stasioner mempunyai makna bahwa tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan pada data. Artinya, fluktuasi data berada disekitar suatu nilai rata-rata yang konstan,

tidak tergantung pada waktu dan varians dari fluktuasi tersebut. Gambar 1 menunjukkan bahwa data tersebut adalah data yang tidak fluktuatif. Sehingga perlu dilakukan analisis pola musiman untuk menentukan apakah data tersebut stasioner dalam varians atau tidak.

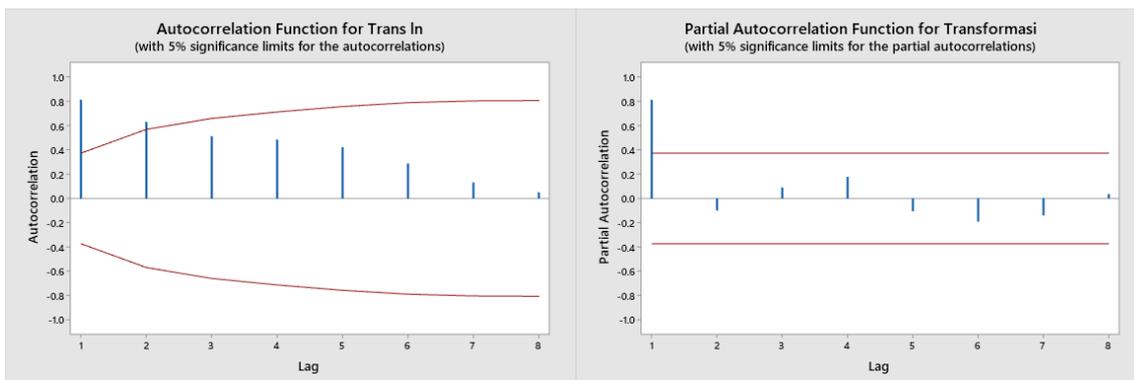
3.3. Uji Stasioneritas Varians dan Means



Gambar 2. Plot Box-Cox Data Transformasi

Berdasarkan Gambar 2 nilai *Rounded Value* pada grafik tersebut sebesar 1 sehingga dapat dikatakan bahwa data telah stasioner dalam varians. Nilai 1 tersebut didapatkan setelah dilakukan transformasi terhadap data asli. Selain dari pengamatan plot Box-Cox, stasioneritas data juga dapat dilakukan dengan hasil pengujian grafik fungsi auto korelasi dan auto korelasi parsial dengan indikator apakah data tersebut telah stasioner dalam mean atau tidak.

Uji auto korelasi yang bertujuan mengetahui besaran korelasi antara data waktu (t) dengan waktu sebelumnya ($t-1$). Jika didapatkan hasil uji auto korelasi dengan besaran korelasi antara data ke t dan data ke $t-1$ cukup tinggi, kemudian bertahap menurun. Data demikian bisa diduga mempunyai unsur tren di dalamnya dan tidak bersifat random (Santoso, 2009a). Gambar 3 berikut ini merupakan hasil dari grafik plot auto korelasi dan auto korelasi parsial.



Gambar 3. Grafik ACF dan PACF data transformasi pasien

Menurut Santoso (2009b), jika terdapat sejumlah bar (tidak harus semua bar) melewati baik garis bawah ataupun atas, maka dapat diduga ada auto korelasi pada data. Dari uji auto korelasi dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95% data yang dimiliki mempunyai hasil korelasi pada lag satu dan dua. Auto korelasi parsial digunakan untuk mengukur tingkat keeratan antara Y_t dan Y_{t-k} , apabila pengaruh dari lag dianggap terpisah. Pendugaan dari PACF merupakan koefisien auto korelasi dari persamaan *Yule-Walker* untuk $j = 1, 2, \dots, k$ (Fauzannisa, Yasin, & Ispriyanti, 2015).

Karena Plot ACF dan PACF pada Gambar 2 menunjukkan bahwa data transformasi telah stasioner terhadap mean karena koefisien auto korelasi dan auto korelasi parsial yang berada diluar garis merah (*Bartlett*) banyak jumlahnya dan grafik data yang tidak terlalu *dies down* maka tidak perlu dilakukan proses pembedaan (*differencing*). Sehingga untuk menentukan model parameter menggunakan plot ACF dan PACF dari data transformasi saja. Model sementara yang didapatkan untuk dilakukan uji lebih lanjut yaitu ARIMA (0, 0, 1), ARIMA (0, 0, 2), ARIMA (1, 0, 0), ARIMA (1, 0, 1), ARIMA (1, 0, 2), dan ARIMA (2, 0, 1).

3.4. Estimasi Model ARIMA

Model ARIMA dikatakan signifikan dan layak apabila memiliki nilai *P-value Final Estimates of Parameters* berada di bawah batas toleransi kesalahan (α) 5% atau 0.05 dan *P-value Ljung-Box* berada di atas batas toleransi kesalahan (α) 5% atau 0.05. Selain itu berdasarkan pengujian signifikansi, model terbaik dapat ditentukan dengan nilai galat terkecil dari setiap model yang dihasilkan.

Model sementara yang ditetapkan dilakukan uji parameter dengan *P-Value* sebagai berikut,

Tabel 2. Hasil Analisis *P-Value*

Model ARIMA	<i>P-Value Final Estimates of Parameters</i>				<i>P-Value Ljung- Box</i>		Keputusan	
	AR 1	AR 2	MA 1	MA 2	12	24		
Transformasi	0,0,1	-	-	0.000	-	0.000	0.000	Ditolak
	0,0,2	-	-	0.000	0.000	0.000	0.004	Ditolak
	1,0,0	0.000	-	-	-	0.305	0.754	Signifikan
	1,0,1	0.000	-	0.878	-	0.209	0.680	Ditolak
	1,0,2	0.000	-	0.613	0.267	0.616	0.876	Ditolak
	2,0,1	0.000	0.021	0.000	-	0.329	0.760	Signifikan

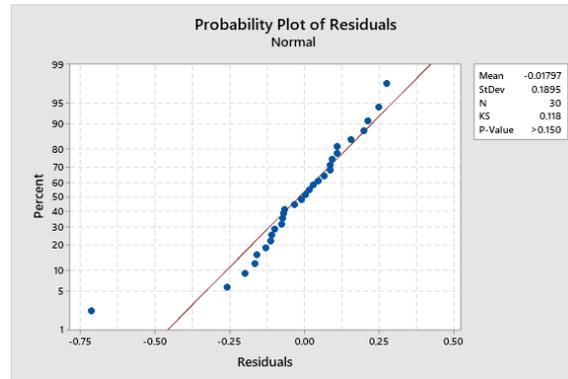
Hasil analisis diatas menunjukkan bahwa terdapat dua model ARIMA dengan parameter yang signifikan yaitu (1, 0, 0) dan (2, 0, 1) karena memiliki nilai *P-Value Final Estimates of Parameters* di bawah batas toleransi kesalahan (α) 5% atau 0.05 dan *P-value Ljung-Box* berada di atas batas toleransi kesalahan (α) 5% atau 0.05. Selanjutnya terdapat Tabel 3, yaitu hasil uji residual.

Tabel 3. Uji Residual dan Error

	Model	MS	Probabilitas Plot Residual	Keputusan
Transformasi	1,0,0	0.0378609	0.048	Ditolak
Transformasi	2,0,1	0.0389305	> 0.150	Signifikan

Diperoleh model terbaik yaitu ARIMA (2, 0, 1), kemudian perlu dilakukan verifikasi model dengan uji residual yang terdiri dari *white noise* dan uji normalitas menggunakan *Kolmogorov-Smirnov*.

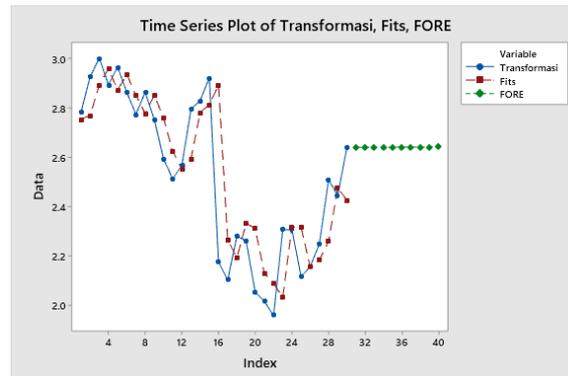
Model residual dikatakan berdistribusi normal jika hasil dari probabilitas plot residual lebih dari batas toleransi kesalahan (α) 5% atau 0.05. Lebih lanjut untuk grafik residual dari model ARIMA yang signifikan tersebut dapat digambarkan sebagai berikut,



Gambar 4. Grafik residual model (2, 0, 1)

Berdasarkan Tabel 3 dan Gambar 3 didapatkan *P-Value* untuk residual model ARIMA (2,0,1) senilai > 0.150 yang berarti nilai tersebut melebihi nilai batas toleransi kesalahan (α) 5% atau 0.05 dengan kata lain residual dari model ARIMA (2, 0, 1) tersebut sudah bersifat normal. Dari Tabel 3 juga didapatkan bahwa model ARIMA (2, 0, 1) memiliki nilai galat yang relatif kecil yaitu senilai 0.0389305. Sehingga pada akhirnya ditetapkan bahwa model terbaik untuk melakukan peramalan dengan metode ARIMA terhadap data ini yaitu (2, 0, 1).

Grafik dari data transformasi, *fits*, dan *fore* dapat digambarkan hubungannya sebagai berikut,



Gambar 5. Time Series Plot Transformasi, Fits, Fore

3.5. Peramalan

Data yang akan diramalkan yaitu data asli, dalam kasus ini yaitu 30 data jumlah pasien yang terdiagnosa *Acute Upper Respiratory Infections* bukan data hasil transformasi ataupun data hasil pembedaan (*differencing*). Model (2, 0, 1) dengan nilai error (MS) sebesar 0.0389305 digunakan sebagai model ARIMA yang terbaik untuk meramalkan data asli. Setelah dilakukan proses peramalan selama 10 bulan ke depan maka diperoleh hasil sebagai berikut,

Tabel 4. Hasil Ramalan

Periode	Ramalan	Ramalan 10 Bulan Kedepan	
		95% Limits	
		Batas Bawah	Batas Atas
31	391.756	160.773	954.59
32	361.212	112.547	1159.29
33	340.011	89.424	1292.80
34	324.962	75.872	1391.83

35	314.075	66.977	1472.79
36	306.063	60.668	1544.05
37	300.067	55.922	1610.10
38	295.503	52.182	1673.42
39	291.963	49.118	1735.45
40	289.163	46.530	1797.01

Berdasarkan Tabel 4, hasil ramalan jumlah pasien terdiagnosa *Acute Upper Respiratory Infection* untuk 10 bulan ke depan mulai dari bulan Juli 2021 hingga bulan April 2022. Hasil ramalan pasien *Acute Upper Respiratory Infection* tertinggi terjadi pada bulan Juli 2021 sebanyak 391.756 dan terendah terjadi pada bulan April 2022 sebanyak 289.163.

Dari hasil ramalan tersebut akan dilakukan perhitungan estimasi galat pada nilai hasil ramalan terhadap estimasi nilai data aktual yang akan terjadi dalam 10 bulan ke depan. Semakin kecil nilai kriteria atau nilai galat yang dihasilkan maka semakin baik hasil peramalan (Fitriani, Ispriyanti, & Prahutama, 2015). Hasil perhitungan galat tersebut terhadap estimasi data aktual yaitu,

Tabel 5. Nilai Galat data Ramalan dan Estimasi Data Aktual

Estimasi Data Aktual	MAPE	MAD	MSD
Linear Trend Model	2.948	9.637	131.900
Quadratic Trend Model	0.8772	2.8614	10.2591
Growth Curve Model	2.604	8.584	108.400
S-Curve Trend Model	0.02568	0.09120	0.03506

4. Penutup

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah diuraikan terkait peramalan jumlah pasien yang terdiagnosa *Acute Upper Respiratory Infections* menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) pada Klinik Pratama Mitra Sehat dapat diambil simpulan bahwa pada proses peramalan menggunakan metode tersebut diharuskan memilih model terbaik yang memiliki nilai error (MS) terkecil. Dalam pencarian model terbaik itu diperlukan beberapa uji seperti uji stasioneritas, uji residual, dan uji normalitas. Setelah ditemukannya model terbaik, maka dapat digunakan untuk memperkirakan jumlah pasien dengan diagnosa *Acute Upper Respiratory Infections* di bulan-bulan berikutnya.

Berdasarkan hasil peramalan jumlah pasien *Acute Upper Respiratory Infections* dalam 10 bulan ke depan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), terlihat bahwa perkiraan jumlahnya lebih sedikit tetapi tidak terlampaui jauh setiap bulannya dibandingkan jumlah pasien di bulan Juni 2021. Oleh karena itu, saran yang dapat diberikan kepada pihak Klinik Pratama Mitra Sehat setelah dilakukannya penelitian ini yaitu untuk tetap menjaga kuantitas kebutuhan klinik yang berhubungan dengan pengobatan dan penanganan pasien dengan diagnosa *Acute Upper Respiratory Infections* guna memberikan layanan yang terbaik kepada pasien. Antisipasi dan persediaan dilakukan karena perkiraan jumlah pasien di bulan berikutnya tidak mutlak, sehingga ada kemungkinan terjadi perbedaan jumlah pasien tersebut dengan perkiraannya yang disebabkan oleh hal-hal diluar kendali.

Daftar Pustaka

- Abd. Razak, F., Shitan, M., Hashim, A. H., & Z. Abidin, I. (2009). Load Forecasting Using Time Series Models. *Jurnal Kejuruteraan*.
- Fauzannisa, R. A., Yasin, H., & Ispriyanti, D. (2015). Peramalan Harga Minyak Mentah Dunia Menggunakan Metode Radial Basis Function Neural Network. *Jurnal Gaussian*, 5, 193–202.
- Fitriani, B., Ispriyanti, D., & Prahutama, A. (2015). Peramalan Beban Pemakaian Listrik Jawa Tengah Dan Daerah Istimewa Yogyakarta Dengan Menggunakan Hybrid Autoregressive Integrated

- Moving Average \hat{A} Neural Network. *Jurnal Gaussian*, 4(4), 745–754.
- Gunawan, R. M., Setiawati, Djameludin, D., & Pribadi, T. (2020). Pendidikan Kesehatan Infeksi Saluran Pernafasan Akut (ISPA) Di Posyandu Angrek 7 Gg. Mawar Kemiling Bandar Lampung. *Jurnal Kreativitas Pengabdian Kepada Masyarakat (PKM)*, 3(1), 74–79.
- Halodoc, R. (2019). Infeksi Saluran Pernapasan - Gejala, Penyebab, dan Cara Mengobati | Halodoc.com. Diakses pada April 24, 2021, dari <https://www.halodoc.com/kesehatan/infeksi-saluran-pernapasan>
- Kemendes RI. (2018). *Laporan Riskesdas 2018* (Vol. 53). Jakarta: Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan.
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction Time Series Analysis and Forecasting* (2nd ed.). New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Putra, Y., & Wulandari, S. S. (2019). Faktor Penyebab Kejadian Ispa. *Jurnal Kesehatan*, 10(1), 37.
- Raharja, A., Angraeni, W., & Aulia Vinarti, R. (2017). Penerapan Metode Exponential Smoothing Untuk Peramalan Penggunaan Waktu Telepon Di Pt.Telkomsel Divre3 Surabaya. *Jurnal Sistem Informasi (SISFO)*, 59, 73.
- Salwa, N., Tatsara, N., Amalia, R., & Zohra, A. F. (2018). Peramalan Harga Bitcoin Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). *Journal of Data Analysis*, 1(1), 21–31.
- Santoso, S. (2009a). *Business Forecasting Metode Peramalan Bisnis Masa Kini dengan Minitab dan SPSS*. Jakarta: Elex Media Komputindo.
- Santoso, S. (2009b). *Business Forecasting Metode Peramalan Bisnis Masa Kini dengan Minitab dan SPSS*. Jakarta: Elex Media Komputindo.
- Ünüvar, E., Yildiz, İ., Kiliç, A., Selvi Aslan, S., Çakal, B., Toprak, S., Badur, S., et al. (2009). Viral Etiology and Symptoms of Acute Upper Respiratory Tract Infections in Children, 39(1), 29–35.

Ucapan Terima kasih

Terima kasih kepada tim ABASA atas kerja keras dan usahanya. Terima kasih kepada Fakultas Sains dan Matematika Universitas Diponegoro yang telah mendukung keberjalanan kegiatan penulis terutama terutama dalam hal material. Terima kasih juga kepada Bapak Susilo Hariyanto dan Ibu Siti Khabibah selaku Dosen Pembimbing dan Bapak Alan Prahutama yang membantu penulis dalam penelitian ini. Terima kasih pula kepada Klinik Pratama Mitra Sehat yang telah bersedia membantu kegiatan penelitian ini. Terakhir, tak lupa terima kasih pula kepada orang tua, keluarga, dan teman-teman yang selalu mendukung penulis dalam menyusun *paper* ini.