



ARTIKEL RISET

URL artikel: <http://jurnal.fkmumi.ac.id/index.php/woh/article/view/woh6201>

Pemodelan Runtun Waktu pada Pola Kemunculan Penyakit dengan SARIMA

Arie Vatesia^{1,3K}, Ferzha Putra Utama²

¹Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Bengkulu.

²Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Bengkulu.

³Pusat Riset Komputasi, Badan Riset dan Inovasi Nasional.

Email Penulis Korespondensi (^K): arie.vatesia@unib.ac.id

fputama@unib.ac.id

(082179370950)

ABSTRAK

Penyakit adalah salah satu masalah kesehatan manusia. Dalam mengatasi masalah kesehatan yang ada, maka diperlukan analisis prediksi untuk membantu mengatasinya lebih awal dan merencanakan pencegahan serta pengendalian terhadap penyakit tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui Prediksi pola runtun waktu penyakit pada pemodelan data kesehatan di RSUD Argamakmur dengan diketahuinya pola-pola penyakit yang ada. Prediksi Pola Runtun waktu yang memiliki pola musiman, yang mengambil seluruh kemungkinan pola-pola data yang ada, sehingga akan memprediksi dan menganalisis runtun waktu dalam mendapatkan model prediksi. Penelitian ini menggunakan analisis runtun waktu untuk pemodelan SARIMA. Hasil yang diperoleh adalah Prediksi pada 6 bulan ke depan dari Model Terbaik yang didapatkan adalah data penyakit Demam Typhoid ARIMA(1,1,1) mengalami kenaikan 3,08%, data penyakit Gastroenteritis ARIMA(1,0,1) mengalami kenaikan 0,51%, data penyakit Dispepsia ARIMA(0,1,2) mengalami kenaikan 0,55%, data penyakit Anemia Akut ARIMA(1,0,2) mengalami penurunan 0,4%, data penyakit Bronkopneumonia ARIMA(1,0,1) mengalami penurunan 0,58%, data penyakit Diare Akut ARIMA(1,0,1) mengalami kenaikan 0,2%, data penyakit Vertigo ARIMA(1,0,2) mengalami penurunan 0,64%, data penyakit Stroke ARIMA(1,1,1) mengalami penurunan 0,28%, data penyakit Tumor ARIMA(1,0,1) mengalami penurunan 1%, data penyakit Asma ARIMA(1,0,1) mengalami penurunan 0,21%, data penyakit DM ARIMA(1,0,1) mengalami penurunan 0,47%, dan data penyakit TB Paru ARIMA(1,0,1) mengalami penurunan 0,14%. Berdasarkan hasil tersebut, disarankan agar Rumah Sakit disarankan untuk dapat meningkatkan kewaspadaan pada penyakit Demam Typhoid, Gastroenteritis, dan Dispepsia.

Kata kunci: Pemodelan, Penyakit, Prediksi, Runtun Waktu, SARIMA

Article history :

Received 7 Desember 2022

Received in revised form 27 Maret 2023

Accepted 3 April 2023

Available online 25 April 2023

licensed by [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).

PUBLISHED BY :

Public Health Faculty

Universitas Muslim Indonesia

Address :

Jl. Urip Sumoharjo Km. 5 (Kampus II UMI)

Makassar, Sulawesi Selatan.

Email :

jurnal.woh@gmail.com, jurnalwoh.fkm@umi.ac.id

Phone : +62 85397539583



ABSTRACT

Disease is a human health problem. In overcoming existing health problems, predictive analysis is needed to help overcome them early and plan for prevention and control of these diseases. This study aims to determine the prediction of disease time patterns in health data modeling at Argamakmur Hospital by knowing existing disease patterns, it can provide disease information based on time series patterns that occur. Prediction of this time series pattern uses time series analysis that has a seasonal pattern, which takes all possible data for existing patterns, so that it predicts and analyzes time series in obtaining a predictive model. This study uses time series analysis for modeling Seasonal Autoregressive Integrate Moving Average. The results obtained are predictions for the next 6 months from the best model obtained, namely: data Typhoid Fever disease ARIMA (1,1,1) increased by 3.08%, data Gastroenteritis disease ARIMA(1,0,1) increased 0.51%, data Dyspepsia data ARIMA (0,1,2) increased by 0.55%, data Acute Anemia disease ARIMA(1,0,2) decreased by 0.4%, data bronchopneumonia disease ARIMA(1,0,1) decreased by 0.58%, data for acute diarrhea disease ARIMA(1,0,1) increased 0.2%, data for vertigo ARIMA(1,0,2) decreased 0.64%, data for stroke ARIMA(1,1,1) decreased 0.28%, data tumor ARIMA(1,0,1) decreased 1%, data on asthma ARIMA(1,0,1) decreased 0.21%, data DM disease ARIMA(1,0,1) decreased by 0.47%, and data Pulmonary TB disease ARIMA(1,0,1) decreased by 0.14%. Based on these results, it is suggested that the Hospital is advised to be able to increase awareness of Typhoid Fever, Gastroenteritis, and Dyspepsia.

Keywords: Modeling; Disease, Prediction, Time Series, SARIMA

PENDAHULUAN

Masalah kesehatan masih menjadi perhatian utama di kehidupan masyarakat Indonesia. Karena pada umumnya, serangan wabah penyakit tidak mengenal usia dan jenis kelamin seseorang. Kurangnya informasi mengenai masalah penyakit yang terjadi di suatu daerah juga menjadi kendala dalam pemberantasan penyakit. Pentingnya sistem dan data kesehatan yang terintegrasi di suatu daerah dapat memudahkan dalam pengklasifikasian penyakit sekaligus upaya penanggannya. RSUD Kota Argamakmur merupakan rumah sakit rujukan utama seluruh pasien baik dari dalam kota maupun luar kota Argamakmur. Dengan banyaknya pasien yang berkumpul, maka jenis penyakit pun juga beragam. Untuk mengetahui pola runtun waktu suatu penyakit, maka diperlukan analisa terhadap data penyakit yang pernah dirawat dan berobat pada rumah sakit tersebut sehingga dapat dilihat pergerakan penyakit berdasarkan Grafik prediksi pola runtun waktu dari penyakit tersebut. Metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) adalah salah satu metode statistik yang digunakan untuk menganalisis dan memodelkan data time series. Metode ini menggabungkan tiga teknik yaitu Autoregression (AR), Integration (I), dan Moving Average (MA), serta memperhitungkan efek musiman (seasonal) dalam data time series. Perkembangan penelitian dengan menggunakan metode SARIMA telah cukup pesat dalam beberapa tahun terakhir, terutama dalam bidang ekonomi, keuangan, kesehatan, dan bisnis. Beberapa aplikasi dari metode SARIMA antara lain dalam memodelkan dan memprediksi penularan COVID(1,2), penyakit (3,4), kecelakaan(5,6), dan lain sebagainya. Pemodelan SARIMA (7,8) merupakan analisis runtun waktu (*time series*) yang memiliki pola musiman, yang mengambil seluruh kemungkinan pola-pola dari data yang berskala besar, yang akan memprediksi dan menganalisis runtun waktu. Sehingga didapatkan model rata-rata yang *Autoregressive Integrated Moving Average* (9–11) untuk menghasilkan runtun waktu yang lebih

mendasar dan mencapai prediksi yang optimal. *Di mana juga* bertindak sebagai alat pendukung kebijakan yang efektif untuk menilai dan menganalisis pola temporal kejadian penyakit. Dengan diketahuinya pola-pola penyakit yang ada, maka dapat memberikan informasi penyakit berdasarkan pola runtun waktu yang terjadi, sehingga dapat diberikan alternative pengobatan atau pencegahan (12–15).

Dalam penelitian ini, metode SARIMA digunakan untuk memodelkan data time series yang memiliki pola dan trend tertentu, sehingga dapat digunakan untuk memprediksi nilai data di masa depan. Metode ini juga dapat digunakan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi data time series tersebut. Metode SARIMA hanya cocok untuk data time series (16,17) yang stasioner atau data yang nilai rata-ratanya tetap seiring waktu. Secara keseluruhan, perkembangan penelitian dengan menggunakan metode SARIMA(18) memberikan kontribusi yang besar dalam memodelkan dan memprediksi data time series, khususnya dalam bidang ekonomi, keuangan, kesehatan, dan bisnis. Metode ini digunakan untuk memodelkan pola musiman dan tren pada data deret waktu kesehatan, seperti data jumlah kasus penyakit dalam periode tertentu. Perkembangan penelitian kesehatan dengan menggunakan metode SARIMA cukup signifikan dalam beberapa tahun terakhir, terutama karena semakin banyaknya data kesehatan yang tersedia dan meningkatnya kemampuan komputasi. Metode SARIMA memungkinkan para peneliti untuk mengidentifikasi pola musiman dan tren pada data kesehatan, sehingga dapat membantu dalam perencanaan dan pengambilan keputusan di bidang kesehatan. Dengan diketahuinya pola-pola penyakit yang ada, maka dapat memberikan informasi penyakit berdasarkan pola runtun waktu yang terjadi, sehingga dapat diberikan alternative pengobatan atau pencegahan.

METODE

A. Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data merupakan proses yang harus dilakukan sebelum membuat sebuah sistem. Pada pengumpulan data harus menggunakan teknik yang tepat agar didapatkan data yang tepat sesuai dengan kebutuhan system (19,20). Beberapa teknik umum yang digunakan antara lain adalah Studi Pustaka dan teknik pengamatan langsung (*Observasi*). Dalam pengamatan langsung ke bagian Administrasi diperoleh data-data Penyakit yang berbentuk folder Microsoft Office Excel. *File* yang diperoleh ini digunakan untuk menganalisis apa saja yang dibutuhkan dalam pembuatan sistem.

B. Metode Pengembangan Sistem

Metode pengembangan sistem pada penelitian ini menggunakan model pengembangan *CRISP DM* (21,22). Alur yang digunakan yaitu dari analisis, desain, pengkodean, pengujian dan tahap pendukung (*Support*). Data Masukan yang digunakan dalam penelitian adalah jumlah penyakit pasien yang dirawat inap di RSUD Argamakmur. Adapun data keluaran yang dibutuhkan adalah hasil dari metode *Seasonal AutoRegressive Integrate Moving Average* untuk mengetahui prediksi penyakit pada

beberapa bulan ke depan dari data yang sudah disediakan oleh *user*. Implementasi metode SARIMA dapat dilakukan dengan mengikuti tahapan-tahapan dalam metodologi CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining), sebagai berikut:

1. Tahap Business Understanding

Pada tahap ini, kita perlu memahami permasalahan bisnis yang ingin dipecahkan dengan menggunakan metode SARIMA. Misalnya, perusahaan ingin memprediksi penjualan produk mereka dalam satu tahun ke depan, sehingga mereka dapat mempersiapkan stok barang dengan lebih efisien.

2. Tahap Data Understanding

Pada tahap ini, kita perlu memahami data yang tersedia untuk digunakan dalam pembuatan model SARIMA. Hal ini meliputi pemahaman tentang struktur data, karakteristik data, serta aspek-aspek lain yang relevan dengan metode SARIMA.

3. Tahap Data Preparation

Pada tahap ini, kita perlu melakukan persiapan data, seperti membersihkan data dari nilai yang hilang atau outlier, melakukan transformasi data, serta membuat variabel dummy untuk mengatasi komponen musiman.

4. Tahap Modeling

Pada tahap ini, kita melakukan pemodelan dengan menggunakan metode SARIMA, yaitu dengan menentukan parameter ARIMA dan SARIMA yang optimal berdasarkan hasil analisis data. Langkah-langkah ini meliputi identifikasi model, estimasi parameter, serta evaluasi kualitas model.

5. Tahap Evaluation

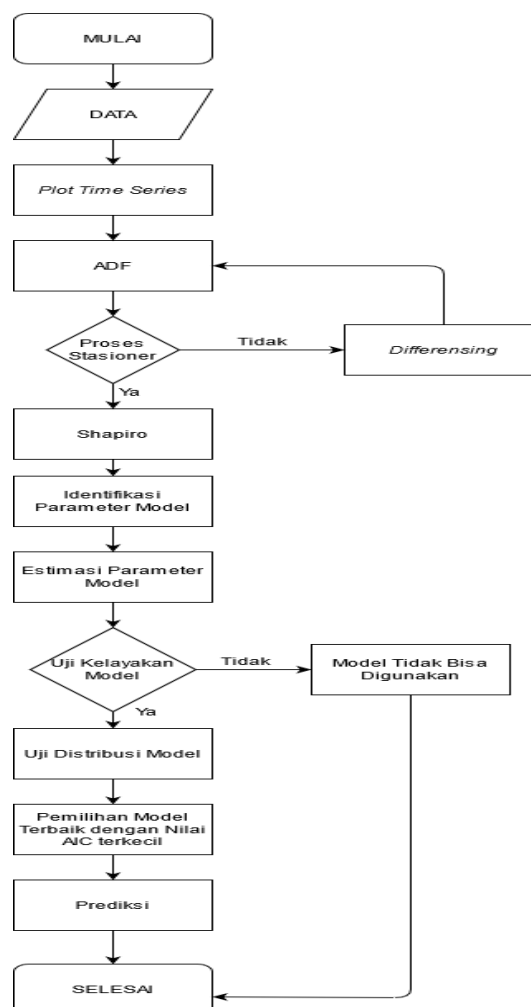
Pada tahap ini, kita mengevaluasi kualitas model yang telah dibuat dengan menggunakan teknik validasi dan pengujian statistik yang tepat. Hasil evaluasi dapat digunakan untuk menentukan apakah model SARIMA yang telah dibuat dapat digunakan untuk memprediksi data dengan baik.

6. Tahap Deployment

Pada tahap ini, model SARIMA yang telah dibuat dapat dideploy ke dalam sistem produksi, sehingga dapat digunakan untuk memprediksi data dalam skala besar dan dalam waktu nyata.

Bahasa pemrograman yang digunakan adalah bahasa Program R. Pengujian program dilakukan menggunakan *usability testing* yang dilakukan untuk melihat apakah program bisa digunakan oleh pengguna tertentu secara efektif, efisien, dan memperoleh kepuasan dalam konteks penggunaannya. Tidak menutup kemungkinan sebuah perangkat lunak mengalami perubahan ketika sudah dikirimkan oleh *user*. Tahapan ini mengantisipasi jika ada ketidaksesuaian setelah dilakukan pengujian. Langkah pada tahapan ini mengulangi tahapan-tahapan sebelumnya. Pada penelitian ini, pengujian yang dilakukan menggunakan metode pengujian *usability testing*. Dalam pengujian ini akan mendapat hasil dari tahapan implementasi yang nanti akan diuji kelayakan program tersebut. Proses pengujian yang

dilakukan pada program yang dibuat menggunakan metode pengujian kualitas. Pengujian kualitas akan menggunakan metode usability testing terhadap *user experience* dalam menggunakan sistem. Pengujian menggunakan *usability testing* akan dilakukan berdasarkan 5 komponen utama yaitu kemampuan untuk dipelajari (*learnability*), Efisien (*Efficiency*), Mudah diingat (*memorability*), Kesalahan dan Keamanan (Error) dan Kepuasan (Satisfaction). Sebelum dibangunnya suatu sistem informasi, dilakukan analisis terlebih dahulu. Analisis sistem informasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran umum dari sistem yang akan dibuat. Analisa alur kerja sistem penting untuk dilakukan karena analisis ini bertujuan untuk menjelaskan alur kerja dari sebuah sistem secara berurut yang dimulai dari *user* memasukkan sebuah masukan sampai dengan *user* menerima sebuah keluaran dari sistem yang keluaran tersebut telah diproses terlebih dahulu oleh Program. Berikut ini adalah diagram alir yang akan dibuat ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Sistem

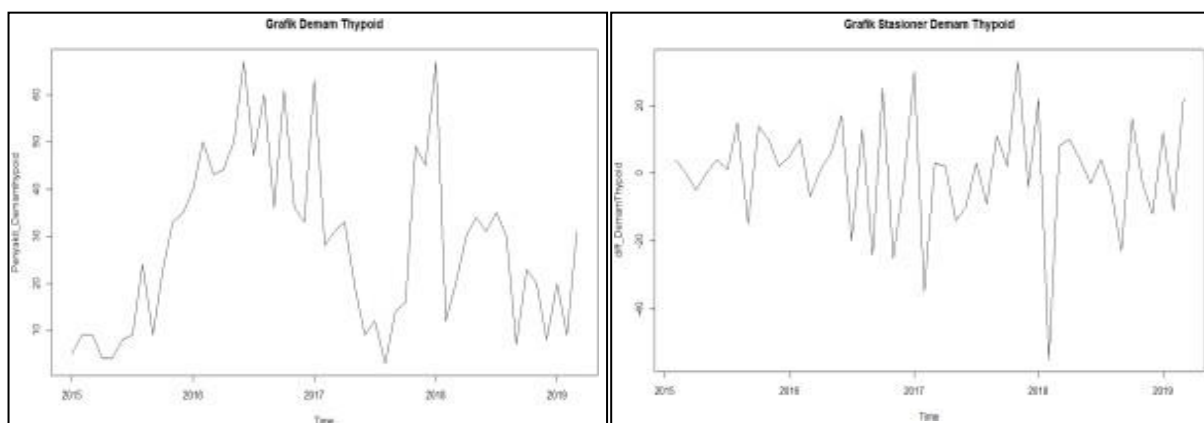
HASIL

Langkah Pertama yang dilakukan adalah menampilkan plot data dari jumlah penyakit yang ada di RSUD Argamakmur, untuk menampilkan plot data tersebut maka harus menginput data tersebut. Di mana memanggil data dengan merupakan tempat di mana data tersimpan. Setelah kita memanggil

data, data yang akan dimasukkan ke dalam sistem dengan data penyakit berjumlah 12 jenis penyakit. Di mana penyakit tersebut terdiri dari $X_1 =$ Demam Thypoid, $X_2 =$ Gastroenteritis, $X_3 =$ Dispepsia, $X_4 =$ Anemia Akut, $X_5 =$ Bronkopneumonia, $X_6 =$ Diare Akut, $X_7 =$ Vertigo, $X_8 =$ Stroke, $X_9 =$ Tumor, $X_{10} =$ Asma, $X_{11} =$ DM, $X_{12} =$ TB Paru. Untuk melihat data kita memanggilnya dengan *Penyakit_tahunan*. Setelah menginput data yang ada, maka kita akan memproses ke langkah selanjutnya dengan memilih satu data dari data yang ada, dengan menggunakan $frequency=12$ merupakan jumlah bulan yang ada, $start=c(2015)$ merupakan waktu tahun data di mulai. Untuk Melihat Pola Runtun Waktu pada 12 penyakit, maka sebelum itu kita akan melihat terlebih dahulu Grafik awal dari masing-masing penyakit. Terlihat pada gambar 1, 2,3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, dan 12 merupakan Grafik Data awal dari masing-masing penyakit, yang merupakan data awal yang akan dikelola untuk di cari hasil prediksi. Untuk memastikan nilai dari penyakit yang ada sudah stasioner dalam nilai rata-rata, maka dilakukan uji *Augmented Dickey-fuller (ADF)* (23,24) untuk melihat kestasioner data. Di mana di lihat berdasarkan nilai *P-value* nya.

```
> adf.test(data1)
Augmented Dickey-Fuller Test
data: data1
Dickey-Fuller = -2.7243, Lag order = 3, p-value = 0.2824
```

Berdasarkan uji *Augmented Dickey-fuller (ADF)* tersebut dapat di lihat nilai *p-value* lebih tinggi dari α (0,05), yaitu 0,284. Di mana seharusnya untuk mendapatkan data yang bagus *p-value* harus lebih kecil dari α . Di mana nilai *p-value* sendiri pada ADF digunakan untuk mengetahui apakah nilai rata pada data sudah bisa di terima atau tidak. Karena nilai *p-value* lebih tinggi perlu dilakukan *differencing* agar data menjadi data yang stasioner dan dapat di terima. Adapun Grafik yang dihasilkan dari hasil differencing dapat dilihat pada Gambar 2 yang merupakan grafik untuk penyakit Typhoid. Setiap penyakit yang ada pada penelitian ini diterapkan differencing untuk menormalkan penggunaan data peramalan.



Gambar 2. (a) Grafik Awal Penyakit Typhoid; (b) Grafik Differencing Penyakit Typhoid

Untuk melihat apa nilai data yang telah di differencing sudah stasioner atau tidak dapat dilakukan uji *Augmented Dickey-fuller (ADF)*.

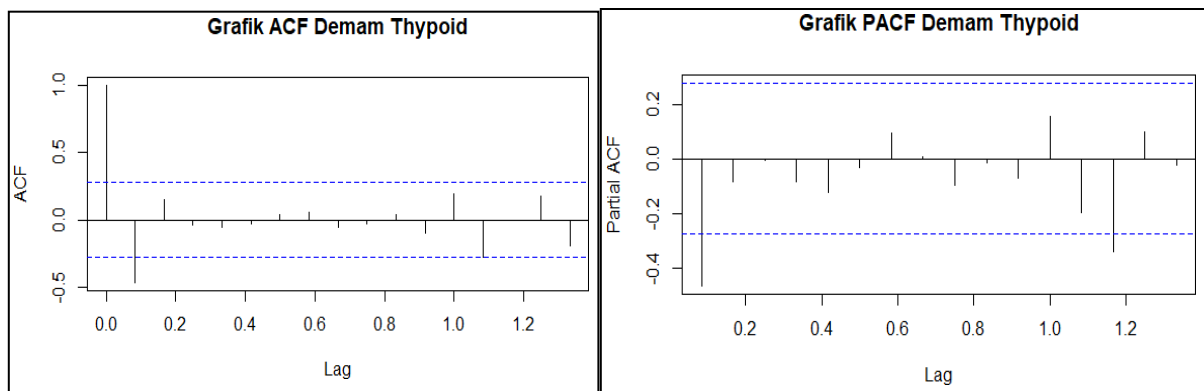
```
> adf.test(diff1)
```

```
Augmented Dickey-Fuller Test
data: diff1
Dickey-Fuller = -4.0951, Lag order = 3, p-value = 0.01191
```

Berdasarkan uji Augmented Dickey-fuller (ADF) tersebut dapat di lihat nilai p-value 0,01191, sehingga di ambil kesimpulan bahwa data telah stasioner. Kemudian lakukan lagi uji shapiro.test, untuk mengetahui nilai varian dari data yang ada. Untuk uji Shapiro nilai p-value yang ada harus lebih besar dari α (0,05).

```
> shapiro.test(diff1)
Shapiro-Wilk normality test
data: diff1
W = 0.96418, p-value = 0.09473
```

Dari uji Shapiro di dapatkan p-value nya lebih besar, yaitu 0,09473. Sehingga setelah nilai varian dan rata-rata telah memenuhi syarat maka, dapat di lihat nilai ACF dan PACF. Setelah mendapatkan data yang telah stasioner maka akan di proses untuk melihat model Sarima kita, maka harus di cari ACF dan PACF nya. Di mana *Autocorrelation Function* (ACF) (25–27) merupakan Pola untuk menentukan nilai *Moving Average* (MA) (17,28) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) merupakan pola untuk menentukan nilai *Autoregressive* (AR) (9,29). Di mana AR dan MA ini nanti, akan digunakan sebagai parameter pada model model yang nanti akan digunakan sebagai Prediksi.



Gambar 3. (a) *Auto Correlation Fuction* (ACF) Demam Thyphoid; (b) *Partial Autocorrelation Function* (PACF) Demam Thyphoid

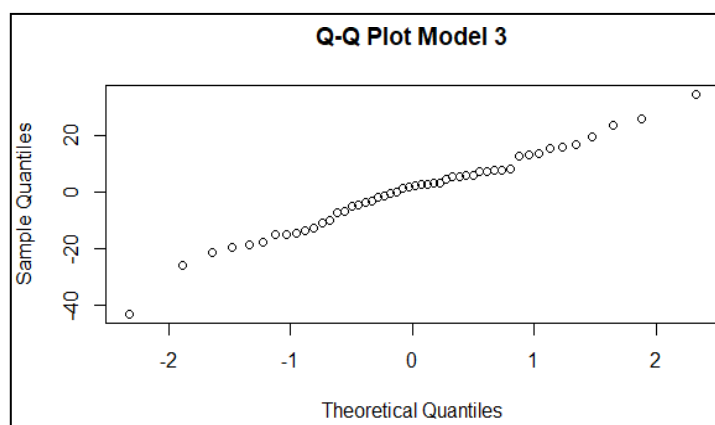
Gambar 3 (a) merupakan grafik dari *Autocorrelation Function* (ACF), di mana data yang di lakukan berdasarkan data dari hasil *differencing* dari data Demam Thyphoid. Data ke atas merupakan nilai dari ACF tersebut, sementara data yang ke kanan merupakan waktu atau di sebut juga lag. Pada gambar 25 terlihat bahwa dari grafik *Autocorrelation Function* (ACF) pola garis yang menjorok keluar dari garis putus-putus ada 2 garis, sehingga garis lurus yang keluar dari garis putus putus tersebut merupakan nilai dari *Moving Average* (MA), di mana MA nya adalah 2. Sehingga didapatkan range MA nya 0-2. Sementara Gambar 3(b) merupakan *Partial Autocorrelation Function* (PACF), di mana data yang di lakukan berdasarkan data dari hasil *differencing* dari data Demam Thyphoid. data ke atas merupakan nilai dari PACF tersebut, sementara data yang ke kanan merupakan waktu atau di sebut juga lag. Pada

gambar 26 terlihat bahwa dari grafik *Partial Autocorrelation Function* (PACF) pola garis yang menjorok keluar dari garis putus-putus ada 1 garis, sehingga garis lurus yang keluar dari garis putus tersebut merupakan nilai dari *Autoregressive* (AR), di mana AR nya adalah 1. Sehingga didapatkan range MA nya 0-1. Dari grafik ACF dan PACF yang ada, didapatkan bahwa ACF yang menunjukkan nilai MA(2) dan PACF yang menunjukkan nilai AR(1), maka didapatkan ARIMA (1, 1, 2). Dengan estimasi parameter (1,0,0), (1,1,0), (1,1,1), (1,0,2), (0,1,2), dan (1,1,2).

Dari Gambar 3(a) dan 3(b) parameter model yang akan digunakan dapat mengetahui apakah parameter tersebut merupakan parameter terbaik, maka akan dilakukan penaksiran parameter terlebih dahulu, dengan menentukan kemungkinan parameter yang ada. Di mana kita akan memprosesnya dengan `>fit1=arima(diff,c(1,1,2))`, di mana fit1 adalah defenisi kemungkinan model 1, dan `arima(diff,c(1,1,2))` merupakan parameter model (1,1,2) yang akan di proses.

```
> fit1=arima(diff1,c(1,1,2))
> fit1
Call:
arima(x = diff1, order = c(1, 1, 2))
Coefficients:
      ar1      ma1      ma2
-0.3339 -1.1222  0.1222
s.e.  0.2952  0.3266  0.3204
sigma^2 estimated as 200.9: log likelihood = -226.4, aic = 412,25
```

Dari `> fit`, didapatkan hasil model (1,1,1) dengan nilai AIC (30,31) sebesar 410,47 sebagai model yang terbaik untuk dilihat p-value dari model tersebut. Proses selanjutnya pada tahapan pengujian dengan menggunakan uji *white noise* terlihat dari parameter yang ada, parameter yang layak untuk digunakan adalah parameter yang nilai P-value dari masing masing lag lebih tinggi dari α (0,05). Sementara Parameter yang nilai P-value nya lebih kecil dari α (0,05,) tidak layak untuk digunakan. Setelah diketahui parameter model mana saja yang layak untuk digunakan, maka kita akan mencari distribusi dari parameter model tersebut apakah sudah normal atau tidak, jika normal maka pada grafik akan terlihat titik titik yang membentuk garis dari pojok bawah hingga pojok kanan atas. Untuk mengetahui maka dilakukan uji asumsi. Dengan menggunakan Qq Plot.



Gambar 4. Uji Asumsi (Qq Plot) Model Parameter Terbaik dari Demam Typhoid

Gambar 4 memperlihatkan bahwa pemodelan runtun waktu telah terdistribusi normal dan dapat digunakan pada pemodelan dan prediksi yang tepat untuk kemunculan penyakit pada data runtun waktu penyakit yang digunakan pada penelitian ini. Selanjutnya proses SARIMA dilanjutkan pada setiap penyakit yang digunakan untuk melihat dan menyiapkan kesiapan pelayanan rumah sakit yang akan datang.

PEMBAHASAN

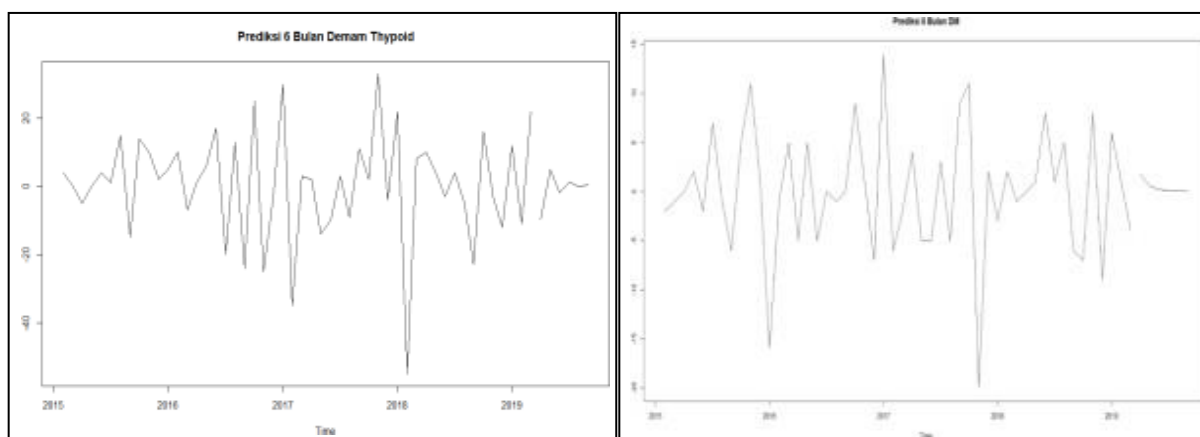
Setelah didapatkan Model Arima terbaik, maka dapat kita lakukan prediksi untuk data penyakit yang akan di proses pada 6 bulan kedepan seperti pada Tabel 1.

Tabel 1 Hasil Prediksi Setiap Penyakit dengan SARIMA

Hasil Prediksi X ₁ Demam Thypoid						
	Apr	Mei	Jun	Jul	Agus	Sep
2019	-9,6677	5,0065	-1,7932	1,3576	-0,10244	0,5741
Hasil Prediksi X ₂ Gastroeteritis						
	Apr	Mei	Jun	Jul	Agus	Sep
2019	-2,4877	0,18926	0,09899	0,102340	0,102216	0,102221
Hasil Prediksi X ₃ Dispepsia						
	Apr	Mei	Jun	Jul	Agus	Sep
2019	-1,5315	0,3654	0,36548	0,3654	0,3654	0,3654
Hasil Prediksi X ₄ Anemia Akut						
	Apr	Mei	Jun	Jul	Agus	Sep
2019	1,66011	0,50070	0,15842	0,05280	0,02021	0,01015
Hasil Prediksi X ₅ Bronkopneumonia						
	Apr	Mei	Jun	Jul	Agus	Sep
2019	1,71813	0,559622	0,338112	0,29575	0,28766	0,286112
Hasil Prediksi X ₆ Diare Akut						
	Apr	Mei	Jun	Jul	Agus	Sep
2019	-0,48185	-0,26262	-0,16308	-0,11788	-0,09737	-0,08805
Hasil Prediksi X ₇ Vertigo						
	Apr	Mei	Jun	Jul	Agus	Sep
2019	1,9786	1,5279	-0,0783	0,1073	0,0858	0,0883
Hasil Prediksi X ₈ Stroke						
	Apr	Mei	Jun	Jul	Agus	Sep
2019	0,7485	-0,0309	0,3163	0,1616	0,2307	0,1999
Hasil Prediksi X ₉ Tumor						
	Apr	Mei	Jun	Jul	Agus	Sep
2019	4,36677	0,85049	0,2880	0,19802	0,18363	0,181333
Hasil Prediksi X ₁₀ Asma						

	Apr	Mei	Jun	Jul	Agus	Sep
2019	-0,3081	-0,0368	-0,0801	-0,0731	-0,0742	-0,741
Hasil Prediksi X_{11} DM						
	Apr	Mei	Jun	Jul	Agus	Sep
2019	1,788009	0,575402	0,21452	0,10711	0,07515	0,065641
Hasil Prediksi X_{12} TB Paru						
	Apr	Mei	Jun	Jul	Agus	Sep
2019	0,617072	0,13522	0,00808	-0,0254	-0,0343	-0,0366

Setelah mengetahui Model terbaik, maka kita dapat melakukan prediksi pola runtun waktu selama 6 bulan ke depan, untuk melihat pergerakan dari penyakit tersebut. Di mana prediksi terjadi pada bulan April 2019 hingga September 2019, Hasil prediksi dapat di lihat dengan menggunakan `>pred$pred`.



Gambar 5 (a) Prediksi 6 Bulan Demam Typhoid; (b) Prediksi 6 bulan Demam Malaria

Grafik Prediksi Penyakit selama 6 bulan ke depan, dapat di lihat bahwa penyakit terjadi Penurunan dan kenaikan, selama 6 bulan ke depan dari data awal Maret 2019 ke prediksi April 2019 hingga September 2019. Sesuai dengan nilai yang di dapat dari hasil `> pred$pred`, pada tabel 4. Seperti pada gambar 28 Demam Thypoid dengan model terbaik Thypoid menggunakan model terbaik ARIMA(1,1,1) akan mengalami kenaikan pada 6 bulan ke depan, gambar 29 penyakit Gastroenteritis menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,1) akan mengalami kenaikan pada 6 bulan ke depan, gambar 30 penyakit Dispepsia menggunakan model terbaik ARIMA(0,1,2) akan mengalami kenaikan pada 6 bulan ke depan, gambar 31 penyakit Anemia Akut menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,2) akan mengalami penurunan pada 6 bulan ke depan, gambar 32 penyakit Bronkopneumonia menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,1) akan mengalami penurunan pada 6 bulan ke depan, gambar 33 penyakit Diare Akut menggunakan modelt terbaik ARIMA(1,0,1) akan mengalami kenaikan pada 6 bulan ke depan, gambar 34 penyakit Vertigo menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,2) akan mengalami penurunan pada 6 bulan ke depan, gambar 35 penyakit Stroke menggunakan model terbaik ARIMA(1,1,1) akan mengalami penurunan pada 6 bulan ke depan, gambar 36 penyakit Tumor

menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,1) akan mengalami penurunan pada 6 bulan ke depan, gambar 37 penyakit Asma menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,1) akan mengalami penurunan pada 6 bulan ke depan, gambar 38 penyakit DM menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,1) akan mengalami penurunan pada 6 bulan ke depan, dan gambar 39 penyakit TB Paru menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,1) akan mengalami penurunan pada 6 bulan ke depan.

Berdasarkan pemodelan ARIMA (p,d,q), di mana p adalah nilai AR (*AutoRegressive*), d adalah nilai I (*Integrate*), dan q adalah nilai MA (*Moving Average*) yang di dapat setelah berhasil lolos uji Nilai AIC yang terkecil, kelayakan model, dan terdistribusi secara normal. yaitu: untuk data penyakit Demam Typhoid menggunakan model terbaik ARIMA(1,1,1) akan mengalami kenaikan 3,08% pada 6 bulan ke depan, data penyakit Gastroenteritis menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,1) akan mengalami kenaikan 0,51% pada 6 bulan ke depan, data penyakit Dispepsia menggunakan model terbaik ARIMA(0,1,2) akan mengalami kenaikan 0,55% pada 6 bulan ke depan, data penyakit Anemia Akut menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,2) akan mengalami penurunan 0,4% pada 6 bulan ke depan, data penyakit Bronkopneumonia menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,1) akan mengalami penurunan 0,58% pada 6 bulan ke depan, data penyakit Diare Akut menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,1) akan mengalami kenaikan 0,2% pada 6 bulan ke depan, data penyakit Vertigo menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,2) akan mengalami penurunan 0,64% pada 6 bulan ke depan, data penyakit Stroke menggunakan model terbaik ARIMA(1,1,1) akan mengalami penurunan 0,28% pada 6 bulan ke depan, data penyakit Tumor menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,1) akan mengalami penurunan 1% pada 6 bulan ke depan, data penyakit Asma menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,1) akan mengalami penurunan 0,21% pada 6 bulan ke depan, data penyakit DM menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,1) akan mengalami penurunan 0,47% pada 6 bulan ke depan, dan data penyakit TB Paru menggunakan model terbaik ARIMA(1,0,1) akan mengalami penurunan 0,14% pada 6 bulan ke depan. Sehingga di dapat Model Terbaik dari pemodelan data kesehatan RSUD Argamakmur adalah model ARIMA(1,0,1), ARIMA(1,0,2), ARIMA(1,1,1), dan ARIMA(0,1,2).

KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini telah berhasil mengimplementasikan algoritma SARIMA untuk pemodelan dan prediksi penyakit untuk 6 bulan ke depan yang ada pada RSUD Argamakmur. Adapun penyakit yang akan meningkat pada kurun waktu tersebut adalah demam typhoid dan demam malaria yang mengalami peningkatan pada 6 bulan berikutnya. Disarankan pada bulan tersebut Rumah Sakit menyediakan ruangan dan fasilitas yang lebih untuk mengantisipasi lonjakan yang akan terjadi pada penyakit ini. Penelitian ini juga berhasil memperlihatkan bagaimana kemunculan dari penyakit tersebut berdasarkan bulan yang ada. Penyakit Bronkopneumonia, DM, TB Paru, Stroke, Vertigo, dan Anemia Akut biasanya akan melonjak pada bulan April. Sementara itu untuk penyakit Demam Typhoid dan Tumor biasanya melonjak pada Bulan Mei. Dispepsia biasa akan muncul di setiap Bulan yang pada penelitian ini akan mengalami kemunculan yang stabil pada bulan Mei hingga September.

Dengan keterbatasan algoritma SARIMA, disarankan untuk mengintegrasikan metode ini dengan metode lain untuk tingkat kebenaran yang lebih baik. ^(1,3,4)

DAFTAR PUSTAKA

1. DEMİR İ, KİRİSCİ M. Forecasting COVID-19 Disease Cases Using the SARIMA-NNAR Hybrid Model. *Universal Journal of Mathematics and Applications*. 2022; <https://doi.org/10.32323/ujma.1010490>
2. Deschepper M, Eeckloo K, Malfait S, Benoit D, Callens S, Vansteelandt S. Prediction of hospital bed capacity during the COVID– 19 pandemic. *BMC Health Serv Res*. 2021;21(1). <https://doi.org/10.1186/s12913-021-06492-3>
3. Yu G, Feng H, Feng S, Zhao J, Xu J. Forecasting hand-foot-and-mouth disease cases using wavelet- based SARIMA-NNAR hybrid model. *PLoS One*. 2021;16(2 February). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0246673>
4. Kim K-R, Park J-E, Jang I-T. Outpatient forecasting model in spine hospital using ARIMA and SARIMA methods. *J Hosp Manag Health Policy*. 2020;4. <https://doi.org/10.21037/jhmhp-20-29>
5. Qiu H, Zhao H, Xiang H, Ou R, Yi J, Hu L, et al. Forecasting the incidence of mumps in Chongqing based on a SARIMA model. *BMC Public Health*. 2021;21(1). <https://doi.org/10.1186/s12889-021-10383-x>
6. Speranza TF, Ferreira PC, da Costa JA. SARIMA analysis and automated model reports with BETS, an R Package. *R Journal*. 2019;10(2). <https://doi.org/10.32614/rj-2018-070>
7. Mao Q, Zhang K, Yan W, Cheng C. Forecasting the incidence of tuberculosis in China using the seasonal auto-regressive integrated moving average (SARIMA) model. *J Infect Public Health*. 2018;11(5). <https://doi.org/10.1016/j.jiph.2018.04.009>
8. Zou JJ, Jiang GF, Xie XX, Huang J, Yang XB, Lu M. Application of a combined model with seasonal autoregressive integrated moving average and support vector regression in forecasting hand-foot-mouth disease incidence in Wuhan, China. *Medicine (United States)*. 2019;98(6). <https://doi.org/10.1097/MD.00000000000014195>
9. Fattah J, Ezzine L, Aman Z, El Moussami H, Lachhab A. Forecasting of demand using ARIMA model. *International Journal of Engineering Business Management*. 2018;10. <https://doi.org/10.1177/1847979018808673>
10. Zhang PG. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*. 2003;50. [https://doi.org/10.1016/S0925-2312\(01\)00702-0](https://doi.org/10.1016/S0925-2312(01)00702-0)
11. Ahmar AS. A comparison of α -Sutte Indicator and ARIMA methods in renewable energy forecasting in Indonesia. *International Journal of Engineering and Technology(UAE)*. 2018;7. <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i1.6.12319>
12. Salsabila A. Analisis Tingkat Kematangan Sistem Informasi pada Rumah Sakit Aisyiyah Kudus. *Dokumen Karya Ilmiah | Tugas Akhir | Program Studi Sistem Informasi - S1 | Fakultas Ilmu Komputer | Universitas Dian Nuswantoro Semarang*. 2014;
13. Wang H, Tian CW, Wang WM, Luo XM. Time-series analysis of tuberculosis from 2005 to 2017 in China. *Epidemiol Infect*. 2018;146(8). <https://doi.org/10.1017/S0950268818001115>
14. Gabriel AFB, Alencar AP, Miraglia SGEK. Dengue outbreaks: Unpredictable incidence time series. *Epidemiol Infect*. 2019;147. <https://doi.org/10.1017/S0950268819000311>
15. Qian B, Xiao Y, Zheng Z, Zhou M, Zhuang W, Li S, et al. Dynamic Multi-Scale

-
- Convolutional Neural Network for Time Series Classification. IEEE Access. 2020;8. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3002095>
16. Zhou L, Zhao P, Wu D, Cheng C, Huang H. Time series model for forecasting the number of new admission inpatients. *BMC Med Inform Decis Mak.* 2018;18(1). <https://doi.org/10.1186/s12911-018-0616-8>
17. Schaffer AL, Dobbins TA, Pearson SA. Interrupted time series analysis using autoregressive integrated moving average (ARIMA) models: a guide for evaluating large-scale health interventions. *BMC Med Res Methodol.* 2021;21(1). <https://doi.org/10.1186/s12874-021-01235-8>
18. Nwokike CC, Okereke EW. Comparison of the Performance of the SANN, SARIMA and ARIMA Models for Forecasting Quarterly GDP of Nigeria. *Asian Research Journal of Mathematics.* 2021; <https://doi.org/10.9734/arjom/2021/v17i330280>
19. Pete C, Julian C, Randy K, Thomas K, Thomas R, Colin S, et al. *Crisp-Dm 1.0.* CRISP-DM Consortium.2000;

20. Ayele WY. Adapting CRISP-DM for Idea Mining. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 2020;11(6):20–32.
21. Shearer C, Watson HJ, Grecich DG, Moss L, Adelman S, Hammer K, et al. The CRISP-DM model: The New Blueprint for Data Mining. *Journal of Data Warehousing*. 2000;
22. Wirth R. CRISP-DM: Towards a Standard Process Model for Data Mining. *Proceedings of the Fourth International Conference on the Practical Application of Knowledge Discovery and Data Mining*. 2000;(24959).
23. Dagum EB. Time Series: Seasonal Adjustment. In: *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences: Second Edition*. 2015. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-097086-8.42184-7>
24. Zhang GP, Qi M. Neural network forecasting for seasonal and trend time series. In: *European Journal of Operational Research*. 2005. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2003.08.037>
25. Warner SO, Smith BL. Autocorrelation-based estimate of particle image density for diffraction limited particle images. *Meas Sci Technol*. 2014;25(6). <https://doi.org/10.1088/0957-0233/25/6/065201>
26. Finlay R, Fung T, Seneta E. Autocorrelation Functions. *International Statistical Review*. 2011;79(2). <https://doi.org/10.1111/j.1751-5823.2011.00148.x>
27. Dormann CF. Effects of incorporating spatial autocorrelation into the analysis of species distribution data. *Global Ecology and Biogeography* [Internet]. 2007;16(2):129–38. <https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2006.00279.x> PMID: 412
28. W. A. Nanlohy Y. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *Tensor*. 2021;2(1).
29. Tiao GC. Time Series: ARIMA Methods. In: *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences: Second Edition*. 2015. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-097086-8.42182-3>
30. H. B. Akaike's Information Criterion and Recent Developments in Information Complexity. *J Math Psychol*. 2000;44(1).
31. Yang Y, Gao F, Qian C, Liao G. Model-Aided Deep Neural Network for Source Number Detection. *IEEE Signal Process Lett*. 2020;27. <https://doi.org/10.1109/LSP.2019.2957673>