

PREDIKSI PERTUMBUHAN EKONOMI KOTA MALANG DENGAN MODEL ARIMA

Virgo Ulumudin

Program Studi Sistem Informasi, STMIK PPKIA Pradya Paramita

email: virgo_21510023@stimata.ac.id

Abstract

Economic growth is a key indicator to evaluate the economic performance of a region. However, conventional methods are often ineffective in providing accurate projections of regional economic growth. This study aims to predict the economic growth rate in Malang City using data mining techniques with the ARIMA model. The ARIMA model is employed to forecast economic growth, government spending realization, poverty rate, open unemployment rate, human development index (HDI), and school participation rate (SPR). The initial test results with the ARIMA (1,0,1) model show moderate accuracy, with an RMSE value of 2.606, MAE of 0.372, a high MAPE, and a negative R^2 value. Despite its limitations, the model provides an initial overview of significant factors affecting economic growth, such as government spending realization, poverty rate, unemployment rate, HDI, and SPR. These factors reveal that an increase in government spending and HDI positively contributes to economic growth, while high poverty and unemployment rates remain the main obstacles.

Keywords: economic growth, ARIMA model, data mining

1. PENDAHULUAN

Pertumbuhan ekonomi merupakan indikator penting untuk menilai kinerja ekonomi suatu daerah. Di Kota Malang, Anggaran Pendapatan dan Belanja Daerah (APBD) berperan signifikan dalam mendukung pertumbuhan ekonomi, terutama melalui Pendapatan Asli Daerah (PAD) yang berpengaruh terhadap kemandirian fiskal daerah. Selama lima tahun terakhir, APBD Kota Malang mengalami fluktuasi, dengan anggaran pendapatan dan belanja yang mengalami peningkatan dan penurunan. Perubahan dalam APBD ini juga berdampak pada laju pertumbuhan ekonomi kota, yang sempat menurun drastis akibat pandemi *COVID-19* pada tahun 2020, namun kembali menguat di tahun-tahun berikutnya.

Untuk memprediksi pertumbuhan ekonomi di masa yang akan datang, berbagai metode dapat digunakan, termasuk teknik-teknik ekonometrika dan analisis deret waktu. Salah satu metode yang diandalkan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), yang merupakan model prediktif berbasis data historis dengan kemampuan

menghasilkan proyeksi yang cukup akurat untuk jangka pendek (Salwa, Tatsara, Amalia, & Zohra, 2018). Penggunaan *data mining*, khususnya dengan model ARIMA, menjadi semakin relevan dalam memberikan prediksi ekonomi yang didasarkan pada analisis mendalam terhadap data historis (Wijaya & Triayudi, 2023).

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode *data mining* dengan model ARIMA untuk memprediksi pertumbuhan ekonomi di Kota Malang. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi yang berguna bagi lembaga atau organisasi dalam merencanakan strategi ekonomi yang lebih efektif di masa mendatang.

2. KAJIAN LITERATUR DAN PENGEMBANGAN HIPOTESIS

2.1 Pertumbuhan Ekonomi

Pertumbuhan ekonomi adalah peningkatan pendapatan yang terjadi akibat bertambahnya produksi barang dan jasa. Hal ini merupakan salah satu proses penting yang mempengaruhi perubahan kondisi ekonomi negara menuju keadaan yang lebih baik selama periode

tertentu. Pertumbuhan ekonomi mencerminkan sejauh mana aktivitas ekonomi menghasilkan tambahan pendapatan bagi masyarakat dalam jangka waktu tertentu (Azwina, Wardani, Sitanggang, & Silalahi, 2023).

Pertumbuhan ekonomi adalah peningkatan kapasitas jangka panjang suatu negara dalam menyediakan berbagai jenis barang ekonomi bagi penduduknya. Kemampuan ini berkembang seiring dengan kemajuan teknologi dan penyesuaian kelembagaan. Pertumbuhan ekonomi juga menjadi aspek kunci dalam strategi negara atau sistem ekonomi karena berdampak pada peningkatan kesempatan kerja (Nasution, Nasution, Agustina, & Tambunan, 2023).

2.2 Prediksi (*Forecasting*)

Prediksi adalah aktivitas memproyeksikan peristiwa yang akan terjadi di masa depan. Tantangan yang muncul dalam pengambilan keputusan sering kali menyebabkan kesulitan, sehingga prediksi menjadi salah satu masalah yang perlu diselesaikan karena berhubungan dengan proses pengambilan keputusan (Asohi & Andri, 2020). Prediksi dapat diartikan sebagai peramalan yang didasarkan pada asumsi teoritis. Asumsi tersebut bisa berupa hukum teoritis, proposisi teoritis, atau analogi. Prediksi dilakukan untuk memperoleh informasi tentang peristiwa yang kemungkinan besar akan terjadi di masa depan berdasarkan peluang yang paling besar (Habibi & Suryansah, 2020). Umumnya, sebuah perusahaan atau organisasi menggunakan tiga jenis prediksi utama untuk merencanakan operasi di masa depan. Tiga tipe tersebut berupa prediksi ekonomi (*economic forecast*), prediksi teknologi (*technological forecast*), dan prediksi permintaan (*demand forecast*) (Roza, Fauzan, & Rahayu, 2020).

Metode prediksi untuk meramalkan kejadian di masa depan dapat dibagi menjadi dua kategori utama, yaitu metode kualitatif dan kuantitatif. Metode kualitatif menghasilkan nilai subjektif berdasarkan penilaian pribadi dari peneliti atau ahli, sehingga seringkali bersifat bias karena didasarkan pada pengetahuan dan pengalaman individu tanpa dukungan data yang memadai. Sebaliknya, metode kuantitatif memanfaatkan data numerik dalam proses prediksinya, sehingga hasilnya

cenderung lebih objektif, konsisten, dan sesuai dengan tujuan analisis (Wardhani, et al., 2022).

Prediksi (*forecasting*) tidak selalu memberikan hasil yang tepat dan sering kali hasilnya berbeda dari data aktual. Perbedaan antara data nyata dan hasil prediksi dikenal sebagai kesalahan prediksi. Terdapat berbagai metode yang dapat digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan dalam prediksi tersebut (Santoso, 2009).

1. *Root Mean Square Error* (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) adalah sebuah metrik evaluasi yang digunakan untuk menilai akurasi model regresi dalam memprediksi data aktual. RMSE mengukur rata-rata kesalahan prediksi dengan cara menghitung akar kuadrat dari rata-rata kuadrat perbedaan antara nilai prediksi dan nilai observasi. Metrik ini umum digunakan dalam analisis regresi untuk mengevaluasi kinerja model serta membandingkan efektivitas berbagai model. Semakin rendah nilai RMSE, semakin akurat prediksi yang dihasilkan oleh model (Julkarnaen & Ade Irma Purnamasari, 2024).

2. *Mean Absolute Error* (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) adalah metrik yang digunakan untuk menilai seberapa baik model statistik atau *machine learning* cocok dengan data empiris atau observasi aktual (Tambunan & Nainggolan, 2023). MAE mengukur rata-rata kesalahan prediksi model tanpa mempertimbangkan arah kesalahan, yaitu positif atau negatif. Semakin rendah nilai MAE, semakin akurat model dalam memprediksi, menunjukkan bahwa perbedaan antara nilai prediksi dan nilai aktual relatif kecil (Michel, 2024).

3. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah metrik untuk menghitung rata-rata persentase kesalahan antara nilai observasi dan prediksi selama beberapa periode. MAPE dihitung dengan cara menghitung nilai mutlak selisih antara data aktual dan prediksi, lalu mengonversinya menjadi persentase terhadap nilai aktual, dan akhirnya mengambil rata-rata. Nilai MAPE yang lebih rendah menunjukkan

akurasi peramalan yang lebih tinggi (Sungkawa & Megasari, 2011).

4. *Prediction of Change in Direction* (POCID)

Prediction of Change in Direction (POCID) adalah metrik yang digunakan untuk menganalisis perubahan arah dengan memetakan tren prediksi dan mengukur akurasi dari perubahan tersebut. POCID juga berfungsi untuk membandingkan tren antara data prediksi dan data pengujian aktual. Nilai POCID yang tinggi mengindikasikan bahwa model mampu memetakan tren dengan lebih akurat (Fallahtafti, Aghaamintha, Akbarghanadian, & Weckman, 2022).

5. *Coefficient of Determination* (R^2)

Uji Koefisien Determinasi (R^2) digunakan untuk mengukur sejauh mana hubungan antara setiap variabel independen (x) dengan variabel dependen (y) (Pudjowati, Cakranegara, Pesik, Yusuf, & Sutaguna, 2022).

6. *Cross Validation*

Cross validation adalah langkah dalam proses validasi model yang bertujuan untuk mengukur tingkat akurasi prediksi (Adriyanto, Saddewisasi, & Prasetyo, 2023).

2.3 *Data Mining*

Data mining adalah teknik yang digunakan untuk mengekstrak pola atau informasi berharga dari kumpulan data yang telah ada. Secara umum, istilah *data mining* terdiri dari dua komponen, pertama "*data*" yang merujuk pada kumpulan fakta yang terakumulasi dan sering kali tidak diperhatikan atau tidak memiliki makna jelas; dan kedua, "*mining*" yang berarti penambangan atau penggalian. Dengan demikian, *data mining* dapat dipahami sebagai proses menggali dan mengolah informasi dari data untuk menghasilkan pengetahuan yang berguna (Marisa, Maukar, & Akhriza, 2021).

Data mining merupakan teknik krusial yang diterapkan di berbagai sektor seperti bisnis, ekonomi, dan teknologi informasi. Teknik ini melibatkan eksplorasi atau penggalian data untuk mengidentifikasi pola atau hubungan yang bermanfaat dalam *dataset* yang kompleks (Primadona & Fauzi, 2023).

Data mining bertujuan untuk menjelaskan kondisi tertentu dengan menganalisis kumpulan data yang tersedia. Teknik ini berfokus pada pengidentifikasian pengetahuan atau tren tersembunyi dalam data untuk mendukung pengambilan keputusan dan membuat prediksi yang lebih baik (Azwanti & Nopriadi, 2019)

2.4 *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Pendekatan ARIMA, yang juga dikenal sebagai metode *Box-Jenkins*, merupakan teknik yang dikembangkan secara mendalam oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1970, dengan tujuan untuk menganalisis data deret waktu dalam kondisi stasioner (Ajunu, Achmad, & Payu, 2020). ARIMA adalah model yang menganalisis deret waktu dengan mengacu pada nilai historis dan kesalahan prediksi sebelumnya, serta memungkinkan untuk prediksi masa depan. Proses pemodelan ARIMA melibatkan tiga langkah utama, yaitu:

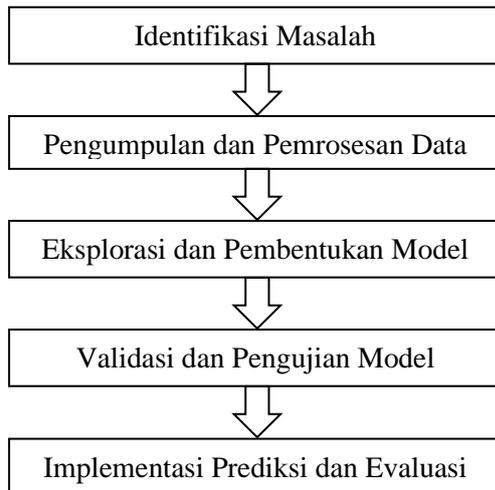
- 1) menentukan model awal dari data sampel untuk menetapkan nilai p , d , dan q ;
- 2) mengestimasi parameter model ARIMA (p , d , q) berdasarkan nilai yang diperoleh; dan
- 3) menganalisis hasil untuk menilai kelayakan model (Qomariasih, 2021).

Model ARIMA akhir akan dinyatakan dalam notasi (p,d,q), di mana p menunjukkan orde dari proses *autoregressive* (AR), d adalah jumlah proses *differencing* yang diterapkan pada data deret waktu yang belum stasioner, dan q mengacu pada orde dari proses *moving average* (MA) (Fattah, Ezzine, Aman, Moussami, & Lachhab, 2018).

3. METODE PENELITIAN

3.1 Rancangan Penelitian

Rancangan penelitian digambarkan melalui diagram berikut:



Gambar 1 Rancangan Penelitian

Penelitian ini diawali dengan mengidentifikasi masalah dalam memprediksi pertumbuhan ekonomi Kota Malang, yang diharapkan dapat membantu pemerintah dan investor dalam pengambilan keputusan. Penelitian juga mempertimbangkan berbagai faktor yang mempengaruhi pertumbuhan ekonomi, seperti belanja pemerintah, kemiskinan, pengangguran, dan indeks pembangunan manusia. Data historis dari tahun 2004-2023 dikumpulkan dari BPS dan Pemerintah Kota Malang, kemudian diproses melalui aplikasi *Orange Data Mining* untuk pembersihan dan normalisasi. Selanjutnya, eksplorasi dilakukan untuk menemukan pola dalam data menggunakan analisis statistik, diikuti dengan pembentukan model ARIMA yang sesuai dengan pola tren. Model tersebut divalidasi melalui *cross-validation*, dan dievaluasi menggunakan MSE, RMSE, serta AIC untuk mengukur akurasi. Setelah diuji, model ARIMA digunakan untuk memprediksi pertumbuhan ekonomi Kota Malang hingga tahun 2028, dan hasilnya dievaluasi berdasarkan kesesuaiannya dengan data aktual.

3.2 Identifikasi Masalah

Tahap awal dalam penelitian ini dimulai dengan mengidentifikasi masalah utama dalam memprediksi pertumbuhan ekonomi di Kota Malang untuk beberapa tahun mendatang. Hasil prediksi ini diharapkan bisa membantu pemerintah daerah maupun calon investor untuk merancang keputusan ekonomi yang efektif. Selain itu penelitian ini juga menganalisa keterlibatan faktor-faktor yang

mempengaruhi pertumbuhan ekonomi seperti realisasi belanja pemerintah, persentase penduduk miskin, tingkat pengangguran terbuka, indeks pembangunan manusia, dan angka partisipasi sekolah di Kota Malang.

3.3 Pengumpulan dan Pemrosesan Data

Tahap pengumpulan data melibatkan proses pengumpulan data historis pertumbuhan ekonomi Kota Malang serta faktor-faktor yang mempengaruhinya selama kurun waktu tahun 2004-2023. Data yang akan dikumpulkan bersumber dari BPS dan Pemerintah Kota Malang. Data yang berhasil dikumpulkan selanjutnya diproses menggunakan aplikasi *Orange Data Mining* untuk dilakukan pembersihan dari *missing values*, *outlier*, penyesuaian format, proses *impute*, serta normalisasi. Berikut ini merupakan data yang berhasil dikumpulkan dari sumber BPS dan Pemerintah Kota Malang.

Tabel 1 Laju Pertumbuhan Ekonomi Kota Malang 2004-2023

Sumber: BPS Kota Malang 2024

Tahun	Laju Pertumbuhan Ekonomi (%)
2004	5,96
2005	5,60
2006	6,14
2007	6,20
2008	5,93
2009	6,21
2010	6,32
2011	6,04
2012	6,26
2013	6,20
2014	5,80
2015	5,61
2016	5,61
2017	5,69
2018	5,72
2019	5,73
2020	-2,26
2021	4,21
2022	6,32
2023	6,07

Tabel 2 Realisasi Belanja Pemerintah Kota Malang 2004-2023 (Rupiah (Rp.))

Sumber: BPS Kota Malang 2024

Tahun	Realisasi Belanja (Rp.)
2004	632.175.130.464,00
2005	417.855.955.451,00
2006	511.076.024.991,00
2007	760.730.109.744,23
2008	687.335.498.394,23
2009	809.128.186.196,91
2010	844.476.049.278,42
2011	1.010.799.330.814,29
2012	1.361.678.981.099,60
2013	1.486.378.194.036,45
2014	1.602.999.850.132,14
2015	1.803.420.540.920,00
2016	1.709.998.678.059,97
2017	1.813.917.438.251,54
2018	1.925.070.651.868,55
2019	1.909.775.302.319,19
2020	2.103.467.535.290,26
2021	2.225.952.718.513,56
2022	2.188.318.745.870,33
2023	2.596.706.284.209,93

Tabel 3 Persentase Penduduk Miskin di Kota Malang 2004-2023

Sumber: BPS Kota Malang 2024

Tahun	Persentase Penduduk Miskin (%)
2004	7,22
2005	7,20
2006	7,42
2007	7,19
2008	7,22
2009	5,58
2010	5,90
2011	5,50
2012	5,19
2013	4,85
2014	4,80
2015	4,60
2016	4,33
2017	4,17
2018	4,10
2019	4,07
2020	4,44
2021	4,62
2022	4,37

Tahun	Persentase Penduduk Miskin (%)
2023	4,26

Tabel 4 Tingkat Pengangguran Terbuka Kota Malang 2004-2023

Sumber: BPS Kota Malang 2024

Tahun	Tingkat Pengangguran Terbuka (%)
2004	9,14
2005	17,83
2006	13,10
2007	11,27
2008	11,14
2009	11,27
2010	8,68
2011	9,74
2012	7,96
2013	7,73
2014	7,22
2015	7,28
2016	-
2017	7,22
2018	6,65
2019	5,88
2020	9,61
2021	9,65
2022	7,66
2023	6,80

Tabel 5 Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Kota Malang 2004-2023

Sumber: BPS Kota Malang 2024

Tahun	Indeks Pembangunan Manusia (%)
2004	73,19
2005	73,85
2006	75,34
2007	75,72
2008	76,19
2009	76,69
2010	77,20
2011	77,36
2012	78,04
2013	78,44
2014	78,96
2015	80,05
2016	80,46

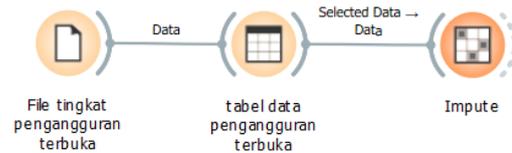
Tahun	Indeks Pembangunan Manusia (%)
2017	80,65
2018	80,89
2019	81,32
2020	81,45
2021	82,04
2022	82,71
2023	83,39

Tabel 6 Angka Partisipasi Sekolah (APS) Kota Malang Menurut Kelompok Usia 2004-2023 (Persen (%))

Sumber: BPS Kota Malang 2024

Tahun	7-12 Tahun (%)	13-15 Tahun (%)	16-18 Tahun (%)
2004	95,76	80,50	56,64
2005	91,84	71,00	59,21
2006	96,80	92,29	69,56
2007	98,72	95,14	79,13
2008	98,62	94,34	68,80
2009	99,40	92,69	68,96
2010	98,79	99,08	71,59
2011	99,46	96,32	69,16
2012	99,55	92,52	74,15
2013	98,76	96,32	69,16
2014	100	99,08	71,59
2015	100	98,95	78,91
2016	100	95,75	78,32
2017	100	95,56	83,57
2018	100	95,52	83,41
2019	100	95,59	83,87
2020	99,36	95,15	84,41
2021	99,17	96,61	84,30
2022	99,92	99,68	80,75
2023	99,50	98,54	80,90

Pada tabel Tingkat Pengangguran Terbuka Kota Malang 2004-2023 dilakukan pemrosesan data menggunakan *impute data*. Proses *impute* dilakukan untuk mengisi nilai yang hilang pada tahun 2016. Sebelum proses *impute*, data menunjukkan adanya *missing value* pada tahun 2016 yang dapat mempengaruhi analisis.



Gambar 2 *Workflow impute* untuk mengisi nilai kosong pada tabel tingkat pengangguran terbuka

Tabel 7 Tingkat Pengangguran Terbuka Kota Malang 2004-2023 setelah dilakukan proses *Impute*

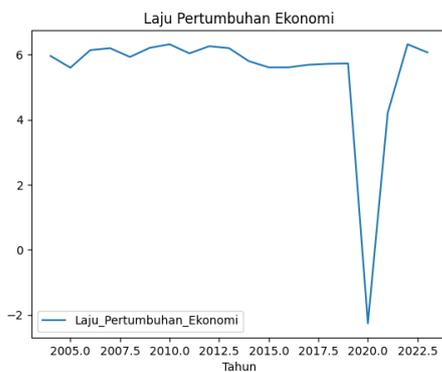
Tahun	Tingkat Pengangguran Terbuka (%)
2004	9,14
2005	17,83
2006	13,10
2007	11,27
2008	11,14
2009	11,27
2010	8,68
2011	9,74
2012	7,96
2013	7,73
2014	7,22
2015	7,28
2016	9,2542
2017	7,22
2018	6,65
2019	5,88
2020	9,61
2021	9,65
2022	7,66
2023	6,80

Setelah dilakukan *impute data*, nilai pada tahun 2016 diisi berdasarkan metode *average/most frequent* sehingga data menjadi lengkap dan siap untuk digunakan dalam analisis lebih lanjut.

3.4 Eksplorasi dan Pembentukan Model

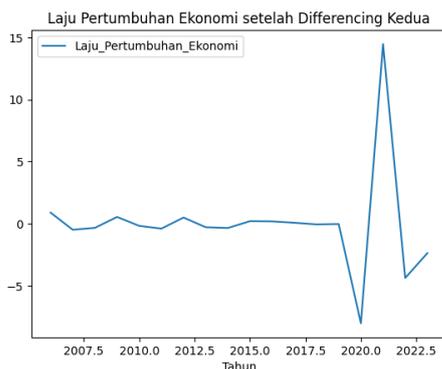
Eksplorasi data bertujuan untuk memahami pola, tren, dan karakteristik data sebelum melakukan pemodelan prediksi. Dalam konteks ini, eksplorasi dilakukan dengan menganalisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk mengidentifikasi hubungan antar periode waktu yang akan digunakan dalam menentukan parameter model ARIMA. Selain itu, uji stasioner dilakukan menggunakan

Augmented Dickey-Fuller (ADF) untuk memastikan bahwa data memiliki nilai rata-rata dan varians yang konstan sepanjang waktu, karena sifat stasioner ini sangat penting dalam membentuk model *time series* yang akurat. Tahap ini juga mencakup proses *differencing* untuk mencapai stasioneritas data, yang merupakan syarat utama dalam penerapan model ARIMA.



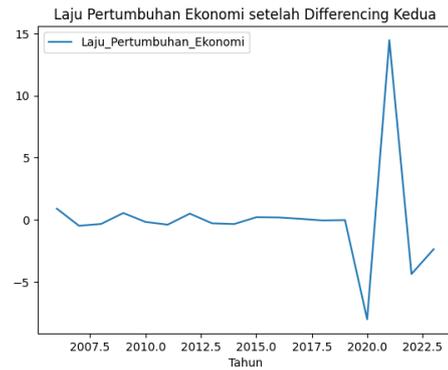
Gambar 3 Grafik Uji Stasioner Laju Pertumbuhan Ekonomi di Kota Malang 2004-2023

Gambar 3 menunjukkan bahwa data awal belum stasioner, terlihat dari fluktuasi grafik yang tidak stabil. Sebagai contoh, data laju pertumbuhan ekonomi Kota Malang dari tahun 2004 hingga 2023 menunjukkan tren yang menarik namun belum stasioner. Oleh karena itu, dilakukan uji *differencing* menggunakan ADF.



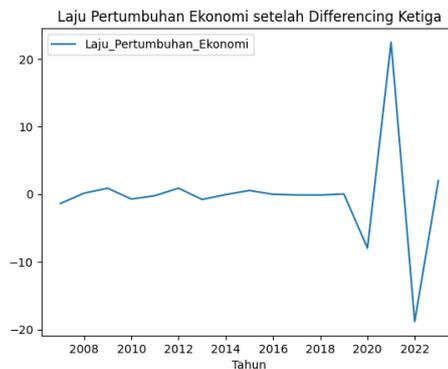
Gambar 4 Grafik laju pertumbuhan ekonomi setelah *differencing* pertama

Grafik pada Gambar 4 menunjukkan data yang masih tidak stasioner pada *differencing* pertama, dengan *ADF Statistic* sebesar -0.330885 dan *p-value* sebesar 0.921. Sehingga diperlukan uji *differencing* lagi.



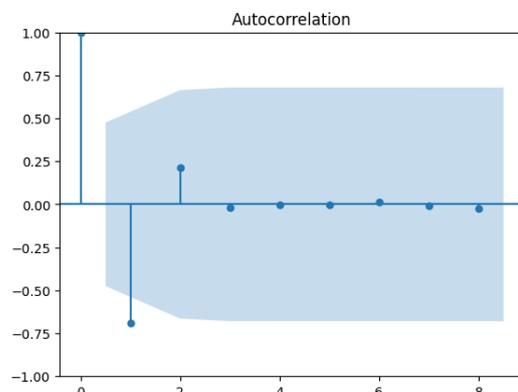
Gambar 5 Grafik laju pertumbuhan ekonomi setelah *differencing* kedua

Gambar 5 menunjukkan grafik hasil *differencing* kedua. Grafik masih terlihat belum stasioner, dengan *ADF Statistic* sebesar -0.181 dan *p-value* sebesar 0.941. Sehingga uji *differencing* ketiga perlu dilakukan.

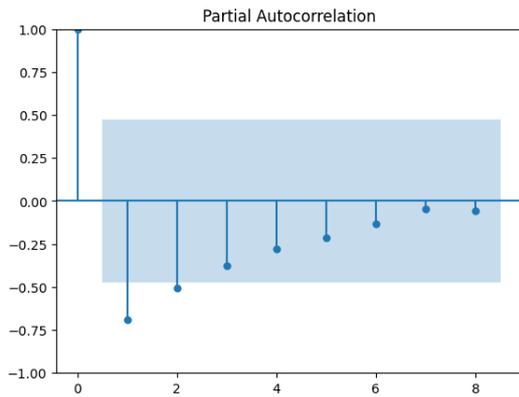


Gambar 6 Grafik laju pertumbuhan ekonomi setelah *differencing* ketiga

Pada pengujian *differencing* ketiga didapatkan nilai *ADF Statistic* sebesar -3.590 dan *p-value* sebesar 0.005, sehingga bisa dikatakan data sudah stasioner dengan ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 7 Plot ACF laju pertumbuhan ekonomi setelah *differencing*



Gambar 8 Plot PACF laju pertumbuhan ekonomi setelah differencing

Plot ACF dan PACF dalam Gambar 7 dan Gambar 8 menunjukkan adanya pola jangka pendek yang signifikan pada lag 1 dan 2, yang membantu dalam memilih model ARIMA yang tepat.

Parameter ARIMA terbaik: (1, 0, 1)
AIC terbaik: 102.42975724228964

SARIMAX Results							
Dep. Variable:	Laju_Pertumbuhan_Ekonomi	No. Observations:	17				
Model:	ARIMA(1, 0, 1)	Log Likelihood:	-47.215				
Date:	Fri, 07 Jun 2024	AIC:	102.430				
Time:	12:59:34	BIC:	105.763				
Sample:	0	HQIC:	102.761				
			-1.7				
Covariance Type:	opg						
					[0.025	0.975]	
	coef	std err	z	P> z			
	const	0.0101	0.102	0.098	0.922	-0.191	0.211
	ar.L1	-0.5225	0.229	-2.284	0.022	-0.971	-0.074
	ma.L1	-0.9999	396.512	-0.003	0.998	-778.149	776.149
	sigma2	11.9526	4739.365	0.003	0.998	-9277.032	9300.937
	Ljung-Box (L1) (Q):		2.02	Jarque-Bera (JB):			11.44
	Prob(Q):		0.16	Prob(JB):			0.00
	Heteroskedasticity (H):		142.08	Skew:			0.83
	Prob(H) (two-sided):		0.00	Kurtosis:			6.66

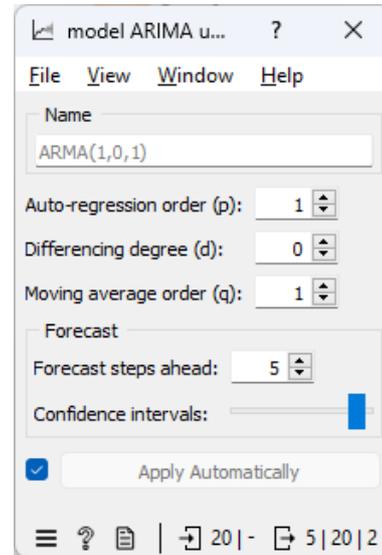
Gambar 9 Hasil penentuan model ARIMA terbaik

Setelah didapatkan data yang stasioner tahap berikutnya dilanjutkan dengan menentukan parameter p, d, q terbaik untuk model ARIMA yang akan dibuat berdasarkan nilai ACF dan PACF yang didapatkan sebelumnya. Dari proses tersebut didapatkan nilai $p = 1$, $d = 0$, $q = 1$ yang merupakan parameter terbaik untuk model ARIMA yang akan digunakan.

3.5 Validasi dan Pengujian Model

Model ARIMA yang telah terbentuk selanjutnya dilakukan validasi dan pengujian model menggunakan parameter RMSE (*Root Mean Square Error*), MAE (*Mean Squared Error*), MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dan R^2 (*Coefficient of Determination*). Metrik ini ditujukan untuk mengukur tingkat akurasi model dalam melakukan prediksi, serta untuk mengetahui apakah parameter p, d, q

yang digunakan sudah optimal dalam menangkap pola tren atau musiman dengan cukup baik.

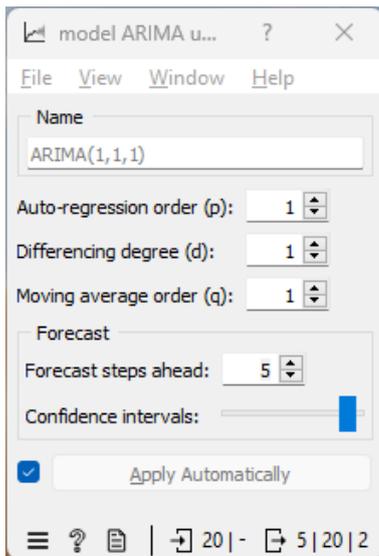


Gambar 10 Pengujian model ARIMA (1,0,1)

evaluasi model ARIMA untuk prediksi pertumbuhan ekonomi - Orange							
Evaluation Parameters							
Number of folds:	10	RMSE	2.647	MAE	0.326	MAPE	0.243
Forecast steps:	1	POCID	55.6	R ²	-0.190	AIC	3.180
		BIC	4.390				
		ARMA(1,0,1)	1.796	0.470	0.136	57.9	0.037
		ARMA(1,0,1) (in-sample)				88.2	92.2

Gambar 11 Hasil pengujian model ARIMA (1,0,1)

Pada pengujian pertama menggunakan model ARIMA (1,0,1) didapatkan nilai RMSE sebesar 2.647 menunjukkan rata-rata kesalahan prediksi yang cukup tinggi. Nilai MAE 0.326 menunjukkan kesalahan absolut yang relatif kecil. Namun, nilai MAPE sebesar 24.3% dan R^2 bernilai negatif menunjukkan bahwa model ini masih memiliki kelemahan. Sehingga diperlukan pengujian menggunakan model ARIMA lain yang memiliki hasil evaluasi lebih baik.

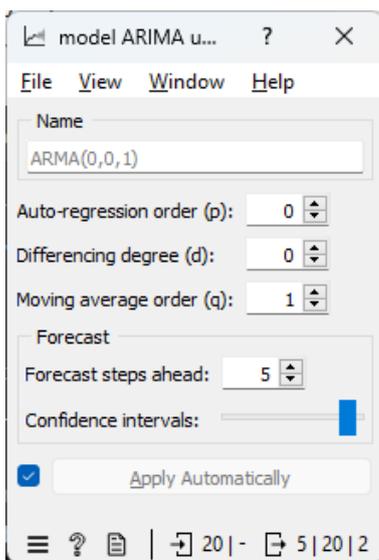


Gambar 12 Pengujian model ARIMA (1,1,1)

	RMSE	MAE	MAPE	POCID	R ²	AIC	BIC
ARIMA(1,1,1)	3.459	0.318	0.384	44.4	-1.031	4.944	5.435
ARIMA(1,1,1) (in-sample)	2.295	0.291	0.178	31.6	-0.573	85.9	88.8

Gambar 13 Hasil pengujian model ARIMA (1,1,1)

Pengujian kedua dengan model ARIMA (1,1,1) menghasilkan nilai RMSE sebesar 3.459 dan MAE 0.318, namun MAPE tinggi dan R² negatif menunjukkan kinerja yang kurang memadai. Pengujian menggunakan model lain masih perlu diperlukan untuk mendapatkan hasil prediksi yang lebih akurat.



Gambar 14 Pengujian model ARIMA (0,0,1)

	RMSE	MAE	MAPE	POCID	R ²	AIC	BIC
ARIMA(0,0,1)	2.606	0.372	0.222	55.8	-0.153	2.276	3.183
ARIMA(0,0,1) (in-sample)	1.798	0.433	0.136	47.4	0.034	86.3	89.3

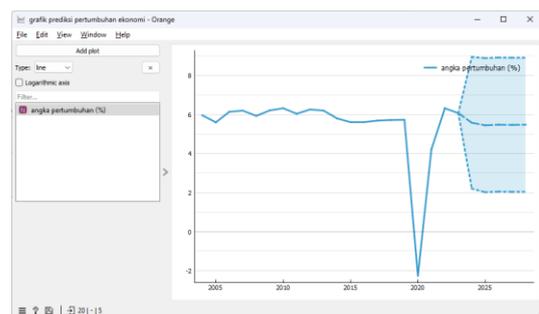
Gambar 15 Hasil pengujian model ARIMA (0,0,1)

Hasil pengujian ketiga menggunakan model ARIMA (0,0,1) didapatkan nilai RMSE sebesar 2.606 dan MAE 0.372, dengan MAPE yang tinggi serta R² yang tetap negatif.

Setelah dilakukan pengujian model ARIMA sebanyak tiga kali didapatkan bahwa model ARIMA (1,0,1) menunjukkan hasil metrik yang lebih baik jika dibandingkan dengan dua model lain, sehingga model ARIMA (1,0,1) akan diimplementasikan untuk memprediksi pertumbuhan ekonomi di Kota Malang untuk lima tahun berikutnya.

3.6 Implementasi Prediksi dan Evaluasi

Implementasi menggunakan model ARIMA (1,0,1) untuk mendapatkan prediksi pertumbuhan ekonomi Kota Malang periode 2024-2028. Selain itu model juga digunakan untuk memprediksi faktor-faktor yang mempengaruhi pertumbuhan ekonomi seperti realisasi belanja, persentase penduduk miskin, tingkat pengangguran terbuka, indeks pembangunan manusia, dan angka partisipasi sekolah.



Gambar 16 Grafik prediksi laju pertumbuhan ekonomi Kota Malang 2024-2028

Tabel 8 Prediksi laju pertumbuhan ekonomi Kota Malang 2024-2028

Tahun	Laju Pertumbuhan Ekonomi (%)
2024	5,58
2025	5,45
2026	5,48

Tahun	Laju Pertumbuhan Ekonomi (%)
2027	5,47
2028	5,48

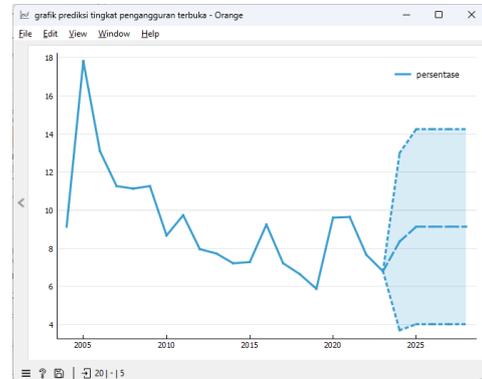
Tahun	Persentase Penduduk Miskin (%)
2027	5,38
2028	5,38



Gambar 17 Grafik prediksi realisasi belanja 2024-2028

Tabel 9 Prediksi realisasi belanja 2024-2028

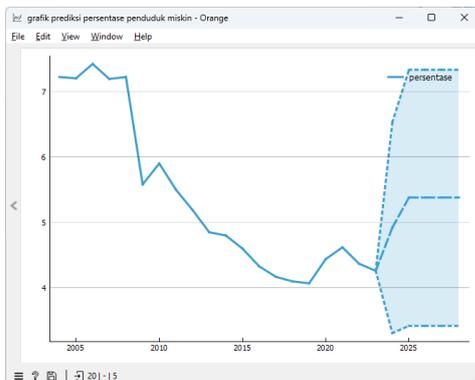
Tahun	Realisasi Belanja (Rp.)
2024	2.144.258.961.128,61
2025	1.420.063.060.295,28
2026	1.420.063.060.295,28
2027	1.420.063.060.295,28
2028	1.420.063.060.295,28



Gambar 19 Grafik prediksi tingkat pengangguran terbuka 2024-2028

Tabel 11 Prediksi tingkat pengangguran terbuka 2024-2028

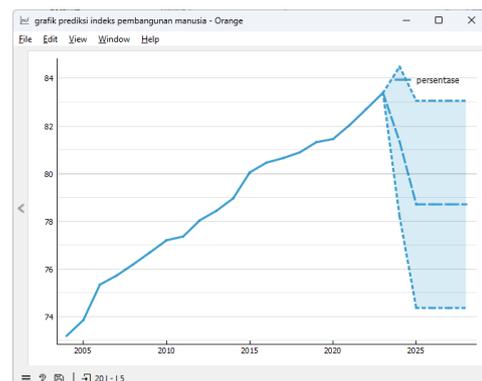
Tahun	Tingkat Pengangguran Terbuka (%)
2024	8,36
2025	9,14
2026	9,14
2027	9,14
2028	9,14



Gambar 18 Grafik prediksi persentase penduduk miskin 2024-2028

Tabel 10 Prediksi persentase penduduk miskin 2024-2028

Tahun	Persentase Penduduk Miskin (%)
2024	4,92
2025	5,38
2026	5,38



Gambar 20 Grafik prediksi indeks pembangunan manusia 2024-2028

Tabel 12 prediksi indeks pembangunan manusia 2024-2028

Tahun	Indeks Pembangunan Manusia (%)
2024	81,34
2025	78,71
2026	78,71
2027	78,71
2028	78,71



Gambar 21 Grafik prediksi angka partisipasi sekolah usia 7-18 tahun periode 2024-2028

Tabel 13 Prediksi angka partisipasi sekolah usia 7-18 tahun periode 2024-2028

Tahun	Angka Partisipasi Sekolah Usia 7-18 (%)
2024	91,29
2025	89,27
2026	89,27
2027	89,27
2028	89,27

Setelah model ARIMA (1,0,1) diimplementasikan didapatkan hasil prediksi pertumbuhan ekonomi beserta faktor-faktornya dalam rentang waktu 2024-2028 yang selanjutnya dapat dilakukan evaluasi. Berdasarkan hasil prediksi dapat dievaluasi jika adanya hubungan yang erat dan saling mempengaruhi antara laju pertumbuhan ekonomi dan variabel lainnya seperti realisasi belanja pemerintah, persentase penduduk miskin, tingkat pengangguran terbuka, IPM, dan APS. Pertumbuhan ekonomi yang positif biasanya diiringi dengan peningkatan belanja pemerintah, yang berkontribusi pada program pembangunan dan pelayanan publik.

Penurunan persentase penduduk miskin dan tingkat pengangguran terbuka sering kali menandakan bahwa manfaat dari pertumbuhan ekonomi didistribusikan secara merata. Selain itu, peningkatan IPM dan APS mencerminkan investasi dalam bidang pendidikan dan kesehatan, yang pada akhirnya dapat mendorong pertumbuhan ekonomi yang lebih tinggi. Oleh karena itu, diperlukan kebijakan yang terintegrasi untuk mencapai pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan dan inklusif.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Penelitian

Hasil dari penelitian ini difokuskan pada prediksi laju pertumbuhan ekonomi Kota Malang menggunakan model ARIMA. Data yang digunakan mencakup laju pertumbuhan ekonomi dari tahun 2004 hingga 2023, serta faktor-faktor yang mempengaruhi seperti belanja pemerintah, persentase penduduk miskin, tingkat pengangguran terbuka, indeks pembangunan manusia, dan angka partisipasi sekolah.

4.2 Analisis Data

Proses awal dilakukan dengan pengumpulan data dari BPS dan Pemerintah Kota Malang, yang selanjutnya diolah menggunakan aplikasi *Orange Data Mining*. Tahap pembersihan data (*data cleaning*) meliputi pengisian *missing value*, normalisasi, dan *impute* data untuk nilai yang hilang, seperti yang dilakukan pada data tingkat pengangguran terbuka tahun 2016. Setelah data diproses, dilakukan analisis stasioneritas menggunakan *Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test*, yang menunjukkan bahwa data laju pertumbuhan ekonomi Kota Malang belum stasioner, sehingga perlu dilakukan beberapa kali *differencing* untuk mencapai stasioneritas.

4.3 Uji Stasioneritas

Pada *differencing* pertama, data masih menunjukkan sifat tidak stasioner dengan *ADF Statistic* sebesar -0.330885 dan *p-value* 0.921. Pada *differencing* kedua, hasilnya tetap belum memadai dengan *ADF Statistic* -0.181 dan *p-value* 0.941. Akhirnya, pada *differencing* ketiga, data dinyatakan stasioner dengan *ADF Statistic* sebesar -3.590 dan *p-value* 0.005, yang artinya data memiliki nilai rata-rata dan varians yang konstan.

4.4 Plot ACF dan PACF

Setelah data stasioner, analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dilakukan untuk mengidentifikasi hubungan antar periode waktu. Plot ACF dan PACF menunjukkan adanya pola signifikan pada lag 1 dan 2, yang memberikan dasar untuk memilih parameter dalam model ARIMA. Berdasarkan analisis ini, parameter terbaik untuk model ARIMA adalah $p = 1$, $d = 0$, dan $q = 1$.

4.5 Pemodelan ARIMA

Model ARIMA (1,0,1) dibentuk berdasarkan hasil dari ACF dan PACF. Setelah model terbentuk, dilakukan pengujian dengan menggunakan parameter evaluasi seperti RMSE (*Root Mean Square Error*), MAE (*Mean Absolute Error*), MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), dan R^2 (*Coefficient of Determination*). Hasil pengujian awal menunjukkan nilai RMSE sebesar 2.647, MAE 0.326, MAPE 24.3%, dan R^2 bernilai negatif, yang menandakan model ini masih kurang optimal dalam melakukan prediksi.

4.6 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA (1,0,1) belum dapat memprediksi laju pertumbuhan ekonomi Kota Malang dengan akurasi yang optimal, sebagaimana terlihat dari tingginya nilai MAPE dan rendahnya nilai R^2 . Ini menunjukkan bahwa model belum sepenuhnya menangkap pola musiman atau tren yang ada dalam data.

Selain itu, variabel eksternal seperti belanja pemerintah, pengangguran, dan kemiskinan juga memberikan dampak pada laju pertumbuhan ekonomi. Namun, model ARIMA yang digunakan hanya fokus pada analisis *univariate*, yaitu menggunakan satu variabel prediktor (laju pertumbuhan ekonomi). Pengembangan lebih lanjut dapat mempertimbangkan penggunaan model *multivariate* yang melibatkan lebih banyak variabel prediktor untuk meningkatkan akurasi prediksi.

5. KESIMPULAN

Kesimpulan penelitian ini menunjukkan bahwa model ARIMA yang digunakan dalam memprediksi laju pertumbuhan ekonomi di Kota Malang memiliki tingkat akurasi yang

moderat. Model ARIMA yang digunakan menghasilkan nilai RMSE, MAE, dan MAPE yang masih menunjukkan deviasi yang cukup signifikan dari data aktual, dengan hasil yang menunjukkan bahwa model ini belum optimal untuk memberikan prediksi yang sangat akurat.

Meskipun begitu, model ini mampu memberikan gambaran awal mengenai faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap pertumbuhan ekonomi, seperti realisasi belanja pemerintah, persentase penduduk miskin, tingkat pengangguran terbuka, indeks pembangunan manusia, dan angka partisipasi sekolah. Faktor-faktor ini menunjukkan bahwa peningkatan belanja pemerintah dan indeks pembangunan manusia berkontribusi positif terhadap pertumbuhan ekonomi, sementara tingginya persentase penduduk miskin dan pengangguran menjadi hambatan utama.

Untuk meningkatkan akurasi prediksi di masa mendatang, disarankan untuk melakukan optimalisasi parameter pada model ARIMA atau menggabungkannya dengan model lain seperti *Random Forest* atau LSTM yang lebih kompleks. Hal ini penting untuk memberikan hasil yang lebih akurat dan dapat diandalkan sebagai bahan pertimbangan dalam perumusan strategi ekonomi Kota Malang ke depannya.

6. REFERENSI

- Adriyanto, A. T., Saddewisasi, W., & Prasetyo, A. (2023). Pelatihan Pembukuan Sederhana Berbasis Microsoft Excel pada Usaha Mikro Kecil dan Menengah (UMKM) Kota Semarang. *Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat Radiasi*, 46-52.
- Ajunu, Y. I., Achmad, N., & Payu, M. R. (2020). Perbandingan Metode Autoregressive Integrated Moving Average dan Metode Double Exponential Smoothing dari Holt dalam Meramalkan Nilai Impor di Indoensia. *Journal of Probability and Statistics*, 37-46.
- Asohi, Y., & Andri. (2020). Implementasi Algoritma Regresi Linier Berganda untuk Penjualan. *Jurnal Nasional Ilmu Komputer*, 149-158.
- Azwanti, N., & Nopriadi. (2019). Analisis Pola Belanja Konsumen menggunakan

- Algoritma Apriori pada Raffa Photocopy. *Jurnal Teknologi dan Open Source*, 63-73.
- Azwina, R., Wardani, P., Sitanggang, F., & Silalahi, P. R. (2023). Strategi Industri Manufaktur dalam Meningkatkan Percepatan Pertumbuhan Ekonomi di Indonesia. *Profit: Jurnal Manajemen, Bisnis Dan Akuntansi*, 44-55.
- Fallahtafti, A., Aghaamintha, M., Akbarghanadian, S., & Weckman, G. R. (2022). Forecasting ATM Cash Demand Before and During the COVID-19 Pandemic Using an Extensive Evaluation of Statistical and Machine Learning Models. *SN Computer Science*, 1-19.
- Fattah, J., Ezzine, L., Aman, Z., Moussami, H. E., & Lachhab, A. (2018). Forecasting of Demand using ARIMA Model. *International Journal of Engineering Business*, 1-9.
- Habibi, R., & Suryansah, A. (2020). *Aplikasi Prediksi Jumlah Kebutuhan Perusahaan*. Bandung: Kreatif Industri Nusantara.
- Julkarnaen, A., & Ade Irma Purnamasari, I. A. (2024). Analisis Penjualan Roti pada Distributor My Roti menggunakan Metode Regresi Linier berdasarkan Nilai RMSE. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 3225-3229.
- Marisa, F., Maukar, A. L., & Akhriza, T. M. (2021). *Data Mining Konsep dan Penerapannya*. Yogyakarta: Deepublish Publisher.
- Michel. (2024). *Perbandingan Metode Prophet dan Long Short Term Memory (LSTM) dalam Peramalan Kualitas Udara (Studi Kasus Kualitas Udara Kota Bandar Lampung)*. Bandar Lampung: Universitas Lampung.
- Nasution, E. O., Nasution, L. P., Agustina, M., & Tambunan, K. (2023). Pertumbuhan Ekonomi dalam Perspektif Islam. *Journal of Management and Creative Business*, 63-71.
- Primadona, P., & Fauzi, R. (2023). Penerapan Data Mining pada Penjualan Produk Elektronik. *Computer and Science Industrial Engineering (COMASIE)*, 463-472.
- Pudjowati, J., Cakranegara, P. A., Pesik, I. M., Yusuf, M., & Sutaguna, I. N. (2022). The Influence of Employee Competence and Leadership on the Organizational Commitment of PERUMDA Pasar Juara Employees. *Jurnal Darma Agung*, 606-613.
- Qomariasih, N. (2021). Peramalan Kasus COVID-19 di DKI Jakarta dengan Model ARIMA. *Journal Syntax Transformation*, 843-849.
- Roza, R., Fauzan, M. N., & Rahayu, W. I. (2020). *Tutorial Sistem Informasi Prediksi Jumlah Pelanggan Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda Berbasis Web Menggunakan Framework CodeIgniter*. Bandung: Kreatif Industri Nusantara.
- Salwa, N., Tatsara, N., Amalia, R., & Zohra, A. F. (2018). Peramalan Harga Bitcoin Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). *Journal of Data Analysis*, 21-31.
- Santoso, S. (2009). *Business forecasting : metode peramalan bisnis masa kini dengan minitab dan SPSS*. Jakarta: Elex Media Komputindo.
- Sungkawa, I., & Megasari, R. T. (2011). Penerapan Ukuran Ketepatan Nilai Ramalan Data Deret Waktu dalam Seleksi Model Peramalan Voulme Penjualan PT Satriamandiri Citramulia. *Journal of Communications Technology and Electronics*, 636-645.
- Tambunan, A. D., & Nainggolan, A. G. (2023). *Analisis Time Series untuk Prediksi Polusi Udara dengan Model Prophet Facebook dan SVR*. Medan: Universitas Mikroskil.
- Wardhani, A. K., Israwan, L. F., Hardiansyah, A., Setiawan, J., S. W., Khikmah, L., . . . Nurmuslimah, S. (2022). *Teknik Peramalan Pada Teknologi Informasi*. Padang: PT Global Eksekutif Teknologi.

Wijaya, Y. F., & Triayudi, A. (2023). Penerapan Data Mining pada Prediksi Harga Emas dengan Menggunakan Algoritma Regresi Linier Berganda dan ARIMA. *Journal of Computer System and Informatics*, 73-81.