



## Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (Arima) dalam Memprediksi Produksi Tembakau Sumatera Utara

Meysin Andira

Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Indonesia

Alamat: Jln. Lapangan Golf, Desa Durian Jangak, Kecamatan Pancur Batu, Kabupaten Deli Serdang  
Propinsi Sumatera Utara Kode Pos 20353

Korespondensi penulis: [meysindira123@gmail.com](mailto:meysindira123@gmail.com)

**Abstract.** *Tobacco is one of the economic crops that has an important role in the global and national economy. In the production and selling price of tobacco is not only influenced by internal factors, such as cultivation methods and agricultural techniques and also external factors, In an effort to overcome this challenge One promising approach is the use of statistical methods and machine learning to combine data on these diverse factors. Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) method. In 2010-2021, North Sumatra Province had 12 regencies that had the potential for tobacco production consisting of 12 years with 5 regencies in North Sumatra that had the potential to produce tobacco. Based on the forecast results, there was a significant increase in the amount of higher tobacco production in even years or it can be said to be an increase in the following 2 years. This can be a reference for producers to increase productivity in odd years to meet stable market needs.*

**Keywords:** *Autoregressive Integrated Moving Average (Arima), Global economy, Tobacco production.*

**Abstrak.** Tembakau adalah salah satu tanaman ekonomis yang memiliki peran penting dalam ekonomi global dan nasional. Dalam produksi dan harga jual tembakau tidak hanya dipengaruhi oleh faktor internal, seperti metode budidaya dan teknik pertanian dan juga faktor eksternal, Dalam upaya untuk mengatasi tantangan ini Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah penggunaan metode statistik dan *machine learning* untuk menggabungkan data faktor-faktor yang beragam ini. Metode *Autoregressive Integrated Moving Average (Arima)*. Pada tahun 2010-2021 Profinsi Sumatera Utara terdapat 12 Kabupaten yang memiliki potensi dalam produksi tembakau terdiri dari 12 Tahun dengan 5 Kabupaten di Sumatera Utara yang berpotensi menghasilkan tembakau. Berdasarkan hasil peramalan, terdapat peningkatan signifikan jumlah produksi tembakau yang lebih tinggi pada tahun genap atau dapat dikatakan kenaikan pada 2 tahun berikutnya. Hal ini dapat menjadi acuan bagi para produsen untuk meningkatkan produktifitas pada tahun ganjil untuk memenuhi kebutuhan pasar yang stabil.

**Kata kunci:** *Autoregressive Integrated Moving Average (Arima), Ekonomi global, Produksi tembakau,*

### 1. LATAR BELAKANG

Tembakau adalah salah satu tanaman ekonomis yang memiliki peran penting dalam ekonomi global dan nasional. Di banyak negara, termasuk Indonesia, tembakau menjadi komoditas pertanian yang signifikan dan memiliki dampak yang besar terhadap pendapatan petani, industri, dan perekonomian lokal. Estimasi yang akurat tentang produksi dan harga jual tembakau menjadi kunci penting dalam mengelola sektor pertanian ini dengan efisien dan berkelanjutan (Dianawati & Hamdani, 2022).

Namun, produksi dan harga jual tembakau tidak hanya dipengaruhi oleh faktor internal, seperti metode budidaya dan teknik pertanian. Faktor eksternal seperti cuaca, perubahan kebijakan, fluktuasi permintaan pasar, serta dinamika ekonomi global juga memainkan peran penting dalam menentukan hasil produksi dan harga jual tembakau. Kondisi cuaca yang tidak

stabil, perubahan dalam permintaan dan kebijakan pemerintah yang berfluktuasi dapat mengganggu estimasi yang akurat (Astuti et al., 2021).

Dalam upaya untuk mengatasi tantangan kompleks ini, peneliti perlu menggunakan alat dan pendekatan yang lebih maju. Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah penggunaan metode statistik dan machine learning untuk menggabungkan data faktor-faktor yang beragam ini. Metode Autoregressive Integrated Moving Average (Arima), yang telah berhasil digunakan dalam pelatihan model machine learning, dapat menjadi alat yang sangat berguna dalam konteks ini. Arima membantu dalam menyesuaikan parameter model dengan cepat dan efisien, yang pada gilirannya dapat meningkatkan akurasi estimasi produksi dan harga jual tembakau.

Ketika peneliti mampu mengestimasi dengan akurat produksi tembakau, petani dapat merencanakan panen mereka dengan lebih baik dan mengelola sumber daya pertanian mereka secara efisien. Demikian pula, estimasi yang akurat terkait dengan harga jual tembakau akan membantu pemangku kepentingan dalam mengambil keputusan terkait penjualan dan pemasaran produk mereka. Ini juga dapat membantu mengurangi ketidakpastian dalam sektor pertanian tembakau dan berkontribusi pada pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan di tingkat lokal dan nasional (Syafieq, 2018).

Dengan adanya teknologi informasi dan data yang semakin tersedia, kita memiliki akses ke data yang lebih banyak dan berkualitas (Rochmawati et al., 2021). Namun, tantangan yang lebih besar adalah bagaimana menerjemahkan data ini menjadi wawasan yang berguna dan akurat yang dapat membantu pengambilan keputusan. Itu sebabnya metode ARIMA dan analisis regresi adalah pilihan yang tepat, karena mereka memungkinkan kita untuk mengatasi permasalahan ini (Nur Cahyo et al., 2023).

Dengan memahami dan menggabungkan faktor-faktor yang memengaruhi produksi dan harga jual tembakau, kita dapat membuat prediksi yang lebih akurat dan berguna. Ini bukan hanya bermanfaat bagi petani yang ingin meningkatkan hasil panen mereka, tetapi juga untuk pedagang, pemerintah, dan pemangku kepentingan lain yang bergantung pada informasi ini untuk membuat keputusan ekonomi yang penting (Ompusunggu, 2022).

Metode Arima (Autoregressive Integrated Moving Average) merupakan algoritma optimisasi yang digunakan dalam konteks pelatihan model dalam machine learning dan deep learning. Arima adalah salah satu metode yang membantu menyesuaikan parameter model secara adaptif untuk meminimalkan fungsi biaya atau kerugian (loss function). Pada tahun 2012 Geoffrey Hinton memperkenalkan Algoritma ini pertama kali dan telah menjadi salah satu algoritma optimisasi yang populer (Rochmawati et al., 2021).

Dalam konteks ini, mengembangkan model yang efisien dan akurat adalah langkah yang sangat penting. Ini adalah alasan mengapa metode ARIMA adalah elemen kunci dalam penelitian ini. RMSprop telah terbukti menjadi algoritma yang efisien dalam mengoptimalkan model-model machine learning, dan penggunaannya dalam model regresi untuk estimasi produksi dan harga jual tembakau dapat membantu meningkatkan akurasi dan konvergensi model. (A. W. Setiawan et al., 2021).

Dengan memahami dan meramalkan lebih baik faktor-faktor yang memengaruhi produksi dan harga jual tembakau, penulis dapat membantu petani, pedagang, dan pemangku kepentingan lainnya dalam mengambil keputusan yang lebih baik dan mendukung pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan. Karena itu penulis untuk melakukan penelitian dengan mengambil judul “Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Dalam Memprediksi Produksi Tembakau Sumatera Utara”.

## 2. KAJIAN TEORITIS

Estimasi produksi adalah proses memprediksi jumlah hasil panen atau produksi tanaman tertentu. Estimasi produksi tembakau bergantung pada sejumlah faktor, termasuk metode budidaya, jenis tanah, kondisi cuaca, dan lainnya. Penelitian ini mengacu pada studi-studi sebelumnya yang telah mencoba mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi produksi tembakau (Astuti et al., 2021). Estimasi harga jual tembakau adalah usaha untuk memprediksi harga di pasar. Ini melibatkan faktor-faktor ekonomi, seperti permintaan dan penawaran tembakau, perubahan kebijakan pemerintah, dan faktor-faktor global yang memengaruhi harga. Penelitian ini memperhatikan penelitian terdahulu yang telah membahas aspek-aspek ekonomi dalam estimasi harga jual tembakau (Anggraeni, 2019).

Tembakau (*Nicotiana tabanum* Linn) merupakan tanaman herbal yang termasuk dalam familia Solanaceae, family ini adanya banyak keuntungan bagi manusia. Spesies tembakau adanya nilai ekonomis antara lain *Nicotiana tabacum* Linn dan *Nicotiana rustica* (Direktorat Jendral Perkebunan, Departemen Kehutanan. Komoditas Tembakau). Perbedaan kedua jenis terbakau meliputi, *Nicotiana rustica* mengandung kadar nikotin yang tinggi ( max n = 16% ) biasanya digunakan untuk membuat abstrak alkaloid (sebagai bahan baku obat dan insektisida ), jenis ini banyak berkembang di Rusia dan India, sedangkan *Nicotiana tabanum* Linn mengandung kadar nikotin yang rendah ( min n = 0,6 % ) jenis ini umumnya digunakan sebagai bahan baku pembuatan rokok.

Istilah yang disebut rangkaian waktu atau deret waktu merujuk pada konsep deret waktu digunakan pada bidang statistik dan pemrosesan sinyal. Deret waktu adalah kumpulan data yang terdiri dari pengukuran-pengukuran nilai-nilai yang dilakukan dalam interval waktu yang

selalu sama. Dengan kata lain, deret waktu mengacu pada data yang dikumpulkan dalam interval waktu yang konsisten. Sederhananya, deret waktu adalah kumpulan berdasarkan waktunya adanya data yang disusun dengan interval yang tetap untuk setiap pengamatannya (Yudi, 2018)

Tujuan dari analisis deret waktu adalah untuk mengetahui pola atau keteraturan dalam data tersebut bermanfaat untuk memproyeksikan peristiwa yang akan dilakukan di waktu selanjutnya. Selain itu, melalui analisis ini kita juga bisa menemukan faktor-faktor yang memengaruhi nilai nilai dalam data tersebut. Ini memungkinkan kita untuk melakukan peramalan baik dalam peramalan baik dalam waktu dekat maupun jauh ke depan. Dengan demikian, pengkajian deret waktu dapat memperoleh manfaat bagi kita dalam melakukan pengambilan keputusan yang lebih optimal dan efisien pada masa depan. (Seng Hansun, 2013)

Data time series dikategorikan sebagai stasioner jika rata-rata dan vari- ansinya tidak mengalami perubahan yang teratur seiring waktu, atau dengan katalain, rata-rata dan variansinya tetap konstan. Stasioneritas dari suatu data time series dapat diuji dan dievaluasi menggunakan uji akar unit. Salah satu uji yang umum digunakan adalah uji Augmented Dicky-Fuller (ADF). Hipotesis yang diuji dalam uji Augmented Dicky-Fuller (ADF) ini adalah

$$H_0 : \gamma c = 0 \text{ (terdapat akar unit, data tidak stasioner)}$$

$$H_1 : \gamma c < 0 \text{ (tidak terdapat akar unit, data stasioner)}$$

Statistik uji Augmented Dicky-Fuller (ADF) adalah sebagai berikut:

$$ADF = \frac{\hat{\gamma}c}{se(\hat{\gamma}c)} \quad (1.1)$$

Dengan  $\hat{\gamma}c$  yaitu estimator last square dan  $se(\hat{\gamma}c)$  yang merupakan standar error dari nilai estimasi  $\delta$  (koefisien standard error dari model). Pada kriteria pengujian berdasarkan uji Augmented Dicky-Fuller (ADF) adalah tolak  $H_0$  jika  $pvalue < \alpha$ .

Suatu data disenutkan stasioner dalam variansi ketika fluktuasi data mempunyai variansi yang konstan dari masa ke masa. Hal ini dapat diamati melalui pola plot data deret waktu yang terlihat periodik. Data yang tidak stasioner dalam variansi dapat diidentifikasi dengan melihat jika nilai Rounded Value belum mencapai 1. Untuk mengatasi hal ini, perlu dilakukan transformasi data agar nilai Rounded Value mencapai 1. (Tantika, 2018).

$$y = X\gamma \quad (1.2)$$

Keterangan :

$X$  = Data aktual

$\gamma$  = Parameter transformasi

$t$  = Waktu

Ketepatan model terbaik adalah penting untuk mengevaluasi hasil peramalan. Ada beberapa metode yang digunakan untuk menghitung tingkat ketepatan, termasuk Mean Absolute Percentage (MAPE), Mean Square Error (MSE), Mean Absolute Error, dan Mean Square Deviation (MSD). Dalam penelitian ini, MAPE dan MSE digunakan untuk menentukan model terbaik. Mean Square Error (MSE) dan Mean Absolute Percentage (MAPE) dapat digunakan untuk melihat tingkat kesalahan dalam peramalan. Jika Semakin kecil nilai kesalahan dalam suatu model, maka yang terjadi semakin baik model tersebut.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100\%$$

Kriteria yang baik dari MAPE sebagai berikut :

**Tabel 1.** Kriteria yang baik dari MAPE

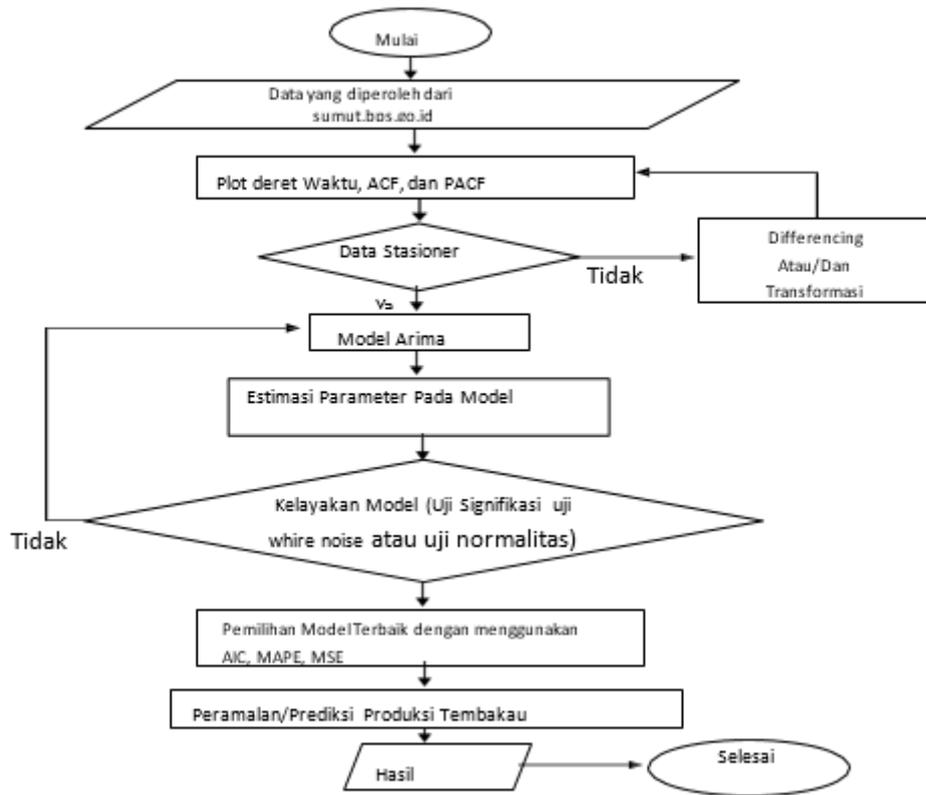
No	Kriteria <i>Mean Absolute Percentage</i> (MAPE)	Kategori
1.	MAPE <10%	Peramalan Sangat Baik
2.	MAPE 10% - 20%	Peramalan Baik
3.	MAPE 20% - 50%	Peramalan Cukup
4.	MAPE >50%	Peramalan Tidak Baik

(Munawaroh, 2010)

### 3. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini menggunakan metode deskriptif kuantitatif yaitu di dalam penelitiannya berbentuk penelitian yang berdasarkan data yang telah dikumpulkan selama penelitian berlangsung, secara sistematis mengenai fakta-fakta dan sifat-sifat dari objek yang diteliti adanya perhubungan antar variabel yang terlibat didalamnya, setelah itu diinterpretasikan berdasarkan teori-teori dan literatur yang berhubungan dengan Melakukan optimasi harga jual Tembakau berdasarkan kriteria yang mempengaruhi (Suharsimi, 2019).

Penelitian ini memanfaatkan data sekunder dalam bentuk time series sebagai sumber informasi yang mengacu pada jumlah luas lahan perkebunan dan hasil tembakau di Provinsi Sumatera Utara. Data tersebut berupa angka-angka yang terdokumentasi. Data penelitian ini didapatkan dari halaman [sumut.bps.go.id](http://sumut.bps.go.id), sebagai sumber informasi. Variabel yang di teliti dalam penelitian ini adalah data luas lahan perkebunan dan hasil produksi tembakau pada Provinsi Sumatera Utara pada tahun 2010- 2021.



Gambar 1. Diagram penelitian

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini akan dilakukan dengan pengumpulan data variabel terkait tembakau pada halaman sumut.bps.go.id menggunakan data tahun 2010-2021 Penelitian ini akan dilaksanakan mulai bulan 9 Maret 2023 sampai dengan selesai.

##### Statistic deskriptif

Pada tahun 2010-2021 Profinsi Sumatera Utara terdapat 12 Kabupaten yang memiliki potensi dalam produksi tembakau

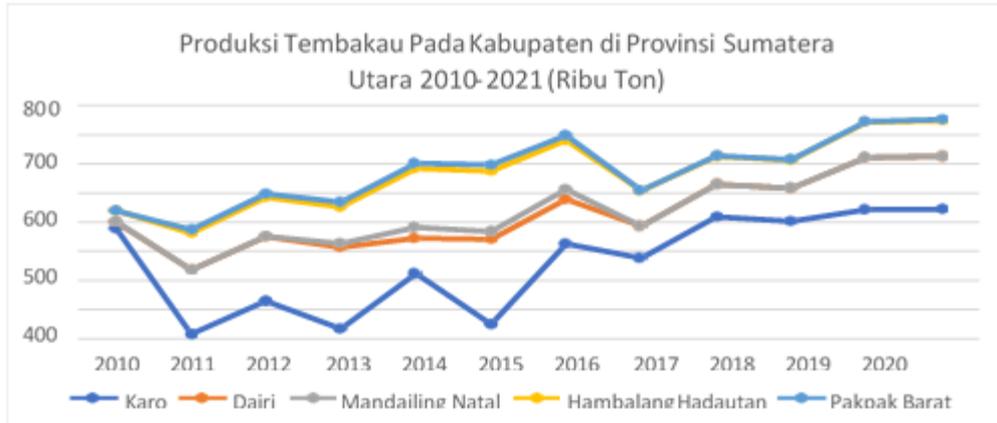
Tabel 2. Produksi Tembakau pada kabupaten Provinsi Sumatera Utara 2010- 2021

	Karo	Dairi	Mandailing Natal	Hambalang Hadautan	Pakpak Barat
	377.6	22.45	0.84	38.2	0
	15	221.1	0.38	125	13.18
	128.9	221.1	0.38	133.85	12.65
	33	281	13	125	16
	223	121	38	201	18
	49	291	28	206	22
2016	325	152	35	168	17
	275.71	110.4	0.08	120.56	1.54
2018	417.57	111	1	95.44	2
	403	112	1	96	2.5
	443	178	1	120	3
2021	444	181	1	122	3

Data tersebut terdiri dari 12 Tahun dengan 5 Kabupaten di Sumatera Utara yang berpotensi menghasilkan tembakau. Apabila melihat data tersebut, terjadinya peningkatan serta penurunan jumlah produksi.

**Identifikasi Model Time Series (Deret Waktu)**

Plot deret waktu penting untuk mengidentifikasi bentuk data penelitian. Dalam penelitian ini, plot data produksi tembakau pada kabupaten di Provinsi Sumatera Utara digunakan untuk mengenali pola dan tren.



**Gambar 2 Plot Data Jumlah Produksi Tembakau Pada Kabupaten di Provinsi Sumatera Utara 2010-2021 (Ribu Ton)**

Plot yang ditampilkan merupakan data produksi tembakau dari kabupaten di Provinsi Sumatera Utara pada tahun 2010-2021. Data ini digunakan untuk membangun model

- a) Melakukan plot time series

Tahap awal dalam identifikasi model deret waktu adalah memeriksa kestasioneran data melalui diagram deret waktu. Persamaan berikut digunakan untuk menentukan nilai rata-rata tersebut: (WS, 2018).

$$Z = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Zt \tag{1}$$

Untuk menangani data yang tidak stasioner, dilakukan proses differencing pertama pada persamaan 2.3 yaitu:  $Xt = Xt - Xt-1$  (2)

Proses pengumpulan data, rentang waktu dan lokasi penelitian, dan hasil analisis data (yang dapat didukung dengan il

Untuk  $t = 2, 3, 4, \dots, 12$

diperoleh sebagai berikut, Untuk data Kabupaten Karo:

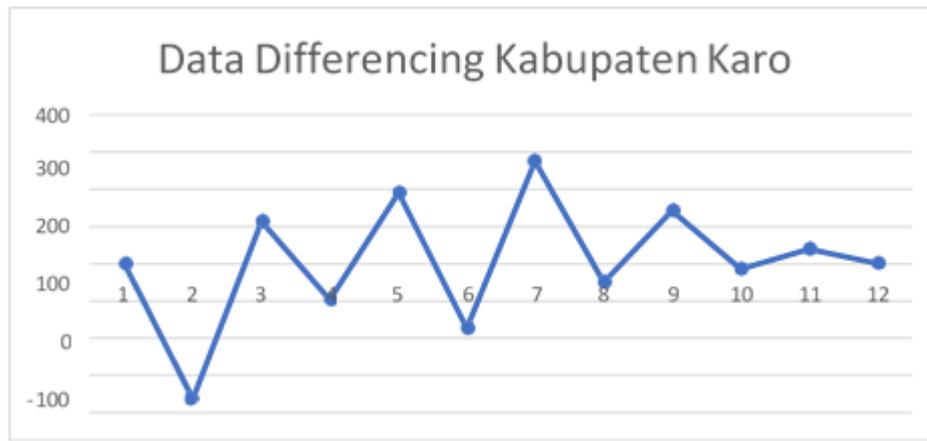
$$x2 = x2 - x2-1$$

$$x2 = x2 - x1 = 15 - 377.6 = -362.6$$

$$x3 = x3 - x3-1$$

$$x3 = x3 - x2 = 128.9 - 15 = 113.9$$

$$x12 = x53 - x52 = 444 - 443 = 1$$



**Gambar 3. Plot Data Jumlah Produksi Tembakau Kabupaten Karo Hasil Differencing Pertama**

b) Menganalisis Plot ACF dan PACF

Untuk mempermudah perhitungan nilai ACF, kita dapat menggunakan bantuan software python. Software ini akan menghasilkan sebuah tabel yang berisi nilai- nilai ACF. Dengan tabel tersebut, kita dapat dengan mudah melihat dan menganalisis nilai-nilai ACF untuk setiap lag yang terkait.

**Tabel 3 : Nilai Autocorrelation Function (ACF)**

Lag	Autocorrelation Function (ACF)
1	-0.553943
2	0.555714
3	-0.491967
4	0.434995

Langkah berikutnya menentukan nilai tafsiran PACF (Partial Autocorrelation Function) Untuk mempermudah perhitungan nilai PACF, kita dapat menggunakan bantuan software python. Software ini akan menghasilkan sebuah tabel yang berisi nilai- nilai PACF. Dengan tabel tersebut, kita dapat dengan mudah melihat dan menganalisis nilai-nilai PACF untuk setiap lag yang terkait.

**Tabel 4. nilai- nilai PACF**

Lag	PACF (Partial Autocorrelation Function)
1	-0.60934
2	0.489757
3	-0.34914
4	0.279413

c) Estimasi Model ARIMA (1,1,1)

Hasil analisis plot ACF dan PACF, dapat dilihat bahwa tidak ada grafik yang signifikan pada lag. sebab itu, pola Autoregressive (AR) dan pola moving average (MA) diuji dengan metode trial and error. Ketika tidak terlihat pola yang signifikan pada plot ACF dan PACF. Dalam kondisi ini, kita dapat mencoba berbagai kombinasi nilai p (untuk AR) dan q (untuk MA) secara berulang-ulang, serta menganalisis kualitas model yang terbentuk, seperti melihat nilai AIC (Akaike Information Criterion) dan MSE (Means Squared Errors). SSE (Sum of

Squared Errors) dan MSE (Means Squared Errors) dapat terhubung dengan baik. MSE merupakan ukuran perataan SSE dilihat dari jumlah observasi, yang ada pada gambaran tentang se-berapa akurat prediksi model dalam memperkirakan nilai aktual. Semakin rendah nilai SSE atau MSE, semakin baik model dalam menjelaskan data dan meminimalkan kesalahan prediksi (Sungkawa, 2011).

### Penaksiran Parameter dan Pemeriksaan Diagnostik

#### a) Model ARIMA(1,1,1)

**Tabel 5:** Hasil Analisis Model ARIMA(1,1,1)

Parameter	Coeffi Cient	Standar Errorr	AIC	MSE	Log Likelihood
$\delta_1$	-0,9526	0,136	135.604	19,530.96	-67.887
$\alpha_1$	0.5532	0.602			

Berdasarkan Tabel 5 kita bisa menemukan nilai untuk setiap koefisien  $\delta_1 = -0,9526$  dengan nilai standard error = 0,136 dan  $\alpha_1 = 0.5532$  memiliki standard error = 0.602 dengan nilai Akaike Info Cri- terion (AIC) = 141.775 nilai MSE = 19,530.96 dan nilai log likelihood = -67.887

Uji hipotesis akan dilaksanakan untuk parameter  $\delta_1$  dan standard error sesuai dengan yang berikut:

$H_0 : \delta_1 = 0$  (Terdapat parameter yang tidak memiliki signifikansi)

$H_1 : \delta_1 \neq 0$  (Terdapat parameter yang memiliki signifikansi)

$$|z| = \frac{(\delta_1)}{s\varepsilon(\delta_1)}$$

$$s\varepsilon(\delta_1)$$

Kriteria uji :

Tolak  $H_0$  jika  $|z| > z_{\frac{\alpha}{2}}; df = n - np, np$  merupakan jumlah parameter yang ada

Keputusan :

Dengan level signifikansi ( $\alpha$ ) sebesar 0,05. Dan nilai statistic uji dapat dihitung. Dari hasil di atas, didapatkan:

$$z| = \left| \frac{-0,2593}{2,232} \right| = 1.117672414$$

Berdasarkan z tabel diperoleh ( $df = n - 1 = 12 - 1 = 11; \frac{\alpha}{2} = 0,025$ ) = 0.715

Karena ( $|z| > t_{\frac{\alpha}{2}}; df = n - np, np$ , Karena  $H_0$  ditolak, maka parameter  $\delta_1$  signifikan.

Oleh karena itu, untuk data jumlah penumpang produksi tembakau pada kabupaten di Provinsi Sumatera Utara, model yang baik diberikan adalah model ARIMA (1,1,1). Dengan persamaan:

$$\begin{aligned} \delta(B)(1-B)dZ_t &= \alpha(B)\varepsilon_t \\ (1-\delta_1B)(1-B)Z_t &= (1-\alpha_1B)\varepsilon_t \\ (1-B-\delta_1B+\delta_1B^2)Z_t &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t - BZ_t - \delta_1BZ_t - \delta_1B^2Z_t &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t - Z_{t-1} - \delta_1Z_{t-1} - \delta_1Z_{t-2} &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t = Z_{t-1} + \delta_1Z_{t-1} - \delta_1Z_{t-2} &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t = Z_{t-1} + \delta_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t - Z_{t-1} = \delta_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Y_t = \delta_1Z_{t-1} + \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Y_t = \delta_1Z_{t-1} - \alpha_1\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \\ Z_t = 345,42 - 0,9526Z_{t-1} + 0,5532\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \delta(B)(1-B)dZ_t &= \alpha(B)\varepsilon_t \\ (1-\delta_1B)(1-B)Z_t &= (1-\alpha_1B)\varepsilon_t \\ (1-B-\delta_1B+\delta_1B^2)Z_t &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t - BZ_t - \delta_1BZ_t - \delta_1B^2Z_t &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t - Z_{t-1} - \delta_1Z_{t-1} - \delta_1Z_{t-2} &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t = Z_{t-1} + \delta_1Z_{t-1} - \delta_1Z_{t-2} &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t = Z_{t-1} + \delta_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t - Z_{t-1} = \delta_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Y_t = \delta_1Z_{t-1} + \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Y_t = \delta_1Z_{t-1} - \alpha_1\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \\ Z_t = 198,65 + 0,01960Z_{t-1} - 0,9981\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \delta(B)(1-B)dZ_t &= \alpha(B)\varepsilon_t \\ (1-\delta_1B)(1-B)Z_t &= (1-\alpha_1B)\varepsilon_t \\ (1-B-\delta_1B+\delta_1B^2)Z_t &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t - BZ_t - \delta_1BZ_t - \delta_1B^2Z_t &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t - Z_{t-1} - \delta_1Z_{t-1} - \delta_1Z_{t-2} &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t = Z_{t-1} + \delta_1Z_{t-1} - \delta_1Z_{t-2} &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t = Z_{t-1} + \delta_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t - Z_{t-1} = \delta_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Y_t = \delta_1Z_{t-1} + \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Y_t = \delta_1Z_{t-1} - \alpha_1\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \\ Z_t = 0,46 - 0,7256Z_{t-1} + 0,5884\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \delta(B)(1-B)dZ_t &= \alpha(B)\varepsilon_t \\ (1-\delta_1B)(1-B)Z_t &= (1-\alpha_1B)\varepsilon_t \\ (1-B-\delta_1B+\delta_1B^2)Z_t &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t - BZ_t - \delta_1BZ_t - \delta_1B^2Z_t &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t - Z_{t-1} - \delta_1Z_{t-1} - \delta_1Z_{t-2} &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t = Z_{t-1} + \delta_1Z_{t-1} - \delta_1Z_{t-2} &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t = Z_{t-1} + \delta_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t - Z_{t-1} = \delta_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Y_t = \delta_1Z_{t-1} + \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Y_t = \delta_1Z_{t-1} - \alpha_1\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \\ Z_t = 86.8 - 0,4586Z_{t-1} + 0.9819 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \delta(B)(1-B)dZ_t &= \alpha(B)\varepsilon_t \\ (1-\delta_1B)(1-B)Z_t &= (1-\alpha_1B)\varepsilon_t \\ (1-B-\delta_1B+\delta_1B^2)Z_t &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t - BZ_t - \delta_1BZ_t - \delta_1B^2Z_t &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t - Z_{t-1} - \delta_1Z_{t-1} - \delta_1Z_{t-2} &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t = Z_{t-1} + \delta_1Z_{t-1} - \delta_1Z_{t-2} &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t = Z_{t-1} + \delta_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Z_t - Z_{t-1} = \delta_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) &= \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Y_t = \delta_1Z_{t-1} + \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} \\ Y_t = \delta_1Z_{t-1} - \alpha_1\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \\ Z_t = 13.18 - 0,6283Z_{t-1} + 0.999 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned}$$

Langkah yang sama dilakukan dengan data produksi tembakau pada kabupaten lain pada Provinsi Sumatera Utara. Mengestimasi Jumlah Produksi Tembakau Pada Kabupaten di Provinsi Sumatera Utara. Tahap prediksi ramalan dilakukan untuk menentukan produksi tembakau pada Kabupaten di Provinsi Sumatera Utara pada tahun 2022-2026, dengan hasilnya adalah:

**Tabel 6:** Hasil Peramalan Model ARIMA(1,1,1)

Periode	Hasil Peramalan Model ARIMA(1,1,1) Pada Kabupaten				
	Karo	Dairi	Mandailing Natal	Hambalang Hadautan	Pakpak Barat
2022	460.85	166.82	1.78	168	2.22
2023	471.23	166.55	1.22	120.56	2.71
2024	485.12	166.54	1.63	95.44	2.40
2025	499.4	166.54	1.33	96	2.59
2026	515.67	166.54	1.55	120	2.47

Mak dari data yang ada pada Tabel 6, dapat dilihat jumlah produksi tembakau mengalami peningkatan dan penurunan, namun memiliki tren peningkatan. Terdapat perbedaan yang signifikan antara tahun ganjil dan tahun genap. Pada perubahan dari tahun genap menuju tahun ganjil mengalami penurunan dan pada tahun genap mengalami kenaikan kembali. Perbedaan ini dapat menunjukkan adanya perubahan tren produksi tembakau. Dapat dipertimbangkan dalam rencana dan pengelola perkebunan tembakau pastikan adanya tersedia produk tembakau yang memadai untuk kecukupan hasil produksi tembakau.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dari hasil pembahasan tersebut dapat disimpulkan bahwa:

Model time series terbaik pada peramalan jumlah produksi tembakau pada kabupaten di Provinsi Sumatera Utara dari tahun 2010 sampai tahun 2021 menggunakan model ARIMA (1,1,1) dengan persamaan :

$$\text{Kabupaten Karo : } Z_t = 345.42 - 0,9526Z_{t-1} + 0.5532 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\text{Dairi } Z_t = 198.65 + 0,0190Z_{t-1} - 0.9981 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\text{Mandailing Natal } Z_t = 0.46 - 0,7256Z_{t-1} + 0.5884 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\text{Hambalang Hadautan } Z_t = 86.8 - 0,4586Z_{t-1} + 0.9819 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\text{Pakpak Barat } Z_t = 13.18 - 0,6283Z_{t-1} + 0.999 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

Berdasarkan hasil peramalan, terdapat peningkatan signifikan jumlah produksi tembakau yang lebih tinggi pada tahun genap atau dapat dikatakan kenaikan pada 2 tahun berikutnya. Hal ini dapat menjadi acuan bagi para produsen untuk meningkatkan produktifitas pada tahun ganjil untuk memenuhi kebutuhan pasar yang stabil

Didlihat dari prestasi dan dampak pada penelitian ini, peneliti menyarankan bagi pembaca yang tertarik dengan time series, diharapkan dapat melakukan penelitian lebih lanjut tentang peramalan jumlah Produksi Tembakau Pada Kabupaten di Profinsi Sumatea Utara. Serta dapat memahami model peramalan yang lebih baik untuk memprediksi jumlah Produksi di masa mendatang.

## DAFTAR REFERENSI

- Anggraeni, O. J. (2019). Peramalan harga dan permintaan komoditas tembakau di Kabupaten Jember. *Jurnal Ilmiah Inovasi*, 13(1). <https://doi.org/10.25047/jii.v13i1.111>
- Astuti, D. E. W., Supardi, S., Awami, S. N., & Hastuti, D. (2021). Faktor yang mempengaruhi produksi tembakau (*Nicotiana tabacum*) di Kecamatan Sulang Kabupaten Rembang. *Jurnal Social Economic of Agriculture*, 10(1), 1. <https://doi.org/10.26418/j.sea.v10i1.46831>

- Dhamayanti, R., Rohma, M. F., & Zahara, S. (2021). Penggunaan deep learning dengan metode convolutional neural network untuk klasifikasi kualitas sayur kol berdasarkan citra fisik. *SUBMIT: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Sains*, 1(1), 08–15.
- Dianawati, M., & Hamdani, K. K. (2022). Produksi beberapa varietas tembakau lokal pada tanah di Kabupaten Garut. *Jurnal Bioindustri*, 4(2), 1–9.
- Fahrizal, R., Yusuf, M., & Artikel, I. (2021). Klasifikasi virus pada paru-paru dalam gambar X-ray menggunakan convolution neural network. *Jurnal Ilmiah Setrum*, 10(1), 86–94. <https://doi.org/10.36055/setrum.v10i1.11441>
- Hassan, E., Shams, M. Y., Hikal, N. A., & Elmougy, S. (2023). The effect of choosing optimizer algorithms to improve computer vision tasks: A comparative study. *Multimedia Tools and Applications*, 82(11). <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13820-0>
- Hodson, T. O. (2022). Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): When to use them or not. *15*(14), 5481–5487.
- Nugroho, B., Puspaningrum, E. Y., & Munir, M. S. (2021). Kinerja algoritma optimasi root-mean-square propagation dan stochastic gradient descent pada klasifikasi pneumonia Covid-19 menggunakan CNN. *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, 7(3), 420. <https://doi.org/10.26418/jp.v7i3.49172>
- Nur Cahyo, D. D., Fauzi, M. A., Nugroho, J. T., & Kusriani, K. (2023). Analisis perbandingan optimizer pada arsitektur NASNetMobile convolutional neural network untuk klasifikasi ras kucing. *Jurnal Teknologi*, 15(2), 171–177. <https://doi.org/10.34151/jurtek.v15i2.4025>
- Ompusunggu, P. T. (2022). Klasifikasi penyakit tanaman pada daun kentang dengan metode convolutional neural network arsitektur MobileNet. *Jurnal Syntax Fusion*, 2(9), 1–12. <https://doi.org/10.54543/fusion.v2i09.217>
- Rochmawati, N., Hidayati, H. B., Yamasari, Y., Tjahyaningtjas, H. P. A., Yustanti, W., & Prihanto, A. (2021). Analisa learning rate dan batch size pada klasifikasi Covid menggunakan deep learning dengan optimizer Adam. *Journal of Information Engineering and Educational Technology*, 5(2), 44–48. <https://doi.org/10.26740/jieet.v5n2.p44-48>
- Salwa, N., Tatsara, N., Amalia, R., & Zohra, A. F. (2018). Model prediksi liku kalibrasi menggunakan pendekatan jaringan saraf tiruan (JST) (Studi kasus: Sub DAS Siak Hulu). *Journal of Data Analysis*, 1(2011), 21–31. <http://ce.unri.ac.id>
- Setiawan, A. W., Rahman, Y. A., Faisal, A., Siburian, M., Resfita, N., Gifari, M. W., Setiawan, R., Bandung, T., Moeloek, R. A., & Korespondensi, P. (2021). Deteksi malaria berbasis segmentasi warna citra dan pembelajaran mesin. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 8(4), 769–776. <https://doi.org/10.25126/jtiik.202184377>
- Setiawan, Y., Tarno, T., & Kartikasari, P. (2022). Prediksi harga jual kakao dengan metode long short-term memory menggunakan metode optimasi root mean square propagation dan adaptive moment estimation dilengkapi GUI RShiny. *Jurnal Gaussian*, 11(1), 99–107. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v11i1.33994>

- Suharsimi, A. (2006). *Prosedur penelitian suatu pendekatan praktik* (hlm. 134). Rineka Cipta.
- Syafieq, M. A. (2018). Tradisi petani tembakau pada saat musim tembakau di Dusun Lamuk Legok, Desa Legoksari, Kecamatan Tlogomulyo, Kabupaten Temanggung. *Jurnal Pendidikan Sosiologi*, 6(10), 1.
- Zahara, S., Sugianto, & Ilmiddafiq, M. B. (2019). Prediksi indeks harga konsumen menggunakan metode long short term memory (LSTM) berbasis cloud computing. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 3(3), 357–363. <https://doi.org/10.29207/resti.v3i3.1086>
- Zahara, S., Sugianto, & Ilmiddaviq, M. B. (2020). Consumer price index prediction using long short term memory (LSTM) based cloud computing. *Journal of Physics: Conference Series*, 1456(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1456/1/012022>