

BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Peneliti mengumpulkan beberapa penelitian terdahulu yang memiliki kaitan dengan topik harga emas juga metode *ARIMA* dan *Double Exponential Smoothing Holt* yang akan digunakan pada penelitian ini guna mencegah adanya duplikasi pada sebuah penelitian. Penelitian pertama yang meramal harga emas pada masa Covid-19 dengan metode *ARIMA* [8]. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa model *ARIMA*(0,1,1) merupakan model terbaik untuk memprediksi harga emas dunia di masa pandemi. Model tersebut memiliki nilai *MAPE* sebesar 3,70%. Penelitian serupa juga dilakukan yaitu peramalan harga emas dunia [9]. Berdasarkan penelitian tersebut, didapat hasil yang menyatakan bahwa model *ARIMA* terbaik untuk memprediksi harga emas adalah model *ARIMA*(0,1,1) dengan nilai *MAPE* paling kecil yaitu sebesar 11,972%.

Penelitian selanjutnya terkait dalam meramal harga emas produksi PT. Aneka Tambang (ANTAM) menggunakan metode *ARIMA* [10]. Penelitian mendapat model *ARIMA*(4,2,0) untuk peramalan yang memiliki nilai error *MAD* sebesar 6220,55, nilai *MAPE* sebesar 0,6624, nilai *MSE* sebesar 47274070,87, dan nilai *RMSE* sebesar 6875,61.

Penelitian lain mengenai metode *ARIMA* juga dilakukan dengan judul “*ARIMA Model for Accurate Time Series Stocks Forecasting*” [11]. Tujuan penelitian ini berupa membandingkan hasil akurasi model auto *ARIMA* dan dua model *ARIMA* yang akan digunakan dalam memprediksi saham Netflix selama lima tahun terakhir. Hasil penelitian menunjukkan model terbaik dalam peramalan saham Netflix yaitu model *ARIMA*(1,1,33) yang mendapat tingkat akurasi sebesar 99,74%.

Penelitian selanjutnya yang meramalkan harga emas di Indonesia dengan menggunakan *DES Damped Trend* [12]. Hasil penelitian didapat bahwa parameter terbaik terjadi ketika nilai $\alpha = 0,1$ dan $\beta = 0,8$ serta $\phi = 0,8$. Model tersebut menghasilkan harga emas yang akan memiliki tren menurun dengan nilai *MAPE* sebesar 0,49%.

Penelitian lain yaitu melakukan peramalan menggunakan metode *Double Exponential Smoothing* dan hasil peramalan diverifikasi menggunakan grafik pengendali *tracking signal* [13]. Penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan model *DES* terbaik. Berdasarkan hasil penelitian, didapat model *DES Holt* paling baik yang memiliki parameter $\alpha = 0,9$ dan $\beta = 0,1$. Model tersebut menghasilkan nilai *MAPE* sebesar 0,361%.

Penelitian selanjutnya yaitu sebuah pengimplementasian algoritma *Smoothing Time Series Forecasting* pada aplikasi cerdas berbasis *website* prediksi harga emas [14]. Penelitian tersebut membandingkan ketiga algoritma dari *Exponential Smoothing* untuk menentukan model yang paling terbaik. Hasil penelitian didapat bahwa model algoritma *Holt's-Winter's* merupakan model terbaik dari algoritma lainnya dengan nilai *MAPE* sebesar 2,78%.

Penelitian berikutnya merupakan penelitian yang meramalkan permintaan produk atap H pada PT XYZ menggunakan metode *Exponential Smoothing* [15]. Hasil penelitiannya adalah model *Exponential Smoothing* dengan parameter $\alpha = 0,2$ menjadi model terpilih dikarenakan menghasilkan nilai *MAPE* yang lebih kecil dibanding dengan parameter lain yaitu sebesar 31,67%.

Penelitian dengan judul "*Forecasting Of Malaysia Gold Price with Exponential Smoothing*" [16], berfokus pada penggunaan ketiga jenis metode tersebut untuk ditentukan model terbaik diantara model *Single Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing*, dan *Holt-Winters Exponential Smoothing*. Hasil penelitian didapat model terbaik yaitu dari model *Double Exponential Smoothing* dengan nilai *RMSE* sebesar 781,1679.

Penelitian selanjutnya dengan judul "*Comparing The Accuracy Of Holt's And Brown's Double Exponential Smoothing Method In Forecasting The Coal Demand Of Company X*" [17]. Penelitian tersebut dimaksudkan untuk membandingkan metode dari *DES Brown* dan *Holt*. Hasil penelitian didapat bahwa model terbaik yaitu model dari metode *Holt* dengan parameter $\alpha = 0,5876$ dan $\gamma = 0,14754$. Model tersebut memiliki nilai *MAPE* sebesar 5,8157%. Berikut merupakan sepuluh penelitian dari artikel atau jurnal yang menjadi rujukan atau referensi penelitian.

Tabel 2. 1 Penelitian Sebelumnya

No	Peneliti	Judul	Masalah Penelitian	Tujuan Penelitian	Metode	Hasil
1.	Dara Puspita A, Dedi Rosadi, Hermansah, Ahmad Ashril Rizal, 2020 [8]	Prediksi Harga Emas Dunia Di Masa Pandemi Covid-19 Menggunakan Model ARIMA	Diperlukan estimasi harga emas sebagai strategi jual beli untuk memaksimalkan keuntungan.	Untuk menentukan model <i>ARIMA</i> terbaik untuk meramalkan harga emas selama 6 periode yang akan datang.	ARIMA (0,1,1)	Memiliki nilai <i>MAPE</i> sebesar 3,70%.
2.	Moh. Abror G, Akbar Rizki, Berliana A, Kenia M, Raffael J.R.R, Oksi Al Hadi, Nabila G.T.H, Wiwik A.L.N, Andika P.R, Yenni A, 2023 [9]	Aplikasi Model ARIMA Dalam Peramalan Data Harga Emas Dunia Tahun 2010 - 2022	Penurunan nilai indeks saham gabungan mengakibatkan beralihnya dari investasi saham ke emas.	Untuk menentukan model <i>ARIMA</i> terbaik untuk memprediksi harga emas ketika masa pandemi <i>Covid-19</i> .	ARIMA (0,1,1)	Memiliki nilai <i>MAPE</i> sebesar 11,972%.
3.	Lolyta Damora Symbolon, 2022 [10]	Penerapan Model ARIMA Dalam Memprediksi Harga Emas	Diperlukan analisis peramalan harga emas kedepan untuk	Untuk menentukan model peramalan harga emas di tahun 2022 terbaik yang diproduksi oleh PT. Aneka	ARIMA (4,2,0)	Memiliki nilai <i>MAPE</i> = 0,66%, <i>MAD</i> = 6220.55, <i>MSE</i> = 47274070.87,

			meminimalisir kerugian investor.	Tambang (ANTAM) menggunakan metode <i>ARIMA</i> .		dan <i>RMSE</i> = 6875.61.
4.	Shakir Khan, Hela Alghulaiakh, 2020 [11]	<i>ARIMA Model For Accurate Time Series Stocks Forecasting</i>	Bagaimana menerapkan stok <i>Netflix</i> ketika dunia sedang mengalami <i>Covid-19</i> .	Untuk menentukan model <i>ARIMA</i> terbaik dalam meramalkan stok <i>Netflix</i> .	<i>ARIMA</i> (1,1,33)	Memiliki nilai akurasi sebesar 99,74%.
5.	Rizky Fajar Sholeh, Budi Arif Dermawan, Iqbal Maulana, 2021[12]	Peramalan Harga Emas Di Indonesia Menggunakan Algoritma <i>Double Exponential Smoothing Damped Trend</i>	Harga emas yang sewaktu-waktu dapat berubah menyebabkan ketidakpastian harga.	Untuk menguji model <i>DES Damped Trend</i> terbaik untuk memprediksi harga emas.	<i>DES Damped Trend</i>	Memiliki nilai <i>MAPE</i> sebesar 0,49%.
6.	Dyah Puji Habsari H, Ika Purnamasari, Desi Yuniarti, 2020 [13]	Peramalan Menggunakan Metode <i>Double Exponential Smoothing</i> Dan Verifikasi Hasil Peramalan Menggunakan Grafik	Diperlukan analisis dalam data IHK Kalimantan Timur dengan meramal selama 3 bulan kedepan.	Untuk menghasilkan model dari metode <i>DES</i> terbaik berdasarkan grafik pengendali <i>tracking signal</i> .	<i>DES (Brown Method)</i> dan <i>DES (Holt Method)</i> $\alpha=0,9$ dan $\beta=0,1$	Memiliki nilai <i>MAPE</i> lebih kecil yaitu 0,351%.

		Pengendali <i>Tracking Signal</i>				
7.	Muhammad Al-Husaini, Aam Hermansyah, Vega Purwayoga, Hen Hen Lukmana, Delvan Ramadhan, 2022 [14]	Aplikasi Cerdas Berbasis <i>Website</i> Prediksi Harga Emas dengan Implementasi Algoritma <i>Smoothing Time Series Forecasting</i>	Bagaimana merekomendasikan dan memprediksikan untuk penentuan harga emas yang sesuai berdasarkan data waktu yang memiliki sifat berkala.	Untuk mengembangkan aplikasi berbasis website berupa analisis prediksi dengan implementasi algoritma <i>Holt's Winters</i> dengan penghalusan <i>Triple Exponential Smoothing</i> .	<i>SES, DES Holt's Holt's Winter's</i>	<i>Holt's Winter's</i> memiliki nilai <i>MAPE</i> sebesar 2,78%.
8.	Anna Lusiana, Popy Yuliarty, 2020 [15]	Penerapan Metode Peramalan (<i>Forecasting</i>) Pada Permintaan Atap di PT X	Diperlukan suatu metode perhitungan peramalan yang tepat untuk menentukan permintaan pesanan bahan-bahan bangunan yang diproduksi oleh PT. X.	Untuk menentukan metode peramalan terbaik berdasarkan ketiga metode yang digunakan.	<i>Exponent ial Smoothing alpha = 0,2</i>	Memiliki nilai <i>MAPE</i> sebesar 32,67%.
9.	Heidi Airisha A.R, Muhammad Firdaus R.A,	<i>Forecasting Of Malaysia Gold Price With</i>	Bagaimana mendapatkan model terbaik untuk	Untuk menentukan model terbaik antara <i>SES, DES</i> dan <i>Triple</i> atau	<i>SES, DES, Holt-Winters</i>	Model <i>DES</i> memiliki nilai <i>RMSE</i> untuk in-sample

	Muhammad Fahmi S, Nur Amalina S, 2022 [16]	<i>Exponential Smoothing</i>	meramalkan harga emas di Malaysia.	<i>Holt-Winters Exponential Smoothing</i> untuk meramalkan harga emas di Malaysia selama periode 12 bulan ke depan.		sebesar 142.6367 dan untuk out-sample sebesar 174.5417.
10.	Ajeng Rahmawati, Charisma Nur R, Firda Hanna Ismia, Rahmat Nurcahyo, 2021 [17]	<i>Comparing The Accuracy Of Holt's And Brown's Double Exponential Smoothing Method In Forecasting The Coal Demand Of Company X</i>	Perubahan dan ketidakpastian tingkat permintaan batubara membuat pihak perusahaan harus menentukan tingkat produksi secara akurat dalam jangka waktu tertentu.	Untuk memperkirakan permintaan produksi batubara 6 tahun berikutnya di Perusahaan X dengan menggunakan Metode <i>DES Brown</i> dan <i>Holt</i> .	<i>DES Brown's, DES Holt's</i>	Metode <i>DES Holt</i> memiliki nilai <i>MAPE</i> sebesar 5,8157%.

Dari penjabaran Tabel 2.1, dapat disimpulkan bahwa untuk letak persamaan dengan penelitian ini yaitu pada penggunaan variabel penelitian yaitu harga emas. Sedangkan untuk perbedaannya terletak pada metode yang digunakan sebagai perbandingan. Penelitian yang menjadi referensi utama peneliti yaitu penelitian peramalan harga emas pada Tabel nomor 1 [8]. Alasannya, karena model menghasilkan nilai *error* yang cukup baik dan peneliti tertantang untuk membangun model yang lebih baik sehingga peneliti menggunakan metode *ARIMA* dan menambahkan satu metode sebagai perbandingan yaitu metode *Double Exponential Smoothing Holt* guna memprediksi harga emas selama 30 hari ke depan berdasarkan hasil dari prediksi model. Untuk pengukuran metrik akurasi model yang digunakan juga tidak hanya *MAPE* melainkan ada *MAE* dan *RMSE*.

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Investasi dan Emas

Investasi merupakan kegiatan menggunakan sumber daya finansial atau sumber daya lainnya untuk memiliki suatu aset berupa aset finansial (saham, deposito, obligasi) dan aset riil (bangunan, mesin, tanah) di masa sekarang sehingga dapat memperoleh keuntungan di masa depan [18]. Pihak atau pelaku secara perorangan yang melakukan investasi disebut investor. Dengan berinvestasi, para pelaku atau investor bisa mempersiapkan kebutuhan masa depan dengan aman dan berharap dapat meningkatkan pendapatan pada saat ini supaya kedepannya bisa lebih baik. Salah satu bentuk investasi yang sudah dikenal dari dahulu hingga masa sekarang yaitu investasi emas.

Emas merupakan salah satu logam mulia berwarna kuning yang dapat ditempa dan dapat dibentuk yang memiliki nilai tinggi [5]. Sejak zaman dahulu emas sudah menjadi nilai tukar sebelum adanya uang dan juga digunakan sebagai suatu simbol kekayaan berupa perhiasan terutama bagi keluarga kerajaan yang berlangsung secara turun temurun. Pada era sekarang, emas tidak lagi menjadi pilihan utama dalam nilai tukar melainkan dijadikan sebagai bentuk investasi yang dapat memiliki nilai lebih menguntungkan. Investasi emas terdiri dari beberapa jenis berdasarkan karakteristik masing-masing. Investasi emas dapat dibedakan menjadi dua yaitu investasi yang bersifat *real asset* (seperti emas batangan, emas perhiasan, koin emas, dinar emas, emas lokal, dan emas kuno) dan investasi *paper asset* (seperti sertifikat emas, saham perusahaan tambang emas, kontrak emas berjangka, reksa dana emas, *Exchange Trade Funds* emas, dan *Multi Level Marketing* emas) [2]. Harga emas ditentukan berdasarkan beratnya yaitu dengan satuan Troy Ons. Troy Ons merupakan satuan standar yang biasanya digunakan untuk menentukan berat dari beberapa logam mulia termasuk emas. Harga emas yang biasa digunakan dalam penelitian menggunakan harga kontrak berjangka (*futures price*) yaitu harga yang disepakati untuk membeli atau menjual emas yang diperdagangkan di bursa komoditas emas dikarenakan ketersediaan data historis yang mudah diakses. Meskipun dalam penerapannya memiliki kemungkinan yang lebih menguntungkan, berinvestasi emas juga perlu melihat pertimbangan resiko

yang mungkin dapat terjadi seperti harga emas yang sering mengalami fluktuasi naik turun yang tidak menentu sehingga mengakibatkan kerugian buat para pelaku investasi emas. Karenanya, perlu dilakukan sebuah prediksi harga emas dengan harapan dapat menghindari kerugian yang mungkin terjadi sehingga keuntungan pun dapat tercapai.

2.2.2 *Time Series* (Deret Waktu)

Time series atau yang diterjemahkan ke bahasa Indonesia berarti deret waktu. Menurut KBBI, deret memiliki arti susunan teratur yang sama arah, jarak, tinggi, dan tingkatan, sedangkan waktu merupakan seluruh rangkaian suatu proses atau keadaan atau berlangsung. Deret waktu merupakan rangkaian data pengamatan yang didasarkan pada indeks waktu terurut dengan interval waktu yang tetap. Analisis deret waktu merupakan metode faktual yang diterapkan untuk meramalkan struktur probabilistik kondisi yang akan terjadi mendatang dalam menentukan pengambilan keputusan [19].

Data deret waktu adalah jenis data yang dikumpulkan berdasarkan urutan waktu dalam suatu rentang waktu tertentu [20]. Data deret waktu dilakukan analisis dengan tujuan untuk menemukan pola pada kejadian masa lalu yang dapat digunakan dalam meramalkan nilai atau pola di masa depan. Jadi, data runtun waktu merupakan data yang terdiri dari variabel dependen dan independen yang dihubungkan dengan keadaan waktu berupa harian, mingguan, bulanan, atau tahunan.

Pada data deret waktu, terdapat empat pola yaitu horizontal, tren, musiman, dan siklus [21]. Pola horizontal ialah kejadian pada pola data yang tidak terduga dan bersifat acak, tetapi setiap kemunculannya membawa pengaruh fluktuasi dari data runtun. Pola tren terjadi karena adanya peningkatan atau penurunan data dalam jangka panjang. Hal ini dapat dilihat sebagai kemiringan pada seluruh data. Musiman, data dikatakan musiman jika dipengaruhi oleh faktor musiman (jam dalam sehari, minggu, bulan, tahun, dan lain sebagainya). Musiman dapat diamati dengan pola siklus yang bagus dengan frekuensi tetap. Pada data siklus terjadi ketika data menunjukkan naik dan turunnya frekuensi yang tidak tetap. Fluktuasi

ini biasanya disebabkan oleh faktor kondisi perekonomian, dan seringkali dikaitkan dengan siklus bisnis.

2.2.3 *Forecasting* (Peramalan)

Forecasting atau peramalan memiliki kata dasar ramal yang menurut kamus KBBI artinya perkiraan atau menebak-nebak. Metode peramalan adalah algoritma yang memberikan titik perkiraan nilai tunggal yang merupakan nilai prediksi pada periode waktu mendatang [22]. Peramalan adalah sebuah teknik yang digunakan untuk meramalkan suatu nilai pada masa mendatang dengan menggunakan data masa lalu dan data saat ini sebagai hal yang perlu diperhatikan [13].

Peramalan pada suatu penelitian ialah ilmu yang memprediksi atau memperkirakan hasil atau nilai yang akan didapat sebagai alasan untuk mengambil sebuah keputusan di masa yang akan datang. Keputusan yang baik ialah keputusan yang berdasarkan pada pertimbangan yang akan terjadi ketika keputusan itu sedang dilaksanakan [23]. Hasil prediksi bukan merupakan suatu kepastian yang mutlak melainkan sebagai suatu kemungkinan yang ilmiah untuk menentukan keputusan terbaik di masa yang akan datang. Berdasarkan waktunya, peramalan dibagi menjadi tiga bagian [24], antara lain :

1. *Short Term* (Jangka Pendek), peramalan dengan menggunakan data dalam waktu pendek yang sifatnya harian atau mingguan. Contohnya peramalan pembelian material, membuat jadwal kerja dan menugaskan karyawan.
2. *Medium Term* (Jangka Menengah), peramalan dengan menggunakan data dalam waktu menengah yang sifatnya bulanan atau kuartal. Contohnya peramalan untuk merencanakan penjualan, produksi dan tenaga kerja tidak tetap.
3. *Long Term* (Jangka Panjang), peramalan dengan menggunakan data dalam waktu panjang yang sifatnya tahunan. Contohnya peramalan penanaman modal, merencanakan fasilitas dan kegiatan litbang.

Kegiatan peramalan merupakan sebuah bagian yang berperan penting pada suatu proses dalam mengambil keputusan. Dengan adanya proses peramalan, dapat mengurangi ketergantungan pada hal-hal yang belum pasti (intuitif) [25]. Oleh karena itu, untuk menerapkan peramalan pada harga emas bisa diwujudkan

dalam bentuk sebuah penelitian dengan menggunakan beberapa metode statistik yang sudah dikembangkan sekarang.

2.2.4 Model *AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA)*

Metode data runtun waktu *Box-Jenkins (ARIMA)* merupakan salah satu metode peramalan yang pada proses melakukan analisis *ARIMA* akan menggunakan prosedur *Box-Jenkins* yang pada tahap awalnya adalah mengidentifikasi data terlebih dahulu dengan tujuan mengetahui kondisi stasioneritas data dan menjadi asumsi awal yang harus dipenuhi sebelum melakukan uji lanjut [26]. Metode ini memiliki kelebihan yaitu dapat menerima semua jenis model data serta lebih akurat untuk digunakan dalam memprediksi data berjangka pendek dan pada prosesnya hanya dapat dijalankan dengan syarat kondisi data sudah stasioner [27]. Oleh karena itu, diperlukan alat atau *software* bantuan yang dapat melakukan stasioneritas data dan juga visualisasi data. Beberapa *software* seperti *R*, *Minitab*, *SPSS*, *Python*, dan yang lainnya dapat menjadi solusinya. Pada penelitian ini, *Jupyter Notebook Python* dan *Minitab* akan digunakan karena bahasa pemrograman dan *coding* yang disajikan cukup mudah dipahami, termasuk untuk menentukan nilai keakuratan dalam melakukan uji prediksi untuk dataset harga emas pada setiap periodenya.

Hal yang pertama kali perlu diperhatikan dalam penerapan *ARIMA* adalah aspek-aspek *AR (Auto Regressive)* dan *MA (Moving Average)* dari model *ARIMA* hanya berkenaan dengan data deret waktu yang stasioner. Jika tidak, agar data dapat dikatakan stasioner maka perlu dilakukan transformasi. Selain itu, deret waktu 'non-musiman' apa pun yang menunjukkan pola dan bukan *white noise* acak dapat dimodelkan dengan *ARIMA*. Jadi, *ARIMA* adalah algoritma peramalan berdasarkan gagasan bahwa informasi dalam data masa lalu dapat digunakan sendiri untuk memprediksi nilai kedepannya.

1) *Autoregressive (AR)*

Misal model autoregresif dengan ordo p ($AR(p)$) atau model $ARIMA(p,0,0)$, maka persamaan model dapat dinyatakan dalam rumus 2.1 [28].

$$Y_t = \alpha + \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + e_t \quad (2.1)$$

Keterangan :

Y_t = data pada waktu ke t

α = konstanta

Y_{t-p} = lag ke- t

β_p = parameter *AR* ke p

e_t = nilai *error* ketika t

2) *Moving average (MA)*

Misal model *moving average* dengan ordo q ($MA(q)$) atau model $ARIMA(0,0,q)$, maka persamaan model dapat dinyatakan pada rumus 2.2 [28].

$$Y_t = \alpha + e_t - \phi_1 e_{t-1} - \phi_2 e_{t-2} - \dots - \phi_q e_{t-q} \quad (2.2)$$

Keterangan :

Y_t = data pada waktu ke t

α = konstanta

ϕ_q = parameter *MA* ke q

e_{t-q} = nilai *error* ketika $t - q$

3) *Integrated (ARIMA)*

Model *ARIMA* adalah model deret waktu yang dilakukan *differencing* (pembedaan) setidaknya satu kali untuk membuatnya stasioner dan juga merupakan gabungan dua model, yaitu *AR* dan *MA*. Sehingga persamaan model *ARIMA* menjadi seperti 2.3 [28].

$$Y_t = \alpha + \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + e_t - \phi_1 e_{t-1} - \phi_2 e_{t-2} - \dots - \phi_q e_{t-q} \quad (2.3)$$

Keterangan :

Y_t = data pada waktu ke t

α = konstanta

β_p = parameter *AR* ke p

ϕ_q = parameter *MA* ke q

e_t = nilai *error* ketika t

Bentuk umum dari model gabungan yang disebut *ARIMA* dengan orde d ($I(d)$) atau dapat ditulis sebagai model $ARIMA(0,d,0)$. d adalah jumlah *differencing* (pembedaan) yang diperlukan untuk membuat data menjadi stasioner.

4) Tahapan Model ARIMA

Terdapat empat tahapan untuk merumuskan model ARIMA seperti konfigurasi model, estimasi parameter dan uji signifikansi, cek residual, dan pemilihan model.

a. Konfigurasi Model

Konfigurasi model dilakukan dengan mengecek apakah data sudah stasioner atau tidak dan juga menduga parameter sementara. Untuk mengetahui kestasioneran data dapat menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller (ADF)*. Berikut merupakan rumus pengujian ADF untuk *intercept* dengan tren waktu.

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta_t + \gamma Y_{t-1} + \varepsilon \quad (2.4)$$

Keterangan:

ΔY_t	= Perubahan dari variabel Y_t dengan variabel Y_{t-1}
α	= <i>Intercept</i> (konstanta)
β	= Koefisien penghubung tren linier dengan deret waktu
γY_{t-1}	= Koefisien autoregresif
ε	= Nilai residual
t	= Variabel tren

Dengan hipotesis pada pengujian ini adalah:

H_0 = Terdapat akar unit, sehingga tidak stasioner

H_1 = Tidak terdapat akar unit, sehingga stasioner

Nilai *p-value* digunakan untuk menolak atau menerima H_0 . Jika nilai *p-value* $< 0,05$ maka H_0 ditolak dan sebaliknya. Jika H_0 diterima, maka data tidak stasioner. Oleh karena itu, untuk menganalisis deret tidak stasioner, perlu melakukan transformasi pada data agar stasioner dalam varians dan juga pola tren harus dihilangkan agar data dapat stasioner dalam rata-rata. Transformasi *Box-Cox* dan *Differencing* pada data dapat mentransformasi dan menghilangkan pola tren tersebut.

Transformasi *Box-Cox* adalah suatu proses dalam mentransformasi data untuk menjadi data yang terdistribusi normal atau stasioner. Pada transformasi *Box-Cox*, data dapat dinyatakan stasioner jika nilai *rounded value* adalah satu. Berikut merupakan rumus persamaan dari transformasi *Box-Cox*.

$$T(Z_t) = \frac{(Z_t^\lambda - 1)}{\lambda}, \lambda \neq 0 \quad (2.5)$$

Dengan λ merupakan parameter transformasi. Jika data telah stasioner terhadap varian yang ditandai dengan *rounded value*-nya bernilai satu, maka selanjutnya dapat mengecek kestasioneran data terhadap rata-rata dengan menggunakan persamaan 2.4. Jika tidak stasioner dalam rata-rata, maka dapat melakukan proses *differencing* menggunakan persamaan 2.6 [21].

$$X'_t = X_t - BX_t \quad (2.6)$$

Untuk rumus persamaan dari *differencing* pertama yaitu:

$$X'_t = X_t - X_{t-1} \quad (2.7)$$

Keterangan :

X'_t = Nilai data pasca *differencing*

X_t = Nilai data ke-t

BX_t = Orde *differencing*

Differencing adalah suatu proses mentransformasi data ketika t dengan data ketika $t - 1$. *Differencing* atau perbedaan digunakan sebagai bagian dari proses transformasi. Langkah ini dapat dilakukan beberapa kali hingga data menjadi stasioner. Umumnya, paling banyak hanya melakukan perbedaan sebanyak dua kali. Hal tersebut dikarenakan semakin tinggi perbedaan yang dilakukan, maka model yang dihasilkan akan semakin kompleks. Jika data telah stasioner, maka penentuan orde dari model dapat dilakukan dengan mengamati plot ACF dan PACF.

Penentuan nilai ACF pada model $AR(p)$ diidentifikasi dengan plot yang menurun cepat menuju nol secara eksponensial, sedangkan untuk model $MA(q)$ dapat diidentifikasi pada batas atas interval maksimum sampai *lag* ke q dan di bawah batas pada *lag* $> q$. Jadi, ACF merupakan hubungan antara Y_t dengan Y_{t+k} . Untuk rumus persamaan ACF dinyatakan dalam rumus 2.8 [29].

$$\rho_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (2.8)$$

Keterangan :

ρ_k = Nilai korelasi antara Y_t dengan Y_{t+k}

$\hat{\gamma}_k$ = Nilai kovarians antara Y_t dengan Y_{t+k}

$\hat{\gamma}_0$ = Nilai kovarians antara Y_t dengan Y_{t+k}

Untuk penentuan nilai PACF pada model orde $AR(p)$ dan orde $MA(q)$ merupakan kebalikan dari penentuan nilai ACF pada model orde $AR(p)$ dan orde $MA(q)$. Pada model $AR(p)$ dapat dilihat diatas batas interval maksimum sampai lag ke p dan dibawah batas pada $lag > p$, sedangkan pada model $MA(q)$ dilihat dari plot yang turun menuju nol secara eksponensial. Untuk rumus persamaan PACF dapat ditentukan pada persamaan 2.9 dan 2.10 [29].

$$\phi_{k+1,k+1} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^k \phi_{kj} \rho_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \phi_{kj} \rho_j} \quad (2.9)$$

$$\phi_{k+1,j} = \phi_{kj} - \phi_{k+1,k+1} \phi_{k,k+1-j} \quad \text{untuk } j = 1, 2, \dots, k \quad (2.10)$$

Untuk petunjuk dalam pemilihan model $ARIMA$ tanpa dipengaruhi musiman dari pola ACF dan PACF dapat dilihat pada Tabel 3.3 berikut [30].

Tabel 2. 2 Teori ACF Dan PACF

Model ARIMA	Pola ACF	Pola PACF
$AR(p)$	Turun cepat	Terpotong setelah lag ke- p
$MA(q)$	Terpotong setelah lag ke- q	Turun cepat
$AR(p)$ atau $MA(q)$	Terpotong setelah lag ke- q	Terpotong setelah lag ke- p
$ARMA(p,q)$	Turun cepat setelah lag $(q-p)$	Turun cepat setelah lag $(p-q)$

b. Estimasi Parameter Dan Uji Signifikansi

Ketika parameter model $ARIMA$ dugaan telah ditentukan, selanjutnya dapat mengestimasi parameter tersebut. Untuk penaksiran parameter model dapat menggunakan metode *Conditional Least Square (CLS)* [31].

$$Y_t - \mu = \phi_1(Y_{t-1} - \mu) + \alpha_t \quad (2.11)$$

Keterangan :

Y_t = Nilai data periode ke- t

μ = Rata-rata

ϕ_1 = Koefisien model autoregresif

α_t = Nilai *error* pada periode ke- t

Dengan fungsi *Sum of Square (SSE)* sebagai berikut.

$$S(\phi_1, \mu) = \sum_{t=2}^n \alpha_t^2 = \sum_{t=2}^n [(Y_t - \mu) - \phi_1(Y_{t-1} - \mu)]^2 \quad (2.12)$$

Keterangan :

$S(\phi_1, \mu)$ = *Sum Squared Estimate of Error (SSE)*

Y_t = Nilai data periode ke- t

- μ = Rata-rata
 ϕ_1 = Koefisien model autoregresif
 α_t = Nilai *error* pada periode ke- t

Karena $\hat{\mu} = \bar{Y}$, maka untuk meminimumkan *SEE* diturunkan terhadap ϕ sehingga didapat persamaan sebagai berikut.

$$\hat{\phi}_1 = \frac{\sum_{t=2}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-1} - \bar{Y})}{\sum_{t=2}^n (Y_{t-1} - \bar{Y})^2} \quad (2.13)$$

Keterangan :

- $S(\phi_1, \mu)$ = *Sum Squared Estimate of Error (SSE)*
 Y_t = Nilai data periode ke- t
 \bar{Y} = Rata-rata
 $\hat{\phi}_1$ = Koefisien model autoregresif
 n = Jumlah data

Parameter harus diuji hipotesisnya guna mengetahui model telah signifikansi atau tidak. Adapun hipotesis pada pengujian signifikansi parameter yaitu sebagai berikut [29].

$$H_0: \beta_i = 0$$

$$H_1: \beta_i \neq 0, i = 1, \dots, n_p$$

Untuk uji statistik menggunakan statistik uji t dengan persamaan:

$$t = \frac{\beta_i}{SE(\beta_i)} \quad (2.14)$$

Apabila $|t| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-n_p}$ untuk keterangan n sebagai jumlah pengamatan pada data dan n_p sebagai jumlah parameter, maka tolak H_0 sehingga parameter telah signifikan terhadap model.

c. Cek Residual

Cek residual dilakukan setelah pengujian signifikansi parameter model ARIMA dugaan. Pengecekan residual meliputi uji asumsi *white noise* dan syarat berdistribusi normal. Untuk pengujian residual *white noise* dapat menggunakan uji *Ljung-Box* dengan persamaan 2.15 dan hipotesisnya yaitu:

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_k \neq 0, \text{ untuk } k = 1, 2, \dots, k$$

Statistik uji Q:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \quad (2.15)$$

Pada persamaan 2.15, n merupakan jumlah data dan k adalah lag. Hipotesis H_0 menunjukkan bahwa residual memenuhi asumsi *white noise*. Jika uji $Q > p$ value, maka H_0 ditolak sehingga residual tidak memenuhi asumsi *white noise*.

Untuk pengujian residual dengan distribusi normal dapat menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan persamaan 2.16 dan hipotesisnya yaitu:

$H_0 : F(x) = F_0(x)$, semua x (*distribusi normal*)

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$, beberapa x (*tidak distribusi normal*)

Statistik uji:

$$D_{hitung} = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \quad (2.16)$$

Pada persamaan 2.16, \sup merupakan nilai supremum atau maksimum untuk semua x dari selisih mutlak $S(x)$ dan $F_0(x)$, $S(x)$ merupakan fungsi yang dihipotesiskan, dan $F_0(x)$ merupakan fungsi distribusi kumulatif dari data sampel yang digunakan. Jadi, jika $D_{hitung} < D_{\alpha;n}$ (dengan $\alpha = 0.05$), maka gagal tolak H_0 sehingga residual berdistribusi normal. Selain itu, bisa juga menggunakan nilai p value $> \alpha$, maka gagal tolak H_0 sehingga residual berdistribusi normal.

d. Pemilihan Model

Dalam proses pemodelan seringkali menghasilkan jumlah parameter model lebih dari satu. Untuk itu perlu dilakukan pemilihan dari beberapa model tersebut. Pada pemilihan model peramalan perlu diperhatikan beberapa kriteria yang dapat menyatakan bahwa model terpilih merupakan model peramalan terbaik. Model paling baik ialah model yang memiliki nilai *AIC*, *BIC* dan *RMSE* terkecil [32]. Adapun untuk kriteria pemilihan model dapat menggunakan kriteria *AIC* dan *BIC*.

Akaike's Information Criterion (AIC) dan *Bayesian Information Criterion (BIC)* adalah kriteria untuk menentukan keakuratan dan kecocokan model terbaik, serta metode yang efisien untuk mengevaluasi orde p dan q [33]. Berikut merupakan persamaan untuk mengukur *AIC* dan *BIC*.

$$AIC = -2L(\hat{\theta}) + 2p \quad (2.17)$$

$$BIC = -2L(\hat{\theta}) + p \ln(n) \quad (2.18)$$

Keterangan :

$L(\hat{\theta})$ = Nilai *Likelihood*

p = Jumlah parameter yang diestimasi

n = Jumlah data

2.2.5 Model *Double Exponential Smoothing (DES)*

Metode *Double Exponential Smoothing (DES)* digunakan ketika data memiliki karakteristik dengan dipengaruhi tren dan tanpa dipengaruhi musiman. Metode ini dibagi menjadi dua jenis yaitu *DES* dengan satu parameter (*Brown's Linear Method*) dan *DES* dengan dua parameter (*Holt's Method*). Keduanya memiliki perbedaan pada penggunaan pertimbangan komponen yaitu parameter. Penelitian ini akan menggunakan metode *DES* dua parameter (*Holt's Method*).

Double Exponential Smoothing Holt merupakan perluasan dari metode *Single Exponential Smoothing* tetapi dengan dua parameter. Ketika suatu pola tren pada data deret waktu dapat diantisipasi, estimasi level dan tren saat ini akan diperlukan [21]. *Double Exponential Smoothing Holt* tidak menggunakan persamaan penghalusan ganda langsung, melainkan dilakukan penghalusan nilai tren dengan konstanta atau parameter yang berbeda dari parameter yang digunakan pada penghalusan data aktual atau data asli [13]. Parameter penghalusan ini memberikan perkiraan level dan tren yang berubah-ubah seiring waktu dengan adanya pengamatan baru. Salah satu kelebihan teknik *Holt* adalah memberikan banyak manfaat fleksibilitas dalam memilih harga saat level dan tren dilacak. Berikut merupakan persamaan untuk memperkirakan nilai level dari *Double Exponential Smoothing Holt*.

$$L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.19)$$

Keterangan :

L_t = Nilai estimasi level untuk periode t

T_t = Nilai estimasi tren untuk periode t

Y_t = Nilai aktual untuk periode t

α = Konstanta/ parameter penghalusan untuk estimasi level

Untuk memperkirakan nilai tren pada model *Double Exponential Smoothing Holt* dapat menggunakan rumus berikut.

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2.20)$$

Keterangan :

T_t = Nilai estimasi tren setiap periode t

L_t = Nilai estimasi level setiap periode t

β = Konstanta penghalusan untuk estimasi tren

Setelah mendapat nilai estimasi level dan tren, selanjutnya yaitu menentukan prediksi untuk periode ke- p dengan rumus berikut.

$$\hat{Y}_{t+p} = L_t + pT_t \quad (2.21)$$

Keterangan :

\hat{Y}_{t+p} = Nilai prediksi untuk periode p kedepan

L_t = Nilai estimasi level untuk periode t

T_t = Nilai estimasi tren untuk periode t

p = Jumlah periode kedepan yang akan diramal

Pada persamaan 2.19 dapat terlihat bahwa nilai penghalusan pada saat ke- t perlu adanya data aktual ke- t , nilai penghalusan pada periode sebelumnya dan pada nilai tren sebelumnya. Jika sudah diketahui nilai penghalusan ke- t , langkah selanjutnya menghitung nilai tren untuk periode t seperti pada persamaan 2.20. Setelah nilai estimasi level dan tren sudah didapat, maka dapat menggunakan persamaan 2.21 untuk menentukan nilai prediksi untuk periode p kedepannya. Nilai konstanta penghalusan α dan β berperan sebagai faktor pembobotan. Untuk bobot nilai α dan β dapat dipilih secara subyektif dengan melihat ukuran *error* seperti *MSE*. Pada pemilihan bobot yang semakin tinggi, maka perubahan tren akan semakin cepat. Sedangkan ketika memilih bobot yang semakin rendah maka hasil dari pola tren akan semakin lambat [14].

2.2.6 Evaluasi Model

Pengukuran evaluasi pada model merupakan satu hal yang penting dilakukan dalam membangun sebuah model peramalan yang paling terbaik. Berikut merupakan tiga pengukuran evaluasi model yang digunakan untuk melihat besarnya

tingkat keakuratan atau untuk menghitung kesalahan yang didapat dari model peramalan tersebut.

a. Mean Absolute Error (MAE)

Pada pengukuran *MAE*, perhitungan nilai kesalahan (*error*) disebut sebagai nilai rata-rata perbedaan absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual tanpa mempertimbangkan nilai prediksi yang terlalu tinggi atau terlalu rendah. Nilai *MAE* yang kecil menunjukkan kualitas akurasi model peramalan tersebut sangat baik.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t| \quad (2.22)$$

Keterangan :

- Y_t = Nilai aktual setiap periode t
 \hat{Y}_t = Nilai prediksi setiap periode t
 n = Jumlah data

b. Root Mean Squared Error (RMSE)

RMSE merupakan sebuah metode pengukuran dengan mengukur rata-rata berdasarkan nilai prediksi dan nilai aktual yang kemudian diakar kuadratkan. Dengan kata lain, *RMSE* merupakan hasil akar kuadrat dari *MSE*. Kualitas keakuratan model pengukuran ini dapat dilihat berdasarkan nilai *RMSE* yang kecil.

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n}\right) \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \quad (2.23)$$

Keterangan :

- Y_t = Nilai aktual setiap periode t
 \hat{Y}_t = Nilai peramalan/ prediksi setiap periode t
 n = Jumlah data

c. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE merupakan pengukuran dengan cara menghitung rata-rata dari nilai prediksi dan nilai aktual yang direpresentasikan dalam nilai persentase. Dengan kata lain, *MAPE* menghitung berapa rata-rata kesalahan pada nilai prediksi sebagai persentase dari nilai aktual. Jadi, penggunaan pengukuran *MAPE* dilakukan untuk mengetahui seberapa besar nilai akurasi yang didapat dari model.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100\% \quad (2.24)$$

Keterangan :

Y_t = Nilai aktual setiap periode t

\hat{Y}_t = Nilai peramalan setiap periode t

n = Jumlah data