

Forecasting Performance of Double Exponential Smoothing Model and ETS Model for Predicting Crude Oil Prices

Kinerja Peramalan Model *Double Exponential Smoothing* dan Model *ETS* untuk Memprediksi Harga *Crude Oil*

Hari Prapcoyo¹, Mohamad As'ad², Sujito³, Sigit Setyowibowo⁴, Eni Farida⁵

¹ Sistem Informasi, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Yogyakarta, Indonesia

^{2,3,4,5} STMIK PPKIA Pradnya Paramita, Malang Indonesia

^{1*} hari.prapcoyo@upnyk.ac.id, ²asad@stimata.ac.id, ³sujito@stimata.ac.id, ⁴sigit@stimata.ac.id,

⁵eni@stimata.ac.id

*: *Penulis korespondensi (corresponding author)*

Informasi Artikel

Received: October 2022

Revised: May 2023

Accepted: June 2023

Published: June 2023

Keywords: crude oil prices prediction; double exponential smoothing model; ETS

Kata kunci: prediksi harga minyak mentah, model pemulusan eksponensial ganda, ETS

Abstract

Purpose: This study aims to predict the price of monthly crude oil quickly and accurately by using an easy model and with easily available software.

Design/methodology/approach: This study compares the DES-Holts and ETS models to predict price of monthly crude oil.

Findings/result: The results of this study recommend the ETS(M,N,N) model to predict the price of monthly crude oil which produces an accuracy value of RMSE and MAPE of 4.385812 and 6.499007 %, respectively.

Originality/value/state of the art: This study implements the DES_Holt's and ETS models to predict price of monthly crude oil with an RMSE and MAPE forecasting accuracy that has never been done in previous studies.

Abstrak

Tujuan: Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga *crude oil* bulanan secara cepat dan akurat dengan menggunakan model yang mudah dan dengan *software* yang mudah didapat.

Perancangan/metode/pendekatan: Penelitian ini membandingkan model *DES-Holts* dan *ETS* untuk memprediksi harga *crude oil* bulanan.

Hasil: Hasil dari penelitian ini, merekomendari model *ETS(M,N,N)* untuk memprediksi harga *crude oil* bulanan yang menghasilkan nilai akurasi yaitu *RMSE* dan *MAPE* masing-masing sebesar 4.385812 dan 6.499007 %.

Keaslian/ *state of the art*: Penelitian ini mengimplementasikan model *DES_Holt's* dan *ETS* untuk meramalkan harga crude oil bulanan dengan akurasi peramalan *RMSE* dan *MAPE* yang belum pernah dilakukan pada penelitian-penelitian sebelumnya.

1 Pendahuluan

Dalam pasar global salah satu komoditi terpenting adalah *crude oil* (minyak mentah). Minyak mentah mempunyai peran yang sangat signifikan dalam masyarakat baik dari teknologi, ekonomi, politik bahkan kestabilan dunia. Selain sebagai bahan baku (*crude oil*) bahan bakar seperti aftur, bensin, solar, dan aspal, *crude oil* dapat juga sebagai campuran tanah liat untuk memperbaiki struktur tanah lempung yang lunak supaya bisa menstabilkan struktur tanah sebagai jalan tanah [1]. Banyak industri yang mengolah *crude oil* ini mempunyai rantai panjang dari proses riset sampai produksi yang mempunyai pengaruh terhadap permintaan dan pasokan serta perubahan cepat dalam harga. Di negara berkembang seperti Indonesia, dampak kenaikan harga bahan bakar minyak mempunyai efek *domino* atau berantai terhadap industri yang menggunakan komoditas ini. Perkiraan harga minyak menjadi perhatian bagi pemerintah karena memberikan dampak dalam berbagai sektor khususnya bisnis. Tidak linearnya antara harga minyak dipasar juga berdampak terhadap penentuan harga minyak secara akurat [2].

Metode penentuan harga ini juga sangat berkembang mulai dari pendekatan secara manual atau berbasis mekanisme pasar maupun dengan berbagai metode prediksi baik menggunakan *machine learning* maupun *deep learning*. Dalam prediksi harga minyak menggunakan metode *deep learning* untuk melakukan ekstraksi terhadap pola dari teks yang ada dalam media berita dengan *Convolutional Neural Network (CNN)* [2]. *CNN* mencoba untuk mengekstraksi fitur berita sebagai sentimen dan menangkap hubungan dengan perubahan harga. Metode ini mengelompokkan beberapa topik yang berperan untuk menentukan akurasi tinggi dalam prediksi harga minyak. Sedangkan [3] mencoba melakukan perkiraan harga dengan menggunakan *Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD)* dan *Long Short-Term Memory (LSTM)*. *EEMD* digunakan untuk melakukan eksekusi kembali serta melakukan pemutakhiran terhadap hasil dekomposisi harga dari data baru. Kekurangan *EEMD* ini adalah dalam *training* menggunakan data historis kurang menghasilkan prediksi yang bagus. Untuk itu digunakan ekstraksi fitur dari berbagai keadaan dalam data tersebut dengan *LSTM* agar menghasilkan prediksi terhadap pergerakan harga secara langsung. Pendekatan terhadap pemilihan parameter dan strategi dekomposisi satu waktu dilakukan oleh Huang and Deng dengan *Variational Model Decomposition (VMD)* dan *LSTM*. *LSTM* digunakan dengan strategi dekomposisi dengan jendela geser terhadap prediksi baik dalam bentuk bulan maupun harian harga *crude oil* [4]. Metode hibrid yang terdiri dari beberapa langkah atau proses digabung beberapa metode seperti *EEMD*, *VMD* dikombinasikan dengan *Kernel Extreme Learning Machine (KELM)* yang dioptimasi dengan *Particle Swarm Optimization (PSO)* untuk membangun *VMD-RES-EEMD-PSO-KELM* model [5]. Hal sama dilakukan oleh Laiba Sultan Dar *et al.* dengan dua langkah melalui *Average Mutual Information (AMI)* yang digunakan untuk membangun *EEMD* dalam memisahkan dua komponen yaitu stokastik dan deterministik [6]. Dilanjutkan dengan *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* dan *Feedforward Neural Network (FFNN)* untuk menguji terhadap kinerja model mana yang lebih baik. Langkah

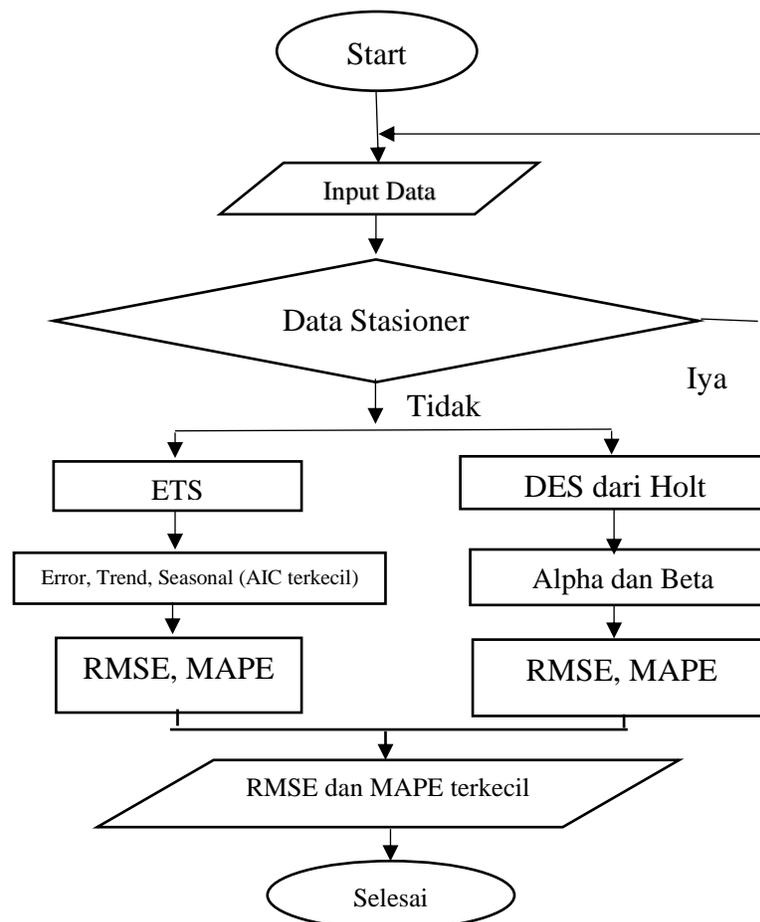
yang sama dengan model berbeda dilakukan oleh Zhao *et al.* dengan melakukan perkiraan terhadap multivariate harga minyak mentah dan model peramalannya diuraikan dan dibangun menggunakan *Multivariate Empirical Mode Decomposition (MEMD)* dan *Sample Entropy (SE)* secara berurutan [7]. Prediksi harga *crude oil* juga dilakukan oleh Herawati dan Junaidy dengan menggunakan gabungan metode *ensemble empirical mode decomposition (EEMD)* dan jaringan syaraf tiruan yang dibandingkan dengan metode *empirical mode decomposition (EMD)* dan jaringan syaraf tiruan dengan hasil penelitian model terbaik adalah model *EEMD*-Jaringan syaraf tiruan dengan nilai *root mean square error (RMSE)* sebesar 0.0330 [8]. Penelitian tentang prediksi harga *crude oil* dengan menggunakan model *time series* yang sederhana tetapi mempunyai akurasi yang tinggi dilakukan oleh Ramzi & Mouloud dengan judul “*Predict Crude Oil Prices in The International Market an Alternative Forecasting Technique*”. Penelitian ini memakai model *double exponensial smoothing* dari *Brown* satu parameter (*DES-B*) dan dari *Holt's* dua parameter (*DES-H*). Hasil menunjukkan bahwa model *DES-H* lebih baik dari model *DES-B* dengan akurasi peramalan *residual sum of squares (RSS)* and *the root-mean-square error (RMSE)*. Nilai *RSS* untuk masing masing adalah 7130 dan 7377, sedangkan *RMSE* nya adalah 4.56 dan 4.63 [9].

Berdasarkan beberapa penelitian yang sudah dilakukan tersebut, dalam penelitian ini untuk membuat perkiraan terhadap harga *crude oil* menggunakan metode *Double Exponential Smoothing (DES)* dan (*Error, Trend, Seasonal (ETS)*). Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga *crude oil* secara cepat dan akurat dengan menggunakan model yang mudah dan dengan *software* yang mudah didapat. Dari uraian penelitian terdahulu dan tujuan penelitian, model yang digunakan adalah *Double Exponential Smoothing (DES)* dari *Holt's* dan model *Exponential Smoothing-State Space* yaitu model *Dekomposisi* dari *Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing* dan *Seasonal Exponential Smoothing*. Model *Single Exponential Smoothing (SES)* dipergunakan untuk data yang berpola stasioner (mempunyai rata-rata dan *error* saja), model *Double Exponential Smoothing (DES)* dipergunakan untuk data yang berpola mengandung *trend* dan model *Triple Exponential Smoothing (TES)* dipergunakan untuk data yang berpola mengandung musiman atau *seasonal*. Dari penjelasan tersebut, model dekomposisi untuk *SES, DES* dan *TES* disingkat menjadi *ETS (Error, Trend, Seasonal)* [10].

Model *ETS* mempunyai kinerja yang lebih baik dari model *SES, DES* dan *TES* pada klas model *exponensial smoothing (ES)*, hal ini dikarenakan model *ETS* merupakan kombinasi dari ketiga model (*SES, DES* dan *TES*) yang sudah terintegrasi dalam model. Model *ETS* mampu mendeteksi pola linier, *trend* dan musiman baik itu secara *aditive* maupun *multiplikative*, sehingga mampu meramalkan lebih akurat dari model *ES* pada umumnya.

2 Metode/Perancangan

Pada penelitian ini tujuannya adalah memprediksi harga *crude oil* dengan model yang mudah dan cepat dengan akurasi yang baik, seperti *model double exponensial smoothing* dari *Holt's* dan model *ETS*. Kerangka penelitiannya dapat digambarkan sebagai berikut.



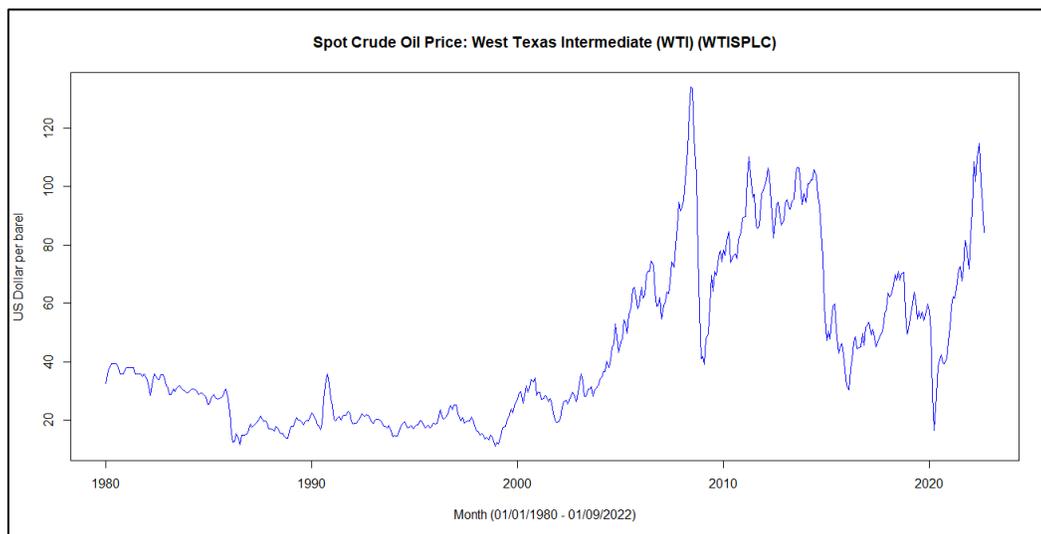
Gambar 1. Kerangka penelitian

Alur kerangka penelitian untuk memprediksi harga *crude oil* dimulai dengan input data dan melakukan uji stasionieritas data. Uji stasionieritas berfungsi untuk menentukan model *exponensial smoothing* yang digunakan. Jika data stasioner digunakan model *SES*. Jika data tidak stasioner digunakan model *DES* dari Holt's dan jika data musiman digunakan model *TES* [11]. Selain meramalkan dengan model *double exponensial smoothing* dari Holt's (*DES-Holt's*) juga meramalkan dengan model *ETS*(*Error, Trend, Seasonal*). Pemilihan model *ETS* digunakan nilai *AIC* (*Akaike Information Criterion*) sebagai seleksi model terbaik di kelasnya. Model *ETS* dengan nilai *AIC* yang terkecil terpilih sebagai model *ETS* yang digunakan dalam meramalkan harga *crude oil*. Selanjutnya pemilihan model *DES-Holt's* dan *ETS* akan digunakan nilai akurasi peramalan *Root Mean Square Error* (*RMSE*) dan *Mean Absolute Percentage Error* (*MAPE*). Nilai *RMSE* dan *MAPE* yang terkecil dari model *DES_Holt's* atau *ETS* yang akan menentukan model yang dipakai sebagai model terbaik yang layak digunakan dalam meramalkan harga *crude oil*.

2.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yaitu data bulanan harga *crude oil* dari bulan Januari tahun 1980 sampai dengan bulan September tahun 2022 yang didownload dari *Fred Economic Data* (*Spot Crude Oil Price: West Texas Intermediate (WTI) (WTISPLC)*) dengan alamat

website : <https://fred.stlouisfed.org/series/WTISPLC>. Berikut tampilan data secara grafik pada Gambar 2.



Gambar 2. Grafik harga crude oil dari bulan Januari 1980 – September 2022

Dari gambar 2, sekilas tentang data mulai tahun 1980 sampai dengan tahun 2000 berfluktuasi. Setelah tahun 2000 sampai tahun 2008 sekitar bulan Maret sampai September harga *crude oil* diatas US\$ 100 dan puncaknya di bulan Juni mengalami kenaikan yang tinggi sekitar US\$ 133,93. Di bulan Februari 2009 harga *crude oil* turun sekitar US\$ 39,16. Harga terendah *crude oil* dari tahun 1980 sampai dengan 2022 terjadi di bulan Desember 1998 sekitar US\$ 11,16 perbare. Sekitar bulan April 2020 harga *crude oil* di harga rendah sekitar US\$ 16,55 perbare. Dari uraian grafik diatas, secara statistik akan dilakukan uji stasioneritas Dicky Fuller untuk menentukan adanya *trend* atau tidak adanya *trend* secara pasti.

2.2 Uji Stasioneritas *Dicky Fuller*

Pada penelitian ini dilakukan uji stasioneritas *Dicky Fuller* untuk mengetahui secara ilmiah adanya *trend* dari data. Uji stasioneritas *Dicky Fuller* mempunyai hipotesis statistik berikut [12]:

$H_0 : \phi = 0$ (data tidak stasioner, terdapat *unit root*)

$H_1 : \phi \neq 0$ (data stasioner, tak terdapat *unit root*)

Statistik ujinya adalah:

$$ADF_t = \frac{\hat{\phi}-1}{SE(\hat{\phi})} \quad (1)$$

Keterangan:

$\hat{\phi}$, adalah penduga parameter pada *error* terkecil dari model *autoregresi* data

$SE(\hat{\phi})$, standar deviasi dari parameter model *autoregresi* data

Keputusan pengujian: jika nilai ADF_t lebih besar dari nilai titik kritis ADF atau nilai *p-value* lebih kecil dari *alpha* (α = tingkat kesalahan yang kita gunakan), maka kesimpulannya terima H_1 .

2.3 Model Double Exponential Smoothing

Model *double exponential smoothing* ada dua yaitu dari *Brown (DES-Brown)* dengan parameter *smoothing* tunggal dan dari *Holt's (DES-Holt's)* dengan *double parameter smoothing*. Kedua model tersebut digunakan untuk model peramalan data yang mengandung *trend* [11]. Penelitian ini menggunakan model *DES* dari *Holt's* untuk meramalkan harga bulanan *crude oil*. Model *DES-Holt's* adalah sebagai berikut [11]:

$$A_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(A_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2)$$

$$T_t = \beta(A_t - A_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (3)$$

$$\hat{Y}_{t+p} = A_t + T_t p \quad (4)$$

Keterangan:

Y_t : true data pada time ke -t, α : koefisien exponential pertama

A_t : nilai pemulusan exponential, β : koefisien exponential kedua

T_t : pendugaan *trend*

2.4 Model ETS

Model ETS (**E**rror, **T**rend, **S**easonal) dikenal juga sebagai model exponential smoothing-state space. Model ETS yang merupakan kombinasi dari model yang mengandung error (E), trend (T), seasonal (S). Error (E) adalah model dari single exponential smoothing (SES). Trend (T) adalah model dari double exponential smoothing (DES). Seasonal (S) adalah model dari triple exponential smoothing (TES). Untuk model error (E) ada 2 kondisi yang ada yaitu additive (A) dan multiplikatif (M). Model trend (T) ada 5 kondisi yaitu none (N), additive (A), additive damped (Ad), multiplikatif (M) dan multiplikatif damped (Md). Yang terakhir model seasonal (S) ada tiga kondisi yaitu none (N), additive (A) dan multiplikative (M). Dari masing-masing model ETS, kombinasinya ada sebanyak 30 model [13]. Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah model yang sesuai kondisi data yaitu model error (E) untuk kondisi A dan M; model trend (T) untuk kondisi N, A dan M; model S untuk kondisi N, A dan M. [14]. Berikut diberikam model matematika untuk beberapa model ETS:

ETS(A, N, N):

$$y_t = l_{t-1} + \varepsilon_t \quad (5)$$

$$l_t = l_{t-1} + \alpha \varepsilon_t \quad (6)$$

ETS(A, Ad, N):

$$y_t = l_{t-1} + \phi b_{t-1} + \varepsilon_t \quad (7)$$

$$l_t = l_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha \varepsilon_t \quad (8)$$

$$b_t = \phi b_{t-1} + \beta \varepsilon_t \quad (9)$$

ETS(M, N, N):

$$y_t = l_{t-1}(1 + \varepsilon_t) \quad (10)$$

$$l_t = l_{t-1}(1 + \alpha \varepsilon_t) \quad (11)$$

ETS(M, A, N):

$$y_t = (l_{t-1} + b_{t-1})(1 + \varepsilon_t) \quad (12)$$

$$l_t = (l_{t-1} + b_{t-1})(1 + \alpha\varepsilon_t) \quad (13)$$

$$b_t = b_{t-1} + \beta(l_{t-1} + b_{t-1})\varepsilon_t \quad (14)$$

ETS(M, M, N):

$$y_t = l_{t-1}b_{t-1}(1 + \varepsilon_t) \quad (15)$$

$$l_t = l_{t-1}b_{t-1}(1 + \alpha\varepsilon_t) \quad (16)$$

$$b_t = b_{t-1}(1 + \beta\varepsilon_t) \quad (17)$$

dimana:

y_t = peramalan baru

l_t = level

b_t = growth

2.5 Akaike Information Criterion (AIC) dan Bayesian Information Criterion (BIC)

Untuk menentukan model terbaik dalam klas model yang sama digunakan *Akaike Information Criterion (AIC)* dan *Bayesian Information Criterion (BIC)*. Nilai *AIC* dan *BIC* dapat dihitung sebagai berikut [10]:

$$AIC = -2 \left(\frac{LL}{T} \right) + \frac{2t_p}{T} \quad (18)$$

$$BIC = -2 LL + k \ln (T) \quad (19)$$

dimana $LL = \log \text{likelihood}$, $t_p = \text{Total Parameters}$, $T = \text{Jumlah Data}$, $k = \text{estimasi parameter model}$. Nilai *AIC* dan *BIC* terkecil dari model tersebut merupakan model terbaik dalam klas model.

2.6 Akurasi Peramalan

Pemilihan model terbaik dari semua model yang digunakan didasarkan pada nilai akurasi peramalan. Nilai akurasi peramalan yang terkecil pada model akan dipilih sebagai model terbaik dari semua model klas dalam penelitian ini. Akurasi peramalan yang digunakan yaitu : *Root Mean Square Error (RMSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. Selanjutnya menghitung akurasi dari model *DES-Holts* dan *ETS* dengan *RMSE* dan *MAPE* untuk membandingkan akurasi dari dua model peramalan tersebut. Nilai *Root Mean Square Error (RMSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* dihitung seperti berikut [15].

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n}} \quad (20)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{e_i}{y_i} \right| \quad (21)$$

MAPE sebagai akurasi peramalan yang di prosentasekan berdasarkan nilai data sebenarnya, sehingga bisa di pakai untuk mengetahui kompetensi (level) akurasi peramalan. Menurut Nabila & Ranggadara, ada 4 Range nilai *MAPE* seperti tabel 1 berikut [16].

Tabel 1. Range nilai MAPE (kompetensi model peramalan)

No	Nilai MAPE	Keterangan
1	< 10 %	Sangat Bagus
2	10 – 20 %	Bagus
3	20 – 50 %	Layak
4	>50 %	Jelek

3 Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menggunakan *software R package statistics* sebagai alat bantu dalam pengolahan data [17]. *Software R package Statistics* ini merupakan *open source program* yang bisa didapat dengan gratis dengan *download* di web : <https://cran.r-project.org/> [18]. Beberapa *library* di *R package* yang dibutuhkan untuk diinstal adalah *library (tseries)* dan *library (forecast)*. Data harga *crude oil* dari Januari 1980 sampai dengan September 2022 didownload dari *Fred Economic Data (Spot Crude Oil Price: West Texas Intermediate (WTI) (WTISPLC))* dan hasil grafiknya disajikan pada gambar 2 diatas.

3.1 Hasil Uji Stasioneritas Dicky Fuller

Data harga *crude oil* yang terlihat grafiknya pada gambar 2 diatas tampak terdapat *trend*, untuk memastikan adanya *trend* tersebut selanjutnya di uji dengan menggunakan uji stasioneritas *Dicky Fuller test*. Hasil ujinya pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Hasil uji stasioneritas *Augmented Dicky Fuller test*

<i>Augmented Dickey-Fuller Test</i>	
data:	data
Dickey-Fuller =	-2.7738, Lag order = 12, p-value = 0.2508
alternative hypothesis:	stationary

Dari Tabel 2 didapat nilai $p\text{-value} = 0.2508 > 0,05$ (taraf kesalahan penelitian yang pada umumnya digunakan sebesar 5% atau 0,05), kesimpulannya terima H_0 (data tidak stasioner). *Model exponential smoothing* yang cocok untuk model yang mengandung *trend* adalah *model double exponential smoothing dari Holt's (DES-Holt's)*.

3.1 Hasil dari Model Double Exponential Smoothing

Hasil perhitungan model *double exponential smoothing (DES)-Holt's* ditampilkan di tabel 3 berikut:

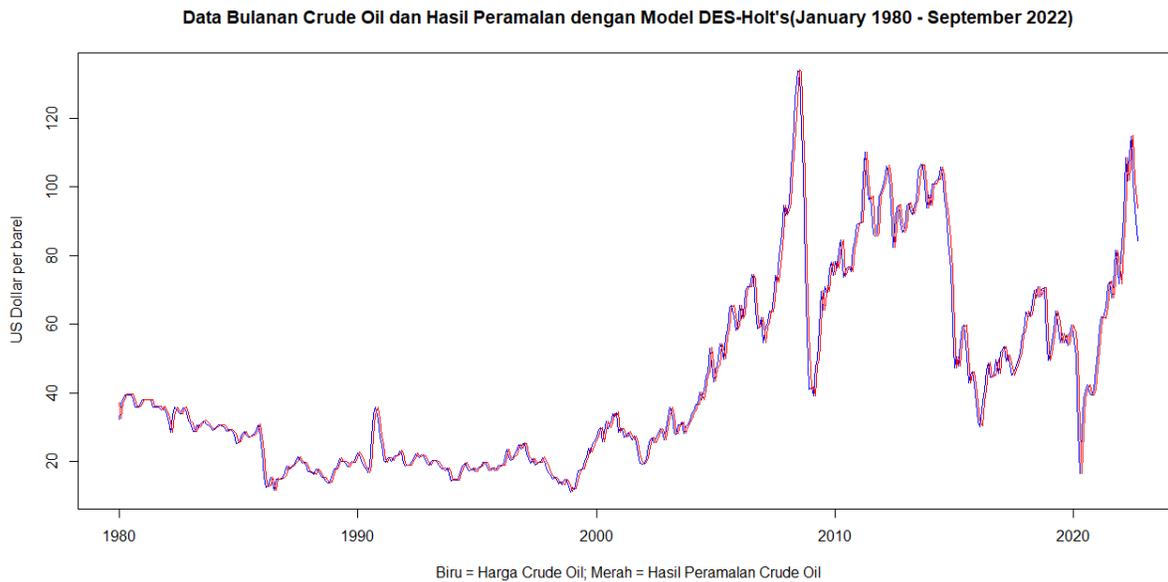
Tabel 3. Hasil perhitungan model *double exponential smoothing (DES)-Holt's*

Model Double Eksponensial Smoothing (DES)		
Smoothing parameters	(α)	0.9999
	(β)	1e-04
AIC		4729.061
BIC		4750.263
RMSE		4.390035
MAPE		6.531842

Dari Tabel 3, nilai parameter penghalusan α sebesar 0,9999 dan β sebesar 1e-04. Model peramalan *double eksponensial smoothing (DES)-Holt's* dapat ditulis seperti berikut:

$$\left. \begin{aligned} A_t &= 0,9999 Y_t + (1 - 0,9999)(A_{t-1} + T_{t-1}) \\ T_t &= 1e - 04 (A_t - A_{t-1}) + (1 - 1e - 04)T_{t-1} \\ \hat{Y}_{t+p} &= A_t + T_t p \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

Grafik hasil ramalan dengan model *double eksponensial smoothing (DES)-Holt's* dan data harga bulanan *crude oil* dari Januari 1980 sampai dengan September 2022 disajikan dalam gambar 3 berikut :



Gambar 3. Grafik Ramalan Model *DES-Holt's* (Merah) dan Data Harga *Crude Oil* (Biru) dari Bulan Januari 1980 – September 2022

Gambar 3 menunjukkan grafik ramalan dan data sebenarnya harga *crude oil* dari bulan Januari 1980 sampai dengan September 2022 yang tampak berhimpit. Nilai akurasi peramalan *RMSE* nya sebesar 4,390035 dan nilai *MAPE* nya sebesar 6,531842 %. Nilai *AIC* nya sebesar 4729.061 dan *BIC* nya sebesar 4750.263.

3.1 Hasil dari Model *ETS*

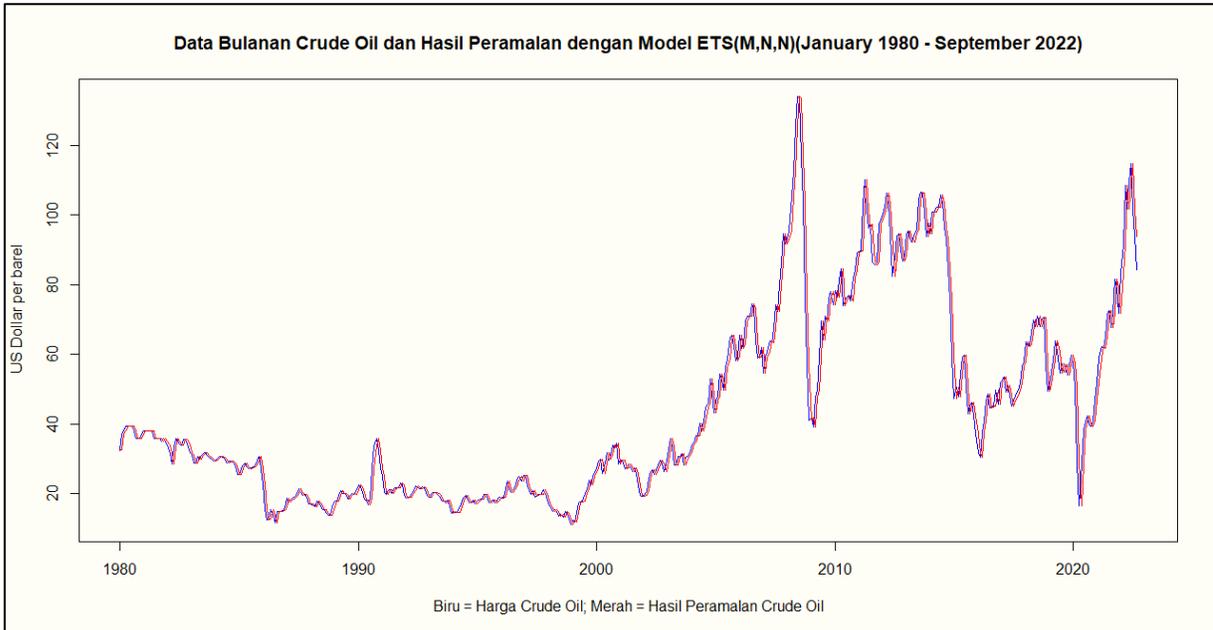
Hasil perhitungan dari tabel 1 menunjukkan data mengandung *trend*. Grafik data *crude oil* pada gambar 2, data *crude oil* tidak mengandung musiman karena tidak ada siklus berulang seperti sinusoidal. Dari hasil analisis awal ini, kemungkinan model *ETS* yang mungkin adalah : *ETS(M,N,N)*, *ETS(A,N,N)*, *ETS(M,M,N)*, *ETS(M,A,N)*, *ETS(A,A,N)*. Hasil *running R package* untuk nilai *parameter* beberapa model *ETS* tersebut ditampilkan pada Tabel 4 berikut ini.

Tabel 4. Hasil running model *ETS* untuk α , β , π , AIC dan BIC

Model	α	β	π	AIC	BIC
<i>ETS(M, N, N)</i>	0.9999	-		4456.144	4468.864
<i>ETS(A, N, N)</i>	0.9999	-		4724.070	4736.791
<i>ETS(M, M, N)</i>	0.9999	1e-04		4461.024	4482.225

$ETS(M, A, N)$	0.9999	1e-04		4456.445	4477.646
$ETS(A, Ad, N)$	0.9999	0.4048	0.8	4695.443	4720.885

Dari Tabel 4, untuk model ETS yang terpilih (terbaik) didasarkan pada nilai AIC dan BIC yang terkecil pada kelas ETS , yaitu model ETS yang tertera pada tabel 4. Nilai AIC dan BIC yang terkecil dari tabel 4 yaitu model $ETS(M, N, N)$ dengan nilainya 4456,144 dan 4468,964. Grafik hasil ramalan dengan model $ETS(M, N, N)$ dan data harga *crude oil* dari Januari 1980 sampai dengan September 2022 disajikan dalam Gambar 4 berikut.



Gambar 4. Grafik Ramalan Model $ETS(M,N,N)$ (Merah) dan Data Harga *Crude Oil* (Biru) dari Bulan Januari 1980 – September 2022

Gambar 4, menunjukkan grafik ramalan dengan model $ETS(M,N,N)$ dan data sebenarnya harga *crude oil* dari bulan Januari 1980 sampai dengan September 2022 yang tampak berhimpit. Nilai akurasi peramalan $RMSE$ nya sebesar 4.385812 dan nilai $MAPE$ nya sebesar 6.499007 %.

3.2 Hasil Perhitungan Akurasi Peramalan

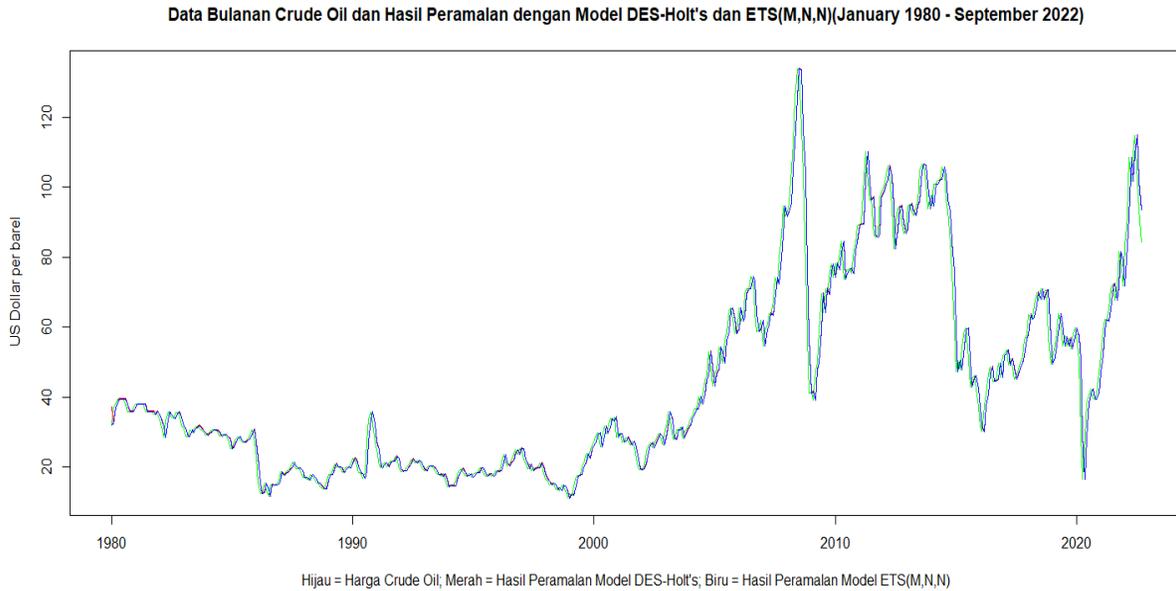
Hasil perhitungan akurasi peramalan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* dan *Root Mean Square Error (RMSE)* untuk model ETS dan $DES-Holt's$ yang terbaik yaitu $ETS(M,N,N)$, disajikan dalam tabel 5 berikut.

Tabel 5. Hasil running nilai $RMSE$ dan $MAPE$ untuk model $DES-Holt's$ dan $ETS(M,N,N)$

Model Peramalan	$RMSE$	$MAPE$
$DES-Holt's$	4.390035	6.531842
$ETS(M,N,N)$	4.385812	6.499007

Model terbaik untuk klas model yang berbeda ($DES-Holt's$ dan ETS) didasarkan pada nilai $RMSE$ dan $MAPE$. Dari tabel 5 dapat disimpulkan nilai $RMSE$ dan $MAPE$ terkecil yaitu model $ETS(M,N,N)$ dengan nilainya 4.385812 dan 6.499007. Menurut kriteria tabel 1, kedua model yaitu $DES-Holt's$ dan ETS mempunyai nilai $MAPE$ kurang dari 10 % yang berarti kompetensi

kedua model sangat baik. Berikut disajikan grafik hasil peramalan model *DES-Holt's*, *ETS(M,N,N)* dan data *crude oil* dari bulan Januari 1980 sampai dengan September 2022 pada gambar 5 berikut.



Gambar 5. Grafik Ramalan Model *DES-Holt's* (Merah), *ETS(M,N,N)* (Biru) dan Data Harga *Crude Oil* (Hijau) dari Bulan Januari 1980 – September 2022

Gambar 5, menunjukkan grafik ramalan dengan model *DES-Holt's*, *ETS(M,N,N)* dan data sebenarnya harga *crude oil* dari bulan Januari 1980 sampai dengan September 2022 yang tampak berhimpit, ini menunjukkan bahwa model peramalan *DES-Holt's* dan *ETS(M,N,N)* hampir sama dan hanya berbeda sedikit saja untuk nilai *RMSE* dan *MAPE* nya. Hasil peramalan tiga periode mendatang (Oktober, November dan Desember) untuk model *DES-Holt's* dan *ETS(M,N,N)* disajikan di tabel 6 berikut.

Tabel 6. Hasil Peramalan 3 Periode Kedepan untuk Model *DES-Holt's* dan *ETS(M,N,N)*

Model Peramalan	Oktober	November	Desember
<i>ETS(M,N,N)</i>	84.26094	84.26094	84.26094
<i>DES-Holt's</i>	84.36090	84.46085	84.56080

Dari Tabel 6, hasil peramalan 3 periode kedepan untuk kedua model tampak berfluktuasi di sekitar nilai US \$ 84 per barel. Nilai ramalan 3 periode kedepan untuk model *ETS(M,N,N)* tampak konstan dengan nilai US \$ 84.26094, hal ini dikarenakan pada model *ETS(M,N,N)* tidak mengandung *trend* dan hanya mengandung pola *error* yang bersifat *multiplikatif (M)*. Untuk model *DES-Holt's* nilai ramalannya selalu meningkat walaupun sedikit, hal ini disebabkan oleh adanya *trend* dalam model seperti persamaan (22).

4 Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini membandingkan antara model *DES-Holt's dan ETS* untuk mencari model yang akurat dan mudah serta simpel untuk dilakukan analisis oleh para *stakeholder* atau pengguna. Hasil dari penelitian ini, merekomendari model *ETS(M,N,N)* untuk memprediksi harga *crude oil* yang menghasilkan nilai akurasi yaitu *RMSE* dan *MAPE* masing-masing sebesar 4.385812 dan 6.499007 %.

Penelitian terahulu untuk model yang sekelas yaitu *eksponensial smoothing* oleh *Ramzi & Mouloud* dengan judul "*Predict Crude Oil Prices in The International Market an Alternative Forecasting Technique*" yang membandingkan model *DES- Brown* dan *DES- Holt's* dan diperoleh model terbaik *DES-Holt's* dengan *RMSE* sebesar 4.56. Pada penelitian ini yaitu membandingkan model *DES-Holt's dan ETS (M,N,N)* diperoleh nilai *RMSE* sebesar 4.390035 dan 4.385812 yang artinya model *ETS (M,N,N)* pada penelitian ini lebih baik dari model *DES-Holt's*

Penggunaan kedua model untuk peramalan disarankan untuk menambahkan data terbaru dalam model, supaya model mengikuti updata data. Disarankan juga untuk meramalkan dalam jangka pendek.

Daftar Pustaka

- [1] H. Purwanto, Adiguna, R.K. Rustam & B.A. Budiarto, " Pemanfaatan Minyak Mentah (Crude Oil) Untuk Meningkatkan Stabilisasi Jalan Tanah Pada Daerah Makarti Jaya Kabupaten Banyuasin", *JURNAL DEFORMASI*, 4(2), pp. 64-72, 2019.
- [2] X. Li, W. Shang, and S. Wang, 'Text-based crude oil price forecasting: A deep learning approach', *International Journal of Forecasting*, 35(4), pp. 1548–1560. 2019
- [3] Y-X. Wu, Q.B. Wu, and J.Q., Zhu. 'Improved EEMD-based crude oil price forecasting using LSTM networks', *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 516, pp. 114–124., 2019.
- [4] Y. Huang, and Y. Deng, 'A new crude oil price forecasting model based on variational mode decomposition', *Knowledge-Based Systems*, 213, p. 106669. 2021
- [5] T. Zhang, *et al.* 'Multi-step-ahead crude oil price forecasting based on two-layer decomposition technique and extreme learning machine optimized by the particle swarm optimization algorithm', *Energy*, 229, p. 120797, 2021
- [6] M.A., Laiba Sultan Dar, *et al.* 'Forecasting crude oil prices volatility by reconstructing EEMD components using ARIMA and FFNN models'. 2022
- [7] Z. Zhao, *et al.* 'A Novel Multivariate Decomposition Ensemble Model with News Text for Crude Oil Price Forecasting', *Available at SSRN 4186710* [Preprint]. 2022
- [8] S. Herawati & A. Djunaidy, "Peramalan Harga Minyak Mentah Menggunakan Gabungan Metode Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) dan Jaringan Syaraf Tiruan", *Jurnal SimanteC*, 4(1), p. 61-69, 2014.
- [9] S.A. Ramzi & H. Mouloud, "Predict Crude Oil Prices in The International Market an Alternative Forecasting Technique", *International Journal of Financial Management (IJFM)*, 5(4), p.23-36, 2016.

- [10] S. Setyowibowo, M. As'ad, Sujito & E. Farida, "Prediksi Indek Harga Konsumen Kota Malang Dengan Model Exponensial Smoothing-State Space", *Jurnal Dinamika Dotcom*, 13(1), p.41-47, 2022.
- [11] S. Makridakis, S.C. Wheelwright & R.J. Hyndman, *Forecasting: Methods and Applications*, John Wiley & Sons, Inc. 1998.
- [12] M. As'ad, Sujito, S. Setyowibowo, "Peramalan Harga Emas Harian dengan Model Hibrida Double Exponensial Smoothing Holt's dan Jaringan Syaraf Tiruan", *Jurnal Ilmiah KOMPUTASI*, 19(1), p.51-58, 2020.
- [13] C. A. Jofipasi, Miftahuddin & Hizir, "Selection for the best ETS (error, trend, seasonal) model to forecast weather in the Aceh Besar District", *The 7th AIC-ICMR on Sciences and Engineering, I O Publising. Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng. 352 012055, 2017*, doi:10.1088/1757-899X/352/1/012055.
- [14] R. J. Hyndman, A. B. Koehler, J. K. Ord & R.D. Snyder, "*Forecasting with Exponential Smoothing the State Space Approach*", Germany: Springer, 2008.
- [15] E. Farida, M. As'ad, Sujito, S.Setyowibowo, "Metode Extrem Learning Machine Untuk Meramalkan Harga Emas Harian Saat Pandemi Covid-19, *Jurnal Ilmiah KOMPUTASI*, 21(1), p.123-131, 2022.
- [16] I. Nabila & I. Ranggadara, "Mean Absolute Percentage Error untuk Evaluasi Hasil Prediksi Komoditas Laut", *Journal of Information System*, 5(2). P. 250-255. 2020, DOI: 10.33633/joins.v5i2.3900
- [17] R. J. Hyndman, Y. Khandakar, "Automatic Time Series Forecasting: The forecast Package for R", *Journal of Statistical Software*, vol. 27, no. 3, 2008.
- [18] <https://cran.r-project.org/>. Accessed 25 January 2022.