Analisis Perbandingan *Holt-Winters* dan *Support Vector Regression* dalam Memprediksi Jumlah Wisatawan Mancanegara

Sandra Yogi F. Simangunsong[1], Amzesmoro Sianturi[2], Arie Satia Dharma[3]
[1,2,3]Prodi S1 Informatika, Fakultas Informatika dan Teknik Elektro, Institut Teknologi Del
Jln. Sisingamangaraja Sitoluama, Laguboti, Tobasa, Sumatera Utara, Indonesia, 22381
[1]ifs16001@students.del.ac.id, [2]ifs16008@students.del.ac.id, [3]ariesatia@del.ac.id

Abstract— **Tourism plays a role as one of the largest economic sectors and is a source of economic growth for the country today. One part is the number of foreign tourists coming to a country through the airport. Predictions of foreign tourists are needed as a comparison with policies that have been made by the airport to overcome the surge of tourists by providing adequate facilities. The method used to predict the number of foreign tourists in this study are Holt-Winters and Support Vector Regression. The Holt-Winters method is used to handle data containing time series, while Support Vector Regression is used to see the effect of each variable on the number of foreign tourists. The Support Vector Regression is divided into two namely Univariate for numerical data which is divided into 4 features in the previous 4 months and Multivariate for data consisting of 4 variables namely hotel occupancy rates, events, inflation, and the USD-IDR exchange rate. After experimenting with these two algorithms, the results show that Holt-Winters is better for predicting the number of foreign tourists because it has the smallest MAPE value of 9,985642626% while Support Vector Regression is 10,64%. Researchers also make a prototype that is in accordance with the procedures of the two algorithms so that it can be used by users to predict the number of foreign tourists.**

Keywords; Number of foreign tourists; Holt-Winters; Support Vector Regression; Univariate; Multivariate

Abstrak— **Pariwisata berperan sebagai salah satu sektor ekonomi terbesar dan menjadi sumber pertumbuhan ekonomi negara saat ini. Salah satu bagiannya adalah jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke suatu negara melalui bandar udara. Prediksi wisatawan mancanegara sangat diperlukan sebagai pembanding dengan kebijakan – kebijakan yang sudah dibuat oleh pihak Bandar Udara untuk mengatasi kelonjakan wisatawan dengan memberikan fasilitas – fasilitas yang memadai. Metode yang digunakan untuk memprediksi jumlah wisatawan mancanegara pada penelitian ini adalah *Holt-Winters* dan *Support Vector Regression*. Metode *Holt-Winters* digunakan untuk menangani data yang mengandung *time series*, sedangkan *Support Vector Regression* digunakan untuk melihat pengaruh setiap variabel terhadap jumlah wisatawan mancanegara. Adapun *Support Vector Regression* terbagi menjadi dua yaitu *Univariate* untuk data numerik yang dibagi menjadi 4 fitur dalam 4 bulan sebelumnya dan *Multivariate* untuk data yang terdiri dari 4 variabel yaitu tingkat hunian hotel, *events*, inflasi, dan nilai tukar USD-IDR. Setelah melakukan eksperimen terhadap kedua algoritma tersebut maka diperoleh hasil bahwa *Holt-Winters* lebih baik untuk memprediksi jumlah wisatawan mancanegara karena memiliki nilai MAPE terkecil yaitu 9,985642626% sedangkan *Support Vector Regression* sebesar 10,64%. Peneliti juga membuat sebuah *prototype* yang sudah sesuai dengan prosedur kedua algoritma agar dapat digunakan oleh *user* untuk memprediksi jumlah wisatawan mancanegara.**

Kata Kunci; Jumlah wisatawan mancanegara; *Holt-Winters*; *Support Vector Regression*; *Univariate*; *Multivariate*

I. PENDAHULUAN

Pariwisata berperan sebagai salah satu sektor ekonomi terbesar dan menjadi sumber pertumbuhan ekonomi negara saat ini. Sama halnya dengan negara lain, sektor pariwisata di Indonesia juga ikut serta dalam pembangunan negara. Keterlibatan pariwisata ditunjukkan melalui masuknya devisa ke kas negara maupun penyerapan tenaga kerja.

Potensi besar inilah yang harus dimanfaatkan suatu negara untuk meningkatkan devisa negara. Perkembangan pariwisata salah satunya ditentukan oleh banyaknya kunjungan wisatawan baik wisatawan nusantara maupun mancanegara. Apalagi dengan adanya empat destinasi pariwisata prioritas di Indonesia yaitu Danau Toba, Borobudur, Labuan Bajo, dan Mandalika lebih mempermudah pemerintah dalam mengembangkan pariwisata karena sudah lebih terencana dan terstruktur.

Bandar Udara Kualanamu merupakan salah satu Bandar Udara di Sumatera Utara yang menjadi pintu masuk dan keluarnya masyarakat dan wisatawan mancanegara, khususnya ke daerah-daerah wisata sekitaran Danau Toba sehingga akan banyak para penumpang yang melakukan perjalanan melalui Bandar Udara ini. Maka prediksi jumlah wisatawan mancanegara sangatlah penting sebagai pembanding dengan kebijakan – kebijakan yang sudah dibuat oleh pihak Bandar Udara Kualanamu untuk mengatasi kelonjakan wisatawan dengan memberikan fasilitas – fasilitas yang memadai.

Penelitian sebelumnya (Andriansyah, 2008) melakukan penelitian tentang faktor yang mempengaruhi jumlah kunjungan wisatawan mancanegara. Adapun faktor – faktor yang mempengaruhi adalah jumlah akomodasi, jumlah biro perjalanan wisata, faktor keamanan, dan nilai tukar riil rupiah terhadap dolar US. Dengan keterbatasan data yang ada, maka peneliti hanya menganalisis faktor tingkat hunian hotel, *events*, inflasi dan kurs mata uang USD-IDR terhadap jumlah wisatawan mancanegara yang datang untuk melihat keterkaitan antar variabelnya.

Penelitian ini ingin menangani faktor – faktor yang mempengaruhi jumlah wisatawan mancanegara dengan

menggunakan dua algoritma yaitu *Holt-Winters* dan *Support Vector Regression*. Metode *Holt-Winters* termasuk kategori model deret waktu (*time series*), sedangkan *Support Vector Regression* termasuk kategori regresi sekaligus *time series* yang merupakan pengembangan dari *Support Vector Machine*. Perbedaannya adalah SVM lebih berfokus ke klasifikasi sedangkan SVR digunakan untuk kasus regresi.

Jadi dengan adanya prediksi menggunakan metode *Holt-Winters* dapat mengatasi data yang mengandung pola musiman, seperti liburan sekolah, tahun baru, liburan musim panas ataupun *event* tahunan suatu daerah yang berpengaruh terhadap peningkatan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara sedangkan *Support Vector Regression* sebagai regresi untuk melihat keterkaitan antar variabelnya.

Pada penelitian ini, peneliti melakukan pembagian *Support Vector Regression* menjadi dua bagian. Bagian pertama adalah *Time Series Univariate Support Vector Regression* untuk melihat keterkaitan antar variabel periode waktu dalam bulan yang memiliki empat *features* yaitu periode waktu empat bulan sebelumnya. Bagian kedua adalah *Time Series Multivariate Support Vector Regression* untuk melihat keterkaitan beberapa variabel seperti tingkat hunian hotel, *events*, inflasi, dan kurs mata uang USD-IDR terhadap variabel jumlah wisatawan mancanegara. Tujuannya untuk melihat pengaruh dari setiap variabel, baik *univariate* dan *multivariate* terhadap jumlah wisatawan mancanegara.

Maka penelitian ini membahas perbandingan algoritma antara *Holt-Winters* dan *Support Vector Regression* dengan masing-masing variabel. Dengan kedua pendekatan yang berbeda, dimana *Holt-Winters* hanya model peramalan biasa, sedangkan *Support Vector Regression* model prediksi yang menggunakan *machine learning*. Maka peneliti ingin melakukan analisis perbandingan kedua algoritma tersebut untuk mengetahui tingkat keakuratannya, menganalisis pengaruh dari setiap variabel, dan menentukan algoritma terbaik berdasarkan model yang diperoleh dalam melakukan prediksi jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Sumatera Utara melalui Bandar Udara Kualanamu. Sehingga di hasil akhir, peneliti dapat menyimpulkan algoritma mana yang terbaik untuk memprediksi jumlah wisatawan mancanegara.

II. METODE PENELITIAN

A. *Preprocessing* Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Sumatera Utara melalui Bandar Udara Kualanamu dari tahun 2011-2019. Data diambil dari *website* https://sumut.bps.go.id dan https://www.kemenparekraf.go.id. Sementara data untuk *Multivariate* SVR seperti tingkat hunian hotel, *events*, inflasi, dan nilai tukar USD-IDR diambil dari *website* https://www.bps.go.id, http://disbudpar.sumutprov.go.id, dan https://id.investing.com. Data disimpan dengan format *.csv*. Data tersebut sebanyak 108 data seperti pada Tabel 1 dan Tabel 2.

Tabel 1. Data Jumlah Wisatawan Mancanegara

Bulan	2011	2012	2013
Januari	12172	15384	14405
Februari	14270	14843	16419
Maret	15600	19228	17932
April	14998	16383	15011
Mei	16648	18074	20659
Juni	15979	16634	20729
Juli	17646	15851	15677
Agustus	13255	14767	16275
September	14517	16585	18307
Oktober	15392	15285	17404
November	19907	21112	24784
Desember	22296	21699	27948

Keterangan:
Bulan : Periode waktu
Tahun : Jumlah wisatawan mancanegara

Tabel 2. Data Pengaruh Variabel terhadap Jumlah Wisatawan Mancanegara

No	Bulan Tahun	Tingkat Hunian Hotel (%)	Events	Inflasi	USD - Rupiah	Jumlah Wisatawan
1	January 2011	42,57	0	0,89	9048	12172
2	February 2011	44,49	0	0,13	8821,5	14270
3	March 2011	44,81	0	-0,32	8707,5	15600
4	April 2011	43,31	0	-0,31	8564	14998
5	May 2011	44,52	0	0,12	8535,5	16648
6	June 2011	43,8	0	0,55	8576,5	15979
7	July 2011	45	0	0,67	8500	17646
8	August 2011	34,2	0	0,93	8533	13225

Data untuk *Support Vector Regression* harus melalui tahap *preprocessing* data seperti normalisasi. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah *Holt-Winters* dan *Support Vector Regression*. Berikut penjelasannya,

B. Metode *Holt-Winters Multiplicative*

Model *Holt-Winters Multiplicative* merupakan pengembangan dari *model Winter Exponential Smoothing* yang diterapkan untuk data musiman, dengan asumsi bahwa setiap komponen (*smoothing* data, musiman, dan *trend*) saling dikalikan sehingga menghasilkan data yang lebih aktif. *Holt Exponential Smoothing* melakukan *smoothing* pada pola *trend* menggunakan parameter yang berbeda dari data asli (M.A, 2017).

Secara umum, persamaan metode ini adalah sebagai berikut (Hyndman & Athanasopoulos, 2018)

Smoothing keseluruhan:

$$S_t = \alpha \frac{X_t}{1_{t-L}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + B_{t-1}) \quad (1)$$

Trend Smoothing:

$$B_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)B_{t-1} \quad (2)$$

Pola Musiman: (3)

$$l_t = \gamma(\frac{X_t}{S_t}) + (1 - \gamma)l_{t-L}$$

Nilai Prediksi:

$$F_{t+m} = (S_t + B_t m)l_{t-L+m} \quad (4)$$

C. Metode *Holt-Winters Additive*

Model *Holt-Winters Additive* dikembangkan dari model *Winter Exponential Smoothing* dan diterapkan untuk data musiman (Aziz, 2017). Model ini mengansumsikan bahwa *time series* terdiri dari siklus *trend* dan musiman linear.

Secara umum, persamaan metode ini adalah sebagai berikut (Hyndman & Athanasopoulos, 2018)

Smoothing keseluruhan:

$$S_t = \alpha(X_t - l_{t-L}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + B_{t-1}) \quad (5)$$

Trend Smoothing:

$$B_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)B_{t-1} \quad (6)$$

Pola Musiman:

$$l_t = \gamma(X_t - S_t) + (1 - \gamma)l_{t-L} \quad (7)$$

Nilai prediksi periode berikutnya:

$$F_{t+m} = S_t + B_t m + l_{t-L+m} \quad (8)$$

Keterangan:

S_{t-1}	: *Smoothing* keseluruhan periode sebelumnya (t – 1)
B_{t-1}	: *Trend Smoothing* pada periode sebelumnya (t – 1)
L_{t-L}	: *Smoothing* musiman pada periode ke – L
X_t	: Data aktual pada periode ke – t
α, β, γ	: Parameter dengan nilai $0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1$
L	: Panjang musiman
t	: Panjang musim
m	: Jumlah periode peramalan

D. Metode *Support Vector Regression*

Support Vector Regression (SVR) adalah model regresi yang merupakan pengembangan dari SVM. Algoritma SVR menghasilkan *output* berupa bilangan riil atau kontinu. *Support Vector Regression* mampu mengatasi masalah *overfiting* dengan cara meminimalkan batas atas dari *generalization error*. Tujuan algoritma ini adalah menemukan suatu garis pemisah atau yang disebut *hyperplane* terbaik. *Hyperplane* terbaik dapat ditemukan dengan cara mengukur margin *hyperplane*nya. Margin adalah jarak antara *hyperplane* dengan *pattern* terdekat. *Pattern* yang paling dekat dari margin ini disebut sebagai *Support Vector* (Lumbantobing & Pasaribu, 2018).

Berikut persamaan metode *Support Vector Regression* untuk kasus data linear dan non-linear:

- Linear Function

$$f(x) = w.x + b \quad (9)$$

Dimana,

w	: vektor pembobot
x	: vektor input berupa data
b	: nilai bias

- Non-Linear Function (Caraka, et al., 2017)

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (10)$$

Dimana,

$\boldsymbol{w}$	: vektor pembobot
$\boldsymbol{\varphi(x)}$	: fungsi yang memetakan x pada suatu dimensi
$\boldsymbol{b}$	: nilai bias

Persamaan kernel yang digunakan:

$$K(x_i, x) = \exp\left(\frac{-\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

Berikut ini langkah – langkah pengerjaan algoritma SVR dengan menggunakan metode *Sequential Algorithm* yang dikembangkan oleh (Vijayakumar & Wu, February 1999).

1. Inisialisasi $\alpha_i = 0$ dan $\alpha_i^* = 0$ dan melakukan inisialiasi parameter SVR yang akan digunakan yaitu: *coefisien learning rate* (cLR), kompleksitas atau *cost* (C), epsilon (ε), lamda atau variabel skalar (λ), sigma (σ), serta jumlah iterasi maksimum.
2. Menghitung Matriks Hessian

$$R_{ij} = K(x_i, x_j) + \lambda^2 \quad (12)$$

3. Melakukan perhitungan *sequential learning*.
4. Melakukan proses *looping* (proses pengulangan) pada proses *sequential learning* pada langkah ketiga sampai iterasi maksimum (nilai yang telah diinisialisasikan diawal) telah mecapai konvergen atau proses *looping* sudah berhenti dengan syarat $max(|\delta\alpha_i^*|) < \varepsilon$ dan $max(|\delta\alpha_i|) < \varepsilon$.
5. Melakukan perhitungan fungsi regresi dengan persamaan berikut:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{l} (\alpha_i^* - \alpha_i)(K(x_i, x_j) + \lambda^2) \quad (13)$$

6. Melalukan perhitungan nilai *error* dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Sebelum memproses data menggunakan algoritma *Support Vector Regression*, maka data harus dinormalisasi terlebih dahulu. Berikut penjelasannya:

- Normalisasi

Normalisasi adalah sebuah teknik yang digunakan dalam penskalaan atau sebuah tahap dalam *preprocessing*. Dalam melakukan normalisasi, akan

ditemukan rentang baru yang dapat membantu peneliti dalam melakukan peramalan atau prediksi. Terdapat beberapa teknik normalisasi yang ada seperti Min – Max, Zscore and Decimal Scaling (S. Gopal Krishna Patro, 2015).

$$A' = \left(\frac{A - minvalueofA}{maxvalueofA - minvalueofA}\right) * (D - C) + C \quad (14)$$

Dimana,

A' : berisi data Min – Max yang sudah dinormalisasi

C, D : batas yang sudah ditentukan

$$X_i = \left(\frac{X_0 - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}\right) \quad (15)$$

Dimana,

X_i : nilai data ke – *i* yang dinormalisasi

X_0 : nilai data yang sebenarnya pada dataset

X_{min} : nilai terkecil pada dataset

X_{max} : nilai terbesar pada dataset

Setelah data selesai diproses menggunakan *Support Vector Regression*, maka nilai hasil dari pemrosesan tersebut harus dikembalikan ke bentuk aslinya menggunakan denormalisasi. Berikut penjelasannya,

- Denormalisasi

Denormalisasi pada data adalah teknik yang digunakan dalam mengembalikan nilai yang telah dinormalisasi sebelumnya ke bentuk aslinya. Berikut adalah persamaan pada proses denormalisasi data (Sembring & Ginting, 2019)

$$Y_i = X_n * (X_{max} - X_{min}) + X_{min} \quad (16)$$

Dimana,

Y_i : nilai akhir ke – *i*

X_n : nilai yang telah dinormalisasi

X_{max} : nilai maximum

X_{min} : nilai minimum

E. Ketepatan Model Prediksi

Hasil dari suatu prediksi tidak dapat dipastikan keakuratannya. Terdapat situasi dimana proses prediksi memiliki perbedaan dari nilai aktualnya. Beberapa faktor yang menyebabkan terjadinya kesalahan hasil prediksi adalah *outlier*, komponen musiman dan *trend*, atau komponen siklus yang mungkin terdapat pada deret data yang membuat metode tidak tepat digunakan.

Salah satu cara untuk mengetahui seberapa baiknya prediksi yang dilakukan adalah dengan menghitung nilai MAPE.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan perhitungan yang menunjukkan nilai absolut rata – rata perbedaan antara nilai aktual dan nilai prediksi. Hasil peramalan dikatakan semakin akurat jika nilai MAPE semakin kecil.

Rumus MAPE (Nugroho, et al., 2015):

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} \left|\frac{x_t - f_t}{x_t}\right|}{n} X\ 100\% \quad (17)$$

Dimana,

n : jumlah sampel

x_t : nilai aktual indeks pada periode ke – t

f_t : nilai prediksi indeks pada periode ke – t

III. Hasil dan Pembahasan

A. *Holt-Winters*

Pada percobaan *Holt-Winters* dilakukan 3 kali eksperimen dengan masing-masing iterasi 3, 5, 10, 15, 20, dan 50 untuk mendapatkan nilai parameter α, β, dan γ terbaik berdasarkan nilai MAPE terkecil.

Eksperimen pertama dilakukan dengan nilai parameter α, β, dan γ diacak secara random dari rentang 0-1. Diperoleh kesimpulan,

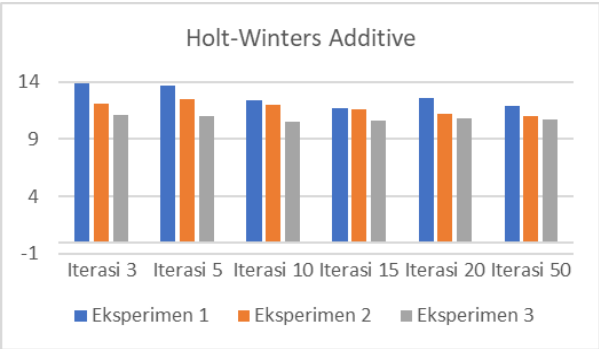
1. Nilai alpha (α) dari 3, 5, 10, 15, 20 iterasi menghasilkan nilai lebih besar dari 0,5 dan 50 iterasi menghasilkan nilai lebih kecil dari 0,5
2. Nilai beta (β) lebih kecil dari 0,5
3. Nilai gamma (γ) lebih besar dari 0,5

Eksperimen kedua dilakukan berdasarkan nilai parameter pada percobaan pertama, dengan membandingkan error terkecil di setiap iterasi, diperoleh

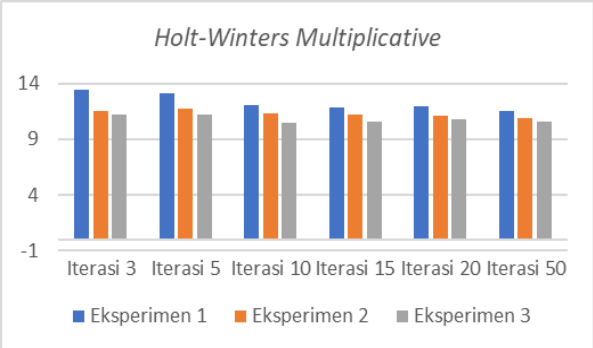
1. Nilai alpha (α) lebih kecil dari 0,5
2. Nilai beta (β) lebih kecil dari 0,5
3. Nilai gamma (γ) lebih besar dari 0,5

Setelah mendapat nilai parameter tersebut, selanjutnya melakukan eksperimen ketiga untuk memperoleh nilai parameter yang tetap, diperoleh

1. Nilai alpha (α) lebih kecil dari 0,5
2. Nilai beta (β) lebih kecil dari 0,5
3. Nilai gamma (γ) lebih besar dari 0,5



Gambar 1. Grafik Eksperimen *Holt-Winters Additive*



Gambar 2. Grafik Eksperimen *Holt-Winters Multiplicative*

Gambar 1 dan gambar 2 menunjukkan bahwa eksperimen mempengaruhi nilai MAPE yang dihasilkan,

dimana semakin banyak eksperimen yang dilakukan maka nilai MAPE semakin kecil. Terlihat bahwa nilai MAPE terkecil terdapat pada ekperimen ketiga.

Sedangkan untuk jumlah iterasi belum tentu memperkecil nilai MAPE. Pada percobaan yang telah dilakukan, terlihat bahwa iterasi 10 yang menghasilkan nilai MAPE terkecil.

Pada eksperimen *Holt-Winters* menggunakan data keseluruhan dari tahun 2011-2019 diperoleh nilai MAPE terkecil pada model *Multiplicative* sebesar 10,4313145457009 dengan nilai α = 0,241, β = 0,001, dan γ = 0,724. Berikut perbandingan data *test* prediksi 2019 dengan data aktual 2019,

Tabel 3. Perbandingan Data Prediksi dan Data Aktual 2019

Bulan	Data Aktual	Data Prediksi
Januari 2019	16253	15064,01
Februari 2019	21815	16708,22
Maret 2019	21129	21816,17
April 2019	21613	18727,70
Mei 2019	15573	17475,03
Juni 2019	18935	19266,97
Juli 2019	20929	22721,79
Agustus 2019	24623	23547,88
September 2019	18913	19993,39
Oktober 2019	21518	17957,25
November 2019	20798	24129,14
Desember 2019	22431	23995,94

Berikut prediksi jumlah wisatawan mancanegara untuk 12 bulan berikutnya,

Tabel 4. Hasil Prediksi *Holt-Winters* Tahun 2020

Bulan	Prediksi
Januari 2020	17581,59
Februari 2020	21219,21
Maret 2020	21922,85
April 2020	20872,35
Mei 2020	16294,86
Juni 2020	19468,10
Juli 2020	22244,57
Agustus 2020	25192,51
September 2020	20020,64
Oktober 2020	20733,78
November 2020	22193,71
Desember 2020	23869,56

Percobaan *splitting* data pada *Holt-Winters* diperoleh hasil bahwa *splitting* data 90:10 yang menghasilkan nilai MAPE terkecil dengan nilai MAPE data *train* sebesar 10,45852837 dan nilai MAPE data *test* sebesar 9,985642626. Berikut perbandingan data *test* prediksi 2019 dengan data aktual 2019,

Tabel 5. Perbandingan Data Prediksi dan Data Aktual 2019 dengan *Splitting* Data

Bulan	Data Aktual	Data Prediksi
Januari 2019	16253	15759,78
Februari 2019	21815	18066,54
Maret 2019	21129	23027,72
April 2019	21613	19519,47
Mei 2019	15573	16214,86
Juni 2019	18935	19693,86
Juli 2019	20929	23792,49
Agustus 2019	24623	24629,21
September 2019	18913	20829,53
Oktober 2019	21518	16364,00
November 2019	20798	23504,71
Desember 2019	22431	21384,34

Adapun prediksi jumlah wisatawan mancanegara untuk 12 bulan berikutnya adalah sebagai berikut,

Tabel 6. Hasil Prediksi *Holt-Winters* Tahun 2020 dengan *Splitting* Data

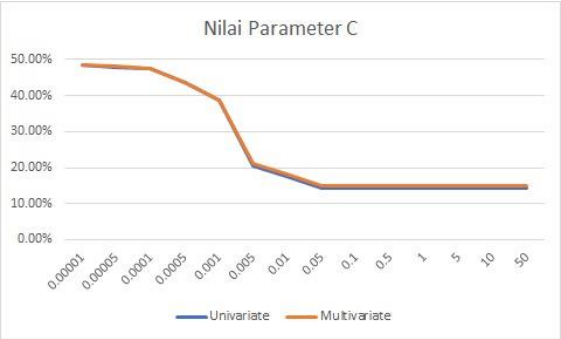
Bulan	Prediksi
Januari 2020	17701,82
Februari 2020	21520,49
Maret 2020	22316,22
April 2020	21301,06
Mei 2020	15830,03
Juni 2020	19240,93
Juli 2020	22207,69
Agustus 2020	25147,17
September 2020	20141,85
Oktober 2020	19866,74
November 2020	21287,76
Desember 2020	21724,98

Jadi berdasarkan eksperimen *Holt-Winters* menggunakan data keseluruhan dari tahun 2011-2019 dengan *splitting* data diperoleh model terbaik menggunakan *splitting* data 90:10 karena data *test*-nya memiliki nilai MAPE terkecil. Hal ini dipengaruhi penggunaan data *test* dari tahun 2018-2019 memiliki periode waktu yang lebih sedikit yaitu 2 tahun dan perbandingan nilai prediksi dengan nilai aktual yang tidak berbeda jauh.

B. *Support Vector Regression*

Untuk memperoleh nilai parameter terbaik, maka sebelumnya harus menginialisasi nilai parameternya. Peneliti menganalisa berdasarkan *range* yang sudah peneliti tentukan yaitu 0,00001 s/d 50 untuk setiap parameter SVR dan *range* 3 s/d 250 untuk iterasi. Berikut hasil nilai parameter terbaik yang diperoleh,

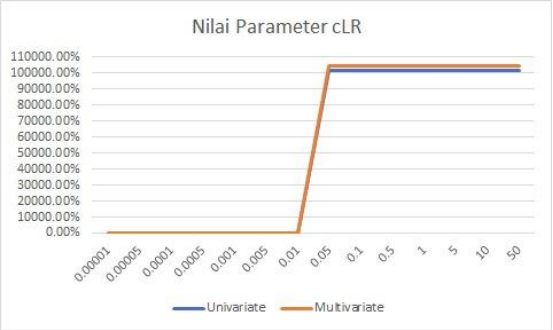
1. Ekperimen Nilai Parameter C



Gambar 3. Grafik Eksperimen Parameter C

Grafik pada Gambar 3 menunjukkan bahwa semakin besar nilai parameter C maka semakin kecil nilai MAPE yang diperoleh. Nilai parameter C terbaik berada pada *range* nilai 0,5 s/d 50 berdasarkan *range* yang sudah peneliti tentukan.

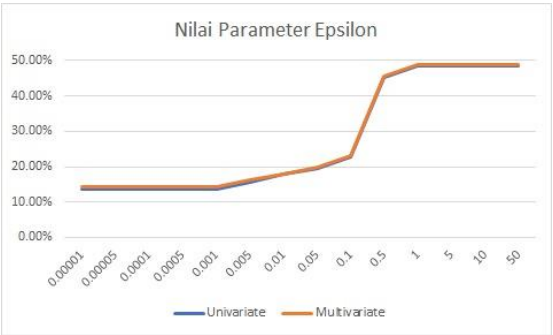
2. Eksperimen Nilai Parameter cLR



Gambar 4. Grafik Eksperimen Parameter cLR

Grafik pada Gambar 4 menunjukkan bahwa semakin besar nilai parameter cLR maka semakin besar nilai MAPE yang diperoleh, namun semakin kecil nilai parameter cLR belum memastikan akan menghasilkan nilai MAPE yang kecil. Nilai parameter cLR terbaik yaitu 0,01 berdasarkan *range* yang sudah peneliti tentukan.

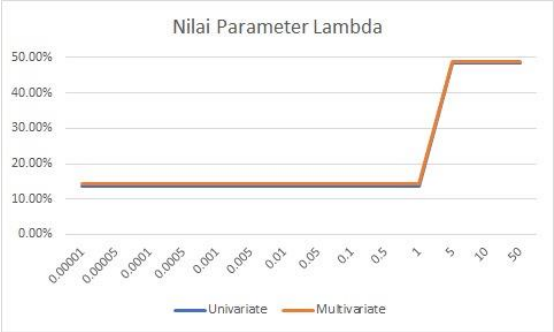
3. Ekperimen Nilai Parameter Epsilon



Gambar 5. Grafik Eksperimen Parameter Epsilon

Grafik pada Gambar 5 menunjukkan bahwa semakin besar nilai parameter epsilon maka semakin besar nilai MAPE yang diperoleh, namun semakin kecil nilai parameter epsilon belum memastikan akan menghasilkan nilai MAPE yang kecil. Nilai parameter epsilon terbaik yaitu 0,001 berdasarkan *range* yang sudah peneliti tentukan.

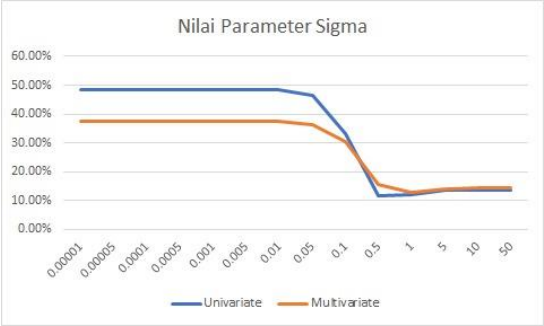
4. Ekperimen Nilai Parameter Lambda



Gambar 6. Grafik Eksperimen Parameter Lambda

Grafik pada Gambar 6 menunjukkan bahwa semakin kecil nilai parameter lambda maka semakin kecil nilai MAPE yang diperoleh. Nilai parameter lambda terbaik untuk *Univariate* sebesar 0,00001 s/d 0,01, sedangkan untuk *Multivariate* sebesar 0,00001 s/d 0,1 berdasarkan *range* yang sudah peneliti tentukan.

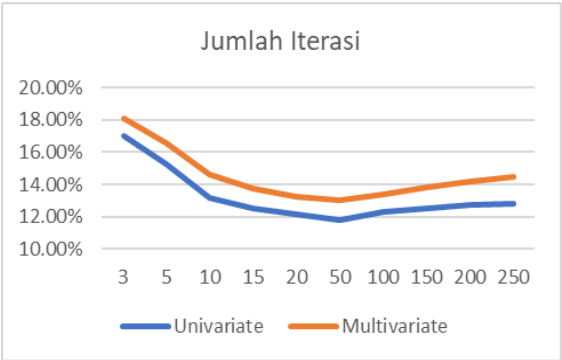
5. Eksperimen Nilai Parameter Sigma



Gambar 7. Grafik Eksperimen Parameter Sigma

Grafik pada Gambar 7 menunjukkan bahwa semakin kecil nilai parameter sigma maka semakin besar nilai MAPE yang diperoleh, namun semakin besar nilai parameter sigma belum memastikan akan menghasilkan nilai MAPE yang kecil. Dimana nilai parameter sigma terbaik untuk *Univariate* sebesar 0,5 sedangkan untuk *Multivariate* sebesar 1 berdasarkan *range* yang sudah peneliti tentukan.

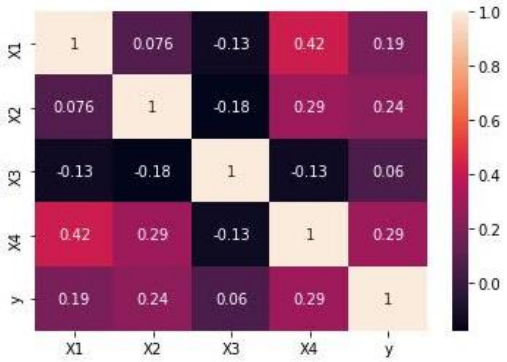
6. Eksperimen Nilai Jumlah Iterasi



Gambar 8. Grafik Eksperimen Jumlah Iterasi

Grafik pada Gambar 8 menunjukkan bahwa jumlah iterasi yang kecil cenderung menghasilkan nilai MAPE yang lebih besar, dimana iterasi terbaik sebesar 50 karena menghasilkan nilai MAPE yang lebih kecil. Hal ini karena adanya kondisi pengecekan pada *Support Vector Regression* yaitu $max(|\delta\alpha^*|) < \varepsilon$ dan $max(|\delta\alpha|) < \varepsilon$.

7. Hubungan Variabel Independen terhadap Variabel Dependen



Gambar 9. Hubungan Variabel Independen terhadap Variabel Dependen

Gambar 9 menunjukkan hubungan variabel independen yaitu tingkat hunian hotel (X1), *events* (X2), inflasi (X3), dan nilai tukar USD-IDR (X4) terhadap variabel dependen jumlah wisatawan mancanegara (y). Terlihat bahwa variabel nilai tukar USD-IDR (X4) yang berpengaruh besar terhadap jumlah wisatawan mancanegara (y). Secara keseluruhan hubungan variabel masih tergolong kecil, sehingga perlu diperhatikan pemilihan variabel untuk selanjutnya.

8. Berdasarkan eksperimen yang dilakukan peneliti, untuk memperoleh nilai error yang kecil diperlukan nilai *tuning-parameter* yang tepat sehingga dapat melakukan prediksi dengan baik.
9. Dari percobaan yang sudah dilakukan peneliti, maka diperoleh nilai parameter untuk:

   a. Univariate Support Vector Regression

   Nilai parameter di bawah ini diperoleh dari hasil ekperimen yang dilakukan peneliti. Dengan menggunakan parameter di bawah ini, diperoleh nilai MAPE *Univariate* SVR terkecil sebesar 10,64%.

Tabel 7. Nilai Parameter *Univariate* SVR

No	Parameter	Nilai
1	cLR	0,01
2	C	0,5-50
3	epsilon	0,001
4	lambda	0,00001-0,01
5	sigma	0,5
6	jumlah iterasi	50
7	rasio data	90:10

   b. Multivarite Support Vector Regression

   Nilai parameter di bawah ini diperoleh dari hasil ekperimen yang dilakukan peneliti. Dengan menggunakan parameter di bawah ini, diperoleh nilai MAPE *Multivariate* SVR terkecil sebesar 12,99%.

Tabel 8. Nilai Parameter *Multivariate* SVR

No	Parameter	Nilai
1	cLR	0,01
2	C	0,5-50
3	epsilon	0,01
4	lambda	0,1
5	sigma	1
6	jumlah iterasi	50
7	rasio data	80:20

Berdasarkan perbandingan antara *Univariate* dan *Multivariate* SVR, diperoleh bahwa *Univariate* SVR yang lebih baik karena menghasilkan nilai MAPE yang paling kecil dan dipengaruhi oleh fitur – fitur yang dimiliki oleh *Univarite* dan *Multivariate*. Berikut hasil prediksi dari data *test* dengan menggunakan parameter terbaik yang diperoleh peneliti.

Tabel 9. Hasil Prediksi Data *Test Univariate* SVR dengan 90:10

Bulan Tahun	Data Aktual	Prediksi
February 2019	21815	18523,60003
March 2019	21129	21380,40204
April 2019	21613	19698,28745
May 2019	15573	20754,56458
June 2019	18935	18615,67835
July 2019	20929	20557,6847
August 2019	24623	19633,10112
September 2019	18913	20553,69512
October 2019	21518	19051,77741
November 2019	20798	21402,93372
December 2019	22431	19761,36803

Tabel 10. Hasil Prediksi Data *Test Multivariate* SVR dengan 80:20

Bulan Tahun	Data Aktual	Prediksi
Maret 2018	21693	18201,926122
April 2018	18538	18052,034862
May 2018	14624	18055,026806
June 2018	18153	18283,682398
July 2018	22330	18068,028157
August 2018	23753	17939,871154
September 2018	19851	18659,371310
October 2018	15744	18402,419623
November 2018	21538	18091,992730
December 2018	19966	19430,841528
January 2019	16253	18101,180233
February 2019	21815	17845,717581
March 2019	21129	17762,316640
April 2019	21613	18262,351651
May 2019	15573	18088,982643
June 2019	18935	19642,006806
July 2019	20929	18250,743645
August 2019	24623	19385,840742
September 2019	18913	18970,219344

Bulan Tahun	Data Aktual	Prediksi
October 2019	21518	17986,538844
November 2019	20798	17979,929158
December 2019	22431	19599,243841

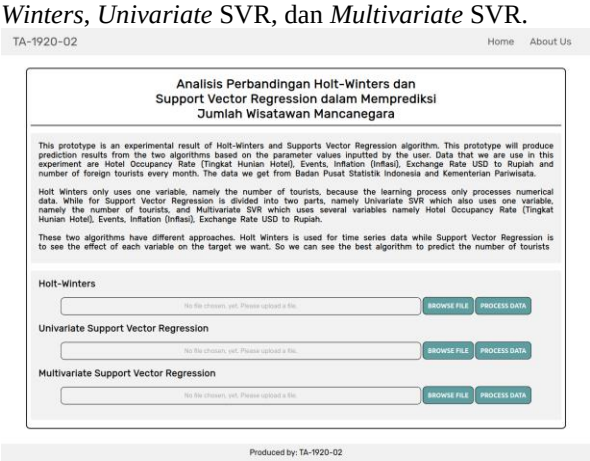
Berdasarkan percobaan yang dilakukan, diperoleh *Univariate* SVR yang lebih baik dari *Multivariate* SVR. Berikut hasil prediksi jumlah wisatawan untuk tahun 2020.

Tabel 11. Hasil Prediksi *Univariate* SVR

Bulan Tahun	Data Aktual	Prediksi
June 2019	18935	17557,25829
July 2019	20929	18988,73576
August 2019	24623	18228,52481
September 2019	18913	18206,96581
October 2019	21518	17636,04799
November 2019	20798	19047,15744
December 2019	22431	17992,53835
January 2020	19327	19936,79193
February 2020	14364	19025,92807

C. *Prototype*

Berikut tampilan prototype untuk memprediksi jumlah wisatawan mancanegara. Terdapat tiga pilihan yaitu *Holt-Winters*, *Univariate* SVR, dan *Multivariate* SVR.



Gambar 10. Tampilan *Prototype*

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan tujuan yang telah dijelaskan sebelumnya, maka kesimpulan yang peneliti dapatkan adalah:

1. Perbandingan model data *Holt-Winters* secara keseluruhan dengan model *splitting* data pada *Holt-Winters* menunjukkan bahwa model *splitting* data yang merupakan model terbaik karena menghasilkan nilai MAPE terkecil. Hal ini dipengaruhi oleh penggunaan data *test* yang hanya menggunakan periode 2 tahun sehingga keterkaitan data tidak berbeda jauh dan perbedaan data aktual dengan data prediksi juga tidak berbeda jauh.
2. Pemilihan variabel pada *Support Vector Regression Multivariate* sangat berpengaruh pada nilai *error* yang dihasilkan. Berdasarkan eksperimen, terlihat *Support Vector Regression Univariate* lebih baik dibandingkan dengan *Multivariate*.
3. Metode *Holt-Winters* dan *Support Vector Regression* dapat digunakan untuk memprediksi jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Sumatera Utara melalui Bandar Udara Kualanamu karena nilai MAPE yang dihasilkan tergolong baik yaitu *Holt-Winters* sebesar 9,985642626% dan *Support Vector Regression* sebesar 10,64%.
4. Hasil perbandingan metode *Holt-Winters* dan *Support Vector Regression* menunjukkan bahwa metode *Holt-Winters* lebih baik untuk memprediksi jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Sumatera Utara melalui Bandar Udara Kualanamu karena menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil dibandingkan dengan metode *Support Vector Regression*.
5. Penggunaan *prototype* sudah sesuai dengan prosedur kedua algoritma yaitu *Holt-Winters* dan *Support Vector Regression*.

B. Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, ada beberapa saran yang perlu diperhatikan yaitu,

1. Pada penelitian prediksi jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Sumatera Utara melalui Bandar Udara Kualanamu menggunakan metode *Support Vector Regression Multivariate* hanya mempertimbangkan beberapa variabel seperti tingkat hunian hotel, *events*, inflasi, dan kurs mata uang USD-IDR. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan variabel yang lebih banyak dan memperhatikan pemilihan variabel yang lebih tepat agar nilai *error* yang dihasilkan lebih kecil.
2. Proses pemilihan dan pengujian parameter terbaik untuk *Holt-Winters* dan *Support Vector Regression* dapat menggunakan cara lain agar lebih optimal.
3. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode yang lain untuk memprediksi jumlah wisatawan mancanegara.

DAFTAR REFERENSI

[1] Andriansyah, D., 2008. *Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara di Indonesia.* Bogor: Institut Pertanian Bogor.

[2] Aziz, M. A. (2017). *Analisis Risiko Investasi Saham Menggunakan Model Value at Risk-Holt Winter (VaR-HoltWinter).* Yogyakarta: UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.

[3] Caraka, R. E., Yasin, H. & Basyiruddin, A. W., 2017. *Peramalan Crude Palm Oil (CPO) Menggunakan Support Vector Regression Kernel Radial Basis.* Semarang: Universitas Diponegoro.

[4] Hyndman, R. J. & Athanasopoulos, G., 2018. *Forecasting: Principle and Practice.* Melbourne: Otexts.

[5] Lumbantobing, Y. & Pasaribu, H., 2018. *Prediksi Jumlah Shares Berita Online Dengan Menggunakan Algoritma CART dan SVR.* Laguboti: Institut Teknologi Del.

[6] M.A, A., 2017. *Analisis Risiko Investasi Saham Menggunakan Model Value at Risk-Holt Winter.* Yogyakarta: UIN Sunan Kalijaga.

[7] Nugroho, N. A. & A. P., 2015. *Analisis 9 Saham Sektor Industri di Indonesia Menggunakan Metode SVR.* Bandung: Seminar.

[8] S. Gopal Krishna Patro, K. K. s., 2015. *Normalization: A Prepocessing Stage..* s.l.:ResearchGate.

[9] Sembring, A. & Ginting, H. W., 2019. *Prediksi Nilai Tukar Mata Uang Dollar Amerika Serikat Terhadap Rupiah Indonesia Menggunakan Support Vector Regression dan Penambahan Faktor Berita Ekonomi.* Laguboti: Institut Teknologi Del.

[10] Vijayakumar, S. & Wu, S., February 1999. Sequential Support Vector Classifiers and Regression. *ResearchGate.*