

PENERAPAN METODE *EXPONENTIAL SMOOTHING* UNTUK PERAMALAN PENGGUNAAN WAKTU TELEPON DI PT.TELKOMSEL DIVRE3 SURABAYA

Alda Raharja, Wiwik Angraeni, S.Si, M.Kom, Retno Aulia Vinarti, S.Kom
Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh November
Kutisari Indah Utara X/18, Surabaya, 60291
Telp : 085 731255 951, Fax : -
E-mail : alda.raharja@gmail.com, wiwik@its-sby.edu, vaulia@gmail.com

Abstract

Forecasting is important for companies in formulating corporate strategy in the future. Therefore, an appropriate forecasting method is absolutely necessary that the company can get maximum benefit from a forecasting process. Method of Exponential Smoothing is a popular method used in forecasting the pattern of time series because it has good performance. (Makridakis, 1999).

This method has a parameter value and considerable influence on the yield forecasting. By finding the optimal value of the parameter α by using the Ordinary Least Square will get the optimal parameter values and obtain the results of forecasting results (RMSE) with small error.

Keywords: *Exponential Smoothing, Ordinary Least Square.*

Abstrak

Proses peramalan merupakan hal yang penting bagi perusahaan dalam perumusan strategi perusahaan di masa mendatang. Oleh karena itu, sebuah metode peramalan yang tepat mutlak diperlukan agar perusahaan bisa mendapatkan keuntungan yang maksimal dari sebuah proses peramalan. Metode Exponential Smoothing merupakan metode yang populer digunakan dalam peramalan karena memiliki kinerja yang baik.

Metode ini memiliki nilai parameter dan punya pengaruh yang besar terhadap hasil peramalan. Dengan menemukan nilai optimal dari parameter α dengan menggunakan Ordinary Least Square sehingga akan mendapatkan nilai parameter yang optimal dan memperoleh hasil peramalan dengan hasil kesalahan (RMSE) kecil.

Kata kunci: *Exponential Smoothing, Ordinary Least Square.*

1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi sudah dirasakan penting oleh manusia dalam era globalisasi saat ini. Hal tersebut terjadi karena hasil kemajuan teknologi yang ada pada saat ini telah menjadi bagian yang tidak dapat dipisahkan dengan kebutuhan manusia itu sendiri. Banyak hasil yang diperoleh dari dampak kemajuan teknologi tersebut, salahsatunya adalah telekomunikasi.

Telekomunikasi merupakan contoh nyata dari dampak kemajuan teknologi. Pada saat ini Telekomunikasi sudah menjadi sarana pokok bagi manusia. Telekomunikasi merupakan bentuk sarana komunikasi yang cepat dan praktis. Sehingga dibutuhkan suatu bentuk layanan yang baik, cepat, dan tentunya harga yang disediakan tidak membuat “kantong bocor”.

Sebuah peramalan dibutuhkan dalam melihat jumlah pemakaian pelanggan Telkomsel pada saat tertentu, sehingga dapat diketahui kapan saat permintaan naik konstan dan keadaan sedang menurun.

Dengan menggunakan peramalan maka bisa diketahui jumlah pemakaian pelanggan yang cukup banyak.

2. DASAR TEORI

2.1 Peramalan

Peramalan merupakan alat bantu yang penting dalam perencanaan yang efektif dan efisien. Menurut Makridakis (1999), teknik peramalan terbagi menjadi dua bagian, yang pertama metode peramalan subjektif dan metode peramalan objektif.

Metode peramalan subjektif mempunyai model kualitatif dan metode peramalan objektif mempunyai dua model, yaitu model time series dan model kausal. Model kualitatif berupaya memasukkan faktor-faktor subjektif dalam model peramalan, model ini akan sangat bermanfaat jika data kuantitatif yang akurat sulit diperoleh. Contoh dari metode ini ialah metode delphi, opini juri eksekutif, komposit kekuatan dan survey pasar konsumen.

Model kausal memasukkan dan menguji variabel-variabel yang diduga akan mempengaruhi variabel dependen, model ini biasanya menggunakan analisis regresi untuk menentukan mana variabel yang signifikan mempengaruhi variabel dependen. Selain menggunakan analisis regresi, model kausal juga dapat menggunakan metode ARIMA atau Box-Jenkins untuk mencari model terbaik yang dapat digunakan dalam peramalan.

Model time series merupakan model yang digunakan untuk memprediksi masa depan dengan menggunakan data historis. Dengan kata lain, model time series mencoba melihat apa yang terjadi pada suatu kurun waktu tertentu

dan menggunakan data masa lalu untuk memprediksi. Contoh dari model time series ini antara lain *Moving average*, *Exponential Smoothing* dan proyeksi trend.

2.2 Metode Exponential Smoothing

Metode *Exponential Smoothing* (Makridakis, 1999) merupakan prosedur perbaikan terus-menerus pada peramalan terhadap objek pengamatan terbaru. Metode peramalan ini menitik-beratkan pada penurunan prioritas secara eksponensial pada objek pengamatan yang lebih tua.

Dalam pemulusan eksponensial atau *exponential smoothing* terdapat satu atau lebih parameter pemulusan yang ditentukan secara eksplisit, dan hasil ini menentukan bobot yang dikenakan pada nilai observasi.

Dengan kata lain, observasi terbaru akan diberikan prioritas lebih tinggi bagi peramalan daripada observasi yang lebih lama. Metode *exponential smoothing* dibagi lagi berdasarkan menjadi beberapa metode.

2.2.1 Single Exponential Smoothing

Juga dikenal sebagai *simple exponential smoothing* yang digunakan pada peramalan jangka pendek, biasanya hanya 1 bulan ke depan. Model mengasumsikan bahwa data berfluktuasi di sekitar nilai mean yang tetap, tanpa trend atau pola pertumbuhan konsisten. (Makridakis, 1999). Rumus untuk Simple exponential smoothing adalah sebagai berikut:

$$F_{t+1} = \alpha * X_t + (1 - \alpha) * F_t \quad (1)$$

dimana:

F_t = peramalan untuk periode t .

$X_t + (1-\alpha)$ = Nilai aktual time series

F_{t+1} = peramalan pada waktu $t + 1$

α = konstanta perataan antara 0 dan 1

2.2.2 Double Exponential Smoothing

Metode ini digunakan ketika data menunjukkan adanya trend. *Exponential smoothing* dengan adanya trend seperti pemulusan sederhana kecuali bahwa dua komponen harus diupdate setiap periode – level dan trendnya. Level adalah estimasi yang dimuluskan dari nilai data pada akhir masing-masing periode. Trend adalah estimasi yang dihaluskan dari pertumbuhan rata-rata pada akhir masing-masing periode. (Makridakis, 1999).

Rumus *double exponential smoothing* adalah:

$$S_t = \alpha * Y_t + (1 - \alpha) * (S_t - 1 + b * t - 1) \quad (2)$$

$$b_t = \gamma * (S_t - S_t - 1) + (1 - \gamma) * b_t - 1 \quad (3)$$

$$F_t + m = S_t + b * m \quad (4)$$

dimana:

St = peramalan untuk periode t .

$Y_t + (1-\alpha)$ = Nilai aktual time series

bt = trend pada periode ke - t

α = parameter pertama perataan antara nol dan 1, = untuk pemulusan nilai observasi

γ = parameter kedua, untuk pemulusan trend

$Ft+m$ = hasil peramalan ke - m

m = jumlah periode ke muka yang akan diramalkan

2.2.3 Triple Exponential Smoothing

Metode ini digunakan ketika data menunjukkan adanya trend dan perilaku musiman (Makridakis, 1999). Untuk menangani musiman, telah dikembangkan parameter persamaan ketiga yang disebut metode “**Holt-Winters**” sesuai dengan nama penemunya. Terdapat dua model **Holt-Winters** tergantung pada tipe musimannya yaitu *Multiplicative seasonal model* dan *Additive seasonal model* yang akan dibahas pada bagian lain dari blog ini. Metode *exponential smoothing* yang telah dibahas sebelumnya dapat digunakan untuk hampir segala jenis data stasioner atau non – stasioner sepanjang data tersebut tidak mengandung faktor musiman. Tetapi bilamana terdapat musiman, metode ini dijadikan cara untuk meramalkan data yang mengandung faktor musiman, namun metode ini sendiri tidak dapat mengatasi masalah tersebut dengan baik.

Meskipun demikian, metode ini dapat menangani factor musiman secara langsung. (Makridakis, 1999). Rumus yang digunakan untuk *triple exponential smoothing* adalah:

Pemulusan trend:

$$Bt = g (St - St-1) + (1 - g) bt-1 \quad (5)$$

Pemulusan Musiman:

$$I = b \frac{tX}{tS + (1-b) t-L + m} \quad (6)$$

Ramalan:

$$Ft + m = (St + bt m)It - L + m \quad (7)$$

Dimana L adalah panjang musiman (misal, jumlah kuartal dalam suatu tahun), b adalah komponen trend, I adalah factor penyesuaian musiman, dan $Ft + m$ adalah ramalan untuk m periode ke muka.

2.3 Jenis Pola Data

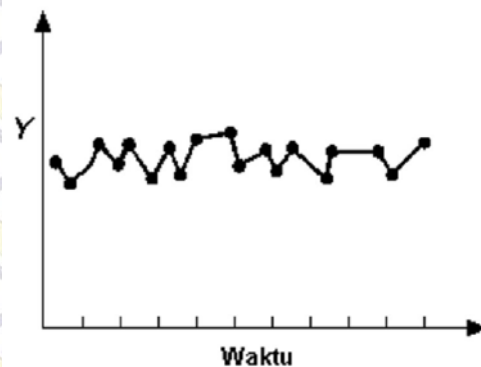
Model *time series* seringkali dapat digunakan dengan mudah untuk meramal, sedangkan model kausal dapat digunakan dengan keberhasilan yang lebih besar untuk pengambilan keputusan dan kebijaksanaan. (Makridakis, 1999). Bilamana data yang diperlukan tersedia, suatu hubungan peramalan

dapat dihipotesiskan baik sebagai fungsi dari waktu atau sebagai fungsi dari variabel bebas, kemudian diuji. Langkah penting dalam memilih model *time series* yang tepat adalah dengan mempertimbangkan jenis pola data, sehingga metode yang paling tepat dengan pola tersebut dapat diuji. Pola data dapat dibedakan menjadi empat jenis siklus dan trend.

Time series merupakan data yang dikumpulkan, dicatat atau diobservasi sepanjang waktu secara berurutan dengan beberapa periode waktu dapat tahun, kuartal, bulan, minggu dan pada beberapa kasus hari atau jam. Data time series di analisis untuk menemukan pola variasi masa lalu yang dapat dipergunakan untuk memperkirakan nilai untuk masa depan (*forecast*) karena dengan mengamati data runtut waktu akan terlihat empat komponen yang akan mempengaruhi pola data masa lalu dan sekarang yang benderung berulang di masa mendatang (Mukhyi, 2008). Klasifikasi model time series berdasarkan bentuk atau fungsi antara lain linier dan nonlinier, contoh dari model time series linier yaitu *moving average*, *Exponential Smoothing*.

2.3.1 Data Stationer

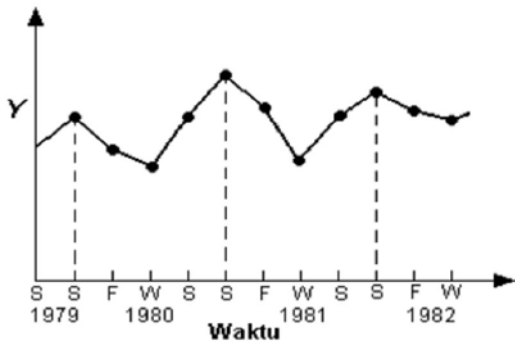
Pola data ini terjadi jika terdapat data yang berfluktuasi disekitar nilai rata-rata yang konstan. (Makridakis, 1999). Suatu produk yang penjualannya tidak meningkat atau menurun selama waktu tertentu termasuk jenis pola ini. Pola khas dari data horizontal atau stasioner seperti ini dapat dilihat dalam Gambar 1.



Gambar 1. Pola Data Stationer / Horizontal

2.3.2 Data Musiman

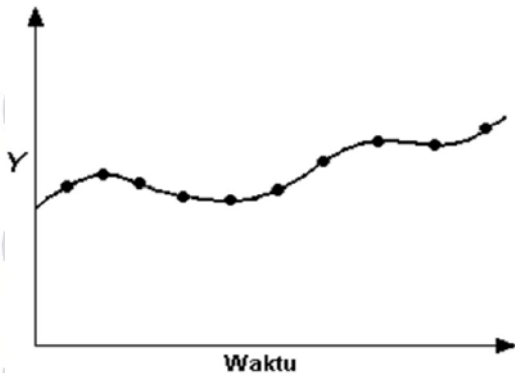
Pola data ini terjadi jika terdapat suatu deret data yang dipengaruhi oleh faktor musiman (misalnya kuartal tahun tertentu, bulanan, atau hari-hari pada minggu tertentu). Penjualan dari produk seperti minuman ringan, es krim, dan bahan bakar pemanas ruang semuanya menunjukkan jenis pola ini. Untuk pola musiman kuartalan dapat dilihat Gambar 2.



Gambar 2. Pola Data Musiman

2.3.3 Data Siklis

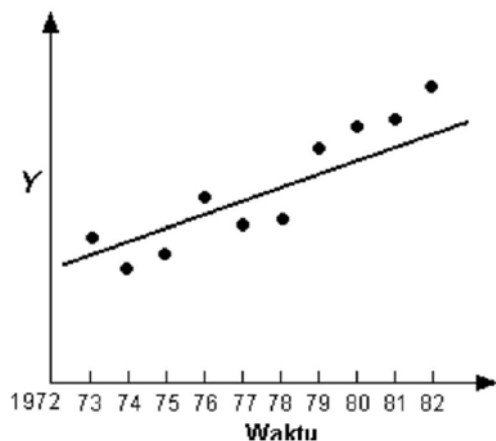
Pola data ini terjadi jika terdapat data yang dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis. Contoh: Penjualan produk seperti mobil, baja, dan peralatan utama lainnya. Jenis pola ini dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Pola Data Siklis

2.3.4 Data Trend

Pola data ini terjadi jika terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang dalam data. Contoh: Penjualan banyak perusahaan, GNP dan berbagai indikator bisnis atau ekonomi lainnya. Jenis pola ini dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Pola Data Trend

2.4 ORDINARY LEAST SQUARE

Dalam statistik dan ekonometrik, kuadrat terkecil biasa (*Ordinary Least Square*) atau kuadrat terkecil linier (*Linear Least Square*) merupakan metode untuk memperkirakan parameter yang tidak diketahui dalam model regresi linier. Metode ini meminimalkan jumlah jarak kuadrat antara data yang diamati langsung pada dataset, dan data yang telah diprediksi dengan menggunakan metode pendekatan linear.

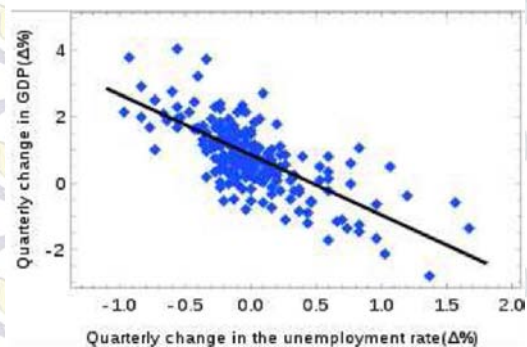
Dengan mendapatkan nilai parameter yang optimal maka *error* yang didapatkan dari hasil peramalan yang dilakukan akan kecil dan ketepatan peramalan semakin endekati terhadap data yang *real*.

2.4.1 Regresi Linear Sederhana (*Simple Linear Regression*)

Dalam statistik, regresi linier sederhana adalah penaksir kuadrat terkecil dari model regresi linier dengan variable prediktor tunggal. Dengan kata lain, regresi linier sederhana mencocokkan dengan garis lurus melalui serangkaian titiktitik n sedemikian rupa yang membuat jumlah kuadrat residual dari model.

Pada gambar 5 merupakan contoh penyebaran data yang ada pada persamaan linier untuk dicarikan parameter dengan rumus dibawah ini:

$$\hat{\beta} = \frac{\sum x_i y_i - \frac{1}{n} \sum x_i \sum y_i}{\sum x_i^2 - \frac{1}{n} (\sum x_i)^2} \quad (8)$$



Gambar 5. Contoh Linier Regression

2.5 Evaluasi Hasil Peramalan

Evaluasi hasil peramalan digunakan untuk mengetahui keakuratan hasil peramalan yang telah dilakukan terhadap data yang sebenarnya. Terdapat banyak metode untuk melakukan perhitungan kesalahan peramalan. Beberapa metode yang digunakan adalah:

2.5.1 Root Mean Square Error

Cara yang cukup sering digunakan dalam mengevaluasi hasil peramalan yaitu dengan menggunakan metode *Mean Squared Error (MSE)*. Dengan

menggunakan MSE, *error* yang ada menunjukkan seberapa besar perbedaan hasil estimasi dengan hasil yang akan diestimasi. Hal yang membuat berbeda karena adanya keacakan pada data atau karena tidak mengandung estimasi yang lebih akurat.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=h}^N (y_t - \hat{y}_t)^2 \quad (9)$$

Dimana:

MSE = *Mean Square Error*

N = Jumlah Sampel

y_t = Nilai Aktual Indeks

\hat{y}_t = Nilai Prediksi Indeks

RMSE merupakan mengakarkan nilai dari MSE yang sudah dicari sebelumnya. RMSE digunakan untuk mencari keakuratan hasil peramalan dengan data history dengan menggunakan rumus (Makridakis, 1999). Semakin kecil nilai yang dihasilkan semakin bagus pula hasil peramalan yang dilakukan.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (y_t - \hat{y}_t)^2}{n}} \quad (10)$$

2.5.2 Mean Absolute Percentage Error

Metode ini melakukan perhitungan perbedaan antara data asli dan data hasil peramalan. Perbedaan tersebut diabsolutkan, kemudian dihitung ke dalam bentuk persentase terhadap data asli. Hasil persentase tersebut kemudian didapatkan nilai *mean*-nya. Suatu model mempunyai kinerja sangat bagus jika nilai MAPE berada di bawah 10%, dan mempunyai kinerja bagus jika nilai MAPE berada di antara 10% dan 20% (Zainun dan Majid, 2003).

Dalam fase peramalan, menggunakan MSE sebagai suatu ukuran ketepatan juga dapat menimbulkan masalah (Makridakis, 1999). Ukuran ini tidak memudahkan perbandingan antar deret berkala yang berebeda dan untuk selang waktu yang berlainan, karena MSE merupakan ukuran absolut. Lagi pula, interperasinya tidak bersifat intuitif bahkan untuk para spesialis sekalipun, karena ukuran ini menyangkut penguadratan sederetan nilai.

Alasan yang telah disebutkan di atas dalam hubungan dengan keterbatasan MSE sebagai suatu ukuran ketepatan peramalan, Maka diusulkan ukuran – ukuran alternatif, yang diantaranya menyangkut galat persentase. (Makridakis, 1999). Tiga ukuran berikut seing digunakan :

Galat Persentase (*Percentage Error*)

$$PE_t = \left(\frac{X_t - F_t}{X_t} \right) (100) \quad (11)$$

Nilai Tengah Galat Persentase (*Mean Percentage Error*)

$$MPE = \sum_{t=1}^n \frac{PE_t}{n} \quad (12)$$

Nilai Tengah Galat Persentase Absolut (*Mean Absolut Percentage Error*)

$$MAPE = \sum_{t=1}^n \frac{|PE_t|}{n} \quad (13)$$

Dimana

X_t = Data history atau Data aktual pada periode ke - t

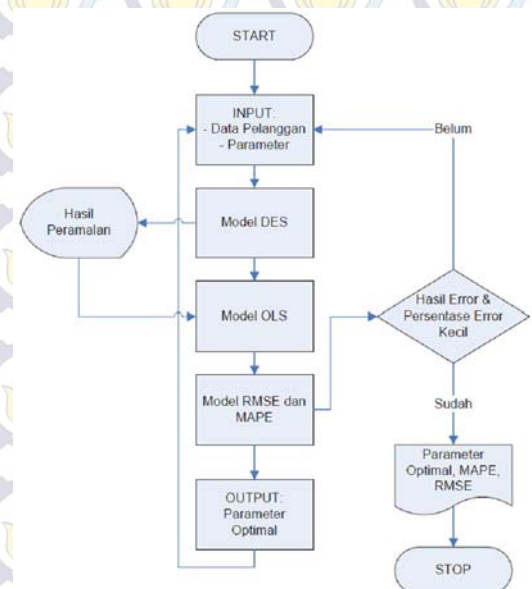
F_t = Data hasil ramalan pada periode ke - t

n = jumlah data yang digunakan

t = periode ke - t

3. IMPLEMENTASI DAN UJI COBA

Alur implementasi terlihat pada *flowchart* dibawah ini



Gambar 6 Alur Implementasi

Sebelum melakukan peramalan atau implementasi peramalan, data yang digunakan untuk peramalan adalah data pelanggan PT TELKOMSEL Divre 3 Surabaya dalam penggunaan waktu telepon selama 4 tahun, yaitu tahun 2005, 2006, 2007, dan 2008.

Dalam melakukan implementasi peramalan ini, pengerjaannya menggunakan bantuan *software* Matlab.

Tabel 1. Data Pelanggan Tahun 2005

Periode	Data Aktual (X_t)
January	27152.745
February	24509.251
March	24957.753
April	23837.821
May	24583.556
June	24770.868
July	26115.190
August	24215.304
September	25165.272
October	23584.067
November	25084.774
December	23999.721

Tabel 2. Data Pelanggan Tahun 2006

Periode	Data Aktual (X_t)
January	23847.133
February	25209.932
March	26734.159
April	24730.049
May	24487.960
June	24338.482
July	24500.666
August	24558.912
September	23935.272
October	25292.667
November	26368.058
December	24655.500

Tabel 3. Data Pelanggan Tahun 2007

Periode	Data Aktual (X_t)
January	25080.563
February	25502.690
March	25483.552
April	25771.238
May	25537.766
June	24212.118
July	25555.907
August	27145.514
September	23799.458
October	25149.791
November	23944.914
December	24660.773

Tabel 4. Data Pelanggan Tahun 2008

Periode	Data Aktual (X_t)
January	25877.127
February	26177.770
March	25261.107

April	25315.571
May	24900.018
June	25499.252
July	25270.029
August	25261.741
September	23995.889
October	25663.137
November	25034.476
December	24442.209

Dalam proses peramalan yang sudah disediakan tersebut, harus ada data masukan yang akan diproses dengan proses peramalan. Namun sebelum di inputkan ke dalam proses peramalan, data yang sudah ada harus diproses seperti yang sudah dijelaskan pada subbab 4.1.1

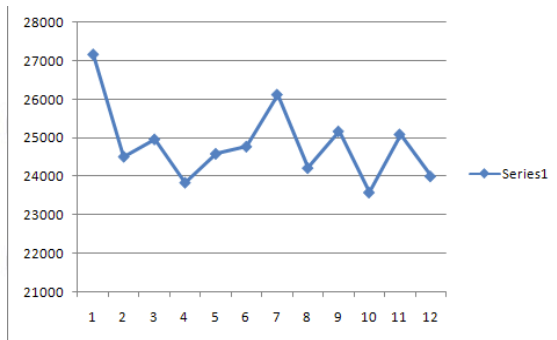
Data yang digunakan kemudian dijadikan 2 kelompok kumpulan data:

- Kumpulan *training data*. Kumpulan data ini yang digunakan untuk dimasukkan dalam proses peramalan dengan model DES dan juga data ini dimasukkan ke dalam proses pencarian parameter optimal dengan metode OLS (Ordinary Least Square). Kumpulan data terdiri dari data pelanggan dari bulan Januari 2005 sampai dengan bulan Agustus 2007 dengan $N = 32$ observasi.
- Kumpulan *tester data*. Kumpulan data ini yang akan digunakan dalam proses evaluasi data, yaitu RMSE dan MAPE. Kumpulan data ini terdiri dari bulan September 2007 sampai dengan bulan Desember 2008 dengan $N = 16$ observasi.

3.1 Plot Data

Data pelanggan yang sudah ada tersebut di plot dalam bentuk grafik untuk mengetahui pola data yang ada. Dalam mengenali jenis pola data ini, cara yang digunakan dengan melakukan plot data yang sudah dirata-rata.

Data pelanggan dalam penggunaan telepon yang sudah dirata-rata diplot dengan menggunakan aplikasi *excel*. Setelah itu akan terlihat grafik yang dihasilkan kemudian akan ditentukan penggunaan metode *exponential smoothing* yang tepat. Salah satu contoh data yang sudah di plot adalah data pada tahun 2005.



Gambar 6. Grafik Tahun 2005

Dari hasil melakukan plot pada data yang ada, maka diketahui pola datanya sehingga bias dengan tepat dalam memilih metode *smoothing* sesuai dengan pola data.

Dalam kasus ini opila data yang terlihat tidak terlalu *stationer* dan sedikit mengandung unsur *trend* di dalamnya. Maka metode *smoothing* yang digunakan adalah *Double Exponential Smoothing*.

Sesuai dengan referensi, bahwa biasanya nilai awal konstanta/parameter berkisar diantara 0.01 sampai 0.3. (Attaran, MSIS). Berdasarkan dengan hal ini, maka nilai yang penulis ambil dimana nilai $\alpha = 0.25$ dan $\beta = 0.30$

Rumus *double exponential smoothing* adalah:

$$St = \alpha * Yt + (1 - \alpha) * (St - 1 + bt - 1) \quad (14)$$

$$bt = \gamma * (St - St - 1) + (1 - \gamma) * bt - 1 \quad (15)$$

$$Ft + m = St + bt m \quad (16)$$

3.2 Pencarian Parameter Optimal

Setelah mendapatkan hasil ramalan, hasil ramalan ini menjadi input dari OLS (*Ordinary Least Square*). Model OLS tersebut diimplementasikan dengan menggunakan bantuan *software* Matlab.

Tabel 5. Hasil Parameter

Iterasi ke-	Parameter
1	0.25
2	0.0013
3	0.003
4	0.008
5	0.02
6	0.04

Dengan menggunakan rumus OLS:

$$\hat{\beta} = \frac{\sum x_i y_i - \frac{1}{n} \sum x_i \sum y_i}{\sum x_i^2 - \frac{1}{n} (\sum x_i)^2} \quad (17)$$

Dengan mendapatkan parameter yang ke -6, kemudian akan dilihat hasil peramalan dengan $\alpha = 0.04$ dan β

disamakan dengan nilai α , yaitu 0.04 juga. Dengan implementasi parameter baru maka akan didapat juga hasil peramalan yang baru.

3.3 Analisa Hasil Peramalan

Setelah melakukan semua tahapan peramalan, dan mendapatkan hasil dari peramalan, akan di analisis dengan dua ukuran yaitu RMSE untuk mengukur akurasi hasil peramalan dengan data history dan MAPE untuk mengetahui persentase *error* pada hasil peramalan.

Implementasi model RMSE dan MAPE menggunakan *software* Matlab dan dibantu dengan *Microsoft Excel* seagai acuan dalam perhitungan yang dilakukan.

3.4 Hasil Uji Coba

Dalam melakukan uji coba peramalan ini yang digunakan adalah data penggunaan tahun 2005. Setelah mengetahui jenis pola data yang dimiliki data observasi tersebut, maka langkah berikutnya adalah melakukan peramalan dengan menggunakan parameter yang sudah didefinisikan sejak awal dimana $\alpha = 0.25$ dan $\beta = 0.30$. Namun dalam percobaan iterasi ke - 2 sampai ke - n, nilai parameter betha disamakan dengan nilai α .

Hal ini karena nilai betha tidak berpengaruh signifikan dengan hasil *error*. Sudah di ujicobakan jika nilai betha tidak sama dengan nilai α maka hasil *error* akan lebih besar daripada nilai $\beta = \alpha$, dan nilai *error* akan bertambah sebesar 0.0xxx. Bahkan jika nilai $\beta = \alpha$ nilai *error* bisa di *reduce* sebesar 1.

Seperti yang sudah dijekaskan sebelumnya bahwa peramalan dengan metode *Double Exponential Smoothing* harus memperhatikan parameter yang digunakan. Maka dari itu hasi yang berikan juga sesuai dengan penemuan parameter dengan *Ordinary Least Square*.

Dari hasil uji coba yang telah dilakukan dengan data penggunaan 2005. Dapat diketahui bahwa hasil OLS yang paling optimal terdapat pada iterasi ke - 6, dimana nilai parameter untuk α yang dihasilkan sebesar 0.04 dan untuk $\beta = 0.02$.

Tabel 6. Hasil Perbandingan Parameter dan RMSE – MAPE

Iterasi ke-	Parameter	RMSE	MAPE (%)
1	0.25	839.415	2.42
2	0.0013	832.705	2.62
3	0.003	804.647	2.51
4	0.008	771.388	2.38
5	0.02	719.372	2.15
6	0.04	700.956	2.15
7	0.056	704.028	2.16
8	0.057	704.425	2.16

Pada saat iterasi ke – 7 dan ke – 8 dijalankan, nilai yang didapatkan selalu dikisaran 0.057 dengan RMSE = 704.675 dan MAPE = 2.16.

Nilai parameter pada iterasi ke – 7 tidak pernah berubah dari nilai 0.057, walaupun ada perubahan namun tidak berpengaruh sangat besar terhadap perubahan nilai *error*-nya.

4. SIMPULAN

Beberapa hal yang dapat disimpulkan berkaitan dengan metode peramalan *Double Exponential Smoothing* adalah sebagai berikut :

1. Untuk melakukan peramalan data yang bersifat *time series* dengan tipe data yang stationer bisa digunakan metode *Double Exponential Smoothing*. Hasil yang ditunjukkan cukup baik.
2. Dalam mendapatkan parameter yang optimal, menggunakan Metode *Ordinary Least Square* terbukti mampu memberikan kinerja yang bagus. Sehingga mendapatkan nilai evaluasi kesalahan di bawah 10%.
3. Evaluasi hasil peramalan dilakukan menggunakan metode perhitungan kesalahan peramalan MAPE dan RMSE. Kedua metode ini terbukti dapat mengukur kinerja model dalam melakukan peramalan.
4. Meskipun peramalan menggunakan model *Double Exponential Smoothing*, nilai evaluasi kesalahan peramalan tetap berada pada interval tertentu, yaitu 2% - 3% untuk nilai MAPE.
5. Model *Double Exponential Smoothing* mempunyai kinerja yang sangat bagus dalam meramalkan data dengan nilai perhitungan kesalahan MAPE berada di bawah 10%.
6. Peramalan metode *Double Exponential Smoothing* didapatkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode *Moving Average*, dengan selisih *error* sebesar

0.29% dan selisih *error* RMSE sebesar 74.15.

5. DAFTAR PUSTAKA

(Reference from Book)

Dewi Levina K., 2008. ” *Peramalan Menggunakan Metode Vector Autoregressive Moving Average (Varma)* ”. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.

Makridakis, Spyros dan Wheelwright, Steven C. 1999, *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta : Binarupa Aksara.

Vinarti Retno A., 2008. “*Hibridasi Metode Exponential Smoothing Dengan Backpropagation Neural Network Untuk Peramalan Nilai Tukar Mata Uang Asing*”. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November

(Reference from Journal article)

Everette S. Gardner Jr., Joaquin Diaz-Saiz. 2008. ”*Exponential Smoothing in the Telecommunication Data*”. International Journal of Forecasting 24, 170-174.

Mohsen Attaran., 1992 “*MSIS - Management Science Information Systems*”. New York. John Wiley & Sons. P. 83.

(Reference from Conference paper)

Bretschneider Stuart.,1986. “*ESTIMATING FORECAST VARIANCE WITH EXPONENTIAL SMOOTHING*”. Syracuse, USA: University Syracuse.

Jeffrey S. Simonoff.,2009 “*Ordinary least squares estimation and time series data*”.

Zainun, N. Y., dan Majid, M. Z. A., 2003. *Low Cost House Demand Predictor*. Universitas Teknologi Malaysia.

(Reference from Websites)

Mukhyi, M. A. 2008. *Forecasting*. <URL:<http://www.mukhyi.staff.gunadarma.ac.id/Downloads/files/9309/FORECASTING.pdf>>[Accesed 23 July 2010]