

LAPORAN PENELITIAN

**ANALISIS METODA PERAMALAN WINTER  
DENGAN CARA SIMULASI**



Disusun oleh :  
Ir. Soegiarto  
Ir. A. Djoko Budiyo  
Dra. DM. Ratna Tungga Dewa



JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI  
UNIVERSITAS ATMA JAYA YOGYAKARTA

1996

|                                                           |                  |
|-----------------------------------------------------------|------------------|
| MILIK PERPUSTAKAAN<br>UNIVERSITAS ATMA JAYA<br>YOGYAKARTA |                  |
| Diterima                                                  | : 22 JUL 1996    |
| Inventarisasi                                             | : 02/TIF/Hd-7/96 |
| Klasifikasi                                               | :                |
| Katalog                                                   | : 10 APR 1997    |
| Revisi diproses:                                          |                  |

## INITISARI

Peramalan merupakan bagian yang penting dalam bidang teknik industri manajemen dan berbagai bidang yang lain. Peramalan yang dimaksud disini adalah mencoba memprediksi hal dimasa mendatang dengan pendasaran nilai-nilai yang terjadi diwaktu lampau. Dalam terori statistik maka terdapat banyak model yang dipakai untuk berbagai keperluan peramalan dengan berbagai sifat-sifatnya. Salah satu dari sekian banyak model adalah model peramalan Winter seasonal.

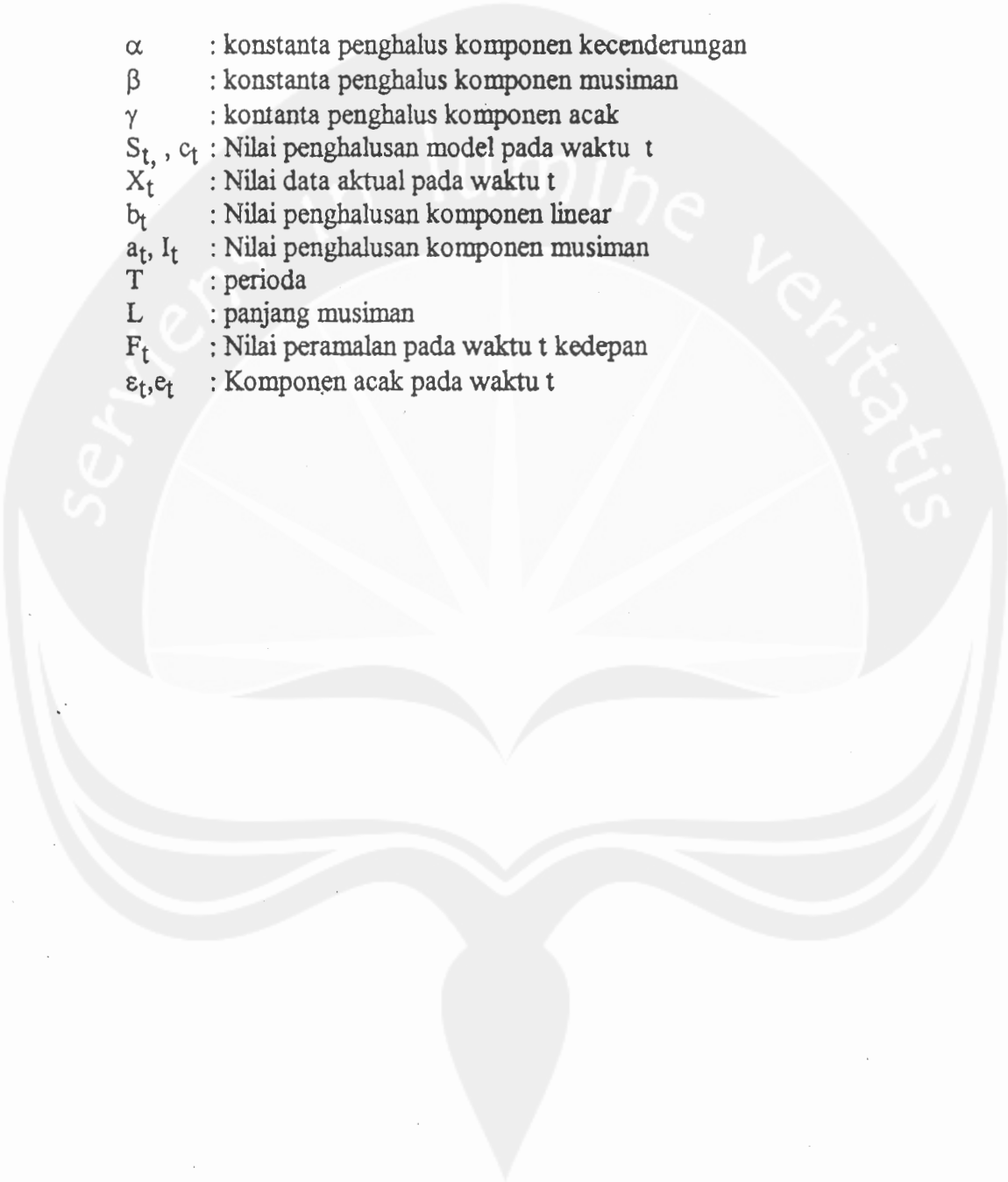
Tujuan penelitian ini adalah berusaha memahami karakteristik mode peramalan Winter sesonal, sehingga dapat dioperasikan dengan sederhana, mudah dan memberikan hasil yang baik.

Penelitian ini dilakukan dengan dua tahap yakni mempelajari karakteristik data dan model peramalan yang bersifat seasonal kemudian disimulasikan kedalam perangkat lunak dengan bantuan komputer pribadi.

Model simulasi yang digunakan adalah dengan pelacakan nilai jumlah kuadrat kesalahan pada dari berbagai keadaan , urutan dan penentuan nilai awal parameter model. Berdasar simulasi dicoba dilihat bagaimana pengaruh kondisi pelacakan terhadap parameter terkait dengan asumsi bahwa parameter terbaiaik adalah parameter yang menghasilkan nilai SSE (*sum square error*) terkecil.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penentuan parameter terkait ( $\alpha, \beta$  dan  $\gamma$ ) dalam metoda Winter seasonal agar menghasilkan model yang baik (dalam arti jumlah kesalahan kuadratnya kecil) perlu diperhatikan pemilihan urutan parameter maupun penentuan nilai awal parameter tersebut.

### DAFTAR LAMBANG



|                      |                                              |
|----------------------|----------------------------------------------|
| $\alpha$             | : konstanta penghalus komponen kecenderungan |
| $\beta$              | : konstanta penghalus komponen musiman       |
| $\gamma$             | : konstanta penghalus komponen acak          |
| $S_t, c_t$           | : Nilai penghalusan model pada waktu $t$     |
| $X_t$                | : Nilai data aktual pada waktu $t$           |
| $b_t$                | : Nilai penghalusan komponen linear          |
| $a_t, I_t$           | : Nilai penghalusan komponen musiman         |
| $T$                  | : perioda                                    |
| $L$                  | : panjang musiman                            |
| $F_t$                | : Nilai peramalan pada waktu $t$ kedepan     |
| $\varepsilon_t, e_t$ | : Komponen acak pada waktu $t$               |

## BAB I PENDAHULUAN

### A. JUDUL PENELITIAN :

ANALISIS PERAMALAN METODA WINTER SEASONAL  
DENGAN CARA SIMULASI

### B. BIDANG ILMU : TEKNIK INFORMATIKA

### C. LATAR BELAKANG :

Pemodelan sistem dalam suatu kurun waktu dapatlah dibedakan menjadi tiga bagian yakni masa lalu masa kini dan masa mendatang. Dari ketiga waktu tersebut maka terdapat perbedaan yang didasarkan atas satuan waktu antara masa yang satu dengan masa yang lain. Akan tetapi perbedaan tersebut akan berubah sesuai perubahan waktu yang ada masa kini segera menjadi masa lalu dan masa mendatang akan menjadi masa kini.

Dalam perencanaan ilmu teknik maupun ilmu sosial (khususnya ilmu ekonomi) maka hal-hal yang berkaitan dengan ketiga unsur tersebut sangat perlu untuk dipelajari. Pertama dari nilai-nilai proses dapat ditarik adanya suatu keterkaitan antara ketiga nilai dalam dimensi waktu tersebut. Yang kedua adanya kesenjangan antara kesadaran akan proses sekarang dengan nilai proses waktu mendatang, dan nilai kesenjangan ini tidaklah sama dengan nol. Sedangkan nilai mendatang tergantung dari nilai-nilai sebelumnya yang dapat diketahui dari nilai sekarang. Dengan kedua hal tersebut maka peramalan sebagai bagian dari suatu perencanaan dapatlah dilakukan sebagai penentuan nilai-nilai masa mendatang sehingga dapat diambil suatu tindakan sebaik-baiknya.

Peramalan berdasarkan sifat datanya dapat dibagi menjadi dua yakni peramalan kualitatif dan peramalan kuantitatif. Peramalan yang bersifat kuantitatif dapat diterapkan dalam tiga kondisi berikut :

- a. Tersedia informasi tentang masa lalu
- b. Informasi tersebut dapat dikuantitatifkan dalam bentuk bilangan.
- c. Dapat diasumsikan bahwa beberapa aspek pola masa lalu akan berlanjut pada masa yang akan datang.

Berdasarkan butir c maka langkah awal yang penting dari proses peramalan adalah dengan mempertimbangkan pada jenis pola data, sehingga metoda yang paling tepat untuk data tersebut, dapat diuji.

Adapun pola data dapat dibedakan menjadi 4 bagian yakni :

- a. Pola stasioner  
Terjadi bila nilai data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang konstan. Secara umum nilai ini merupakan nilai random dari sebuah proses
  - b. Pola musiman  
Terjadi bila suatu deret data dipengaruhi oleh faktor musiman/waktu (mis : tahun, bulan , hari dsb).
  - c. Pola siklis  
Terjadi bila datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomis jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis.
  - d. Pola kecenderungan  
Terjadi bila terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang dalam data
- Dengan memperhatikan hal diatas maka analisis runtun waktu dapat didasarkan pada pengaruh keempat komponen diatas maka model runtun waktu dapat dijabarkan sebagai fungsi dari keempat komponen yakni :

$$X = T \times C \times S \times I$$

(1.1)

dengan :

- X sebagai nilai fungsi runtun waktu
- T variabel gerakan kecenderungan
- C variabel gerakan siklis
- S variabel gerakan musiman
- I variabel proses acak/random

Analisis runtun waktu berdasar keempat komponen radi biasa disebut sebagai *dekomposisi* runtun waktu kedalam variabel-variabel proses. Sebagai contoh agar nilai musiman dapat diperoses secara tersendiri sebagai salah satu faktor maka pengambilan faktor musiman dilakukan dengan cara pembagian faktor-faktor yang lain :

$$S = X / (TxCxI) \quad (1.2)$$

dan dapat dilakukan hal yang sebaliknya.

Dalam teknik permalan kuantitatif, untuk data yang bersifat deret berkala sering digunakan pendekatan pemulusan (*smoothing*) dan dikomposisi pada analisis deret berkala. Adapun metode pemulusan dapat dibagi antara lain :

- a. Metode Perataan (*Average*) yang terdiri dari Nilai Tengah (Mean), Rata-rata Bergerak Tunggal ( *Single Moving Average*), Rata-rata Bergerak Ganda (*Double Moving Average*) serta Rata-rata Bergerak lainnya. Secara umum maka metoda rata-rata bergerak dapat diturunkan dari persamaan berikut :

$$S_t = \frac{x_t + x_{t-1} + x_{t-2} + \dots x_{t-n}}{n} \quad (1.3)$$

dengan  $S_t$  = nilai rerata bergerak orde n dititik t

$x_t$  = nilai data pada waktu t

- b. Metode Pemulusan (*Smoothing*) Eksponensial yang terdiri dari Pemulusan Eksponensial Tunggal, Pemulusan Eksponensial Ganda yaitu Metode Linear satu Parameter dari Brown dan Metode Dua Parameter dari Holt, Pemulusan Eksponensial Tripel yaitu Metode Kuadratik Satu Parameter dari Brown dan Metode Tiga Parameter untuk kecenderungan dan Musiman dari Winter serta masih banyak yang lainnya.

Metoda pemulusan sendiri sebenarnya merupakan pengembangan dari metoda rata-rata bergerak. Berdasar pers 1.3 dapat diturunkan persamaan sbb :

$$S_{t+1} = \frac{x_{t+1} + x_{t-2} + x_{t-3} + \dots x_{t-n+1}}{n} \quad (1.4)$$

berdasar persamaan 1.3 dan 1.4 didapat :

$$S_{t+1} - S_t = \frac{x_t}{n} + \frac{x_{t-n}}{n}$$

atau

$$S_{t+1} = \frac{x_t}{n} + S_t - \frac{x_{t-n}}{n} \quad (1.5)$$

Data pada periode ke  $(t-n)$  yaitu  $X_{t-n}$  mungkin tidak tersimpan, sehingga didekati dengan nilai peramalan pada periode ke  $-t$  ( $S_t$ ), (Pangestu Subagyo, 1993), Sehingga persamaan (1.5) menjadi

$$S_{t+1} = \frac{X_t}{n} + S_t \frac{n-1}{n} \quad (1.6)$$

Jika  $\alpha = 1/n$ , maka persamaan (1.6) menjadi

$$\begin{aligned} S_{t+1} &= \alpha X_t + S_t - \alpha S_t \\ &= \alpha X_t + (1 - \alpha) S_t \end{aligned} \quad (1.7)$$

Bentuk pers 1.7 inilah yang sering dikenal sebagai bentuk pemulusan eksponensial. Besarnya harga  $\alpha$  adalah

Jika  $1 < n < \infty$  maka  $\frac{1}{n} > \frac{1}{n} > \frac{1}{\infty}$   
atau  $1 > \alpha > 0$  (1.8)

Karena terdapat beberapa metode, maka harus dipilih satu metode yang paling sesuai dengan permasalahan, karena tidak ada satu metode yang paling baik dan selalu cocok digunakan untuk membuat peramalan segala macam permasalahan. Jika datanya stasioner, maka Metode Rata-rata Bergerak atau Pemulusan Eksponensial Tunggal adalah tepat. Jika datanya menunjukkan adanya suatu kecenderungan, maka baik Metode Linier Satu Parameter dari Brown atau Metode Dua Parameter dari Holt adalah baik. Tetapi jika datanya berpola musiman, metode yang sesuai adalah Metode Tiga Parameter dari Winter.

Metode Winter didasarkan pada tiga persamaan pemulusan yaitu satu untuk unsur stasioner, satu untuk kecenderungan dan satu untuk musiman. Persamaan dasar untuk Metode Winter adalah :

Pemulusan Keseluruhan

$$S_t = \gamma X_t / I_{t-L} + (1-\gamma) (S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (1.9)$$

Pemulusan Kecenderungan

$$b_t = \alpha (S_t - S_{t-1}) + (1-\alpha) b_{t-1} \quad (1.10)$$

Pemulusan Musiman

$$I_t = \beta X_t / S_t + (1-\beta) I_{t-L} \quad (1.11)$$

Bila dilihat dari bentuk diatas, maka terlihat adanya bentuk-bentuk yang bertipe sama dengan bentuk  $\beta$  dan  $(1-\beta)$  yang digunakan sebagai pemulusan masing-masing komponen dimana type tersebut adalah sama dengan model pers 1.7. Model tersebut merupakan model rerata bergerak sederhana, sedangkan agar masing-masing komponen dapat dimuluskan secara terpisah maka digunakan dekomposisi dari masing-masing komponen. Sebagai contoh dalam persamaan 1.11 model di dekomposisi berdasar pers 1.2 dengan cara tersebut maka model Winter (model dengan komponen kecenderungan, musiman dan random saja menjadi :

$$I = X_t / S_t \quad (1.12)$$

Sesudah model dimuluskan komponen musimannya maka model juga akan dimuluskan berdasar komponen selain komponen non musiman (lihat pers 1.9 dan 1.10). Cara pemulusan yang terpisah dilakukan berdasarkan komponen yang terkandung dalam model Winter seasonal.

Setelah model dimuluskan maka koreksi kesalahan berdasar data terakhir dilakukan dengan mempergunakan model pers 1.7 dengan memperhatikan adanya pengaruh keacakan suatu proses.

Dengan mengasumsikan bahwa komponen acak suatu proses suhah diakomodasi dalam penentuan  $S_t$  maka nilai peramalan kedepan hanya ditentukan oleh komponen kecenderungan dan komponen musiman sehingga berdasar pers 1.1 dan pola perbaikan peramalan (lihat pola pers 1.9) didapat nilai peramalan :

$$F_{t+m} = (S_t - b, m) I_{t-L+m} \quad (1.13)$$

dengan :

$L$  = panjang musiman (misal jumlah bulan atau kuartal dalam satu tahun)

$b$  = komponen kecenderungan

$I$  = faktor penyesuaian musiman

$F_{t+m}$  = peramalan untuk  $m$  periode ke muka

Salah satu permasalahan yang muncul dalam penggunaan Metode Winter adalah menentukan nilai-nilai untuk  $\alpha, \beta$  dan  $\gamma$  supaya dapat meminimumkan MSE (*Mean Squared Error*) atau MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Pendekatan untuk menentukan nilai ini biasanya secara *trial and error*, atau digunakan algoritma optimasi non-linier untuk mendapatkan nilai parameter optimal. Karena kedua pendekatan tersebut memakan banyak waktu dan mahal, maka metode ini jarang digunakan.

Untuk menginisialisasi metode Peramalan Winter, perlu penggunaan paling sedikit satu data musiman lengkap ( $L$  periode) untuk menentukan estimasi awal dari indeks musiman  $I_{t-L}$ , dan perlu menaksir faktor kecenderungan dari suatu periode ke periode selanjutnya, biasanya dipakai dua musim lengkap ( $2L$  periode), yaitu :

$$b_t = \frac{1}{L} \left[ \frac{X_{L+1} - X_1}{L} + \frac{X_{L+2} - X_2}{L} + \dots + \frac{X_{L+L} - X_L}{L} \right]$$

#### D. PERUMUSAN MASALAH :

Dengan mengamati prinsip peramalan Winter Seasonal smoothing maka muncul permasalahan sebagai berikut :

1. Bagaimanakah agar parameter penghalus  $\alpha, \beta$  maupun  $\gamma$  dapat ditentukan secara tepat dan cepat ?
2. Faktor apa saja yang paling berpengaruh terhadap parameter-parameter tersebut ?
3. Apakah dapat dilakukan identifikasi awal dari data terhadap parameter-parameter itu ?

#### E. TUJUAN PENELITIAN

Penelitian ini berusaha mensistematika hubungan antara karakteristik data dengan karakteristik parameter peramalan dalam model Winter seasonal, sehingga kesaksamaan peramalan dengan mempergunakan metoda Winter Seasonal dapat ditingkatkan. Disamping kesaksamaan diharapkan juga pengguna model peramalan Winter Seasonal dapat memprediksi kemungkinan-kemungkinan yang terjadi, sehingga ada pegangan yang baik untuk pengambilan keputusan.

#### F. MANFAAT PENELITIAN

Dengan dipahaminya sistematika karakteritik peramalan model Winter Seasonal ini maka implementasinya dalam bentuk perangkat lunak komputer pribadi dapat dilakukan dengan mudah. Manfaat lain dari penelitian ini diharapkan mampu menambah perbendaharaan perangkat lunak peramalan dengan komputer pribadi.

## BAB II METODA PENELITIAN

Dikarenakan penelitian ini mengandung 2 komponen penting yakni :

- a. Data terolah harus sesuai dengan metoda Winter atau setidaknya dianggap sesuai (mempunyai komponen Winter).
- b. Perlunya pembuatan perangkat pengolah data yang sesuai .

Maka penelitian dilakukan dalam 2 tahapan yakni :

### 2.1. Tahapan Study data

Dalam tahapan ini penelitian dilakukan dengan cara mencari data yang sesuai (mempunyai unsur seasonal) dan juga beberapa data yang kurang sesuai bila diterapkan metoda peramalan Winter Seasonal. Pemilihan data dilakukan secara visual dengan cara data dibuat dalam bentuk grafik kemudian diamati.. Cara visual dipilih dikarenakan lebih mudah dan lebih cepat dilakukan. Hasil dari tahap ini diharapkan dapat membantu analisis data terolah . Adapun data tersebut adalah :

1. Data penjualan komputer IBM1
2. Data penjualan komputer IBM2
3. Data penjualan 1
4. Data penjualan 2
5. Data unit PC terjual
6. Data bubly

yang kesemuanya terdapat dalam perangkat lunak Statgraph sebagai data contoh. Kesemua data tersebut berdasar pengamatan (untuk jelasnya lihat lampiran grafis data ) diasumsikan mengandung nilai seasonal dengan periode 12 setiap tahunnya (periode didasarkan pada jumlah bulan dalam satu tahun).

Untuk melihat pengaruh jumlah data maka data juga menjadi 2 jenis data. Data yang berinisial 1 menunjukkan data yang lebih pendek dibandingkan data berinisial 2. Perbedaan panjang data ini dimaksudkan untuk menguji pengaruh panjang data terhadap nilai kesalahan penghalusan model dalam peramalan.

### 2.2. Tahap pensimulasian

#### 1. Disain Perangkat lunak.

Dalam tahapan ini dilakukan pendesaian perangkat lunak agar pengolahan peramalan dengan metoda Winter dapat terlaksana. Perangkat Lunak didisain Laboratorium Komputer Jurusan Teknik Informatika UAJY dengan menggunakan bahasa Turbo Pascal.

#### 2. Pengolahan simulasi.

Disini semua penyelesaian secara matematis pada dasarnya adalah mencoba meminimumkan nilai SSE pada pencocokan kurva suatu fungsi. Yang dimaksud SSE (*sum square error*) disini adalah kuadrat jumlah selisih nilai antara nilai yang dihitung berdasar fungsi dengan parameternya dengan nilai asli data (data aktual). Pencocokan suatu kurva dikatakan baik bila selisih perhitungan nilai berdasar fungsi dan nilai aktualnya mendekati atau sama dengan nol.

Berdasar asumsi diatas maka simulasi model didasarkan atas nilai jumlah kesalahan kuadrat dengan faktor-faktor yang berkaitan dengan SSE. Permasalahan yang mungkin muncul dalam simulasi diatas adalah :

##### a. Problema Inisialisasi

Dari persamaan peramalan metoda Winter bila diaplikasikan dalam bentuk coba-coba hal yang terkait adalah nilai inialisasi ketiga parameter yakni  $\alpha$ ,  $\beta$  dan  $\gamma$  dan nilai awal dari ke tiga parameter tersebut). Untuk itu simulasi dalam perangkat lunak yang dibuat didasarkan atas bagaimana pengaruh

pemilihan parameter awal maupun nilai parameter awal tersebut.

**b. Problema minimisasi**

Sebetulnya dalam pencocokan kurva terdapat beberapa standart/dasar penghitungan kesalahan yakni SSE (*sum square error*), MAPE (*mean percentage error*) ataupun MAD (*mean absolute deviation*) yang terkait dengan sifat dari penghitungan kesalahan. Pemilihan SSE sebagai dasar simulasi disebabkan agar kesalahan pencocokan merupakan problem yang penting sehingga harus dikuadratkan terlebih dahulu untuk mendapatkan nilainya. Dalam artian semakin kecil (mendekati nol) SSE selisih antara nilai fungsi dengan parameter juga semakin kecil.

Dari permasalahan yang ada diatas maka simulasi yang dilakukan adalah mencoba melihat karakteristik keluaran dengan cara memvariasikan nilai-nilai masukan. Dengan cara tersebut diharapkan karakteristik sistem /model dapat diketahui tanpa harus menyelidiki fungsi matematis model dengan seksama. Berdasar simulasi karakteristik masukan dan keluaran tadi maka dicoba dibuat cara penggunaan model agar dihasilkan parameter-parameter model yang baik.

Berdasar hal diatas maka hasil simulasi tersebut dijabarkan dalam nilai peramalan terbaik (dengan asumsi nilai SSE terkecil). Berdasar pola-pola nilai SSE, model kemudian dianalisis berdasar rata-rata SSE, standart deviasi dari total SSE, standart deviasi dari standart deviasi SSE, dan pengaruh pemilihan nilai awal terhadap hasil akhir SSE.

**2.3. Tahap analisa hasil simulasi**

Berdasar butir 2 maka dibuat kesimpulan hasil simulasi dengan pembahasan yang terkait dengan teori, dan asumsi yang kemudian dicoba disimpulkan. Kesimpulan diharapkan dapat menjadi hal yang perlu diperhatikan dalam penggunaan Metode Winter.

### BAB III HASIL DAN PEMBAHASAN

Peramalan dengan metoda Winter seasonal merupakan salah satu metoda peramalan *exponential smoothing*. Sebagaimana dipaparkan pada bab terdahulu bahwa metoda ini sangat sering dipakai disebabkan 2 hal yaitu keakuratannya dan mudahnya cara mengerjakan. Bila metoda ini dicoba untuk dibandingkan metoda yang lain, maka peramalan ini dianggap dapat memenuhi beberapa komponen yang ada dalam sistem peramalan yakni : kecenderungan (*trend*), musiman (*seasonal*), dan faktor random. Dalam penggunaannya maka metoda ini sering dipakai dan dirasa cocok bila digunakan pada nilai-nilai yang mengandung unsur musiman misalnya, suhu udara, penjualan barang tertentu, curah hujan, dll. Hasil pensimulasian secara lengkap dapat dilihat pada tabel masing-masing data SSE.

Berdasar tabel tersebut kami akan mencoba membahas, 3 point utama yakni :

1. Pengaruh panjang data
2. Pengaruh pemilihan nilai awal.
3. Pengaruh pemilihan parameter.

#### 3.1. Pengaruh panjang data

Dalam suatu peramalan disamping metoda peramalan maka jumlah data lalu merupakan perangkat peramalan yang sebenarnya.

Bila dilihat bahwa suatu nilai trend dalam semakin banyak data akan semakin sah nilai data (asumsi dasar statistik), walaupun dari berbagai studi pustaka tidak diketemukan keharusan yang pasti akan kebutuhan minimal data. Asumsi dasar dalam pengolahan data statistik, agar suatu proses pengolahan menjadi baik jumlah data minimum yang diolah adalah 30 buah. Dengan jumlah tersebut data dianggap memenuhi kaidah-kaidah yang model normal.

Disamping jumlah data maupun korelasi data, maka hal lain yang perlu diperhatikan adalah nilai ketersebaran data (standar deviasi). Suatu pencocokan kurva dianggap baik bila nilai standar deviasinya kecil dan nilai korelasi data adalah besar. Sebagai contoh dalam suatu model linear, nilai trend akan menjadi semakin jelas dan tepat, bila semakin banyak data terolah dan data tersebut mempunyai nilai  $r$  yang besar. Hal yang sama berlaku untuk parameter musiman.

Dalam penerapannya kebutuhan jumlah data minimum, Metoda Winter seasonal membutuhkan minimal data sebanyak  $3 \times$  panjang perioda, yang diasumsikan terjadi dalam suatu peristiwa. Panjang data tersebut dibutuhkan untuk menginisialisasi model, sehingga penginialisasian model dapat berjalan dengan baik. Dari persamaan 1.9. yang merupakan ciri dari model peramalan penghalusan secara eksponensial atau prosedur penghalusan statistik berdasar nilai kesalahan pencocokan kurva.

Kebutuhan data yang cukup selain terkait dengan dua hal diatas, terkait juga dengan sifat model yang dipakai. Dalam model *exponential smoothing* terdapat asumsi bahwa ketiga nilai pembobot merupakan tanda diperhitungkannya nilai data yang terakhir sebagai nilai bobot dalam model penghalusan eksponensial (lihat pers 1.5). Berdasar persamaan tersebut dapat dilihat bahwa disamping jumlah data, maka nilai data terakhir juga merupakan hal terpenting agar model peramalan dapat berjalan dengan baik. Hal ini dapat dipahami karena diantara data satu dan data selanjutnya yang terhubung dalam satuan waktu terkait melalui nilai parameter-parameternya.

Bila kita telah lebih lanjut pada hasil pengolahan data berdasar tabel, terlihat kecenderungan perbedaan besarnya nilai SSE dari data IBM1 maupun IBM 2 maupun SALES1 dan SALES2. Pada data IBM nilai kesalahan yang mungkin terjadi terlihat lebih besar. Bahkan dalam pola yang sama yakni pola pendekatan nilai  $\beta$   $\alpha$   $\gamma$  dan pemberian nilai awal yang sama (pola nilai awal 12) memberikan beda

hasil yang cukup jauh yakni 0,0229 dan 12,9701. Nilai rata-rata SSE pada data yang lebih banyak IBM2 memberikan rata-rata 0.9626 dan SALES2 0.0102 yang relatif lebih besar bila dibandingkan dengan data IBM1 yakni 0.0074 dan SALES2 0.0001 hal ini disebabkan karena jumlah data yang banyak dan data tersebut bersifat tersebar sehingga berpengaruh penarikan nilai parameter.

Tabel IBM1

SSE1   pl    $\alpha_1$     $\beta_1$     $\gamma_1$    SSE2   p2    $\alpha_2$     $\beta_2$     $\gamma_2$    std   ratSSE

|        |    |       |       |       |        |    |       |       |       |        |        |
|--------|----|-------|-------|-------|--------|----|-------|-------|-------|--------|--------|
| 0.0230 | 6  | 0.763 | 0.767 | 0.126 | 0.0089 | 1  | 0.999 | 0.999 | 0.126 | 0.0060 | 0.0144 |
| 0.0228 | 6  | 0.763 | 0.102 | 0.126 | 0.0089 | 1  | 0.999 | 0.999 | 0.126 | 0.0059 | 0.0143 |
| 0.0229 | 12 | 0.763 | 0.528 | 0.126 | 0.0089 | 19 | 0.999 | 0.999 | 0.126 | 0.0060 | 0.0145 |
| 0.0950 | 1  | 0.765 | 0.812 | 0.999 | 0.0059 | 19 | 0.999 | 0.999 | 0.064 | 0.0418 | 0.0371 |
| 0.0950 | 7  | 0.770 | 0.792 | 0.999 | 0.0059 | 19 | 0.999 | 0.001 | 0.064 | 0.0418 | 0.0371 |
| 0.0950 | 1  | 0.765 | 0.812 | 0.999 | 0.0059 | 19 | 0.999 | 0.003 | 0.064 | 0.0418 | 0.0371 |

TABEL IBM2

| SSE1     | pl | $\alpha_1$ | $\beta_1$ | $\gamma_1$ | SSE2   | p2 | $\alpha_2$ | $\beta_2$ | $\gamma_2$ | std     | ratSSE  |
|----------|----|------------|-----------|------------|--------|----|------------|-----------|------------|---------|---------|
| 23.3025  | 3  | 0.696      | 0.001     | 0.064      | 0.9651 | 1  | 0.999      | 0.999     | 0.017      | 6.9214  | 5.2024  |
| 13.1410  | 3  | 0.696      | 0.999     | 0.064      | 0.9651 | 1  | 0.999      | 0.999     | 0.017      | 3.7753  | 3.4857  |
| 22.9701  | 12 | 0.698      | 0.001     | 0.064      | 0.9651 | 1  | 0.999      | 0.999     | 0.017      | 6.9330  | 4.3802  |
| 1.6031   | 1  | 0.999      | 0.999     | 0.001      | 0.9610 | 10 | 0.995      | 0.939     | 0.017      | 0.2860  | 1.2448  |
| 135.7613 | 4  | 0.833      | 0.050     | 0.999      | 0.9610 | 13 | 0.995      | 0.001     | 0.017      | 54.4451 | 29.6101 |
| 162.1807 | 1  | 0.921      | 0.999     | 0.999      | 0.9610 | 13 | 0.995      | 0.905     | 0.017      | 68.2449 | 36.8935 |

TABEL SALES1

| SSE1   | pl | $\alpha_1$ | $\beta_1$ | $\gamma_1$ | SSE2   | p2 | $\alpha_2$ | $\beta_2$ | $\gamma_2$ | std    | ratSSE |
|--------|----|------------|-----------|------------|--------|----|------------|-----------|------------|--------|--------|
| 0.1542 | 6  | 0.524      | 0.417     | 0.001      | 0.0001 | 1  | 0.999      | 0.999     | 0.011      | 0.0493 | 0.0433 |
| 0.1492 | 6  | 0.524      | 0.634     | 0.001      | 0.0001 | 1  | 0.999      | 0.999     | 0.011      | 0.0462 | 0.0396 |
| 0.1691 | 12 | 0.503      | 0.388     | 0.001      | 0.0001 | 1  | 0.999      | 0.882     | 0.011      | 0.0522 | 0.0394 |
| 0.6034 | 1  | 0.874      | 0.882     | 0.999      | 0.0001 | 19 | 0.995      | 0.999     | 0.011      | 0.2896 | 0.2015 |
| 0.5320 | 7  | 0.874      | 0.339     | 0.999      | 0.0001 | 19 | 0.995      | 0.999     | 0.011      | 0.1933 | 0.1327 |
| 0.6034 | 1  | 0.874      | 0.882     | 0.999      | 0.0001 | 19 | 0.995      | 0.999     | 0.011      | 0.2870 | 0.2055 |

TABEL SALES2

| SSE1   | pl | $\alpha_1$ | $\beta_1$ | $\gamma_1$ | SSE2   | p2 | $\alpha_2$ | $\beta_2$ | $\gamma_2$ | std    | ratSSE |
|--------|----|------------|-----------|------------|--------|----|------------|-----------|------------|--------|--------|
| 0.0306 | 3  | 0.769      | 0.249     | 0.157      | 0.0123 | 1  | 0.999      | 0.249     | 0.102      | 0.0079 | 0.0200 |
| 0.0306 | 3  | 0.769      | 0.249     | 0.157      | 0.0123 | 1  | 0.999      | 0.249     | 0.102      | 0.0079 | 0.0200 |
| 0.0306 | 3  | 0.769      | 0.249     | 0.157      | 0.0123 | 1  | 0.999      | 0.249     | 0.102      | 0.0079 | 0.0200 |
| 0.0214 | 10 | 0.968      | 0.249     | 0.222      | 0.0123 | 19 | 0.999      | 0.249     | 0.102      | 0.0043 | 0.0183 |
| 0.0214 | 10 | 0.968      | 0.249     | 0.222      | 0.0123 | 19 | 0.999      | 0.249     | 0.102      | 0.0043 | 0.0183 |
| 0.0214 | 10 | 0.968      | 0.249     | 0.222      | 0.0123 | 19 | 0.999      | 0.249     | 0.102      | 0.0043 | 0.0183 |

catatan :

- SSE1 = SSE maksimum yang terjadi dengan dipakainya pola yang bersangkutan
- $\alpha_1$  = alfa dari pencocokan kurva dengan hasil terburuk (SSE maks)
- $\beta_1$  = beta dari pencocokan kurva dengan hasil terburuk (SSE maks)
- $\gamma_1$  = gama dari pencocokan kurva dengan hasil terburuk (SSE maks)
- $\alpha_2$  = alfa dari pencocokan kurva dengan hasil terbaik (SSE min)
- $\beta_2$  = beta dari pencocokan kurva dengan hasil terbaik (SSE min)
- $\gamma_2$  = gama dari pencocokan kurva dengan hasil terbaik (SSE min)
- SSE2 = SSE minimum yang terjadi dengan dipakainya pola yang bersangkutan
- std = standart deviasi SSE pada pola yang bersangkutan
- rat SSE = rata-rata nilai SSE pada pola yang bersangkutan
- p1 = pola untuk pencocokan dengan hasil terburuk
- p2 = pola untuk pencocokan dengan hasil terbaik

Perlu diketahui disini bahwa dalam suatu peramalan jumlah data yang banyak bila terlalu menyebar akan menyebabkan pencocokan kurva (*fitted*) menjadi terganggu. Contoh secara nyata dapat dilihat pada data IBM1 (rata-rata SSE 0.0089)

dan IBM2 (rata-rata SSE 0.9630), perbedaan nilai rata-rata SSE terlihat begitu mencolok dan juga mempunyai ketersebaran SSE yang cukup tinggi. Pola ini juga menunjukkan bahwa dalam periode yang terakhir nilai sistem mengalami perubahan yang mengakibatkan naiknya ketersebaran data sehingga SSE mengalami kenaikan. Bila pola data lain mempunyai selisih rata-rata SSE yang kecil dapat diasumsikan bahwa sistem menunjukkan kestabilan dalam suatu proses.

Dalam suatu proses peramalan maka terdapat pertanyaan yang sering muncul yakni sampai seberapa jauhkah nilai random yang diperbolehkan muncul dalam peramalan. Dengan asumsi bahwa nilai random merupakan nilai yang acak sehingga tidak pernah mampu terfungsikan maka dapat kita asumsikan bahwa nilai random akan mengakibatkan adanya kesalahan dalam peramalan. Dengan asumsi tersebut maka bila nilai SSE yang terlalu kecil sehingga kurvanya menjadi sangat cocok (fitted) berakibat menjadi hilangnya fungsi random dalam sebuah proses runtun waktu dan apabila nilai SSE besar maka pencocokan kurva adalah tidak tepat. Jadi dengan demikian perlu diambil suatu nilai batas sampai seberapa jauhkah proses random terjadi pada proses runtun waktu tersebut.

Dengan asumsi-asumsi diatas maka akan berimplikasi pada :

- a. Dengan melihat SSE dan berasumsi bahwa jumlah data adalah cocok maka pencocokan kurva dapat dipakai untuk melihat apakah data tersebut cocok dipakai untuk model peramalan Winter seasonal.
- b. Perlu dibuat suatu perangkat lunak yang mampu memisahkan komponen-komponen kecenderungan, dan musiman dengan nilai random agar perbandingan nilai SSE dan nilai random dapat dipakai sebagai pengukur apakah pencocokan kurva sudah berjalan dengan baik.

Oleh karena itu dalam peramalan peramalan yang bersifat pencocokan kurva khususnya model-model *exponensial smothing* tidak begitu cocok untuk suatu data yang panjang karena pembobotan akan selalu dilakukan dengan data yang terbaru kecuali bila data tersebut tidak berpengaruh pada parameter yang terbentuk. Oleh karena itu tinjauan tidak lagi berasal dari jumlah data tetapi dapat ditarik kesimpulan sebelum suatu data diterapkan dalam metoda Winter Seasonal perlulah terlebih dahulu diprediksi sifat komponen yang terkandung dalam data tersebut. Metoda ini kemudian disempurnakan dengan berbagai peramalan yang bersifat adaptif. (contoh yang paling sering digunakan adalah Metoda Adaptif Chows, Metoda BOX JENSKIN, Filter Kalman dsb). Jadi disini terdapat suatu nilai yang bersifat kontradiktif, disatu hal model membutuhkan data yang dianggap mencukupi (banyak) tetapi perlu dihitung lagi sampai seberapa jauh jumlah data yang perlu diolah untuk keperluan pencocokan kurva. Perangkat lunak yang dibuat dalam penelitian ini memang tidak mencakup pada pencarian nilai cukup kebutuhan data yang digunakan untuk peramalan.

### 3.2. Pengaruh pemilihan nilai awal

Bila dicoba ditelaah pada teori peramalan model seasonal Winter sebetulnya, secara teoritis maka sebenarnya tidak terdapat kaitan antara pemilihan nilai awal coba-coba dengan hasil parameter. Penentuan parameter terlihat sepenuhnya berasal dari nilai data yang tersedia (dapat dilihat dari persamaan dasar Winter). Hasil yang berbeda-beda kemungkinan diakibatkan digunakannya Metoda pencarian pohon biner. Didalam perangkat lunak yang dibuat ketelitian pencarian parameter hanya didasarkan pada nilai 4 angka dibelakang koma, dan pemecahan pohon biner dilakukan dengan memecah nilai menjadi 4 bagian ( dari 0 , 0.5 dan 0.99) yang berarti ketelitian suatu model pencarian hanya dibagi menjadi 4x3 bagian atau 12 bagian

pencarian. Alasan dasar pemilihan metoda pohon biner ini adalah kecepatan dari suatu proses *searching*. Bila proses pencarian mempergunakan proses urutan maka diperlukan waktu yang sangat lama. Untuk mengatasi kesalahan pencarian yang mungkin timbul karena berfuklitasnya nilai SSE (contoh untuk kasus SSE gambar 5.3, 5.4, 5.5) maka proses pemecahan dilakukan menjadi lebih teliti lagi contoh misalnya ruas dibagi menjadi 8 ruas pencarian. dst. Dengan mengamati data tabel-tabel SSE masing-masing data, disamping karena kurang rapatnya kerangka pencarian, perbedaan nilai yang muncul tersebut juga dapat diakibatkan ketidaklinearan fungsi SSE terhadap  $\alpha, \beta$ , dan  $\gamma$ . Sebagai contoh untuk suatu fungsi yang dianggap dapat didekati dengan polinomial pangkat 10 maka akan terdapat adanya 10 nilai maksimum ataupun minimum. Dan cara yang terbaik untuk mengatasi hal ini adalah dengan pembagian daerah pencarian yang sekecil mungkin dengan akibat memperlambat proses.

Secara umum maka dapat dikatakan dari ke 7 pengolahan data dengan pemberian nilai awal yang berbeda, model memberikan parameter yang sama terkecuali untuk data SALES2, IBM1 ( $\alpha, \beta$ , maupun  $\gamma$ ), IBM1. Hanya saja bila pencarian dilakukan secara manual maka bila pola pencariannya tidak baik maka kemungkinan terjadinya nilai kesalahan yang besar (SSE maks yang didapat) akan terjadi. Sebagai contoh dapat dilihat pada IBM2, UNIT, terlihat bahwa SSE1 mempunyai nilai yang cukup besar perbandingannya dengan nilai SSE2 yang berarti kemungkinan terjadinya pencocokan kurva yang salah dapat terjadi.

Data yang lain menunjukkan bahwa tidak terdapat perbedaan hasil yang berarti (hanya berbeda 3 angka dibelakang koma). Berdasar teori diatas maka dapat disimpulkan bahwa perbedaan yang diakibatkan oleh Penggunaan metoda pencarian pohon biner.

Kasus kasus lain yang terjadi dan mempunyai aspek lain adalah pada data IBM dan IBM 2; SALES dan SALES 2. Terlihat suatu kejanggalan dalam perolehan nilai akhir. Dalam tabel tersebut tampak bahwa nilai beta yang cukup besar (0.001 dan 0.939 pada IBM dan 0.001 dan 0.999 pada IBM1) sedangkan nilai SSE adalah sama hal tersebut mungkin terjadi karena :

- beta tidak berpengaruh atau nilai pembobotanya kecil.
- Pola SSE merupakan pola kuadratis atau polinomial

Berdasar nilai SSE maka pola 1 (nilai awal 0,0,0) dengan prosentasenya 62,9% mempunyai kemungkinan terjadinya kesalahan minimum. Sedangkan pola ke 3 (0,0,1) dengan prosentase kejadian 33,33% mempunyai kecenderungan terjadinya kesalahan dalam pencocokan kurva. Dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa karena faktor kerandoman merupakan faktor yang relatif kecil dibandingkan kedua faktor yang lain maka penggunaan nilai awal random yang besar (mendekati 1) sebaiknya dihindari. Dengan demikian dapat dikatakan bahwa pemberian nilai awal juga berpengaruh pada hasil akhir parameter pencocokan kurva. Agar parameter pencocokan kurva tersebut dapat digunakan sebagai dasar peramalan dan tidak terjadi peluang kesalahan maka sebaiknya pemberian nilai awal adalah ketiga parameter adalah dengan pola 000. Dengan kata lain walaupun berdasar teori sebenarnya nilai parameter tergantung pada pola data yang ada pada beberapa kasus pemilihan nilai awal sangat berpengaruh pada hasil akhir penentuan parameter.

TABEL BUBLE

| SSE1   | pl | $\alpha 1$ | $\beta 1$ | $\gamma 1$ | SSE2   | p2 | $\alpha 2$ | $\beta 2$ | $\gamma 2$ | std    | ratSSE |
|--------|----|------------|-----------|------------|--------|----|------------|-----------|------------|--------|--------|
| 0.9639 | 3  | 0.683      | 0.001     | 0.126      | 0.3622 | 1  | 0.999      | 0.999     | 0.032      | 0.1880 | 0.4960 |
| 0.9272 | 3  | 0.683      | 0.481     | 0.126      | 0.3622 | 1  | 0.999      | 0.999     | 0.032      | 0.1766 | 0.4876 |
| 0.9639 | 12 | 0.683      | 0.001     | 0.126      | 0.3622 | 1  | 0.999      | 0.999     | 0.032      | 0.1909 | 0.4599 |
| 2.6933 | 1  | 0.925      | 0.999     | 0.999      | 0.3622 | 20 | 0.999      | 0.999     | 0.032      | 1.0531 | 1.2429 |
| 2.5556 | 7  | 0.925      | 0.319     | 0.999      | 0.3622 | 19 | 0.999      | 0.999     | 0.032      | 0.8504 | 1.0922 |
| 2.6933 | 1  | 0.925      | 0.999     | 0.999      | 0.3622 | 19 | 0.999      | 0.993     | 0.032      | 1.0531 | 1.2429 |

TABEL UNIT

| SSE1     | p1 | $\alpha_1$ | $\beta_1$ | $\gamma_1$ | SSE2   | p2 | $\alpha_2$ | $\beta_2$ | $\gamma_2$ | std    | ratSSE  |
|----------|----|------------|-----------|------------|--------|----|------------|-----------|------------|--------|---------|
| 22.5084  | 3  | 0.689      | 0.001     | 0.064      | 0.7946 | 1  | 0.999      | 0.999     | 0.019      | 6.7336 | 5.9154  |
| 13.8946  | 3  | 0.689      | 0.999     | 0.064      | 0.7946 | 1  | 0.999      | 0.999     | 0.019      | 4.0665 | 4.0674  |
| 21.7551  | 12 | 0.690      | 0.019     | 0.064      | 0.7946 | 1  | 0.999      | 0.999     | 0.019      | 6.5182 | 4.5484  |
| 148.7722 | 1  | 0.874      | 0.999     | 0.999      | 0.7786 | 20 | 0.989      | 0.999     | 0.019      | 71.066 | 50.1478 |
| 137.9240 | 7  | 0.874      | 0.292     | 0.999      | 0.7786 | 25 | 0.989      | 0.999     | 0.019      | 60.440 | 42.8133 |
| 148.7722 | 1  | 0.874      | 0.999     | 0.999      | 0.7786 | 19 | 0.989      | 0.993     | 0.019      | 70.977 | 50.2724 |

### 3.3. Pengaruh pemilihan awal penentuan paramater

Parameter model sebenarnya dapat menggambarkan seberapa jauh pengaruh musiman ataupun trend dari suatu data. Dari pengamatan tabel BUBLE(pola  $\alpha\beta\gamma$ ,  $\alpha\gamma\beta$ , dan  $\beta\alpha\gamma$ ), UNIT(pola  $\alpha\gamma\beta$ ), IBM2 (pola  $\beta\gamma\alpha$ ) terlihat dalam tabel BUBLE nilai parameter alfa adalah yang terbesar dibandingkan beta dan gama hasil terbaik atau nilai SSE2 dan prosentase terjadinya nilai SSE1 yang kecil didapat bila parameter awal yang dipilih adalah alfa. Hal yang sama juga terlihat dalam table UNIT (antara pola  $\alpha\gamma\beta$  dan pola  $\beta\alpha\gamma$ ). Dari semua tabel terlihat bahwa nilai alfa merupakan nilai yang dominan pada semua tabel (rata-rata 0,98) dan mipun berakibat bahwa penggunaan pola yang tidak dimulai dengan pemilihan awal parameter  $\alpha$  akan mengakibatkan kemungkinan terjadinya nilai SSE yang cukup besar.

Berdasar hal diatas maka bila terdapat dapat ditarik suatu kesimpulan bahwa bila faktor musiman ataupun kecenderungan berpengaruh kuat (bernilai mendekati 1) maka pemilihan awal parameter sebaiknya dilakukan dari parameter yang terkait. Sebagai contoh bila faktor kecenderungan mempunyai bobot yang paling besar sebaiknya pemilihan nilai awal parameter juga dimulai dari parameter  $\alpha$  agar kemungkinan terjadinya nilai SSE yang besar dapat dihindari.

Dengan menganggap bahwa sistem perangkat lunak berjalan sempurna maka terlihat bahwa secara rata-rata ( total SSE terbaik ) model sebaiknya didekati dari parameter yang paling besar bobotnya. hal tersebut disamping mampu menghasilkan nilai SSE yang kecil juga mampu meminimumkan prosentase terjadinya kesalahan pencocokan kurva (SSE) besar.

## BAB IV. KESIMPULAN

Berdasar pengamatan pengolahan data maka dapat disimpulkan :

1. Walaupun secara umum dapat dikatakan bahwa nilai parameter  $\alpha, \beta$ , dan  $\gamma$  merupakan parameter yang bergantung kepada data tetapi untuk menghindari kesalahan dalam pencocokan kurva Metoda Winter Seasonal perlulah :
  - a. Diprediksi terlebih dulu apakah data cocok dipakai dalam model Winter Seasonal, pemrediksian ini dapat dilihat berdasar nilai SSE yang ada. (lihat hal 17-18).
  - b. Pemberian nilai awal yang besar terhadap komponen random akan memberikan mempertinggi peluang terjadinya SSE yang besar dalam pencocokan kurva sehingga bila parameter tersebut dipakai sebagai dasar peramalan maka kemungkinan kesalahan peramalan yang terjadi juga besar. (lihat hal 17-18)
2. Karena pemilihan nilai awal parameter dalam penggunaan metoda Winter seasonal perlu dipertimbangkan, maka dalam pencocokan parameter peramalan penentuan nilai awal haruslah didasarkan pada asumsi bahwa bobot masing-masing parameter adalah sama. Berdasar tingginya prosentase keberhasilan pencocokan kurva dengan pola 000 ( 62,9%) maka pemilihan nilai awal parameter yang dianjurkan adalah pola 000 sedangkan pola yang dihindari adalah pola yang memberikan nilai awal 001 (pola3) atau pola yang meberikan bobot besar pada nilai random karena dengan prosentase 33,33% pola tersebut akan mampu mengakibatkan kesalahan dalam penentuan parameter. (lihat hal 18 -19).
3. Pemilihan parameter awal dalam pencocokan kurva juga berpengaruh terhadap hasil akhir pencocokan kurva, berdasar hasil pengolahan data terlihat bahwa agar kemungkinan terjadinya kesalahan dalam penentuan parameter maka parameter awal yang dipilih adalah parameter yang mempunyai bobot paling tinggi diantara bobot parameter yang lain (lihat hal 19).
4. Walaupun metoda *trial dan error* dapat dipakai untuk mencari nilai parameter dengan baik dan cepat tetapi metoda ini mempunyai nilai ketidakpastian yang cukup tinggi, berkaitan dengan hal tersebut sebaiknya pencocokan kurva dengan metoda *trial dan error* tidak hanya didasarkan pada satu pola saja (lihat hal 19).
5. Identifikasi awal dapat dilakukan secara visual walaupun ketelitiannya tidak begitu baik. lihat hal (15-17)

## SARAN SARAN

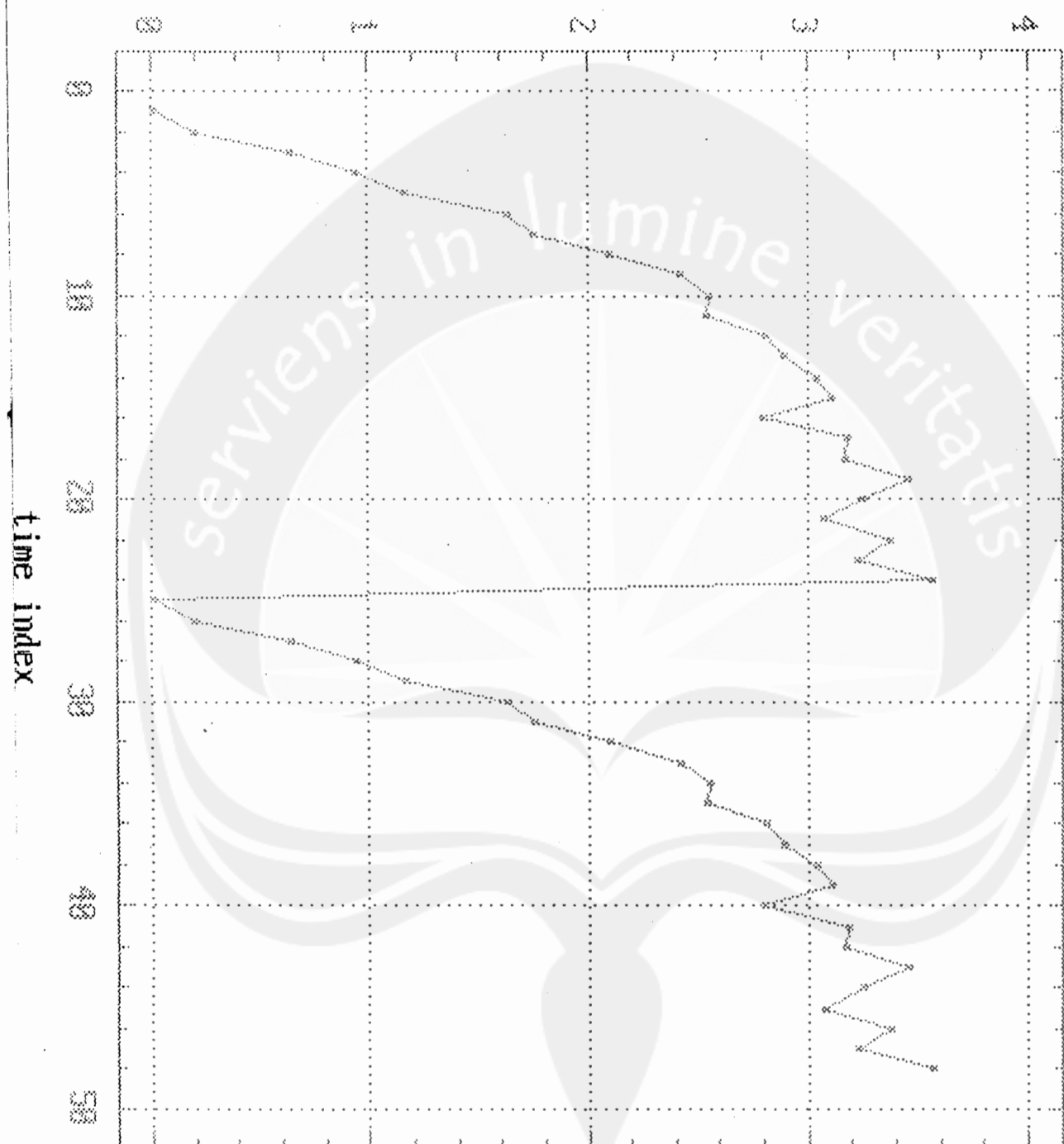
Dikarenakan pemeriksaan visual merupakan sesuatu yang subyektif maka perlulah dibuat perangkat lunak yang mampu mengenali pola data agar penerapan metoda Winter seasonal dapat berjalan dengan baik.

## DAFTAR PUSTAKA

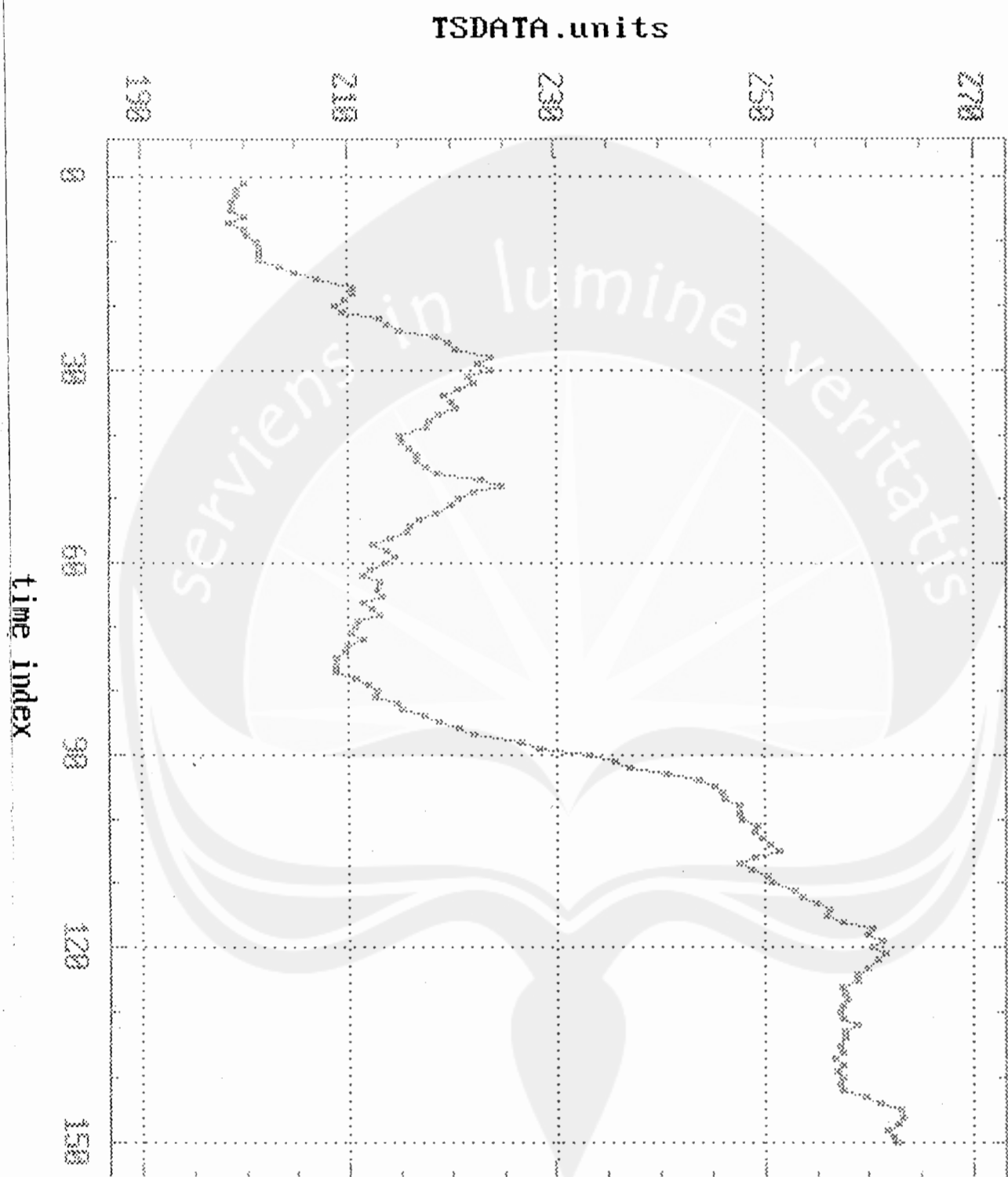
1. Arga, W, Ir, 1985, *Analisis Runtun Waktu Teori dan Aplikasi jilid 1*, cetakan 1, BPFE Yogyakarta,
2. Bambang Kustitunto, 1984, *Statistik Analisis Runtun Waktu dan Regresi Korelasi*, cetakan 1, BPFE Yogyakarta.
3. Madrikakis S, Whelwright Steven C, 1992, *Forecasting Methods for Management*, 5th edition, Jhon Wiley ans Sons Inc, Canada.
4. Montgomery Douglas C, Johnson Lynwood A, Gradine John S, ,1990,*Forecasting & Time Series Analisis*, 2nd edition, Mc Graw Hill International Edition Singapore.
5. Madrikakis S, Whelwright Steven C, Mc Gee, 1979, *Forecasting Methods and Aplications*, Jhon Wiley and Sons Inc, Canada.
6. Murray R. Spiegel, 1972 , *Statistik* , Penerbit Erlangga Jakarta
7. Subagyo Pangestu, ,1986, *Forecasting, Konsep dan Aplikasi*, BPFE Yogyakarta

Original Series

TELITI.sales2



Original Series



15  
12  
9  
6  
3  
0

0 20 40 60 80 100

Original Series

TSDATA.ibm

