



# JURNAL TEKNOLOGI MAKLUMAT DAN SAINS KUANTITATIF

## KANDUNGAN

## Muka Surat

To (Start With) OOP, Or Not OOP: That is Not The Question <i>Syed Ahmad Aljunid</i>	1
Penilaian Tingkah Laku Taklinear Menggunakan Kaedah Empirik <i>Norazan Mohamed Ramli Habsah Midi</i>	19
Towards Developing A Risk Charter for Software Development Projects <i>Noor Habibah Arshad</i>	37
Comparative Performance of Computational Techniques in Retrieving Malay Text <i>Zainab Abu Bakar</i>	51
Algorithm of Magnetic Flux Density on a Plane Generated by a Finite Length Current Source <i>Rashdi Shah Ahmad, Tahir Ahmad, Chew Soon Leong</i>	63
Suatu Kaedah Menganggar Kos Perisian Berasaskan Spesifikasi Formal <i>Abdullah Mohd Zin, Maridah Mohamad Shah, Abd Malik Md Yusof</i>	75
Solving a Constraint Satisfaction Problem by Backtracking Intelligently: A Case Study <i>Muthukkaruppan Annamalai</i>	87
An Empirical Investigation into the Critical Success Factors Used by it Companies of Various Sizes to Adopt Internet Technology <i>Lloyd Tam Yew King</i>	99
Teknologi Maklumat dan Telekerja: Satu Tinjauan Awalan dan Implikasinya di Malaysia <i>Balakrishnan Parasuraman</i>	115

# **PENILAIAN TINGKAH LAKU TAKLINEAR MENGGUNAKAN KAEDAH EMPIRIK**

## **NORAZAN MOHAMED RAMLI**

Jabatan Statistik  
Fakulti Teknologi Maklumat dan Sains Kuantitatif  
Universiti Teknologi MARA (UiTM)  
40450 Shah Alam, Selangor

## **HABSHAH MIDI**

Jabatan Matematik  
Fakulti Sains dan Alam Sekitar  
Universiti Putra Malaysia  
Serdang

## **ABSTRAK**

*Dalam kertas ini, satu set data yang mewakili purata berat (dalam gram) daun tembakau kering sepokok untuk jangkamasa seminggu yang diukur dari minggu pertama hingga ke minggu ke tiga belas, dimodelkan menggunakan beberapa model taklinear seperti model Gompertz, model Logistic, model Richards, model Taburan Weibull dan model Morgan-Mercer-Flodin. Walau bagaimanapun, hanya model Gompertz dan model Logistic terpilih untuk mewakili data ini kerana tingkahlakunya yang lebih hampir kepada tingkahlaku model linear, yang mana penganggarnya tidak pincang, mengikut taburan normal dan mempunyai had varian yang minima. Tingkahlaku taklinear dalam sesuatu model dinilai menggunakan satu kaedah empirik iaitu melalui kajian simulasi. Kajian ini juga dapat mendedahkan sejauh mana sifat taklinear sesuatu penganggar dan memberi cadangan berguna untuk proses membaik pulih penganggar yang bersifat taklinear. Didapati bahawa kedua-dua fungsi model Gompertz dan Logistic yang telah diparameterkan semula adalah setanding dan hampir kepada tingkahlaku model linear. Walau bagaimanapun, model Logistic yang telah dibaikpulih telah dipilih kerana nilai purata sukatan kelengkungannya adalah lebih rendah.*

***Kata kunci: Kepencongan; Model taklinear; Simulasi***

## PENGENALAN

Model taklinear berbeza dengan model linear kerana penganggar parameter dalam model taklinear adalah pincang, tidak mempunyai taburan normal dan melebihi had minima varian yang dibenarkan. Tingkahlaku taklinear dalam model taklinear ini dapat diukur melalui beberapa kaedah dan pendekatan yang berbeza. Antaranya ialah melalui kaedah Sukatan Kelengkungan oleh Bates dan Watts (Bates dan Watts, 1980 dan 1988), Rumus Pincang oleh Box (Ratkowsky, 1983), Sukatan Kepencongan oleh Hougaard (Hougaard, 1985) dan Kajian Simulasi oleh Ratkowsky (Ratkowsky, 1983). Dalam kertas ini, pendekatan yang dipilih adalah secara empirik, iaitu menggunakan Kajian Simulasi yang diperkenalkan oleh Ratkowsky (1983).

Objektif kertas kajian ini adalah seperti yang digariskan di bawah:

- i) Mencari nilai kuasa dua terkecil penganggar menggunakan kaedah Gauss-Newton.
- ii) Menilai tingkah laku penganggar parameter dalam model taklinear menggunakan kaedah empirik, iaitu secara kajian simulasi.
- iii) Melakukan proses pemparameteran semula terhadap penganggar parameter yang dikenal pasti bertingkah laku taklinear.
- iv) Memilih model taklinear yang paling hampir tingkahlakunya dengan model linear.

Bahagian kedua kertas ini akan membincangkan secara ringkas proses yang diperlukan untuk mendapatkan nilai kuasa dua terkecil penganggar. Ini diikuti di bahagian tiga dengan perbincangan tentang kajian simulasi dan seterusnya proses pemparameteran semula, iaitu proses membaik pulih parameter yang telah dikenal pasti mempunyai tingkahlaku taklinear. Manakala bahagian ke empat pula akan memberikan satu contoh berangka dan seterusnya membincangkan keputusan kajian simulasi. Bahagian ke lima akan mengakhiri kertas ini dengan memberi satu rumusan keseluruhan kajian.

## PENGANGGAR KUASA DUA TERKECIL

Sebelum penilaian tingkahlaku taklinear dapat dijalankan, nilai penganggar parameter model taklinear perlu dikira terlebih dahulu. Pertimbangkan model am taklinear dengan ralat berdaya tambah diberi seperti berikut:

$$y_t = f(x_t, \theta) + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

dimana  $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)^T$  mewakili vektor penganggar yang hendak dicari, pembolehubah tak bersandar  $x_t$  ( $t=1, 2, \dots, n$ ) mempunyai ukuran p vektor dengan nilai-nilai

tertentu dan  $\varepsilon_t$  ( $t=1,2,\dots,n$ ) adalah ralat rawak yang mengikut taburan normal dengan min,  $E(\varepsilon_t)=0$  dan varians,  $\text{Var}(\varepsilon_t)=\sigma^2$ . Nilai penganggar kuasa dua terkecil  $\hat{\theta}$  boleh dikira dengan meminimumkan,

$$S(\theta) = \sum_{t=1}^n [y_t - f(x_t, \theta)]^2 \quad (2.2)$$

Menggunakan kaedah “Modified Gauss-Newton” (sila lihat Sen dan Srivastana(1990) untuk perbincangan lebih lanjut),  $\hat{\theta}$  didapati secara process iteratif. Pada iteratif yang ke ( $r+1$ ),

$$\hat{\theta}^{(r+1)} = \hat{\theta}^{(r)} + [J^T(\hat{\theta}^{(r)})J(\hat{\theta}^{(r)})]^{-1} J^T(\hat{\theta}^{(r)}) [Y - f(\hat{\theta}^{(r)})] \quad (2.3)$$

dengan  $J(\theta)$  adalah matrik Jakobian berukuran  $n \times p$ .

Bermula dengan nilai awal untuk  $\hat{\theta}$  bila  $r=0$ , penganggaran  $\hat{\theta}^{(r+1)}$  menggunakan kaedah “Modified Gauss-Newton” hanya akan berhenti apabila perkara-perkara berikut berlaku:

1. nilai  $|\hat{\theta}^{(r+1)} - \hat{\theta}^{(r)}|$  adalah lebih kecil daripada suatu nilai yang telah ditetapkan.
2. proses iteratif melebihi bilangan maksima yang ditetapkan.
3. “singular gradient matrix” terhasil.

## KAJIAN SIMULASI

Kajian simulasi merupakan kaedah empirik untuk menilai kewujudan tingkahlaku taklinear dalam model taklinear. Cara ini ternyata lebih berkesan kerana ia bukan saja dapat mengesan dan mendedahkan sejauh mana wujudnya tingkahlaku taklinear dalam penganggar paramater, malah pada masa yang sama dapat memberi cadangan yang berguna untuk proses pemparameteran semula ke atas parameter yang bersifat taklinear.

Dalam kajian simulasi, set-set data yang baru bersaiz  $n$  dijanakan dengan menggunakan nilai-nilai  $\hat{\theta}$  dan  $\hat{\sigma}^2$ . Hanya nilai  $\varepsilon$  dan  $y$  yang dibenarkan bertukar secara rawak untuk setiap set data yang dijanakan. Ini bermakna, bagi setiap set data yang dihasilkan, ianya akan memberi nilai penganggar yang baru bagi setiap parameter. Nilai-nilai penganggar ini kemudiannya akan diteliti dan diuji tentang kepincangannya, had minima varian, kepencongan dan kurtosis. Ratkowsky (1983) mencadangkan supaya simulasi ini dijalankan seminima 500 kali dan  $\varepsilon$  maksima 1000 kali untuk mendapatkan nilai-nilai penganggar yang lebih tepat.

Dalam kajian ini, sebanyak 1000(=N) set data dihasilkan melalui proses simulasi. Ini bermakna sebanyak 1000 set data yang bersaiz n dihasilkan daripada model,

$$y_t = f(x_t, \hat{\theta}) + \varepsilon_t \quad (t = 1, \dots, n)$$

dimana  $\varepsilon$  adalah secaman, tak bersandaran dan bertaburan normal iaitu  $N(0, \sigma^2)$ . Untuk setiap set data, penganggar kuasa dua terkecil  $\hat{\theta}_k$  ( $k=1,2,\dots,1000$ ) diperolehi daripada model  $y_t = f(x_t, \hat{\theta}) + \varepsilon_t$ . Ini bermakna sebanyak 1000 set nilai-nilai  $\hat{\theta}_k$  akan digunakan dalam pengiraan sampel mean, varian, kepencongan dan kurtosis seperti yang ditunjukkan berikut:

$$\text{Purata} = m1_i = \bar{\theta}_i = \frac{\sum_{k=1}^{1000} \theta_k}{1000} \quad (3.1)$$

$$\text{Varian} = m2_i = \frac{\sum_{k=1}^{1000} (\theta_k - \bar{\theta}_i)^2}{1000} \quad (3.2)$$

$$\text{Pekali Kepencongan} = g1_i = \frac{m3_i}{(m2_i)^{3/2}} \quad (3.3)$$

$$\text{Pekali Kurtosis} = g2_i = \frac{m4_i}{(m2_i)^2} - 3 \quad (3.4)$$

di mana  $m3_i = \frac{\sum_{k=1}^{1000} (\theta_k - \bar{\theta}_i)^3}{1000}$  dan  $m4_i = \frac{\sum_{k=1}^{1000} (\theta_k - \bar{\theta}_i)^4}{1000}$  masing-masing mewakili

momen ketiga dan keempat terhadap purata untuk setiap  $\theta_i$  ( $i=1,2,\dots,p$ ). Pengiraan peratusan pincang dan varian lebih dibuat menggunakan rumus berikut:

$$\% \text{ pincang}(\theta_i) = 100 \left( \frac{m1_i - \hat{\theta}_i}{\theta_i} \right) \quad (3.5)$$

$$\% \text{ varian lebihan}(\theta_i) = 100 \left( \frac{m2_i - \text{var}(\hat{\theta}_i)}{\text{var}(\hat{\theta}_i)} \right) \quad (3.6)$$

Ujian hampiran normal Z dan  $\chi^2$  digunakan untuk menentukan samaada peratusan-peratusan pincang dan lebih varian tadi ada keertian, dengan

$$Z = \frac{m1_i - \hat{\theta}_i}{\sqrt{\text{var}(\hat{\theta}_i) / 1000}} \quad (3.7)$$

$$\chi^2 = \frac{1000(m2_i)}{\text{var}(\hat{\theta}_i)} \quad (3.8)$$

yang mempunyai ujian hampiran normal Z sebagai,

$$Z = \sqrt{2\chi^2} - \sqrt{2(1000-1)-1} \quad (3.9)$$

Untuk N=1000, nilai-nilai kritikal bagi ujian ke atas kepencongan dan kurtosis adalah  $g_{1i} \sim N(0, \frac{6}{N})$  dan  $g_{2i} \sim N(0, \frac{24}{N})$ . Jadi, untuk N=1000, nilai-nilai kritikal adalah  $g_{1i} : \pm 0.152$  (5%),  $\pm 0.200$  (1%) dan  $g_{2i} : \pm 0.304$  (5%),  $\pm 0.399$  (1%).

## PEMPARAMETERAN SEMULA

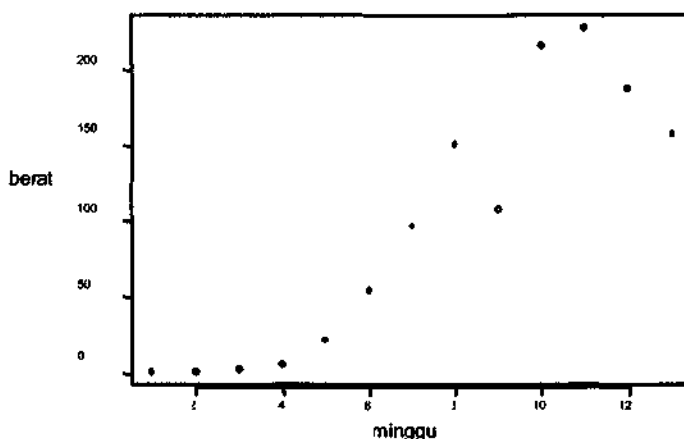
Proses pemparameteran semula diperlukan untuk menghapuskan atau mengurangkan tingkahlaku taklinear yang wujud dalam parameter model taklinear (Ratkowsky, 1983). Pemparameteran semula yang sesuai dapat menukar suatu model taklinear yang jauh daripada mempunyai sifat linear kepada satu model taklinear yang sifatnya hampir kepada tingkahlaku model linear.

Sebelum pemparameteran semula dibuat, Sukatan Kelencungan yang telah diperkenalkan oleh Bates dan Watts (1988) terlebih dahulu diuji. Ini adalah kerana sekiranya nilai “intrinsic nonlinearity”, (IN), ada keertian dan lebih tinggi jika dibandingkan dengan nilai “parameter-effect nonlinearity”, (PE), maka sebarang pemparameteran semula tidak akan dapat mengurangkan sifat taklinear model. Jika perkara sebaliknya berlaku, tingkahlaku taklinear kemungkinan akan berkurangan kerana nilai “parameter-effect nonlinearity” yang tinggi bermakna ketidaklinearan dalam model disebabkan oleh parameter itu sendiri (Ratkowsky, 1983 & 1989).

Ratkowsky (1983 & 1989) telah memberi satu panduan yang sangat berguna untuk proses pemparameteran yang betul. Rajah histogram untuk setiap penganggar parameter digunakan. Sekiranya rajah histogram sesuatu penganggar itu mengikut taburan normal, ini bermakna parameter adalah bertingkahlaku mirip kepada tingkahlaku model linear dan ini tidak memerlukan pemparameteran semula. Jika sekiranya rajah histogram sesuatu penganggar parameter itu menunjukkan kepencongan ke kanan, ini menunjukkan taburan lognormal. Jadi pemparameteran semula dibuat dengan menggantikan parameter berkenaan dengan mengambil eksponen terhadap parameter tersebut. Sebaliknya, jika rajah histogram pencong ke kiri, parameter dalam model akan digantikan dengan mengambil logaritma terhadap parameter tersebut.

### Satu Contoh Berangka

Data yang digunakan dalam kajian ini mewakili purata berat daun tembakau kering sepokok untuk jangkamasa seminggu (dalam gram) dari minggu pertama hingga minggu ke tiga belas. Gambarajah serakan dilakarkan terlebih dahulu untuk mendapatkan gambaran kasar bentuk hubungan yang wujud antara X (yang mewakili minggu) dan Y (yang mewakili purata berat daun tembakau kering sepokok (dalam gram)).



Rajah 1: Gambarajah Serakan antara Minggu dan Berat



Rajah 1 menunjukkan gambarajah serakan set data dengan paksi x mewakili masa dalam minggu dan paksi y mewakili purata berat daun tembakau kering sepokok (rujuk appendix untuk data asal).

Pola daripada Rajah 1 menunjukkan set data adalah dari kategori data jenis pertumbuhan yang mempunyai rajah serakan berbentuk S. Beberapa jenis model taklinear telah dikenal pasti sesuai untuk mewakili set data tersebut iaitu Model Gompertz, Model Logistic, model Richards, model Taburan Weibull dan model Morgan-Mercer-Flodin. Walau bagaimanapun, hanya model Gompertz dan model Logistic didapati lebih sesuai kerana sifatnya yang lebih hampir kepada sifat model linear (sila lihat Ratkowsky (1983 dan 1989) untuk perbincangan lanjut tentang kriteria pemilihan model yang sesuai).

$$\text{Model Gompertz: } Y = \alpha \exp[-\exp(\beta - \gamma X)] \quad (4.1)$$

$$\text{Model Logistic: } Y = \frac{\alpha}{1 + \exp(\beta - \gamma X)} \quad (4.2)$$

Semua pengiraan yang dilakukan untuk kajian ini dibuat menggunakan "S-Plus Programming Language". Jadual 2 menunjukkan nilai-nilai penganggar parameter. Manakala Jadual (3-10) pula menunjukkan keputusan kajian simulasi.

Jadual 1: Nilai Penganggar Kuasa Dua Terkecil

	Model Gompertz	Model Logistic
Penganggar Parameter	$\hat{\alpha} = 196.2624$	$\hat{\alpha} = 192.3147$
	$\hat{\beta} = 4.0196$	$\hat{\beta} = 6.5113$
	$\hat{\gamma} = 0.6287$	$\hat{\gamma} = 0.9195$
$\hat{\sigma}$	27.8865	27.6902

Jadual 2: Ujian Pincang Untuk Model Gompertz

Penganggar Nilai-nilai	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
Purata	204.9420	6.9988	1.0746
% Pincang	4.4225	74.1182	70.9289
Ujian Z	12.6650	57.2537	53.9770
Keputusan Ujian	Sangat Bererti	Terlalu Sangat Bererti	Terlalu Sangat Bererti



Jadual 3: Ujian Pincang Untuk Model Logistic

Penganggar Nilai-nilai	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
Purata	195.9675	10.4482	1.4974
% Pincang	1.8994	60.4614	62.8482
Ujian Z	6.6585	55.8016	55.1797
Keputusan Ujian	Bererti	Terlalu Sangat Bererti	Terlalu Sangat Bererti

Jadual 4: Ujian Lebihan Varian Untuk Setiap Penganggar Dalam Model Gompertz

Nilai-nilai	Penganggar		
	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
Varian	2083.2220	280.0006	6.2624
Ujian $\chi^2$	4431.0950	103305.5000	91662.4400
Ujian Z (%Lebihan Varian)	49.4514	409.8570	383.4767
Keputusan Ujian	Terlalu Sangat Bererti	Terlalu Sangat Bererti	Terlalu Sangat Bererti

Jadual 5: Ujian Lebihan Varian Untuk Setiap Penganggar Dalam Model Logistic

Nilai-nilai	Penganggar		
	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
Varian	446.6860	403.9679	8.7693
Ujian $\chi^2$	1482.7190	80958.7500	79869.2900
Ujian Z (%Lebihan Varian)	9.7680	357.7019	354.9853
Keputusan Ujian	Sangat Bererti	Terlalu Sangat Bererti	Terlalu Sangat Bererti

Jadual 6: Ujian Kepencongan Untuk Setiap Penganggar Dalam Model Gompertz

Nilai-nilai	Penganggar		
	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
Momen Ketiga	672577.3000	33987.4200	112.1188
Pekali Kepencongan	7.0736	7.2540	7.1543
Keputusan Ujian	Sangat Bererti	Sangat Bererti	Sangat Bererti

Jadual 7: Ujian Kepencongan Untuk Setiap Penganggar Dalam Model Logistic

Nilai-nilai	Penganggar		
	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
Momen Ketiga	8817.8210	53210.5100	169.5063
Pekali Kepencongan	0.9340	6.5682	6.5273
Keputusan Ujian	Bererti	Sangat Bererti	Sangat Bererti

Jadual 8: Ujian Kurtosis Untuk Setiap Penganggar Dalam Model Gompertz

Nilai-nilai	Penganggar		
	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
Momen Keempat	361547221	4426989	2143.736
Pekali Kepencongan	80.30939	53.46647	51.66227
Keputusan Ujian	Terlalu Sangat Besar	Terlalu Sangat Bererti	Terlalu Sangat Bererti

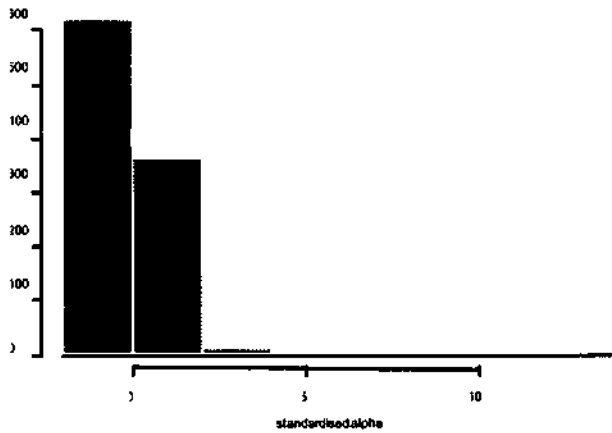
Jadual 9: Ujian Kurtosis Untuk Setiap Penganggar Dalam Model Logistic

Nilai-nilai	Penganggar		
	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
Momen Keempat	972540.7	7657384	3650.565
Pekali Kepencongan	1.874197	44.0628	43.3006
Keputusan Ujian	Bererti	Terlalu Sangat Bererti	Terlalu Sangat Bererti

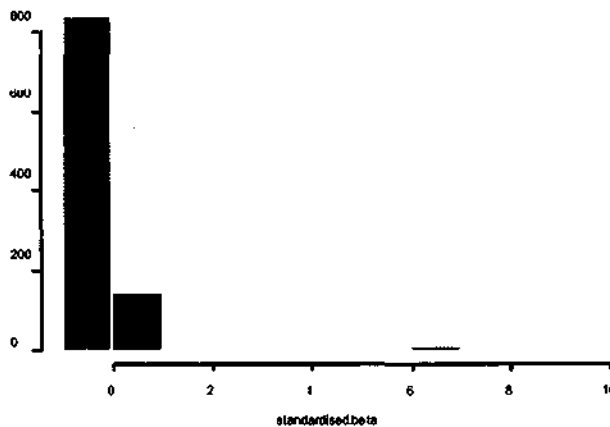
Keputusan ujian daripada jadual-jadual 2-9 jelas menunjukkan hampir kesemua penganggar parameter dalam kedua-dua Model Gompertz dan Logistic mempunyai ciri-ciri tingkahlaku taklinear yang terlalu tinggi, kecuali penganggar parameter Alpha dalam

Model Logistic. Peratusan pincang yang tinggi dalam penganggar Beta dan Gamma dalam kedua-dua model membuktikan bahawa kedua-dua parameter ini berkemungkinan besar menjadi penyebab kepada kehadiran sifat taklinear dalam model. Ini disokong juga dengan nilai-nilai pekali kepencongan dan kurtosis yang tinggi untuk kedua-dua penganggar parameter Beta dan Alpha.

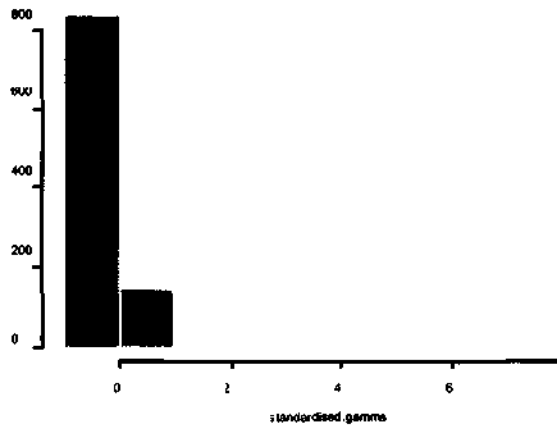
Rajah-rajah histogram bagi setiap penganggar parameter dapat memberi gambaran lebih jelas lagi tentang halatuju kepencongan dan kurtosis di samping cadangan untuk pemparameteran semula Ratkowsky(1983 & 1989). Rajah histogram (2-7), jelas menunjukkan hanya penganggar parameter Alpha dalam Model Logistic sahaja yang tidak memerlukan pemparameteran semula kerana bentuk histogramnya adalah mirip kepada histogram untuk taburan normal.



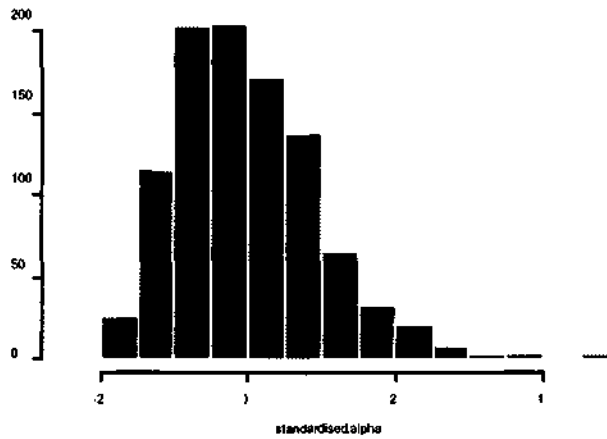
Rajah 2: Histogram mewakili  $\alpha$  dalam Model Gompertz



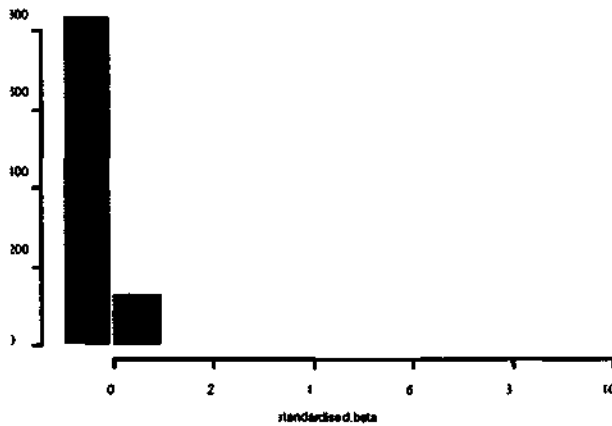
Rajah 3: Histogram mewakili  $\beta$  dalam Model Gompertz



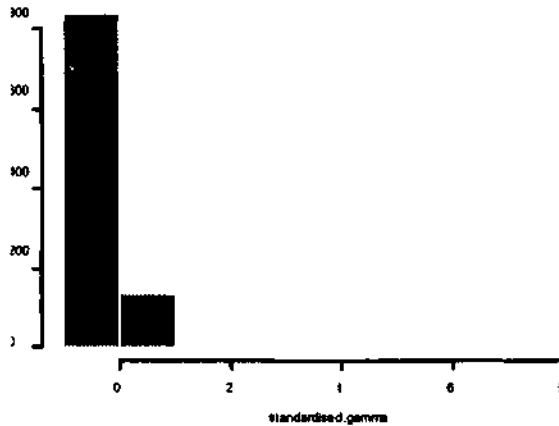
Rajah 4: Histogram mewakili  $\hat{\gamma}$  dalam Model Gompertz



Rajah 5: Histogram mewakili  $\hat{\alpha}$  dalam Model Logistic



Rajah 6: Histogram mewakili  $\beta$  dalam Model Logistic



Rajah 7: Histogram mewakili  $\gamma$  dalam Model Logistic

Hampir kesemua rajah histogram menunjukkan kepencongan ke kanan yang bermakna penganggar parameter tersebut mempunyai taburan lognormal. Dengan itu pemparameteran semula dibuat dengan mengambil eksponen kepada parameter dalam model yang terlibat. Jadi fungsi model yang baru adalah seperti berikut:

Model Gompertz:

$$Y = \exp(\alpha) \exp[-\exp(\exp(\beta) - \exp(\gamma)X)] \quad (4.3)$$

Model Logistic:

$$Y = \frac{\alpha}{1 + \exp(\exp(\beta) - \exp(\gamma)X)} \quad (4.4)$$

Proses dan kajian simulasi diulang menggunakan fungsi model baru (4.3) dan (4.4) bagi melihat kepada sebarang pengurangan tingkahlaku taklinear dalam penganggar parameter. Jadual (10 dan 11) menunjukkan keputusan kajian simulasi untuk kedua-dua model yang telah diparameterkan semula.

Jadual 10: Perbandingan Ujian Untuk Model Gompertz

Nilai-nilai	Model Gompertz (4.1)			Fungsi Model (4.3)		
	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
i. Ujian Z (%Pincang)	12.6650	57.2537	53.9770	7.9957	9.1015	7.7673
ii. Ujian Z (%varian lebihan)	49.4514	409.8570	383.4767	20.2721	25.8260	26.7772
iii. Pekali Kependongan	7.0736	7.2540	7.1543	2.7495	2.4531	2.0324
iv. Pekali Kurtosis	80.3094	53.4665	51.6623	16.7609	10.4443	9.1628
Sukatan Kelengkungan	IN=0.8012			IN=0.8012		
	PE=1.1933			PE=1.1961		

Jadual 11: Perbandingan Ujian Untuk Model Logistic

Nilai-nilai	Model Gompertz (4.2)			Fungsi Model (4.4)		
	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
i. Ujian Z (%Pincang)	6.6585	55.8016	55.1797	6.6586	11.7265	10.6596
ii. Ujian Z (%Varian lebihan)	9.7680	357.7019	354.9853	9.7685	29.5293	28.7484
iii. Pekali Kepencongan	0.9340	6.5682	6.5273	0.9341	2.6959	2.4762
iv. Pekali Kurtosis	1.8742	44.0628	43.3006	1.8744	10.9056	9.8764
Sukatan Kelengkungan	IN=0.6369			IN=0.6369		
	PE=1.6128			PE=1.0126		

Ujian sukatan kelengkungan yang menunjukkan nilai IN lebih rendah daripada nilai PE mencadangkan bahawa sifat taklinear yang wujud adalah disebabkan oleh pemparameteran. Ini bermakna pemparameteran semula yang sesuai dapat mengurangkan tingkahlaku taklinear dalam model. Ini adalah selari dengan keputusan ujian simulasi. Jadual (10 dan 11) jelas menunjukkan bahawa pemparameteran semula seperti yang dicadangkan oleh Ratkowsky(1983 & 1989) dapat mengurangkan tahap kewujudan tingkahlaku taklinear dalam model taklinear dengan jayanya. Walaupun keputusan ujian masih menunjukkan wujudnya sifat taklinear dalam fungsi model baru (4.3) dan (4.4), tetapi penurunan berganda untuk setiap ujian pincang, varian lebihan, kepencongan dan kurtosis dalam Jadual (10 dan 11) begitu meyakinkan bahawa proses membaikpulih sifat taklinear parameter dapat dilakukan dengan betul hanya berpandukan rajah histogram.

Adalah begitu sukar untuk memilih model yang sesuai untuk mewakili set data yang diberi. Walau bagaimanapun, keputusan ujian taklinear dalam Jadual (10 dan 11) membolehkan untuk kita mengeneipkan model Gompertz (4.1) dan Logistic (4.2). Fungsi model baru (4.3) dan (4.4) adalah setara dan setanding untuk dipilih sebagai yang hampir memiliki sifat model linear berdasarkan keputusan ujian yang kebanyakannya memberi nilai-nilai yang begitu hampir antara satu sama lain. Sungguhpun begitu, ujian sukatan



kelencungan (nilai-nilai IN dan PE) oleh Bates dan Watts (1980) memberikan kelebihan kepada fungsi model baru (4.4) kerana nilai sukatan kelencungannya yang lebih rendah.

## **RUMUSAN**

Antara objektif utama dalam regresi model taklinear ialah mendapatkan satu model taklinear yang begitu hampir tingkahlakunya dengan model linear. Bagi memastikan ianya tercapai, maka adalah perlu untuk dinilai tahap ketidaklinearan yang wujud dalam model taklinear dengan menggunakan kaedah yang betul dan sistematik.

Tidak dapat dinafikan, pengukuran tahap ketidaklinearan hanya dapat diukur setelah nilai penganggar parameternya diketahui terlebih dahulu. Kaedah "Modified Gauss-Newton" telah digunakan untuk mencari nilai-nilai kuasa dua terkecil bagi setiap penganggar. Dengan menggunakan nilai-nilai penganggar ini, proses untuk mengukur tingkahlaku taklinear diteruskan dengan menggunakan kaedah empirik yang telah dikenal pasti bukan sahaja dapat mendedahkan sejauh mana sesuatu penganggar itu bersifat taklinear, malah dapat membantu ke arah membaik pulih penganggar yang bermasalah taklinear. Kaedah empirik ini atau lebih dikenali sebagai Kajian Simulasi yang diperkenalkan oleh Ratkowsky (1983 & 1989) juga boleh digunakan untuk menilai sifat taklinear untuk fungsi model dan set data yang berlainan untuk satu berbanding.

Pemparameteran semula memberi peluang untuk sesuatu model dibaikpulih supaya tingkahlakunya lebih mirip dan hampir kepada tingkahlaku model linear yang mempunyai penganggar yang tidak pincang, tidak melebihi had minima varian dan mempunyai taburan normal. Kajian ini telah menunjukkan penurunan tingkahlaku taklinear dengan begitu banyak dan drastik, jelas membuktikan kesesuaian pemparameteran semula yang dilakukan.

Model taklinear yang terbaik adalah yang terhampir sifatnya dengan model linear. Ternyata fungsi model [4.4] adalah yang terhampir jika dibandingkan dengan model-model yang lain berdasarkan perbandingan dan keputusan ujian yang diperolehi dalam Jadual (2-11).

## **RUJUKAN**

Allen, D. M. 1983. Parameter Estimation for Nonlinear Models with Emphasis Compartmental Models. *Biometrics*, 39(3), 629-637.

Bard, J. 1974. *Nonlinear Parameter Estimation*. Academic Press.

Bates, D. M and Watts, D. G. 1980. Relative Measures of Nonlinearity. *Journal of the Royal Statistical Society*, Ser. B 42, No. 1, 1-25.

Bates, D. M. and Watts, D.G. 1988. *Nonlinear Regression Analysis & Its Applications* .

Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics.

Beale, E. M. L.. 1974. *Introduction to Optimization*. Wiley-Interscience Series in Discrete Mathematics and Optimization.

Beale, E. M.L. 1960. Confidence Regions in Nonlinear Estimation. *Journal of the Royal Statistical Society*, Ser. B 22, 41-76.

Box, M. J. 1971. Bias in Nonlinear Estimation. *Journal of the Royal Statistical Society*, Ser. B 33, 171-201.

Carroll, R. J. and Ruppert, D. 1988. *Transformation and Weighting in Regression*. Chapman and Hall.

Clarke, G. P. Y. 1980. Moments of the Least Squares Estimators in a Nonlinear Regression Model. *Journal of the Royal Statistical Society*, Ser. B 42(2), 227-237.

Cook, R. D and Witmer, J. A. 1985. A note on Parameter-Effects Curvature. *Journal of American Statistical Association*, December 1985, Vol. 80, N0. 392.

Cook, R. D. 1986. Bias in Nonlinear Regression. *Biometrika*, 73(3), 615-623.

Cook, R. D and Tsai, C. L. 1985. Residuals in Nonlinear Regression. *Biometrika*, 72(1), 23-29.

Draper, N.R. and Smith, H. 1966. *Applied Regression Analysis*. Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics.

Gavin, J. S. Ross. 1990. *Nonlinear Estimation*. Springer-Verlag New York Inc.

Hamilton, D. 1986. Confidence Interval Estimation in Nonlinear Regression. *Biometrika*, 73(1), 57-64.

Hamilton, D. C, Watts, D.G and Bates, D. M. 1982. Accounting for Intrinsic Nonlinearity in Nonlinear Regression Parameter Inference Regions. *Annals of Statistics*, 10(2), 386-393.

Hougaard, P. 1985. The Appropriateness of the Asymptotic Distribution in a Nonlinear Regression Model in relation to Curvature. *Journal of the Royal Statistical Society*, Ser. B 47(1), 103-114.

Kass, R. E. 1984. Canonical Parameterizations and Zero Parameter-effects Curvature. *Journal of the Royal Statistical Society*, Ser. B 46, 86-92.

- Ratkowsky, D. A. 1983. *Nonlinear Regression Modeling*. Marcel Dekker, Inc..
- Ratkowsky, D. A. 1989. *Handbook of Nonlinear Regression Models*. Marcel Dekker, Inc..
- Scales, L. E. 1985. *Introduction to Nonlinear Optimization*. Macmillan Publishers Ltd.
- Seber, G. A. F and Wild, C. J. 1989. *Nonlinear Regression*. Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics.
- Sen, A and Srivastana, M. 1990. *Regression Analysis: Theory, Methods and Applications*. Springer-Verlag.
- Wu, C. F. 1981. Asymptotic Theory of Nonlinear Least Squares Estimation. *Annals of Statistics*, 9, 501-513.

## **APPENDIKS**

Set data yang digunakan dalam kajian ini mewakili purata berat daun tembakau kering sepokok (dalam grams) yang disukat mengikut masa (dalam minggu) yang didapati dari Pejabat MARDI, Serdang:

Minggu	Purata Berat(gm)
1	0.4667
2	0.7667
3	2.0167
4	5.8333
5	21.4833
6	54.0333
7	96.6167
8	150.6000
9	107.1333
10	215.7333
11	227.4833
12	187.6167
13	157.0167