JMHT Vol. XV, (1): 17-23, April 2009 Artikel Ilmiah
ISSN: 0215-157X

Penggunaan Analisis Regresi Terboboti dalam Penyusunan Model Pertumbuhan Peninggi *Acacia mangium* Willd.

The Use of Weighted Regression Analysis for Constructing Top-height Growth Model of Acacia mangium Willd.

Muhdin* dan Endang Suhendang
Departemen Manajemen Hutan, Fakultas Kehutanan, Institut Pertanian Bogor, Bogor

Abstract

The compilation of growth stand model usually uses the regression analysis. Homoscedasticity or residual kind homogeneity is one assumption which underlying the use of this regression analysis. Breaking this assumption causes the low of model accuracy which is shown by the low of determination coefficient and the height of error standard. The problem of heteroscedasticity can be solved by using weighted regression analysis.The Selected Raiser Growth Model equation in this research was transformed into a model equation: ln P = a + b/A, where there was a significant correlation between the growth and the age (R^2 = 55.04%, s_{b0} = 0.041, and s_{b1} = 0.171). From the use of weighted regression analysis with weightier $w_i = 1/”X_i$, it can be concluded that there was no real correlation between the growth and the age (R^2 = 0.55%, s_{b0} = 0.572, and s_{b1} = 2.560). The use of weightier shows much lower accuracy than without weightier. However, from the use of weighted regression analysis with weightier: $w_i = 1/s_i^2$, where s_i^2 = residual kinds at free variable group to I (X_1) shows that there was significant correlation between the growth and the age (R^2 = 45.46%; s_{b0} = 0.084, and s_{b1} = 0.205). There fore it can be said that the accuracy was much better than regression without weightier. Furthermore, the use of weighted regression analysis with weightier $w_i = 1/s_i^2$, where s_i^2 is residual kind at free variable to i (X) which is estimated through second orde polynomial regression model shows a very significant correlation between the growth and the age (where R^2 = 87.22%, s_{b0} = 0.029, and s_{b1} = 0.072). The last result shows a better accuracy than the preceding treatments. From this research, it can be concluded that by using a suitable weightier, the use of weighted regression analysis in compiling raiser growth model can improve the model accuracy.

Keywords: growth model, weighted regression, acacia mangium, regression analysis

**Penulis untuk korespondensi, e-mail: muhdin66@yahoo.com*

Pendahuluan

Pertumbuhan merupakan perkembangan proses fisiologis dari jasad biologis. Pohon-pohon sebagai pembentuk tegakan dalam sebuah areal hutan, juga merupakan jasad biologis yang mengalami pertumbuhan seiring dengan berjalannya waktu. Kecepatan dan pola pertumbuhan tegakan, baik pertumbuhan diameter, tinggi, luas bidang dasar maupun volume, sangat dipengaruhi oleh sifat genetis pohon-pohon pembentuk tegakan, umur dan faktor-faktor lingkungan tempat tumbuhnya, seperti faktor tanah, iklim, kerapatan pohon, dan lain-lain. Informasi tentang pertumbuhan tegakan sangat diperlukan dalam penyusunan perencanaan pengelolaan hutan, terutama untuk menduga hasil hutan yang dapat diperoleh di masa yang akan datang (saat penjarangan atau saat panen). Karakteristik atau dimensi pohon/tegakan lazimnya diduga melalui model atau persamaan yang disusun dengan menggunakan analisis regresi, dalam hal ini dimensi pohon/tegakan (Y) merupakan fungsi dari waktu (t), sehingga dapat dirumuskan sebagai $Y = f(t)$.

Salah satu cara untuk menduga parameter model regresi adalah dengan mengggunakan metode jumlah kuadrat terkecil (*least square method*). Asumsi yang melandasi penggunaan metode jumlah kuadrat terkecil (JKT) dalam pendugaan parameter regresi, di antaranya adalah bahwa nilai-nilai sisaan (ε_i) haruslah saling bebas serta menyebar normal dengan nilai tengah nol dan ragam tertentu (konstan) sebesar σ^2.

Nilai-nilai sisaan yang saling bebas biasanya diperoleh dari data yang nilai-nilainya juga saling bebas (*independent*). Penggunaan metode JKT dalam penyusunan model regresi untuk menggambarkan fungsi pertumbuhan dimensi pohon/tegakan, juga haruslah menggunakan nilai-nilai pengamatan yang saling bebas. Padahal pengamatan pertumbuhan akan lebih obyektif apabila dilakukan terhadap pohon/tegakan secara serial di tempat-tempat tertentu yang tetap, artinya pohon/tegakan diamati/diukur secara berkala tiap periode waktu tertentu. Masalahnya data serial seperti itu, menyebabkan tidak terpenuhinya asumsi bahwa data saling bebas, karena nilai pengamatan pada saat tertentu sangat berkaitan dengan hasil pengukuran sebelumnya, demikian seterusnya. Selain itu data serial juga cenderung menyebabkan ragam ε_i menjadi tidak konstan, sehingga pendugaan parameter regresi dengan metode JKT menjadi tidak efisien. Untuk mengatasi hal itu maka dikembangkan analisis regresi terboboti. Dalam penyusunan model regresi, diberikan bobot yang lebih besar pada pengamatan-pengamatan yang ragamnya kecil dan sebaliknya memberi bobot yang lebih kecil terhadap pengamatan-pengamatan yang ragamnya besar. Sehingga dapat diperoleh penduga parameter regresi yang selain tidak bias juga memiliki ragam minimum.

Dengan menggunakan data empiris hasil pengukuran di lapangan, tulisan ini mengupas apakah penggunaan regresi terboboti dalam penyusunan model pertumbuhan peninggi, secara statistik, dapat meningkatkan performansi model.

Persamaan regresi, di antaranya yang paling sederhana adalah model Regresi Linier Sederhana (RLS): $Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i$; dimana Y_i = peubah tak bebas ke-*i*; X_i = peubah bebas ke-*i*; β_0, β_1 = parameter model regresi (masing-masing sebagai koefisien elevasi/intersep dan koefisien regresi); ε_i = sisaan ke-*i*. Sisaan merupakan selisih antara nilai pengamatan (Y_i) dengan nilai dugaan ($\hat{Y}_i$), sehingga:

$$\varepsilon_i = Y_i - \hat{Y}_i = Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i \qquad [1]$$

$$\Sigma(\varepsilon_i^2) = \Sigma\,(Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)^2 \qquad [2]$$

Dengan meminimumkan $\Sigma(\varepsilon_i^2)$, selanjutnya ditentukan penduga β_0 (dilambangkan dengan b_0) dan penduga β_1 (dilambangkan dengan b_1). Metode pendugaan parameter regresi seperti ini disebut Metode Jumlah Kuadrat Terkecil (JKT), yang pertama kali dipublikasikan pada 1805 oleh Adrien Marie Legendre, namun Carl Friedrich Gauss pada 1809 mengklaim sudah menggunakannya sejak 1803 (Draper dan Smith 1992). Pendugaan parameter regresi dengan Metode JKT, berlandaskan kepada asumsi bahwa $\varepsilon_i \sim NID\,(0,\sigma^2)$, yang artinya bahwa nilai-nilai sisaan dalam model RLS haruslah saling bebas juga menyebar normal dengan nilai tengah nol dan ragam tertentu (konstan) sebesar σ^2 (Weisberg 1985, Draper dan Smith 1992). Dalam banyak kasus, khususnya dalam hal ini yang berkaitan dengan dimensi pohon, keragaman peubah tak bebas dari pohon-pohon yang berukuran besar pada umumnya lebih besar dari pada keragaman peubah tak bebas dari pohon-pohon yang berukuran lebih kecil sehingga keragaman peubah tak bebas tidak konstan. Apabila keragaman peubah tak bebas tidak konstan, maka penyusunan model regresi harus melibatkan faktor pembobot (Clutter dkk. 1983).

Penggunaan analisis regresi kuadrat terkecil biasa pada kasus dimana harusnya digunakan analisis regresi terboboti maka nilai dugaan parameter yang diperoleh tetap tidak berbias namun tidak lagi memiliki ragam minimum, sebab nilai dugaan yang beragam minimum hanya diperoleh dari analisis yang benar, yaitu melalui analisis kuadrat terkecil terboboti. Secara umum analisis regresi kuadrat terkecil terboboti akan menghasilkan ragam yang lebih kecil bagi masing-masing koefisien regresi (Draper dan Smith 1992).

Pendekatan yang bersifat umum dalam penyelesaian kuadrat terkecil terboboti yaitu dengan mentransformasi persamaan:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \qquad [3]$$

menjadi:

$$w_i Y_i = w_i(\beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i) \qquad [4]$$

dan selanjutnya perhitungan dilakukan dengan menggunakan analisis regresi biasa (Aunuddin 1989).

Menurut Neter dkk. (1990),

$$b_1 = \{\Sigma w_i X_i Y_i - [(\Sigma w_i X_i\ \Sigma w_i Y_i)/\Sigma w_i]\}/\{\Sigma w_i X_i^2 - [(\Sigma w_i X_i)^2/\Sigma w_i]\} \qquad [5]$$

$$b_0 = \{w_i Y_i - (b_1 \Sigma w_i X_i)\}/\Sigma w_i \qquad [6]$$

dan Kuadrat Tengah Sisaan (*KTS*) = $\{\Sigma w_i (Y_i - \hat{Y}_i)^2\}/n - p$; dimana n = banyaknya pasangan data pengamatan dan p = banyak parameter regresi dalam model. Selanjutnya Neter dkk. (1990), menyatakan bahwa seringkali keragaman sisaan bervariasi dengan pola sistematis tertentu sesuai level peubah bebas dalam model regresi. Untuk model RLS, misalnya hubungan yang mungkin terjadi adalah:

1 $\sigma_i^2 = \sigma^2 Xi$ sehingga $wi = 1/Xi$

2 $\sigma_i^2 = \sigma^2 Xi^2$ sehingga $wi = 1/Xi^2$

3 $\sigma_i^2 = \sigma^2 \sqrt{Xi}$ sehingga $wi = 1/\sqrt{Xi}$

Apabila hubungan keragaman sisaan dengan peubah bebas tidak menunjukkan pola tertentu yang jelas, nilai-nilai pengamatan dikelompokkan berdasarkan nilai-nilai peubah bebasnya kemudian keragaman sisaan dihitung untuk setiap kelompok nilai peubah bebas tersebut. Selanjutnya masing-masing kelompok nilai peubah bebas mendapatkan nilai pembobot yang merupakan kebalikan dari dugaan ragam sisaan kelompok tersebut. Prosedur ini dapat pula digunakan apabila ragam sisaan dalam regresi berganda berkorelasi dengan nilai-nilai peubah tak bebas dugaan. Dalam hal ini pengelompokkan nilai-nilai pengamatan dilakukan berdasarkan kelompok nilai-nilai peubah tak bebas dugaan tersebut. Namun, lebih lanjut Neter dkk. (1990) menyatakan bahwa metode penentuan nilai pembobot tersebut akan sangat membantu apabila analisis sisaan menunjukkan adanya perbedaan besar ragam sisaan tersebut. Apabila perbedaan tersebut kecil, metode ini tidak banyak membantu.

Metode

Kajian dilakukan dengan menggunakan data hasil pengukuran peninggi pada petak ukur permanen (PUP) *Acacia mangium* Willd. di lingkup Perum Perhutani Unit III Jawa Barat dan Banten sebanyak 61 buah PUP, yang berasal dari KPH Indramayu 26 PUP, KPH Majalengka 21 PUP dan KPH Banten sebanyak 14 PUP (Fakultas Kehutanan IPB 1995). Semua PUP yang dibuat diharapkan dapat mewakili keragaman kualitas tempat tumbuh *Acacia mangium* yang ada. Umur tegakan saat PUP dibuat pada 1992 berkisar 2-5 tahun (tahun tanam 1987-1990).

Pengukuran berkala berikutnya dilakukan pada 1993 dan 1995. Statistik data dasar yang meliputi nilai minimum (Min.), maksimum (Maks.), rata-rata (Rataan), dan simpangan baku (Simp bk) dari keseluruhan PUP pada setiap tahun pengukuran dicantumkan dalam Tabel 1.

Tahapan-tahapan penelitian adalah sebagai berikut:

1 Memilih model regresi terbaik hubungan peninggi dengan umur menggunakan metode jumlah kuadrat terkecil biasa. Model yang dicoba adalah:
   (1) $P = a + bA$
   (2) $P = a + b/A$
   (3) $P = ae^{bA}$ ditransformasi menjadi: $Ln\,P = Ln\,a + bA$
   (4) $P = e^{(a + b/A)}$ ditransformasi menjadi: $Ln\,P = a + b/A$
   di mana:
   P = peninggi (peubah tak bebas); A = umur (peubah bebas); a, b = konstanta.
2 Menghitung ragam sisaan untuk setiap kelompok peubah bebas, sebagai pedoman untuk menentukan nilai pembobot.
3 Dengan melibatkan nilai pembobot yang diperoleh, disusun model RLS sesuai model terbaik dari langkah 1 di atas.

Hasil dan Pembahasan

Diagram pencar data hubungan umur (tahun) dengan peninggi (m), seperti yang terlihat pada Gambar 1 menunjukkan bahwa peninggi meningkat seiring dengan meningkatnya umur.

Kisaran peninggi pada berbagai umur terlihat cukup lebar. Hal ini merupakan indikasi bahwa kualitas tempat tumbuh dari PUP yang dibuat cukup bervariasi.

Selanjutnya model hubungan peninggi dengan umur disusun menggunakan 4 (empat) buah model regresi seperti yang telah diuraikan di muka. Model-model tersebut terdiri atas model regresi linier sederhana (model 1 dan 2) serta model regresi yang secara intrinsik merupakan model regresi linier sederhana, artinya model aslinya merupakan model regresi non linier namun dapat ditransformasi menjadi model regresi linier sederhana (model 3 dan 4).

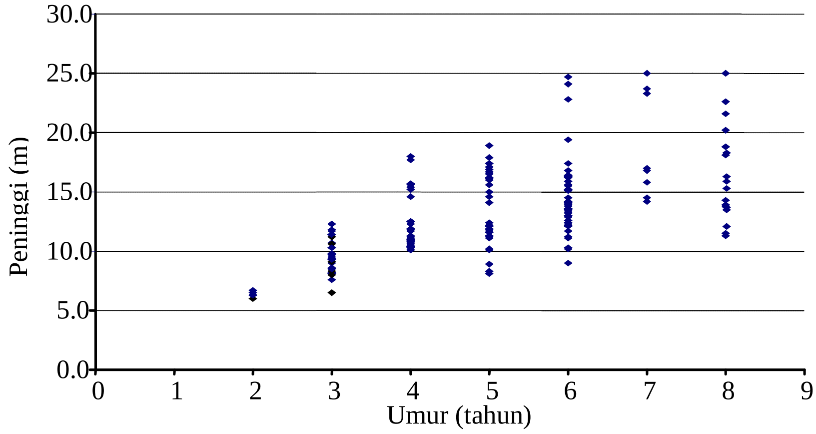
Model regresi yang diperoleh serta nilai-nilai statistik yang meliputi koefisien determinasi (R^2), koefisien determinasi terkoreksi (R^2adj), simpangan baku model regresi (s), nilai PRESS yang merupakan ukuran validitas model, dan nilai *F hitung* dicantumkan dalam Tabel 2.

Keempat model regresi yang dicoba memiliki nilai *Fhitung* yang sangat nyata, artinya pada tingkat kepercayaan 99% umur tegakan berpengaruh nyata terhadap peninggi. Berdasarkan nilai koefisien determinasi terbesar maka model regresi terbaik dan terpilih adalah Model 4.

Hasil analisis terhadap nilai-nilai sisaan berdasarkan Model 4 diperoleh nilai ragam sisaan untuk setiap kelompok peubah bebas ($X_i = 1/A_i$, A_i= umur ke-i) yang nilainya bervariasi dari terkecil 0,00114496 hingga terbesar 0,0578738 (Tabel 3), sehingga asumsi bahwa ragam sisaan bernilai tetap untuk setiap X_i tidak terpenuhi. Hal itu terlihat jelas dari diagram pencar data hubungan s_i^2 dengan X_i (Gambar 2)

Tabel 1 Statistik umur dan peninggi pada setiap tahun pengukuran

Tahun	Umur (tahun)				Peninggi (m)			
Ukur	Min.	Maks.	Rataan	Simp bk	Min.	Maks.	Rataan	Simp bk
1992	2	5	3,70	1,07	6,0	17,4	10,56	3,02
1993	3	6	4,70	1,07	9,0	18,9	12,65	2,49
1995	5	8	6,70	1,07	11,3	25,0	16,32	3,75



Gambar 1 Diagram pencar hubungan peninggi (m) dengan umur (tahun).

JMHT Vol. XV, (1): 17-23, April 2009
ISSN: 0215-157X

yang menunjukkan bahwa s_i^2 cenderung menurun dengan semakin meningkatnya X_i.

Untuk melihat pola hubungan antara s_i^2 dengan s^2 (Kuadrat Tengah Sisa = *KTS* = 0,0395) dan X_i, dilakukan uji *t-student* bagi data berpasangan (Tabel 4), yang menunjukkan bahwa pada tingkat keyakinan 95%, $s_i^2 = s^2\sqrt{X_i}$, artinya s_i^2 berbanding lurus dengan $\sqrt{X_i}$, sehingga atas dasar inilah maka $1/\sqrt{X_i}$ digunakan sebagai pembobot bagi ragam sisaan untuk setiap X_i.

Perbandingan hasil analisis regresi biasa dengan analisis regresi terboboti menggunakan pembobot $1/\sqrt{X_i}$ (Tabel 5) menunjukkan bahwa nilai parameter regresi, baik b_0 maupun b_1, antara regresi biasa dengan regresi terboboti terlihat hampir sama. Namun berdasarkan ukuran-ukuran kebaikan model, secara umum ternyata analisis regresi terboboti dengan pembobot $1/\sqrt{X_i}$ dalam hal ini belum menunjukkan peningkatan performansi model. Bahkan terlihat dari nilai *F hitung*-nya (0,98253), model regresinya tidak menunjukkan hubungan yang nyata dan koefisien determinasinya pun sangat kecil (0,546%).

Tabel 2 Statistik model regresi hubungan peninggi (m) dengan umur (tahun)

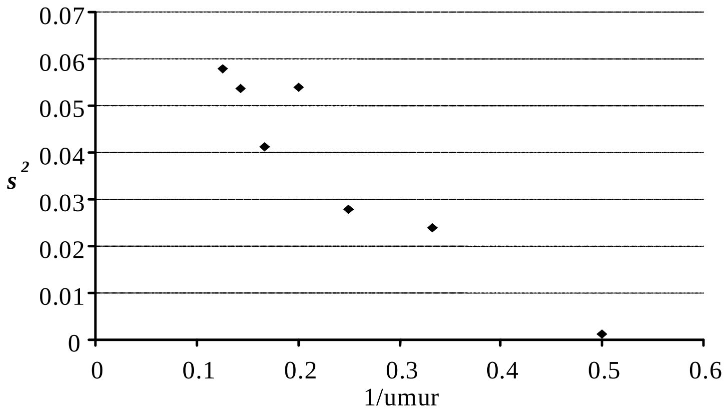
No	Model Regresi	R^2	R^2adj	s	PRESS	$F_{hit.}$	P
1	P = 5,3261 + 1,5615A	41,9%	41,6%	2,987	1637,19	129,21	0,000
2	P = 19,8837 – 29,903/A	43,7%	43,4%	2,942	1578,75	138,92	0,000
3	$Ln\ P$ = 1,9083 + 0,124767A	46,9%	46,6%	0,216	8,56458	157,79	0,000
4	$Ln\ P$ = 3,10467 – 2,5364/A	55,0%	54,8%	0,199	7,19538	219,03	0,000

Tabel 3 Nilai ragam sisaan (s_i^2) untuk setiap X_i

No	X_i	s_i^2
1	0,125	0,057873802
2	0,143	0,053617979
3	0,167	0,041271354
4	0,200	0,053881815
5	0,250	0,027802140
6	0,333	0,024030268
7	0,500	0,001144958

Tabel 4 Uji *t-student* bagi data berpasangan s_i^2 dengan s^2 dan X_i

H_0	H_1	*t-hitung*	P	Keputusan uji
$s_i^2 = s^2X_i$	$s_i^2 \neq s^2X_i$	2,82	0,030	Tolak H_0 pada tingkat nyata 5%
$s_i^2 = s^2X_i^2$	$s_i^2 \neq s^2X_i^2$	3,81	0,009	Tolak H_0 pada tingkat nyata 5%
$s_i^2 = s^2\sqrt{X_i}$	$s_i^2 \neq s^2\sqrt{X_i}$	1,88	0,109	Terima H_0 pada tingkat nyata 5%



Gambar 2 Diagram pencar hubungan s_i^2 dengan X_i (1/umur).

ISSN: 0215-157X

Steel dan Torie (1989) menyatakan bahwa dalam kebanyakan analisis terboboti, pembobotnya bergantung pada banyaknya informasi dan ketepatan pengamatannya. Pembobot itu merupakan kebalikan ragam: $w_i = 1/\sigma_i^2$ dan w_i adalah pembobot bagi pengamatan ke-*i*. Atas dasar ini maka selanjutnya dicoba melakukan analisis regresi terboboti dengan menggunakan pembobot $1/\sigma_i^2$ yang diduga oleh $1/s_i^2$.

Dari perbandingan hasil analisis regresi biasa dengan analisis regresi terboboti menggunakan pembobot $1/s_i^2$ (Tabel 6), terlihat bahwa secara umum model regresi terboboti dengan pembobot $1/s_i^2$, menunjukkan performansi model yang jauh lebih baik dibanding model regresi terboboti dengan pembobot $1/\sqrt{X_i}$, di mana model regresinya menunjukkan hubungan yang nyata (*F hitung* = 149,20078) dan koefisien determinasinya 45,460%. Namun tetap belum menunjukkan performansi yang lebih baik dibanding model regresi biasa (tidak terboboti).

Selanjutnya mengikuti prosedur yang dilakukan Draper dan Smith (1992), terlebih dahulu dilihat bagaimana hubungan ragam sisaan (s_i^2) dengan peubah bebas (X_i), untuk itu dicoba 3 model sebagai berikut :

a $s_i^2 = a + bX_i$ (model linier sederhana)
b $s_i^2 = a + bX_i + cX_i^2$ (model polinomial kuadratik)
c $s_i^2 = a + bX_i + cX_i^2 + dX_i^3$ (model polinomial kubik)

Hasil analisis dari ketiga model di atas menunjukkan bahwa secara umum performansi model menurun seiring dengan meningkatnya derajat polinom model tersebut (Tabel 7). Ketiga model memiliki hubungan antar peubah yang signifikan pada tingkat nyata 95%.Namun berdasarkan nilai koefisien determinasi terkoreksi dan simpangan baku regresinya, model terbaik secara berturut-turut dapat diurutkan sebagai berikut: (1) model regresi linier sederhana, (2) model regresi polinomial kuadratik, dan (3) model regresi

Tabel 5 Perbandingan statistik model regresi biasa dan terboboti dengan pembobot $1/$ X_i

Statistik	Regresi biasa	Regresi terboboti
b_0	3,10383	3,10476
s_{b0}	0,04131	0,57186
b_1	–2,53307	–2,53707
s_{b1}	0,17113	2,55952
Fhit.	219,09429**	0,98253tn
KTS	0,03949	16,26932
R^2	55,036%	0,546%

Tabel 6 Perbandingan statistik model regresi biasa dan terboboti dengan pembobot $1/s_i^2$

Statistik	Regresi biasa	Regresi terboboti
b_0	3,10383	3,09614
s_{b0}	0,04131	0,08358
b_1	–2,53307	–2,50014
s_{b1}	0,17113	0,20468
Fhit.	219,09429**	149,20078**
KTS	0,03949	8,92196
R^2	55,036%	45,460%

Tabel 7 Statistik model regresi hubungan s_i^2 dengan X_i

Model regresi	F_{hitung}	*p*	R^2 (%)	R^2_{adj} (%)	*s*
$s_i^2 = a + bX_i$	47,12	0,001	90,5	88,5	0,00700
$s_i^2 = a + bX_i + cX_i^2$	20,28	0,008	91,0	86,5	0,00757
$s_i^2 = a + bX_i + cX_i^2 + dX_i^3$	10,17	0,044	91,0	82,1	0,00873

Tabel 8 Nilai ragam sisaan (s_i^2) dan pembobot (w_i) pada setiap nilai peubah bebas (X_i)

X_i	s_i^2 aktual	s_i^2 dugaan model 1	s_i^2 dugaan model 2	w_i (2)
0,125	0,057873802	0,054871000	0,056569688	17,677
0,143	0,053617979	0,052233857	0,053219592	18,790
1,167	0,041271354	0,048717667	0,048865000	20,465
0,200	0,053881815	0,043795000	0,042984000	23,264
0,250	0,027802140	0,036411000	0,034633750	28,874
0,333	0,024030268	0,024104333	0,021973333	45,510
0,500	0,001144958	-0,000509000	0,001365000	732,601

Tabel 9 Perbandingan statistik model regresi biasa dan terboboti dengan pembobot w_i (2)

Statistik	Regresi biasa	Regresi terboboti
b_0	3,10383	3,09661
s_{b0}	0,04131	0,02867
b_1	–2,53307	–2,50193
s_{b1}	0,17113	0,07160
Fhit.	219,09429**	1221,1350**
KTS	0,03949	0,99008
R^2	55,036%	87,216%

polinomial kubik.

Berdasarkan model terbaik, yaitu $s_i^2 = a + bX_i$, maka dapat dihitung s_i^2 dugaan untuk setiap nilai peubah bebas, seperti yang dicantumkan pada Tabel 8 kolom 3.

Nilai s_i^2 dugaan akan digunakan untuk menghitung pembobot bagi setiap Y_i, namun ternyata ada s_i^2 dugaan yang bernilai negatif, hal ini akan menyebabkan nilai pembobotnya juga negatif, padahal menurut Weisberg (1985) pembobot dalam analisis regresi terboboti bernilai positif ($w_i>0$). Oleh karena itu, nilai s_i^2 dugaan selanjutnya dihitung berdasarkan model terbaik berikutnya, yaitu $s_i^2 = a + bX_i + cX_i^2$ dan menghasilkan nilai s_i^2 dugaan seperti yang dicantumkan dalam Tabel 8 kolom 4. Berdasarkan nilai s_i^2 dugaan dalam Tabel 8 kolom 4 tersebut nilai pembobot ($w_i = 1/s_i^2$) dapat dihitung dan hasilnya dicantumkan pada Tabel 8 kolom 5 [$w_i\,(2)$].

Selanjutnya dilakukan analisis regresi terboboti dengan menggunakan nilai pembobot seperti yang tercantum pada Tabel 8 kolom 5 tersebut. Perbandingan hasil analisis regresi biasa dengan analisis regresi terboboti dengan menggunakan pembobot tersebut dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9 menunjukan bahwa secara umum model regresi terboboti menunjukkan performansi model yang lebih baik dibanding model regresi biasa. Nilai penduga parameter regresi baik b_0 maupun b_1 masing-masing menunjukkan nilai yang tidak jauh berbeda antara regresi biasa dengan regresi terboboti, namun regresi terboboti menghasilkan simpangan baku bagi parameter regresi yang nilainya lebih kecil. Dengan demikian, regresi terboboti menghasilkan dugaan parameter regresi dengan ragam yang lebih kecil (ragam minimum). Regresi terboboti dalam hal ini juga memiliki hubungan antar peubah yang signifikan pada tingkat kepercayaan 99% dan berhasil meningkatkan koefisien determinasi dari 55,036% menjadi 87,216%.

Kesimpulan

Secara umum, analisis regresi terboboti dapat meningkatkan performansi model regresi hubungan antara peubah tak bebas dengan peubah bebasnya yaitu menghasilkan ragam bagi setiap penduga parameter regresi yang lebih kecil dan koefisien determinasi hubungan antar peubah yang lebih besar. Namun peningkatan performansi model regresi tersebut dapat diperoleh hanya apabila digunakan nilai pembobot yang tepat, untuk itu sebelum dilakukan analisis regresi terboboti, terlebih dahulu harus dilakukan eksplorasi untuk mengkaji hubungan antara ragam sisaan setiap nilai peubah bebas (s_i^2) dengan nilai setiap kelompok peubah bebasnya (X_i).

Daftar Pustaka

Aunuddin. 1989. Analisis Data. PAU Ilmu Hayat IPB, Bogor. 185hlm.

Clutter, J.L., Fortson, J.C., Pienaar, L.V., Brister, G.H., dan Bailey, R.L. 2001. Timber Management: A Quantitatif Approach. John Wiley & Sons, Inc., Canada. 333hlm.

Draper, N.R. dan Smith, H. 1992. Analisis Regresi Terapan (Terjemahan). Gramedia, Jakarta. 671hlm.

Fakultas Kehutanan IPB. 1995. Penyusunan Model Pertumbuhan dan Volume Tegakan Mangium. Kerjasama Perum Perhutani Unit III Jawa Barat dengan Fakultas Kehutanan IPB. Bogor. Tidak diterbitkan.

Neter, J., Wasserman, W., dan Kutner, M.H. 1990. Applied Linear Statistical Models. Toppan Co. Ltd, Tokyo. 1181hlm.

Steel, R.G.D. dan Torrie, J.H. 1989. Prinsip dan Prosedur Statistika (diterjemahkan oleh Bambang Sumantri). Gramedia, Jakarta. 748hlm.

Weisberg, S. 1985. Applied Linear Regression. John Wiley & Sons, Inc., Canada. 324hlm.