PENGENDALIAN KOEFISIEN REGRESI PADA RENTANG YANG BERMAKNA MELALUI METODE YANG MEMINIMUMKAN MAKSIMUM SISAAN MUTLAK

CONTROLLING REGRESSION COEFFICIENT ON MEANINGFUL RANGE THROUGH MINIMUM LARGEST ABSOLUTE DEVIATION METHOD

Setyono[1a], IM Sumertajaya[2], A Kurnia[2], dan AA Mattjik[2]

[1]Jurusan Agroteknologi, Fakultas Pertanian, Universitas Djuanda Bogor, Jl. Tol Ciawi No. 1, Kotak Pos 35 Ciawi, Bogor 16720.
[2]Jurusan Statistik, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor.
[a]Korespondensi: Setyono, E-mail: setyono@unida.ac.id
(Diterima: 26-03-2014; Ditelaah: 02-04-2014; Disetujui: 09-04-2014)

ABSTRACT

During this time, regression analysis is used to model the mean of response as a function of some independent variables, using the least squares method. When the existence of a large residual becomes a problem, it takes a regression that minimizes the largest of absolute residual (MLAD). So far, the magnitude of the regression coefficient is not restricted and only depends entirely on the data processed. In some cases, the sign and the value of regression coefficients need to be controlled, in order to be in the meaningful range. The results of this study showed that the modification of the constraints on the MLAD regression able to control the regression coefficients to be in the meaningful range.

Key words: absolute residual, constraints, linear programming, MLAD, and regression.

ABSTRAK

Sampai saat ini, analisis regresi digunakan untuk memodelkan nilai tengah respons sebagai fungsi dari beberapa peubah bebas, menggunakan metode kuadrat terkecil. Ketika munculnya sisaan yang besar menjadi masalah, maka dibutuhkan metode regresi yang meminimumkan maksimum sisaan mutlak (MLAD). Sejauh ini, kisaran nilai koefisien regresi tidak dibatasi dan diserahkan sepenuhnya kepada data yang diolah. Dalam beberapa kasus, tanda dan besarnya nilai koefisien regresi perlu dikendalikan, agar berada pada rentang nilai yang bermakna. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa modifikasi kendala pada regresi MLAD mampu mengendalikan koefisien regresi untuk berada pada rentang yang bermakna.

Kata kunci: sisaan mutlak, kendala, program linier, MLAD, dan regresi.

Setyono, IM Sumertajaya, A Kurnia, dan AA Mattjik. 2014. Pengendalian koefisien regresi pada rentang yang bermakna melalui metode yang meminimumkan maksimum sisaan mutlak. *Jurnal Pertanian* 5(1): 52-57.

PENDAHULUAN

Latar Belakang

Analisis regresi sering digunakan pada penelitian, baik sebagai analisis mandiri maupun sebagai analisis antara. Metode yang biasa digunakan untuk menduga koefisien regresi adalah metode yang meminimumkan jumlah kuadrat sisaan yang biasa dikenal dengan metode *least square* (LS). Metode yang berkembang berikutnya adalah metode yang meminimumkan jumlah sisaan mutlak yang biasa dikenal dengan metode *least absolute deviation* (LAD). Pada umumnya, kedua metode tersebut mampu memodelkan rataan respons dengan baik tetapi tidak menjamin tidak adanya sisaan yang besar. Jika adanya sisaan yang besar merupakan masalah maka dibutuhkan metode yang meminimumkan maksimum sisaan mutlak yang disebut metode *minimum largest absolute deviation* (MLAD). Metode yang disebut terakhir ini sudah dirintis oleh Rudolf *et al.* (1999) serta Akcay dan At (2006), tetapi belum diimplementasikan dalam paket program komputer untuk statistika.

Pada model linier $Y=\beta_0+\beta_1X_1+\beta_2X_2+...+\beta_pX_p+\varepsilon$, yang sudah dimodelkan adalah sebaran peubah respons Y, kovariat X_j yang terlibat, dan hubungan fungsional peubah Y terhadap X_j, sedangkan nilai β_j tidak pernah dimodelkan. Bagaimana tanda dan besarnya nilai β_j diserahkan sepenuhnya kepada Y, X_j, dan hubungan fungsional antara Y dengan X_j, apakah linier, kuadratik, eksponensial atau lainnya. Dengan demikian, sampai saat ini belum pernah dilakukan pengendalian tanda dan kisaran nilai β_j.

Dalam kenyataannya, nilai βj terbatas karena sesungguhnya ada kisaran nilai yang layak untuk βj. Sebagai contoh, permintaaan (Q) dimodelkan sebagai fungsi dari harga (P) dalam bentuk $Q=\beta_0+\beta_1P+\varepsilon$ dengan syarat $\beta_1<0$, sedangkan penawaran (Q) dimodelkan sebagai fungsi dari harga (P) dalam bentuk $Q=\beta_0+\beta_1P+\varepsilon$ dengan syarat $\beta_1>0$. Jadi model linier seharusnya juga mengendalikan kisaran nilai koefisien regresi.

Regresi linier berganda mengasumsikan bahwa di antara peubah bebas tidak terjadi kolinear ganda. Dalam praktik, kolinear ganda ini nyaris tidak dapat dihindari. Sebagai contoh, bobot buah per tanaman merupakan fungsi dari tinggi tanaman, banyaknya cabang, luas daun, banyaknya buah, panjang buah, diameter buah, dan sebagainya yang berperan sebagai peubah bebas (kovariat). Di antara peubah bebas tersebut terjadi korelasi positif dan antara masing-masing peubah bebas dengan bobot buah per tanaman juga terjadi korelasi positif. Dengan demikian, kalau dibuat regresi linier sederhana antara bobot buah per tanaman dengan masing-masing peubah bebas akan diperoleh koefisien regresi yang bernilai positif. Namun, ketika dibuat regresi linier berganda bobot buah per tanaman terhadap semua peubah bebas tersebut, mungkin saja diperoleh koefisien regresi yang tidak semuanya positif. Akibatnya, tanda koefisien regresi menjadi tidak masuk akal.

Koefisien regresi dengan tanda yang masuk akal merupakan hal yang penting karena regresi tidak hanya berfungsi untuk menduga nilai peubah respons (tidak bebas) berdasarkan nilai-nilai peubah bebas, melainkan juga berfungsi untuk menggambarkan hubungan fungsional peubah tidak bebas sebagai fungsi dari peubah bebas. Tanpa pengendalian, pada pendugaan nilai respons tidak ada masalah, namun koefisien regresi menjadi tidak bermakna atau memberi makna yang salah.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan dapat dirumuskan bahwa masalah yang perlu dicari solusinya adalah bagaimana mendapatkan regresi yang tanda dan besaran koefisien regresinya dapat dikendalikan sesuai dengan rentang yang bermakna. Pendugaan regresi untuk masalah tersebut dikerjakan dengan regresi MLAD dengan pertimbangan bahwa metode MLAD dikerjakan dengan program linier sehingga berpotensi dilakukan modifikasi kendala untuk mencapai tujuan yang dimaksud. Pengembangan regresi melalui program linier dapat dilaksanakan menggunakan program R, karena sudah diproduksi beberapa library untuk pemrograman linier. Sebagai panduan komputasi dapat merujuk pada Rizzo (2008), Givens dan Hoeting (2005), serta Venables dan Ripley (2002).

Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mendapatkan metode regresi yang dapat mengendalikan tanda dan nilai koefisien regresi agar berada pada rentang yang bermakna.

MATERI DAN METODE

Program Linier untuk Regresi MLAD

Pemrograman linier adalah memaksimumkan atau meminimumkan fungsi tujuan berupa kombinasi linier p peubah, yaitu $z = c_1x_1 + c_2x_2 + \cdots + c_px_p$, dengan kendala

$a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1p}x_p >/=/< b_1$
$a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2p}x_p >/=/< b_2$
$\ldots + \cdots + \cdots + \cdots >/=/< \cdots$
$a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \cdots + a_{np}x_p >/=/< b_n$

Solusi program linier yang melibatkan banyak kendala dan banyak peubah dapat menggunakan metode simplex. Metode simplex dikenalkan tahun 1947 oleh George B Danzig (1914-2005) dalam bukunya berjudul *Linear Programming and Extensions* yang dipublikasi pada tahun 1963 (Cottle *et al*. 2007).

Pada regresi $y_i = \beta_0 + \beta_1x_i + \varepsilon_i$, misalkan b_0 adalah penduga β_0 dan b_1 adalah penduga β_1, maka model dugaannya adalah $y_i = b_0 + b_1x_i + e_i$. Regresi MLAD dapat dituliskan dalam argumen $\min\{\max|y_i - b_0 - b_1x_i|\}$. Misalkan, y_i adalah peubah respons pengamatan ke-i, x_i adalah peubah bebas pengamatan ke-i, b_0 dan b_1 adalah koefisien regresi, dan $m\geq 0$ adalah batas atas sisaan mutlak sehingga $0 \leq |y_i - b_0 - b_1x_i| \leq m$. Ketika sisaan positif $0 \leq y_i - b_0 -$

$b_1x_i \le m$ atau $b_0 + b_1x_i + m \ge y_i$ dan ketika terjadi sisaan negatif $-m \le y_i - b_0 - b_1x_i \le 0$ atau $b_0 + b_1x_i - m \le y_i$.

Pada program linier yang menjadi peubah adalah b_0, b_1, dan m, sedangkan nilai x_i dan y_i menjadi koefisien pada kendala. Fungsi tujuannya adalah meminimumkan $z = 0.b_0 + 0.b_1 + 1.m = m$ dengan kendala $b_0 + b_1x_i - m \le y_i$ dan $b_0 + b_1x_i + m \ge y_i$. Pemrograman linier lebih detail dapat merujuk McCarl dan Spreen (1977), sedangkan untuk mewujudkannya dalam bahasa R dapat merujuk pada Rizzo (2008).

Pengendalian Tanda dan Besaran Koefisien Regresi

Pada regresi linier sederhana dengan model dugaan $y_i = b_0 + b_1x_i + e_i$, pendugaan koefisien regresi dengan metode MLAD dapat dilakukan dengan meminimumkan z=m dengan kendala $b_0 + b_1x_i - m \le y_i$ dan $b_0 + b_1x_i + m \ge y_i$. Pengendalian koefisien regresi dapat dilakukan seperti contoh berikut:

1. misalkan dikehendaki bahwa $b_0<2$ maka fungsi tujuannya adalah meminimumkan $z = m$ dengan kendala $b_0 + b_1x_i - m \le y_i$; $b_0 + b_1x_i + m \ge y_i$; dan $1.b_0 + 0.b_1 + 0.m \le 2$;
2. misalkan dikehendaki bahwa $0.2\le b_1\le 1$ maka fungsi tujuannya adalah meminimumkan $z = m$ dengan kendala $b_0 + b_1x_i - m \le y_i$;$b_0 + b_1x_i + m \ge y_i$; $0.b_0 + 1.b_1 + 0.m \ge 0.2$. dan $0.b_0 + 1.b_1 + 0.m \le 1$.

Data

Data yang digunakan aplikasi pengendalian koefisien regresi adalah hasil pengambilan contoh secara acak sebanyak 30 tanaman cabai merah (*Capsicum annuum* L.) varietas TM-999 di Kebun Pusat Pelatihan Pertanian dan Pedesaan Swadaya (P4S) Antanan di Kampung Tarikolot, Desa Cimande, Kecamatan Caringin, Bogor, Jawa Barat. Pengamatan dan pengukuran dilaksanakan oleh Murniati *et al*. (2012).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Komputasi MLAD untuk Regresi Linier Sederhana

Misalkan, pada gugus data berpasangan (x,y) yang akan diregresikan adalah {(2,2), (4,3), (6,5), (8,7), (10,11)}. Regresi linier sederhana $y=b_0+b_1x$ menggunakan metode MLAD dilakukan dengan fungsi objektif meminimumkan z=m dengan kendala:

a) $b_0+2b_1-m\le2$, $b_0+4b_1-m\le3$, $b_0+6b_1-m\le5$, $b_0+8b_1-m\le7$, $b_0+10b_1-m\le11$
b) $b_0+2b_1+m\ge2$, $b_0+4b_1+m\ge3$, $_0+6b_1+m\ge5$, $b_0+8b_1+m\ge7$, $b_0+10b_1+m\ge11$

Persamaan garis regresi yang dihasilkan adalah y= -1,125+1,125x dengan maksimum sisaan mutlak (m) sebesar 0,875. Nilai m ini paling kecil dibandingkan metode lain. Sebagai contoh, kalau digunakan regresi kuadrat terkecil (LS) diperoleh persamaan garis regresi y=-1+1,1x dengan nilai m sebesar 1,0, kalau digunakan regresi median (LAD) diperoleh persamaan garis regresi y= -1+1x dengan nilai m sebesar 2,0. Perbandingan nilai sisaan dari regresi LS, LAD, dan MLAD untuk data tersebut disajikan Tabe.

Tabel 1. Perbandingan b_0, b_1, dan m pada LS, LAD, dan MLAD

	LS	LAD	MLAD
b_0	-1,000	-1,000	-1,125
b_1	1,100	1,000	1,125
e_1	0,800	1,000	0,875
e_2	-0,400	0,000	-0,375
e_3	-0,600	0,000	-0,625
e_4	-0,800	0,000	-0,875
e_5	1,000	2,000	0,875
m	1,000	2,000	0,875

Komputasi Pengendalian Koefisien Regresi

Misalkan, pada gugus data {(2,2), (4,3), (6,5), (8,7), (10,11)} akan dilakukan regresi linier sederhana $y=b_0+b_1x$ dengan syarat $b_0\ge-1$ menggunakan metode MLAD, maka program liniernya memiliki fungsi objektif meminimumkan z=m dengan kendala:

a) $b_0+2b_1-m\le2$, $b_0+4b_1-m\le3$, $b_0+6b_1-m\le5$, $b_0+8b_1-m\le7$, $b_0+10b_1-m\le11$
b) $b_0+2b_1+m\ge2$, $b_0+4b_1+m\ge3$, $b_0+6b_1+m\ge5$, $b_0+8b_1+m\ge7$, $b_0+10b_1+m\ge11$
c) $b_0\ge-1$

Persamaan garis regresi yang dihasilkan adalah y= -1,000+1,111x dengan maksimum sisaan mutlak (m) sebesar 0,889. Tampak bahwa dengan kendala $b_0\ge-1$, nilai intersep MLAD menjadi sama dengan nilai intersep hasil LS dan LAD, tetapi dengan slop berbeda dan berhasil membuat maksimum sisaan mutlaknya lebih kecil.

Sebagai contoh kedua, misalkan akan dilakukan regresi linier sederhana $y=b_0+b_1x$ dengan syarat $b_0+b_1=0,5$ menggunakan metode

MLAD, maka program liniernya memiliki fungsi obyektif meminimumkan z=m dengan kendala:

a) $b_0+2b_1-m\leq 2$, $b_0+4b_1-m\leq 3$, $b_0+6b_1-m\leq 5$, $b_0+8b_1-m\leq 7$, $b_0+10b_1-m\leq 11$
b) $b_0+2b_1+m\geq 2$, $b_0+4b_1+m\geq 3$, $b_0+6b_1+m\geq 5$, $b_0+8b_1+m\geq 7$, $b_0+10b_1+m\geq 11$
c) $b_0+b_1=0.5$

Persamaan garis regresi yang dihasilkan adalah y=-0,5625+1,0625x dengan maksimum sisaan mutlak (m) sebesar 0,9375.

Aplikasi Pengendalian Koefisien Regresi pada Data Cabai Merah

Dari 30 tanaman contoh dilakukan pengamatan terhadap 12 peubah, rata-rata dan simpangan baku tiap peubah disajikan pada Tabel 2. Pada analisis regresi ini, bobot buah total per tanaman bertindak sebagai peubah tidak bebas, sedangkan peubah yang lain sebagai peubah bebas. Untuk memodelkan bobot buah per tanaman sebagai fungsi dari peubah-peubah yang lain, pertama-tama dilakukan korelasi antara peubah tersebut dengan bobot buah total per tanaman. Peubah yang memiliki korelasi nyata dengan bobot buah per tanaman dijadikan sebagai kovariat pada regresi berganda untuk memodelkan bobot buah per tanaman. Korelasi antara peubah pertumbuhan dengan bobot buah per tanaman juga disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Statistik deskriptif peubah pertumbuhan dan produksi cabai merah

Peubah	Rata-rata	Simpangan baku	Korelasi dengan bobot buah per tanaman	Nilai-p
Tinggi tanaman (cm)	65.61	9.81	0.305	0.101
Tinggi dikotom (cm)	28.83	4.57	0.158	0.406
Jumlah daun (helai)	154.53	47.78	0.127	0.503
Diameter batang (mm)	6.32	1.03	0.499	0.005
Lebar tajuk (cm)	26.62	5.83	0.447	0.013
Jumlah cabang	34.83	11.81	-0.019	0.922
Luas daun (cm^2)	11.26	3.16	0.152	0.423
Jumlah buah	64.13	37.65	0.898	0.000
Rata-rata panjang buah (cm)	11.01	1.83	0.476	0.008
Rata-rata diameter buah (cm)	5.82	0.70	0.481	0.007
Rata-rata bobot buah (g)	2.87	0.95	0.644	0.000
Bobot buah per tanaman (g)	194.61	150.37		

Dari sebelas komponen cabai yang diukur, hanya ada enam komponen yang berkorelasi secara signifikan dengan bobot buah per tanaman (Y), yaitu diameter batang (X1), lebar tajuk (X2), jumlah buah (X3), rata-rata panjang buah (X4), rata-rata diameter buah (X5), dan rata-rata bobot buah (X6). Keenam peubah tersebut memiliki korelasi positif dengan bobot buah per tanaman, sehingga kalau dilakukan regresi linier sederhana dengan model $Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i$ menggunakan LS maka b_1-nya positif seperti disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Koefisien regresi linier sederhana antara bobot buah per tanaman dengan masing-masing peubah bebas

Peubah yang dimasukkan	b_0	b_1	Sb_1	t	p
Diameter batang	-263,65	72,49	23,82	3,04	0,01
Lebar tajuk	-111,79	11,51	4,36	2,64	0,01
Jumlah buah	-35,39	3,59	0,33	10,80	0,00
Rata-rata panjang buah	-236,80	39,19	13,68	2,87	0,01
Rata-rata diameter buah	-403,36	102,79	35,48	2,90	0,01
Rata-rata bobot buah	-96,91	101,52	22,79	4,46	0,00

Selanjutnya, keenam peubah tersebut dilibatkan dalam regresi berganda untuk memodelkan bobot buah per tanaman dengan model $Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_4 X_{4i} + \beta_5 X_{5i} + \beta_6 X_{6i} + \varepsilon_i$ menggunakan regresi LS, LAD, dan MLAD. Hasilnya disajikan pada Tabel 4 yang tampak bahwa baik regresi LS, LAD, maupun MLAD tidak dapat mempertahankan tanda koefisien regresi seperti halnya ketika regresi linier sederhana. Sesuai dengan namanya, metode LS unggul dalam jumlah kuadrat sisaan (nilainya paling kecil), metode LAD unggul dalam jumlah sisaan mutlak, dan metode MLAD unggul dalam maksimum sisaan mutlak.

Tabel 4. Koefisien regresi LS, LAD, dan MLAD untuk data cabai merah

Koefisien regresi	LS	LAD	MLAD
Intersep	-221,39	-317,84	-83,07
Diameter batang	-6,93	-1,06	-10,80
Lebar tajuk	1,69	0,74	1,92
Jumlah buah	3,11	3,53	3,02
Rata-rata panjang buah	3,80	8,50	9,21
Rata-rata diameter buah	1,51	-0,11	-39,64
Rata-rata bobot buah	57,47	60,01	82,97
Maksimum sisaan mutlak	72,47	96,85	50,52
Jumlah sisaan mutlak	668,40	602,46	842,84
Jumlah kuadrat sisaan	23753,43	38767,88	34672,01

Agar tanda koefisien regresi dipertahankan seperti pada regresi linier sederhana, dilakukan regresi MLAD dengan prosedur berikut:

1. dihitung korelasi antara setiap peubah bebas dengan peubah respons;
2. jika korelasi bertanda positif dan nyata, maka ditambahkan kendala bahwa koefisien regresi untuk peubah bebas tersebut lebih dari sama dengan nol, jika korelasi negatif dan nyata maka ditambahkan kendala bahwa koefisien regresi untuk peubah tersebut kurang dari sama dengan nol, sedangkan jika korelasi tidak nyata maka koefisien regresi untuk peubah bebas dibuat sama dengan nol.

Hasilnya semua koefisien regresi pada masing-masing kovariat sudah tidak negatif, seperti disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Koefisien regresi MLAD disertai pengendalian untuk data cabai merah

Peubah	Koefisien regresi
Intersep	-265,47
Diameter batang	6,24
Lebar tajuk	1,59
Jumlah buah	2,92
Rata-rata panjang buah	3,41
Rata-rata diameter buah	0,00
Rata-rata bobot buah	58,38

Hasil di atas menunjukkan bahwa modifikasi kendala pada regresi MLAD dapat mengendalikan tanda dan kisaran koefisien regresi seperti yang diinginkan. Namun, sebaran penduga parameter yang dihasilkan menjadi berubah, misalnya yang sebelumnya tidak berbatas bawah dan tidak berbatas atas menjadi berbatas bawah atau berbatas atas.

Pembahasan

Hasil studi yang sudah dilakukan menunjukkan bahwa penduga MLAD untuk ukuran pemusatan bersifat khas. Maksimum sisaan mutlak merupakan fungsi cekung ke atas yang tidak terturunkan pada titik puncaknya sehingga solusi regresi MLAD tidak dapat dinyatakan dalam bentuk tertutup. Koefisien regresi MLAD dapat diperoleh melalui program linier untuk solusi bilangan nyata. Jika paket program komputer yang digunakan hanya memberikan solusi non negatif, setiap koefisien regresi dinyatakan sebagai pengurangan dua peubah non negatif. Penggunaan program linier membuka kesempatan memodifikasi kendala pada regresi MLAD sehingga menjadi regresi model maksimum dan regresi model minimum, serta regresi dengan tambahan kendala pada koefisien regresi.

Pada regresi MLAD pengamatan yang beperan adalah pengamatan yang memberikan batasan berbeda atau kendala yang lebih ketat dibanding kendala yang lain. Sebagai contoh, gugus pada kendala {k+m≥2, k+m≥3, k+m≥5, k+m≥7, k+m≥11, k+m≥13}, yang berlaku hanya kendala k+m≥13. Kerugian dari sifat ini adalah MLAD tidak memperhatikan pengamatan berulang, sedangkan keuntungan dari sifat ini adalah dapat diperolehnya anak gugus pengamatan yang memberikan hasil sama dengan seluruh pengamatan. Kondisi ini sangat bermanfaat karena ada harapan hasil dari suatu contoh sama dengan hasil dari populasi, kalau kebetulan memberikan kendala yang mewakili.

Hasil studi simulasi menunjukkan bahwa penduga MLAD memiliki galat baku yang lebih kecil dari pada galat baku penduga LS jika galat yang dibangkitkan menyebar seragam. Pada pendugaan ukuran pemusatan, jika peubah respons memiliki sebaran setangkup, metode MLAD menghasilkan statistik tidak bias dan efisien, sedangkan jika sebaran peubah respons tidak setangkup maka penduga MLAD bersifat berbias. Pada pendugaan koefisien regresi metode MLAD menghasilkan penduga yang tak bias meskipun sebaran galatnya tidak setangkup asal bernilai tengah nol.

Galat baku bagi koefisien regresi bermanfaat ketika membuat selang kepercayaan atau pengujian hipotesis. Galat baku ini biasa digunakan pada model rataan. Pada regresi MLAD, koefisien regresi tidak dapat diperoleh dalam bentuk formula, melainkan perlu dicari melalui program linier. Oleh sebab itu, galat baku bagi koefisien regresi MLAD diperoleh melalui *bootstrap*.

Pengendalian koefisien regresi untuk berada pada kisaran tertentu dapat dilakukan pada regresi MLAD karena solusi regresi MLAD diperoleh melalui program linier. Hal serupa juga berpeluang diaplikasikan pada regresi LAD karena solusi regresi LAD juga dapat diperoleh melalui program linier. Namun, adanya pengendalian ini akan mengubah sebaran bagi koefisien regresi. Hal ini seperti pemuliaan tanaman melalui bioteknologi transgenik yang berdampak keindahan analisis berbasis keragaman (heritabilitas, analisis stabilitas, analisis silang dialel) menjadi tidak dapat dinikmati.

KESIMPULAN DAN IMPLIKASI

Regresi MLAD merupakan alternatif bagi regresi LS dan regresi LAD untuk model pemusatan, ketika dikehendaki tidak ada sisaan yang besar. Koefisien regresi MLAD dapat diperoleh melalui program linier untuk solusi bilangan nyata. Modifikasi kendala pada regresi MLAD dapat digunakan untuk memodelkan rataan respons dengan tambahan kendala pada koefisien regresinya sehingga berada pada kisaran yang bermakna.

Regresi MLAD dan regresi LAD dapat dikerjakan dengan program linier. Regresi LAD memberikan kesempatan kepada semua pengamatan untuk andil dalam penentuan koefisien regresi, sedangkan regresi MLAD hanya memberikan kesempatan kepada pengamatan yang memberikan kendala berbeda atau lebih ketat. Oleh sebab itu, perlu dicoba pengembangan regresi LAD menjadi regresi rataan dengan tambahan kendala pada koefisien regresinya.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini dibiayai oleh Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi, Kementerian Pendidikan Pendidikan Nasional, melalui Proyek Hibah Penelitian Disertasi Doktor.

DAFTAR PUSTAKA

Akcay H dan N At. 2006. Convergence analysis of central and minimax algorithms in scalar regressor models. *Mathematics of Control, Signals and Systems*, February 2006, Volume 18, Issue 1, pp 66-99.

Cottle R, E Johnson, and R Wets. 2007. George B Danzig (1914-2005). *Notices of the AMS*. Volume 54, Number 3.

Givens GH and JA Hoeting. 2005. Computational Statistics. John Wiley & Sons, New Jersey.

McCarl BA dan TH Spreen. 1997. Applied mathematical programming using algebraic systems. Copyright Bruce A.McCarl and Thomas H. Spreen

Murniati NS, Setyono, dan SA Adimihardja. 2012. Analisis korelasi dan sidik lintas peubah pertumbuhan terhadap produksi cabai merah (*Capsicum annuum* L.). *Jurnal Pertanian Universitas Djuanda*. Vol 3 No 2 (Oktober 2012):97-107.

Rizzo ML. 2008. Statistical Computing with R. Chapman & Hall, London.

Rudolf M, Wolter H, and H Zimmermann. 1999. A linear model for tracking error minimization. *Journal of Banking & Finance*. 23 (1999): 85-103

Venables WN and BD Ripley. 2002. Modern applied statistics with S. Springer, New York.