

Efek Besaran Simpangan Baku Sampel terhadap Nilai Residu dalam Analisis Regresi Berganda Tiga Variabel Bebas

IKHSANUDIN¹, EDI ISTIYONO², SYAIFUL SYAMSUDDIN³

¹Universitas Sultan Ageng Tirtayasa, Indonesia

²Universitas Negeri Yogyakarta, Indonesia

³Institut Agama Islam Negeri Curup, Indonesia

e-mail: ikhsanudin@untirta.ac.id

ABSTRAK

Regresi berganda merupakan salah satu teknik analisis data statistik yang sering digunakan untuk mencari model hubungan antar variabel. Analisis regresi dapat menjelaskan hubungan sebab-akibat, dimana nilai variabel bebas memprediksi nilai variabel terikat. Penelitian ini bertujuan untuk mendeskripsikan keterkaitan antara besaran simpangan baku sampel terhadap nilai residu pada analisis model regresi berganda untuk tiga variabel bebas dengan satu variabel terikat. Penelitian ini merupakan penelitian deskriptif dengan menggunakan data simulasi. Sampel simulasi sebanyak 110 responden. Variasi nilai simpangan baku diperoleh dari memperbesar skor amatan pada variabel yang dianalisis regresi dengan kelipatan tertentu. Oleh karena itu, batasan simpangan baku dalam penelitian ini dihitung dari skor-skor amatan yang bertambah besar dengan kelipatan sama. Selanjutnya, nilai residu regresi dianalisis menggunakan program SPSS. Hasil analisis menunjukkan bahwa ada pengaruh besaran simpangan baku sampel terhadap nilai residu. Ketika nilai simpangan baku sampel bertambah besar A kali maka nilai residu juga semakin besar A kali pula. Hal ini mengindikasikan bahwa semakin besar variasi data maka semakin besar pula nilai residu dalam analisis regresi. Pada regresi berganda tiga variabel bebas terhadap satu variabel terikat, efek besaran nilai simpangan pada sampel yang mengubah besaran nilai residu hanya berlaku pada variabel terikat saja, perubahan simpangan baku pada variabel bebas tidak mempengaruhi besaran nilai residu. Kesimpulan penelitian ini merupakan deskripsi sederhana sehingga diperlukan kajian lebih lanjut secara khusus memperdalam bahasan pada topik yang sama.

Kata Kunci: Analisis Data, Nilai Residu, Regresi Berganda, Simpangan Baku Sampel

ABSTRACT

Multiple regression is a statistical data analysis technique that is often used to find models of relationships between variables. Regression analysis can explain causal relationships, where the value of the independent variable predicts the value of the dependent variable. This research aims to describe the effect of the sample standard deviation to the residual value in multiple regression analysis for three independent variables and one dependent variable. This research is descriptive research using simulation data of 110 respondents. Variations in standard deviation values are obtained from increasing the observed scores on the variables. The variation of standard deviation in this study are calculated from observed scores that increase by the same multiple. Next, the regression residual values were analyzed using the SPSS program. The results of the analysis show that there is an influence of the standard deviation value of sample on the residual value. When the sample standard deviation value increases A times, the residual value also becomes A times larger. This indicates that the greater the variation in the data, the greater the residual value in regression analysis. In multiple regression of three independent variables on one dependent variable, the effect of the deviation value in the sample which changes the residual value only applies to the dependent variable, changes in the standard deviation of the independent variable do not affect the residual value. The conclusion of this research is a simple description so further studies are needed specifically.

Keywords: Data Analysis, Multiple Regression, Residual Value, Standard Deviation of Sample.

1. PENDAHULUAN

Dalam perkembangan bidang penelitian, teknik analisis data seringkali menjadi fokus perhatian oleh banyak ahli yang berkecimpung di dalamnya. Pada pendekatan kuantitatif, analisis data dilakukan dengan pendekatan statistika baik secara deskriptif maupun inferensial. Akbilgic (2015) menyatakan salah satu teknik analisis data yang sering digunakan untuk menjelaskan hubungan antar variabel dalam suatu penelitian adalah analisis regresi. Dengan beberapa keterbatasan tertentu, analisis regresi baik yang sederhana maupun regresi berganda menjadi alternatif pilihan bagi para peneliti untuk mengestimasi hubungan antarvariabel secara empiris (Draper & Smith, 1998; Verbeek, 2017). Analisis regresi dapat diterapkan di banyak bidang antara lain ekonomi (Korkmaz, dkk., 2012; Sylva, 2018; Fehete & Nedelcu, 2014), sosial-budaya (Anghelache, 2015; Mudawamah, dkk., 2022), psikologi (Wampold, 1987; Ernst & Albers, 2017), pendidikan (Figueroa, 2016), dan bidang-bidang lainnya. Banyak peneliti menggunakan analisis regresi dalam penelitiannya.

Terkait teknik analisis regresi, terdapat beberapa hal penting yang perlu diperhatikan dalam penerapan analisisnya. Hung & Huang (2013) menjelaskan bahwa analisis regresi dapat dipengaruhi oleh efek acak dari jumlah kategori dan efek ukuran sampel. Jemna, dkk (2020) mengatakan ukuran sampel berpengaruh pada koefisien determinasi dalam regresi linier sederhana. Lee, dkk (2015) menambahkan bahwa efek ukuran sampel dapat terjadi pula pada hubungan tidak langsung antarvariabel. Vatcheva, dkk (2016) menjelaskan untuk dapat melakukan analisis regresi linier perlu dipenuhi asumsi bahwa salah satunya adalah tidak ada multikolinearitas. Asumsi-asumsi lainnya juga penting diperhatikan dalam analisis regresi.

Xu, dkk (2013) menyiratkan bahwa dalam analisis regresi, kedudukan variabel bebas dan terikat perlu disusun secara jelas. Model regresi yang dihasilkan melalui analisis regresi diharapkan dapat memberikan prediksi yang tepat terhadap besaran nilai variabel-variabel yang ada di dalamnya. Dalam kasus ini, model regresi yang dihasilkan dari analisis masih mengandung nilai kekeliruan sehingga dapat dimodifikasi (Larsen & McCleary, 1972). Modifikasi ini penting dilakukan untuk memperoleh model yang paling cocok untuk menjelaskan hubungan kausalitas antar variabel. Banyak faktor yang mempengaruhi kecocokan model regresi diantaranya adalah besaran kekeliruan yang ada dan mungkin muncul dalam analisis. Kekeliruan ini kemungkinan dapat bersumber dari variasi data yang dikumpulkan. Secara sederhana, untuk mengestimasi variasi data dapat dianalisis nilai simpangan baku sampel yang diteliti.

Terkait kekeliruan dalam analisis regresi, penting pula diperhatikan nilai residu dalam analisis (Espinheira & de Oliveira Silva, 2019; Jackson, 2022). Selain terkait kekeliruan, nilai residu ini juga berguna untuk menemukan masalah multikolinearitas (Zeebari, dkk., 2017). Mengingat pentingnya nilai residu dalam analisis regresi maka beberapa hal terkait yang mempengaruhi besarnya penting untuk diteliti. Informasi terkait hubungan simpangan baku sampel dan nilai residu yang dikaji diharapkan dapat memperkaya informasi bagi pembaca khususnya pihak yang menggunakan analisis regresi berganda.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian deskriptif dengan menggunakan data simulasi yang diadakan menggunakan program SPSS. Data simulasi dapat digunakan untuk menguji suatu konsep pada analisis regresi atau analisis statistik lainnya (Rispoli & Shah, 2015). Setelah pengadaaan data simulasi kemudian dilakukan modifikasi besaran dan susunan data pada setiap variabel untuk memenuhi persyaratan analisis regresi berganda antara lain normalitas, linearitas, multikolinearitas, dan heteroskedastisitas. Sampel simulasi sebanyak 110 responden. Variasi nilai simpangan baku diperoleh dengan cara memperbesar skor amatan pada variabel yang dianalisis regresi dengan kelipatan tertentu. Pada analisis ini, perubahan besaran skor berlaku secara sama rata untuk seluruh skor setiap anggota sampel. Oleh karena itu, batasan simpangan baku dalam penelitian ini dihitung dari skor-skor amatan yang bertambah besar dengan kelipatan sama. Selanjutnya, nilai residu regresi dianalisis menggunakan program SPSS dengan sub-menu analisis regresi.

Analisis regresi yang dimaksud pada penelitian ini dibatasi dan difokuskan pada regresi linier berganda dengan tiga variabel bebas dan satu variabel terikat. Data dianalisis secara deskriptif dengan melihat perbandingan nilai-nilai residu pada output hasil analisis regresi ditinjau dari perbedaan besaran skor dan besaran simpangan baku. Untuk mempermudah penyampaian informasi, hasil analisis nilai residu disajikan dalam bentuk tabel.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis regresi berganda tiga variabel bebas memerlukan prasyarat analisis. Sebelum menggunakan model regresi tertentu dari suatu analisis, prasyarat ini harus terpenuhi terlebih dahulu. Tabel 1 – 4 berikut ini merupakan bukti pemenuhan persyaratan analisis regresi linier berganda berdasarkan hasil uji data simulasi yang digunakan.

3.1 Hasil Uji Normalitas

Tabel 1. Hasil Uji Normalitas Data
One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

	X1	X2	X3	Y
N	110	110	110	110
Normal Parameters ^a				
Mean	15.2091	15.8545	16.0091	15.5818
Std. Deviation	2.11198	2.15388	2.07429	1.73672
Most Extreme Differences				
Absolute	.120	.145	.180	.123
Positive	.107	.087	.114	.113
Negative	-.120	-.145	-.180	-.123
Kolmogorov-Smirnov Z	1.258	1.522	1.889	1.294
Asymp. Sig. (2-tailed)	.084	.019	.002	.070
a. Test distribution is Normal.				

3.2. Hasil Uji Linearitas

Tabel 2. Hasil Uji Linearitas Hubungan antara Variabel Bebas dan Terikat

ANOVA Table

			Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Y * X1	Between Groups	(Combined)	140.614	9	15.624	8.304	.000
		Linearity	127.133	1	127.133	67.570	.000
		Deviation from Linearity	13.480	8	1.685	.896	.523
	Within Groups		188.150	100	1.882		
Total		328.764	109				
Y * X2	Between Groups	(Combined)	168.453	8	21.057	13.266	.000
		Linearity	158.727	1	158.727	100.002	.000
		Deviation from Linearity	9.725	7	1.389	.875	.529
	Within Groups		160.311	101	1.587		
Total		328.764	109				
Y * X3	Between Groups	(Combined)	144.078	10	14.408	7.723	.000
		Linearity	130.527	1	130.527	69.968	.000
		Deviation from Linearity	13.552	9	1.506	.807	.611
	Within Groups		184.685	99	1.866		
Total		328.764	109				

3.3. Hasil Uji Multikolinearitas

Tabel 3. Hasil Uji Multikolinearitas
Coefficients^a

Model	Correlations			Collinearity Statistics	
	Zero-order	Partial	Part	Tolerance	VIF
1 (Constant)					
X1	.622	.298	.182	.624	1.603
X2	.695	.488	.326	.629	1.591
X3	.630	.488	.326	.787	1.271

3.4. Hasil Uji Heteroskedastisitas

Tabel 4. Hasil Uji Heteroskedastisitas

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
1 (Constant)	.706	.601		1.174	.243
X1	-.038	.038	-.119	-.981	.329
X2	-.005	.038	-.016	-.135	.893
X3	.044	.035	.137	1.264	.209

a. Dependent Variable: RESHET

Berdasar *output* analisis SPSS yang tersaji pada Tabel 1 hingga Tabel 4 dapat dibuktikan bahwa persyaratan analisis regresi telah terpenuhi, antara lain distribusi data normal (X1,Y), hubungan antarvariabel linear (nilai signifikansi = 0,000 lebih kecil dari α sehingga linearitas signifikan), tidak ada multikolinearitas (nilai VIF kurang dari 10) dan tidak ada masalah heteroskedastisitas (nilai signifikansi lebih dari α sehingga heteroskedastisitas tidak signifikan atau tidak ada) (Wilcox & Tian, 2010). Williams, dkk (2013) menyatakan bahwa pemenuhan asumsi untuk regresi sangat penting dilakukan untuk mendukung ketepatan analisis regresi. Lebih lanjut agar analisis regresi dapat menjadi lebih tepat maka pembuktian distribusi normal dilakukan pada nilai kekeliruan. Pada penelitian ini belum dilakukan pembuktian distribusi normal pada nilai kekeliruan sehingga perlu kajian lebih dalam lagi. Secara keseluruhan dengan terpenuhinya prasyarat analisis, maka analisis regresi dapat dilanjutkan. Berikut adalah hasil analisis model regresi linier berganda yang menunjukkan hubungan tiga variabel bebas terhadap satu variabel terikat yang tersaji pada Tabel 5 hingga Tabel 7.

Tabel 5. Ringkasan Model Regresi

Model Summary^b				
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.813 ^a	.661	.651	1.02603

a. Predictors: (Constant), X3, X2, X1

b. Dependent Variable: Y

Tabel 6. Model Regresi Linier Berganda pada Data Simulasi Tiga Variabel Bebas terhadap Satu Variabel Bebas

Coefficients^a

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
1 (Constant)	2.518	.921		2.734	.007
X1	.190	.059	.231	3.218	.002
X2	.332	.058	.411	5.763	.000
X3	.307	.053	.367	5.757	.000

a. Dependent Variable: Y

Berdasarkan Tabel 5 dapat diketahui bahwa sumbangan ketiga variabel bebas secara bersama-sama sebesar 0,661 atau 66,1% terhadap satu variabel terikat Y. Menurut Widhiharso (2001) besaran ini disebut sebagai sumbangan efektif variabel yang berasal dari nilai korelasi yang dikuadratkan. Selanjutnya, berdasarkan Tabel 6 dapat disusun model persamaan regresi linier berganda sebagai berikut

$$Y = 2,518 + 0,19 X_1 + 0,332 X_2 + 0,307 X_3 \quad \dots(1)$$

Keseluruhan hubungan antara variabel dalam analisis regresi tersebut bersifat signifikan. Oleh karena semua variabel X berpengaruh signifikan, maka dapat dianalisis lebih lanjut mengenai sumbangan parsial masing-masing variabel sebagai berikut.

Tabel 7. Koefisien Variabel untuk Analisis Sumbangan Parsial

Coefficients^a

Correlations			Collinearity Statistics	
Zero-order	Partial	Part	Tolerance	VIF
.622	.298	.182	.624	1.603
.695	.488	.326	.629	1.591
.630	.488	.326	.787	1.271

a. Dependent Variable: Y

Berdasarkan Tabel 7, diketahui bahwa sumbangan parsial X_1 terhadap Y sebesar $0,298^2 = 0,089$ atau sebesar 8,9%. Sumbangan parsial X_2 terhadap Y bernilai sama dengan sumbangan parsial X_1 terhadap Y yakni sebesar $0,488^2 = 0,238$ atau sebesar 23,8%. Persentase yang ditunjukkan pada sumbangan parsial ini merupakan indikasi seberapa banyak varians Y dapat dijelaskan oleh X. Meskipun model regresi dapat diterima, dalam hal ini perlu diingat bahwa model regresi yang dihasilkan hampir dapat dipastikan mengandung nilai kekeliruan dan terkadang dapat mengalami modifikasi (perubahan). Mansfield & Conerly (1987) memberikan informasi bahwa modifikasi atau perubahan model regresi dapat memanfaatkan nilai residu khususnya yang menyajikan plot residu sebagai alat diagnosis linearitas dan dapat digunakan pada satu atau lebih variabel bebas. Larsen & McCleary (1972) menjelaskan bahwa dalam diagnosis linearitas, nilai residu memiliki keterkaitan dengan heterogenitas varians. Meninjau hal tersebut, varians merupakan nilai kuadrat dari simpangan baku sehingga besar kemungkinan terdapat efek besaran simpangan baku terhadap nilai residu. Hasil analisis deskriptif mengenai hal tersebut disajikan pada Tabel 8 dan Tabel 9.

Tabel 8. Hasil Analisis Nilai Residu pada Regresi Berganda Tiga Variabel Bebas dengan Besaran Skor Amatan Berbeda dan Simpangan Baku Sama

Jumlah Sampel		110	110	110	110
Besaran Skor		SA	SA+10	SA+20	SA+30
Simpangan Baku		1,736715	1,736715	1,736715	1,736715
Nilai Residu	Minimum	-3,41042	-3,41042	-3,41042	-3,41042
	Maksimum	3,64442	3,64442	3,64442	3,64442

Keterangan:

SA disimulasikan sebagai skor amatan awal. Pada analisis ini perubahan besaran skor (SA+10; SA+20; dan SA+30) berlaku secara sama rata pada seluruh skor anggota sampel.

Tabel 9. Hasil Analisis Nilai Residu pada Regresi Berganda Tiga Variabel Bebas dengan Besaran Skor Amatan Berbeda dan Simpangan Baku Berbeda

Jumlah Sampel		110	110	110	110
Besaran Skor		SA	SA x 2	SA x 3	SA x 4
Simpangan Baku		1,736715	3,473431	5,210146	6,9468613
Nilai Residu	Minimum	-3,41042	-6,82084	-10,23130	-13,64170
	Maksimum	3,64442	7,28884	10,93326	14,57768

Keterangan:

SA disimulasikan sebagai skor amatan awal. Pada analisis ini perubahan besaran skor (SA x 2; SA x 3; dan SA x 4) berlaku secara sama rata pada seluruh skor anggota sampel.

Berdasarkan informasi yang tersaji pada Tabel 8 dan Tabel 9, dapat dilihat bahwa peningkatan besaran skor amatan dengan simpangan baku yang tetap tidak mengubah nilai residu pada regresi berganda tiga variabel bebas. Namun, jika skor amatan diperbesar dua kali semula maka nilai simpangan baku naik dua kali serta nilai residu juga bertambah besar dua kali pula. Begitu juga pada besaran kelipatan tiga dan kelipatan empat. Hal ini terjadi dan dapat dijelaskan secara sederhana dengan syarat data terbatas pada perubahan skor yang stabil, khususnya dengan perkalian kelipatan tertentu sehingga besaran simpangan baku mudah ditentukan. Pergeseran nilai residu pada setiap skor amatan dapat dilihat pada Tabel 10 yang merupakan tangkapan layar tabel pada *variabel view* SPSS setelah analisis regresi berganda.

Keadaan ini kemungkinan besar berlaku juga secara lebih luas yakni ketika simpangan baku sampel bertambah besar maka nilai residu juga akan bertambah besarnya baik yang positif (maksimum) maupun yang negatif (minimum). Dengan kata lain, jika simpangan baku sampel semakin besar maka rentang nilai residu juga semakin lebar. Hal ini sejalan dengan penjelasan Larsen & McCleary (1972) bahwa nilai residu regresi terkait dengan heterogenitas varians.

Hasil analisis menunjukkan bahwa ada pengaruh besaran simpangan baku sampel terhadap nilai residu. Ketika nilai simpangan baku sampel bertambah besar A kali maka nilai residu juga semakin besar A kali pula. Hal ini mengindikasikan bahwa semakin besar variasi data maka semakin besar pula nilai residu dalam analisis regresi. Pada regresi berganda tiga variabel bebas terhadap satu variabel terikat, efek besaran nilai simpangan pada sampel yang mengubah besaran nilai residu hanya berlaku pada variabel terikat saja, perubahan simpangan baku pada variabel bebas tidak mempengaruhi besaran nilai residu.

Nilai residu pada regresi linier dapat bernilai ekstrim dengan rentang yang besar dalam kondisi tertentu (Withers & Nadarajah, 2008). Kajian Espinheira & de Oliveira Silva (2019) menunjukkan bahwa analisis nilai residu penting untuk diperhatikan dalam analisis regresi. Dimungkinkan pula nilai residu ini terkait dengan estimasi kekeliruan dalam regresi sehingga simpangan baku sampel secara tidak langsung terkait dengan estimasi kekeliruan tersebut. Oleh karena itu, guna memperkaya wawasan diperlukan analisis lanjut untuk memperluas dan memperdalam kajian pada topik ini.

Tabel 10. Tangkapan Layar Tabel SPSS dengan Nilai Residu pada Beberapa Anggota Sampel yang Disimulasikan

Y	RES_1	RES_2	RES_3	RES_4	RES_5	RES_6	RES_7
16.00	0.41237	0.41237	0.41237	0.41237	0.82473	1.23710	1.64946
16.00	-0.13310	-0.13310	-0.13310	-0.13310	-0.26619	-0.39929	-0.53239
14.00	-0.54414	-0.54414	-0.54414	-0.54414	-1.08827	-1.63241	-2.17654
14.00	-0.64100	-0.64100	-0.64100	-0.64100	-1.28199	-1.92299	-2.56399
17.00	-0.43464	-0.43464	-0.43464	-0.43464	-0.86927	-1.30391	-1.73854
13.00	-0.71642	-0.71642	-0.71642	-0.71642	-1.43283	-2.14925	-2.86567
14.00	-1.09060	-1.09060	-1.09060	-1.09060	-2.18120	-3.27180	-4.36241
16.00	1.10295	1.10295	1.10295	1.10295	2.20589	3.30884	4.41178

4. SIMPULAN DAN SARAN

Berdasar hasil analisis dan pembahasan dapat disimpulkan bahwa terdapat pengaruh besaran simpangan baku sampel terhadap nilai residu pada analisis regresi berganda yang disimulasikan. Ketika nilai simpangan baku sampel bertambah besar A kali maka nilai residu juga semakin besar A kali pula. Kondisi perubahan ini mengindikasikan bahwa semakin besar variasi data maka semakin besar pula nilai residu dalam analisis regresi. Pada regresi berganda tiga variabel bebas terhadap satu variabel terikat, efek besaran nilai simpangan pada sampel yang mengubah besaran nilai residu hanya berlaku pada perubahan simpangan baku variabel terikat saja, perubahan simpangan baku pada variabel bebas tidak mempengaruhi besaran nilai residu. Variasi nilai simpangan baku yang dimaksud pada penelitian ini dihitung dan dikondisikan berdasar perkalian setiap skor amatan dengan kelipatan tertentu sehingga variasinya sangat stabil. Deskripsi sederhana mengenai efek besaran simpangan baku terhadap nilai residu pada regresi berganda ini sangat terbatas sehingga diperlukan penelitian dan kajian lebih lanjut secara khusus untuk memperdalam bahasan ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Akbilgic, O. (2015). Classification trees aided mixed regression model. *Journal of Applied Statistics*, 42(8), 1773-1781.
- Anghelache, C., Anghel, M. G., & Popovici, M. (2015). Multiple Regressions Used in Analysis of Private Consumption and Public Final Consumption Evolution. *International Journal of Academic Research in Accounting, Finance and Management Sciences*, 5, 69-73.
- Draper, N.R., & Smith, H. (1998). *Applied Regression Analysis*. New York: JOHN WILEY & SONS, INC.
- Ernst, A. F., & Albers, C. J. (2017). Regression assumptions in clinical psychology research practice—a systematic review of common misconceptions. *PeerJ*, 5, e3323.
- Espinheira, P. L., & de Oliveira Silva, A. (2020). Residual and influence analysis to a general class of simplex regression. *Test*, 29(2), 523-552.
- Fechete, F., & Nedelcu, A. (2014). Analysis of the economic performance of a organization using multiple regression. *Scientific Research & Education in the Air Force-AFASES*, 2.
- Figuerola, L. L., Lim, S., & Lee, J. (2016). Investigating the relationship between school facilities and academic achievements through geographically weighted regression. *Annals of GIS*, 22(4), 273-285.
- Hung, L. F., & Huang, C. M. (2011). Effect of the number of categories, number of time-points, and sample size on the recovery of random-effect ordinal regression model parameters. *Journal of Statistics and Management Systems*, 14(6), 1175-1198.
- Jackson, A. B. (2022). Residuals from two-step research designs. *Accounting & Finance*, 62(4), 4345-4358.

- Jemna, J.H., Lasisi, K.E., Akpan, E.A., Abdullahi, A.G., & Henry, A.S. (2020). Improving the Performance of Linear Regression Model: A Residual Analysis Approach. *Global Scientific Journal*, 8(10), 212-222.
- Korkmaz, M., Güney, S., & Yiğiter, Ş. Y. (2012). The importance of logistic regression implementations in the Turkish livestock sector and logistic regression implementations/fields. *Harran Tarım Ve Gıda Bilimleri Dergisi*, 16(2), 25-36.
- Larsen, W. A., & McCleary, S. J. (1972). The use of partial residual plots in regression analysis. *Technometrics*, 14(3), 781-790.
- Lee, S., Lei, M. K., & Brody, G. H. (2015). Constructing Confidence Intervals for Effect Size Measures of an Indirect Effect. *Multivariate behavioral research*, 50(6), 600-613.
- Mansfield, E. R., & Conerly, M. D. (1987). Diagnostic value of residual and partial residual plots. *The American Statistician*, 41(2), 107-116.
- Mudawamah, S. A., Swastika, G. T., Narendra, R., & Qomarudin, M. N. H. (2022). Pemodelan Regresi Semiparametrik dengan Pendekatan Spline Truncated pada Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Jawa Timur. *Statistika*, 22(2), 183-194.
- Rispoli, F. J., & Shah, V. (2015). Using Simulation to Test the Reliability of Regression Models. *Energy and Environment Research*, 5(1), 75-81.
- Syla, S. (2018). Statistical Analysis of Foreign Investments in the Republic of Macedonia 2010-2016. *Advances in Social Sciences Research Journal*, 5(5) 18-23.
- Vatcheva, K. P., Lee, M., McCormick, J. B., & Rahbar, M. H. (2016). Multicollinearity in regression analyses conducted in epidemiologic studies. *Epidemiology (Sunnyvale, Calif.)*, 6(2) 227.
- Verbeek, M. (2017). Using linear regression to establish empirical relationships. *IZA World of Labor*.
- Wampold, B. E., & Freund, R. D. (1987). Use of multiple regression in counseling psychology research: A flexible data-analytic strategy. *Journal of Counseling Psychology*, 34(4), 372.
- Widhiarso, W.. (2001). *Menghitung Sumbangan Efektif Tiap Aspek terhadap Variabel Dependen*. Yogyakarta: Fakultas Psikologi UGM.
- Wilcox, R. R., & Tian, T. S. (2011). Measuring effect size: a robust heteroscedastic approach for two or more groups. *Journal of Applied Statistics*, 38(7), 1359-1368.
- Williams, M. N., Grajales, C. A. G., & Kurkiewicz, D. (2013). Assumptions of multiple regression: correcting two misconceptions. *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 18 (11).
- Withers, C. S., & Nadarajah, S. (2007). Linear Regression with Extreme Value Residuals. *Communications in Statistics-Simulation and Computation*, 37(1), 73-91.
- Xu, X., Meng, X. L., & Yu, Y. (2013). Thank God That Regressing Y on X is Not the Same as Regressing X on Y: Direct and Indirect Residual Augmentations. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 22(3), 598-622.
- Zeebari, Z., Kibria, B. G., & Shukur, G. (2017). Seemingly unrelated regressions with covariance matrix of cross-equation ridge regression residuals. *Communications in Statistics-Theory and Methods*, 1-25.