

REGRESI KUANTIL PENDEKATAN *BOOTSTRAP* UNTUK PEMODELAN KEMISKINAN DI PULAU JAWA

¹Gangga Anuraga, ²Permadina K. Arieska

¹Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas PGRI Adi Buana Surabaya

²Universitas Nahdhatul Ulama, Surabaya

Email : ganuraga@gmail.com

ABSTRAK

Kemiskinan merupakan masalah multidimensi dan lintas sektor yang dipengaruhi oleh berbagai faktor yang saling berkaitan, antara lain tingkat pendapatan, kesehatan, pendidikan, akses terhadap barang dan jasa, lokasi, geografis, gender, dan kondisi lingkungan. Untuk itu, dalam rangka menunjang keberhasilan pelaksanaan program pembangunan terutama yang berkaitan dengan penanggulangan kemiskinan di Indonesia khususnya di Pulau Jawa, diperlukan suatu penelitian yang dapat mengetahui informasi mengenai faktor-faktor yang berpengaruh terhadap kemiskinan. Penelitian ini menggunakan regresi kuantil dengan pendekatan *bootstrap*, metode ini memiliki kelebihan dapat mengatasi masalah pencilan (*outlier*) dan heteroskedastisitas. Nilai kuantil yang digunakan dalam penelitian yaitu kuantil ke- $\tau = 0,25$; $\tau = 0,5$; $\tau = 0,75$ dan $\tau = 0,99$ dengan *resampling* 500 pada *bootstrap standard error*. Hasil regresi kuantil pada masing-masing kuantil dengan *resampling 500 bootstrap standard error* menunjukkan bahwa kuantil $\tau = 0,25$ memiliki standar error yang relatif lebih kecil daripada kuantil $\tau = 0,5$, $\tau = 0,75$ dan $\tau = 0,99$. Model regresi kuantil dalam penelitian ini mengindikasikan adanya multikolinieritas, sehingga dengan nilai *pseudo* R^2 sebesar 61,4% terdapat banyak variable yang tidak signifikan dalam model pada ke- $\tau = 0,25$.

Kata Kunci : *Bootstrap standard error*, Heteroskedastisitas, Kemiskinan, Regresi Kuantil

PENDAHULUAN

Analisis regresi merupakan suatu teknik statistik yang digunakan untuk mendapatkan hubungan dan model matematis antara variabel respon (Y) dengan satu atau lebih variabel prediktor (X). Analisis regresi bertujuan untuk memperkirakan atau meramalkan nilai dari variabel respon apabila nilai dari variabel prediktor sudah diketahui [7]. Dalam analisis regresi pendugaan parameter atau estimasi koefisien regresi dapat diduga dengan baik melalui metode kuadrat terkecil atau *Ordinary Least Square* (OLS). Metode OLS merupakan salah

satu metode yang populer dan telah sering digunakan untuk menduga parameter dalam analisis regresi klasik. Dalam regresi klasik, [9] menyatakan bahwa untuk mendapatkan pendugaan yang tak bias atau *Best Linear Unbiased Estimator* (BLUE) harus memenuhi beberapa asumsi dalam estimasinya. Asumsi yang harus dipenuhi dalam analisis regresi klasik diantaranya adalah tidak terjadi multikolinieritas atau korelasi antar variabel prediktor, residual atau *error* berdistribusi normal dengan rata-rata nol dan memiliki varian yang konstan, tidak terjadi otokorelasi dan heteroskedastisitas. [10] menyatakan

bahwa regresi klasik dengan metode OLS hanya difokuskan pada sampel rata-rata atau didasarkan pada fungsi distribusi *mean* sebagai solusi dari meminimumkan jumlah kuadrat *error*. Dengan demikian, metode OLS menjadi sangat sensitif terhadap data yang memuat pencilan atau *outlier*. Keberadaan pencilan atau *outlier* pada data juga dapat menyebabkan residual (*error*) semakin besar, sehingga varians pada residual tidak konstan, yang dalam regresi klasik dinamakan sebagai pelanggaran terhadap asumsi homogenitas. Regresi kuantil memberikan pandangan yang lebih komprehensif tentang hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor.

Regresi kuantil diperkenalkan pertama kali oleh [11]. Metode ini merupakan pengembangan dari OLS pada regresi klasik, yaitu dengan menduga berbagai fungsi kuantil dari suatu distribusi Y sebagai fungsi dari X [13]. Teknik dan metode ini dapat mendeteksi hubungan yang lebih halus antara variabel respon dengan prediktor dan sangat berguna jika distribusi data terdapat pencilan (*outlier*), tidak homogen atau terjadi kasus heteroskedastisitas. Regresi kuantil memberikan pendugaan parameter yang lebih stabil dan konsisten, yaitu dengan membatasi distribusi data yang memiliki pencilan (*outlier*) dan *heteroskedastisitas*. [14] menyatakan bahwa pendugaan parameter dalam regresi kuantil diperoleh berdasarkan minimum jumlah mutlak dari residual (*error*) yang terboboti. [10] pendugaan parameter dalam regresi kuantil tidak dapat diperoleh secara analitik akan tetapi menggunakan algoritma berdasarkan pemrograman linear. Metode pendugaan parameter secara iterasi dengan pemrograman linear antara lain yaitu metode *simplex*, *interior point* dan *smoothing*. [12] metode simpleks (*simplex*) memberikan hasil estimasi yang konsisten pada data yang berukuran tidak terlalu besar (*moderate sample*). [17] melakukan simulasi dengan

algoritma *interior-point* dan *smoothing* dengan sampel data berukuran besar yaitu $n > 10^5$ dan hasilnya menunjukkan estimasi yang konsisten. Selanjutnya untuk menghitung selang kepercayaan pada regresi kuantil dapat dilakukan dengan tiga pendekatan yaitu pendekatan *sparsity*, *rank-score*, dan *resampling*. Metode *sparsity* digunakan bila residual (*error*) terdistribusi identik dan independen (i.i.d). Pendekatan *rank-score*, menghitung selang kepercayaan dengan menggunakan fungsi *rank-score* dan *resampling* dengan menggunakan teknik *bootstrap*.

Berbagai penelitian terkait regresi kuantil, diantaranya adalah [15] melakukan penelitian tentang pemodelan tingkat pengangguran terbuka di Indonesia, hasil kajian dengan estimasi *sparsity* menunjukkan bahwa hasil taksiran interval dari regresi kuantil lebih baik dan fleksibel. [21] membahas tentang model regresi kuantil pada kasus Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Selanjutnya [18] melakukan penelitian mengenai data temperatur suhu harian di Kota Sydney. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa pada kuantil 10%, 25%, 50%, 75%, dan 90% suhu kemarin berpengaruh terhadap suhu hari ini. Kemudian pada bidang ekonomi regresi kuantil digunakan untuk pemodelan tingkat upah [6] yaitu menentukan pengaruh tingkat pendidikan, pengalaman dan serikat keanggotaan terhadap tingkat upah. Selanjutnya berkembang juga aplikasinya di ilmu lingkungan dan ekologi ([5]; [19]), serta di bidang kesehatan [1].

Kemiskinan merupakan masalah multidimensi dan lintas sektor yang dipengaruhi oleh berbagai faktor yang saling berkaitan, antara lain tingkat pendapatan, kesehatan, pendidikan, akses terhadap barang dan jasa, lokasi, geografis, gender, dan kondisi lingkungan [4]. Menelaah kemiskinan

secara multidimensional sangat diperlukan untuk perumuskan kebijakan pengentasan kemiskinan [20]. Berdasarkan uraian di atas, maka diperlukan suatu penelitian untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kemiskinan pada kabupaten / kota di Pulau Jawa, yang lebih lanjut dapat digunakan sebagai dasar kebijakan dalam usaha mengatasi kemiskinan. Untuk itu dalam penelitian ini, akan menggunakan pendekatan regresi kuantil pada kasus kemiskinan di Pulau Jawa. Metode ini memiliki kelebihan dapat mengatasi masalah pencilan (*outlier*) dan heteroskedastisitas. Sehingga diharapkan memberikan taksiran parameter yang lebih stabil dan konsisten dengan menduga berbagai fungsi kuantil dari suatu distribusi Y sebagai fungsi dari X. Kajian akan difokuskan pada pendugaan selang kepercayaan menggunakan *resampling* dengan teknik *bootstrap*. Metode *bootstrap* telah dikembangkan oleh [8] sebagai alat untuk membantu mengurangi ketidakandalan yang berhubungan dengan kesalahan penggunaan distribusi normal dan penggunaannya. *Bootstrap* membuat data bayangan (*pseudo data*) dengan menggunakan informasi dari data asli dengan memperhatikan sifat-sifat dari data asli, sehingga data bayangan memiliki karakteristik yang sangat mirip dengan data asli.

METODE PENELITIAN

Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder berupa publikasi “Data dan Informasi Kemiskinan Kabupaten / Kota Tahun 2011” yang merupakan hasil olah data triwulanan Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) yang diselenggarakan oleh Badan Pusat Statistik (BPS). Unit observasi dalam penelitian ini adalah

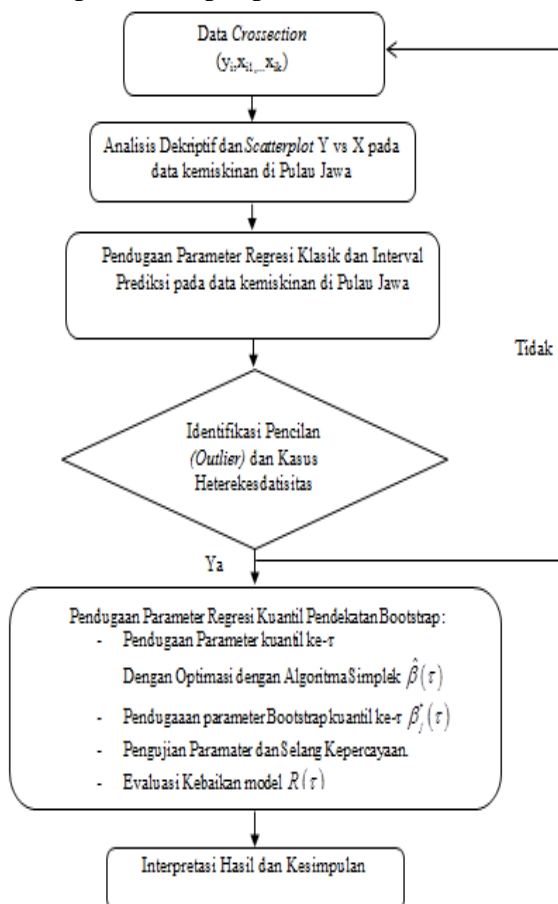
faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan masing-masing provinsi, yaitu Kabupaten / Kota di setiap Provinsi yang terletak di Pulau Jawa. Provinsi DKI Jakarta (6 kota), Jawa Barat (26 Kabupaten / Kota), Jawa Tengah (35 Kabupaten / Kota), Daerah Istimewa Yogyakarta (5 Kabupaten / Kota), Jawa Timur (38 Kabupaten / Kota) dan Banten (8 Kabupaten / Kota). Enam Provinsi di Pulau Jawa tersebut selanjutnya digunakan sebagai unit analisis dalam regresi kuantil dengan pendekatan *bootstrap* untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Pulau Jawa.

Mengacu pada dasar-dasar analisis dan identifikasi kemiskinan BPS maka variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah indeks kedalaman kemiskinan (Y) sebagai variabel respon. Variabel prediktor yang terdiri dari indikator kesehatan antara lain Persentase perempuan pengguna alat KB di rumah tangga miskin (X_1), Persentase balita di rumah tangga miskin yang proses kelahirannya ditolong oleh tenaga kesehatan (X_2), Persentase balita di rumah tangga miskin yang telah diimunisasi (X_3), Persentase rumah tangga miskin dengan luas lantai perkapita $\leq 8 \text{ m}^2$ (X_4), Persentase rumah tangga miskin yang menggunakan air bersih (X_5), Persentase rumah tangga miskin yang menggunakan jamban sendiri / bersama (X_6), Persentase rumah tangga miskin yang mendapatkan pelayanan jamkesmas (X_7). Indikator SDM antara lain Persentase penduduk miskin usia 15 tahun keatas yang tidak tamat SD (X_8), Angka Melek Huruf (AMH) penduduk miskin usia 15-55 tahun (X_9), Angka Partisipasi Sekolah (APS) penduduk miskin usia 13-15 tahun (X_{10}), Indikator ekonomi antara lain Persentase penduduk miskin usia 15 tahun keatas yang tidak bekerja (X_{11}), Persentase penduduk miskin usia 15 tahun keatas yang bekerja di sektor

pertanian (X_{12}), Persentase rumah tangga yang pernah membeli beras raskin (X_{13}), Persentase pengeluaran per kapita untuk non makanan (X_{14}).

Metode Analisis

Langkah-langkah analisis tersebut dapat pula digambarkan dalam diagram alir seperti terdapat pada Gambar 1 :



Gambar 1. Diagram alir penelitian

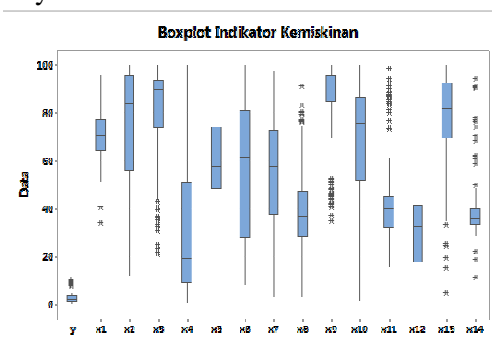
HASIL PENELITIAN

Pada bab ini akan diuraikan hasil dan pembahasan pemodelan kemiskinan di Pulau Jawa dengan menggunakan regresi kuantil pendekatan *bootstrap*. Beberapa tahapan yang disajikan dalam bab ini diantaranya adalah analisis deskriptif dan *scatterplot* variabel-variabel kemiskinan, pendugaan parameter dan interval prediksi dengan regresi klasik OLS, melakukan pemeriksaan terhadap pencilan atau outlier dan

selanjutnya mendapatkan pemodelan dengan regresi kuantil pendekatan *bootstrap*.

Statistik Deskriptif

Berdasarkan boxplot pada Gambar 2. diatas dapat diketahui bahwa terdapat keragaman yang cukup tinggi di beberapa indikator kemiskinan di Pulau Jawa. Artinya terdapat kesenjangan antara Kabupaten/ Kota di Pulau Jawa, sesuai dengan karakteristik wilayah itu sendiri.



Gambar 2. Boxplot Indikator Kemiskinan di Pulau Jawa

Regresi Klasik

Hasil regresi OLS pada Tabel 1. dapat diketahui bahwa terdapat beberapa indikator kemiskinan yang berpengaruh signifikan pada tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$.

Identifikasi Pencilan / Outlier

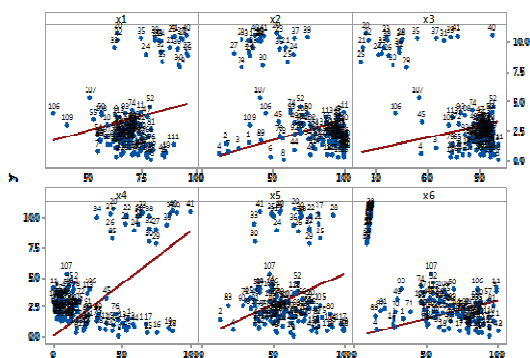
Berdasarkan pada Gambar 3. dan 4 dapat diketahui bahwa *scatterplot* antar variabel respon indeks kedalaman kemiskinan (Y) dengan 14 (empat belas) indikator kemiskinan (X_1-X_{14}) menunjukkan bahwa ada beberapa data Kabupaten / Kota yang menyimpang dari sekumpulan data yang lainnya atau terdapat data yang jauh berbeda dibandingkan dengan keseluruhan data. Sehingga dapat disimpulkan secara visual berdasarkan pada *scatterplot* bahwa variabel respon indeks kedalaman kemiskinan (Y) dengan 14 (empat belas) indikator kemiskinan (X_1-X_{14}) terdapat beberapa pengamatan yang *outlier*.

Tabel 1. Hasil Regresi OLS

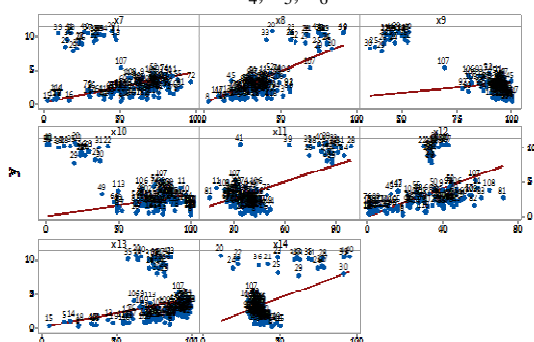
y	Koefisien	Std.Error	t	P > t (P Value)
x1	0,0025749	0,0128985	0,2	0,842
x2	0,0160123	0,0075845	2,11	0,037*
x3	-0,0038357	0,0104147	-0,37	0,713
x4	0,0007109	0,0073037	0,1	0,923
x5	-0,0088238	0,0063583	-1,39	0,168
x6	0,000173	0,0066878	0,03	0,979
x7	0,0131502	0,0068044	1,93	0,056
x8	-0,0132946	0,0124113	-1,07	0,287
x9	-0,1306372	0,0194997	-6,7	0,000*
x10	-0,0133089	0,0076564	-1,74	0,085
x11	0,0280774	0,0119385	2,35	0,021*
x12	0,0196018	0,0092849	2,11	0,037*
x13	0,0074563	0,0078131	0,95	0,342
x14	0,0186397	0,0118965	1,57	0,120
Konstanta	11,38318	2,518398	4,52	0,000*

Ket : *Signifikan

Identifikasi Pencilon / Outlier



Gambar 3. Scatterplot antara Y dengan x₁, x₂, x₃, x₄, x₅, x₆

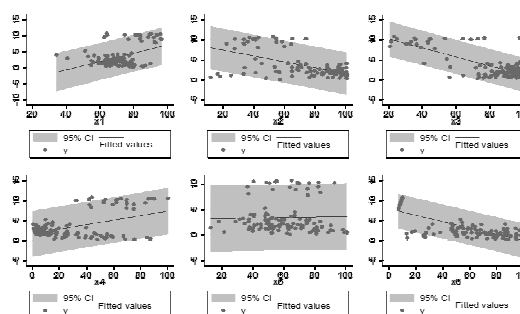


Gambar 4. Scatterplot antara Y dengan x₇, x₈, x₉, x₁₀, x₁₁, x₁₂, x₁₃, x₁₄

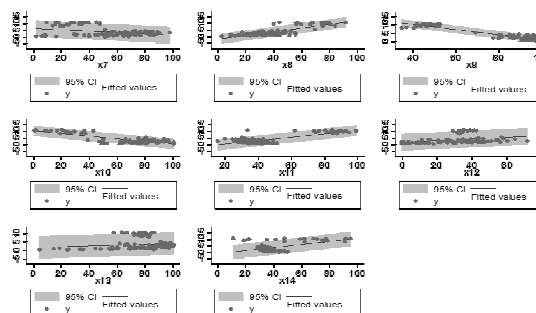
Deteksi Heterokedstisitas

Berdasarkan interval prediksi 95% pada Gambar 5.dan6., dapat diketahui bahwa terjadi kasus heteroskedastisitas. Hal itu dapat diketahui dari varians *error* yang tidak konstan.Sebagai contoh, yaitu indikator persentase rumah tangga miskin yang

menggunakan air bersih (X₅) dengan varians *error* yang membesar.



Gambar 5. Regresi Antara Y dengan X₁, X₂, X₃, X₄, X₅ dan X₆ berdasarkan Interval Prediksi 95%



Gambar 6. Regresi Antara Y dengan X₇, X₈, X₉, X₁₀, X₁₁, X₁₂, X₁₃ dan X₁₄berdasarkan Interval Prediksi 95%

Regresi Kuantil

Regresi kuantil dalam penelitian ini dilakukan pada kuantil ke- $\tau = 0,25$; $\tau = 0,5$; $\tau = 0,75$ dan $\tau = 0,99$ dengan *bootstrap* 500 untuk masing-masing koefisien regresi pada data kemiskinan di Pulau Jawa.Berdasarkan pada tabel 2.dapat diketahui bahwa pada kuantil $\tau = 0,25$ dengan menggunakan *resampling bootstrap* 500, standar error yang didapatkan relatif lebih kecil daripada kuantil $\tau = 0,50$, $\tau = 0,75$ dan $\tau = 0,99$. Model regresi kuantil dalam penelitian ini mengindikasikan adanya multikolinieritas, hal tersebut dapat diketahuidari nilai *pseudo R*² sebesar 61,4%, akan tetapi masih terdapat banyak variabel yang tidak signifikan dalam model pada ke- $\tau = 0,25$

Tabel 2. Hasil Estimasi Regresi Kuantil pada Kuantil ke-0,25, 0,50, 0,75, 0,99 dengan resampling 500

Simultaneous quantile regression bootstrap(500) SEs		Number of obs = 118				
		.25 Pseudo R2 = 0.6140				
		.50 Pseudo R2 = 0.6965				
		.75 Pseudo R2 = 0.7831				
		.99 Pseudo R2 = 0.7806				
y		Coef.	Bootstrap Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
q25						
x1		-.0097444	.0161049	-0.61	0.546	-.0416847 .0221959
x2		.025709	.0105509	2.44	0.017	.0047838 .0466343
x3		-.0109381	.0180862	-0.60	0.547	-.0468078 .0249316
x4		.0075232	.0087509	0.86	0.392	-.0098322 .0248786
x5		-.0145004	.0087161	-1.66	0.099	-.0317866 .0027859
x6		.002681	.0075821	0.35	0.724	-.0123564 .0177183
x7		.0084682	.0084602	1.00	0.319	-.0083106 .0252469
x8		-.0189676	.0147224	-1.29	0.201	-.0481661 .0102309
x9		-.1164583	.0271621	-4.29	0.000	-.170328 .0625887
x10		-.0077879	.0095163	-0.82	0.415	-.0266613 .0110855
x11		.0483779	.0207801	2.33	0.022	.0071654 .0895903
x12		.0375522	.0111569	3.37	0.001	.0154251 .0596793
x13		.0063186	.0087035	0.73	0.469	-.0109427 .0235799
x14		.0353925	.0263598	1.34	0.182	-.0168859 .087671
_cons		8.427688	4.302052	1.96	0.053	-.104417 16.95979
q50						
x1		.0015309	.0152837	0.10	0.920	-.0287808 .0318425
x2		.0149942	.0093404	1.61	0.111	-.0035302 .0335187
x3		-.0038319	.0162776	-0.24	0.814	-.0361148 .0284509
x4		.0015508	.0081308	0.19	0.849	-.0145746 .0176762
x5		-.0072431	.0072997	-0.99	0.323	-.0217203 .0072341
x6		-.0062945	.0076497	-0.82	0.412	-.021466 .0088769
x7		.0066868	.0082736	0.81	0.421	-.009722 .0230957
x8		-.0118859	.0171428	-0.69	0.490	-.0458846 .0221127
x9		-.1372565	.0267197	-5.14	0.000	-.1902487 .0842642
x10		.0012611	.0095207	0.13	0.895	-.017621 .0201431
x11		.0234745	.0182549	1.29	0.201	-.0127299 .0596789
x12		.0167441	.0115218	1.45	0.149	-.0061067 .0395949
x13		.0146555	.00844	1.74	0.085	-.0020833 .0313942
x14		.0262381	.0185324	1.42	0.160	-.0105166 .0629928
_cons		10.99675	3.472959	3.17	0.002	4.108956 17.88455
q75						
x1		.0117454	.0185421	0.63	0.528	-.0250284 .0485192
x2		.0244145	.0121495	2.01	0.047	.0003188 .0485101
x3		-.0080003	.020327	-0.39	0.695	-.0483168 .0323108
x4		.0039961	.0094661	0.42	0.674	-.0147777 .0227699
x5		-.0154038	.0107162	-1.44	0.154	-.036657 .0058493
x6		-.0033793	.0093031	-0.36	0.717	-.0218299 .0150713
x7		.0252541	.0084491	2.99	0.004	.0084973 .042011
x8		.0173657	.020697	0.84	0.403	-.023682 .0584134
x9		-.1402725	.0335075	-4.19	0.000	-.2067267 .0738183
x10		-.0013695	.0119538	-0.11	0.909	-.0250771 .022338
x11		.0228033	.0172652	1.32	0.190	-.0114381 .0570447
x12		.0007218	.0106289	0.07	0.946	-.0203582 .0218017
x13		.006126	.0096096	0.64	0.525	-.0129322 .0251843
x14		.0246608	.0227881	1.08	0.282	-.020534 .0698555
_cons		10.29674	4.05065	2.54	0.013	2.263227 18.33025
q99						
x1		.0322678	.0284029	1.14	0.259	-.0240626 .0885982
x2		.0030653	.0163827	0.19	0.852	-.0294259 .0355564
x3		-.0130724	.0227532	-0.57	0.567	-.0581981 .0320532
x4		-.0198974	.0171502	-1.16	0.249	-.0539108 .0141159
x5		-.0044296	.013011	-0.34	0.734	-.0302338 .0213746
x6		.0091544	.017116	0.53	0.594	-.024791 .0430999
x7		.0390834	.013533	2.89	0.005	.0122439 .0659229
x8		-.0208483	.0255359	-0.82	0.416	-.0714927 .0297962
x9		-.1599547	.0449716	-3.56	0.001	-.2491452 .0707642
x10		-.0146565	.0213527	-0.69	0.494	-.0570046 .0276916
x11		.0182204	.0248843	0.73	0.466	-.0311318 .0675725
x12		.011017	.0213958	0.51	0.608	-.0314165 .0534504
x13		-.0108408	.0162807	-0.67	0.507	-.0431297 .0214481
x14		.034876	.0250959	1.39	0.168	-.0148957 .0846478
_cons		15.35005	5.449259	2.82	0.006	4.542735 26.15737

KESIMPULAN

Hasil estimasi regresi kuantil dengan kuantil ke- $\tau = 0,25$ pada *resampling bootstrap* 500 memiliki standard error yang relatif lebih kecil, dapat dijelaskan bahwa terdapat beberapa indikator yang berpengaruh signifikan terhadap indeks kedalaman kemiskinan, yaitu indikator persentase balita di rumah tangga miskin yang proses kelahirannya ditolong oleh tenaga kesehatan (X_2) berpengaruh positif dan signifikan terhadap model, indikator angka Melek Huruf (AMH) penduduk miskin usia 15-55 tahun (X_9) berpengaruh negatif dan signifikan terhadap model, indikator Persentase penduduk miskin usia 15 tahun keatas yang tidak bekerja (X_{11}) berpengaruh positif dan signifikan terhadap model, indikator Persentase penduduk miskin usia 15 tahun keatas yang bekerja di sektor pertanian (X_{12}) berpengaruh positif dan signifikan terhadap model.

$$Q_{0,25}(y|x) = 8,4277 - 0,0097x_1 \\ + 0,0257x_2 - 0,0109x_3 \\ + 0,0075x_4 - 0,0145x_5 \\ + 0,0026x_6 + 0,0084x_7 \\ - 0,0189x_8 - 0,1164x_9 \\ - 0,0077x_{10} + 0,0483x_{11} \\ + 0,0375x_{12} + 0,0063x_{13} \\ + 0,0353x_{14}$$

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Austin, P., Tu, J., Daly, P., & Alter, D., 2005, The use of quantile regression in health care research: A case study examining gender differences in the timeliness of thrombolytic therapy, *Statistics in Medicine*, 24, 791–816.
- [2] Badan Pusat Statistik, 2012, *Berita Resmi Statistik: Profil Kemiskinan di Indonesia Maret 2012*, BPS, Jakarta.
- [3] Badan Pusat Statistik, 2012, *Penghitungan Dan Analisis Kemiskinan Makro Indonesia 2012*, BPS, Jakarta.
- [4] BAPPENAS., 2010, Arah Kebijakan Penanggulangan Kemiskinan
- [5] Cade, B.S., Terrell, J.W., & Schroeder, R.L., 1999, Estimating effects of limiting factors with regression quantiles. *Ecology*, 80, 311–323.
- [6] Chamberlain, G., 1994, Quantile regression, censoring and the structure of wages. In C. Skins (Ed.), *Advances in Econometrics*, 171–209, Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- [7] Drapper, N.R., dan Smith, H., 1998, *Applied Regression Analysis*, John Wiley & Sons, Canada.
- [8] Efron, B. dan Tibshirani, R.J., 1993, *An Introduction to the Bootstrap*, Chapman and Hall, Inc., New York.
- [9] Gujarati, D.N., 2004, *Basic Econometric*, Mc Graw Hill, New York.
- [10] Hao, L., & Naiman, D. Q., 2007, *Quantile Regression*. Sage Publications, Inc.
- [11] Koenker, R. dan Basset, G., 1978, Regression Quantiles, *Econometrica*. January, 46:1, hal. 33-50.
- [12] Koenker, R. dan D'Orey, V., 1993, Computing Regression Quantiles, *J. Roy. Statist. Soc. Ser. C (Appl. Statist)*. Vol. 43, pp. 410-414.
- [13] Koenker, R. dan Hallock, K.F., 2001, Quantile Regression. *Journal of Economic Perspective*. Vol. 15, No. 4, hal. 143-156. Published by: American Economic Association.
- [14] Koenker, R., 2005, *Quantile Regression*, Cambridge University Press, United States of America.
- [15] Navianti, D.R., 2014, *Regresi*

- Kuantil dengan Estimasi Metode Sparsity untuk Pemodelan Tingkat Pengangguran Terbuka*, Tesis, Program Pasca sarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- [16] Ngafiyah, A.N., 2014, *Meta-Analisis dengan Pendekatan Two Stage Structural Equation Modeling (Studi Kasus Beberapa Penelitian Faktor-faktor yang Mempengaruhi Kemiskinan di Pulau Jawa)*, Tesis, Program Pascasarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- [17] Portnoy, S., 2003, Censored Regression Quantiles, *Journal of the American Statistical Association*. Vol. 98, No. 464, hal.1001-1012.
- [18] Rahmawati, R., 2011, *Regresi Kuantil (Studi Kasus pada Data Suhu Harian)*, Skripsi, Program Studi Statistika FMIPA Undip
- [19] Scharf, F.S., Juanes, F., & Sutherland ,M., 1989, Inferring ecological relationships from the edges of scatter diagrams: Comparison of regression techniques, *Ecology*, 79, 448-460.
- [20] Suryawati, C., 2005, Memahami Kemiskinan Secara Multidimensional, *Jurnal Manajemen Pelayanan Kesehatan (JMPK)*, 8(3). p.121-129.
- [21] Wahyudi., V., E., 2014, *Analisis IPM Di Pulau Jawa Menggunakan Analisis Regresi Kuantil*, Tesis, Program Pasca sarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.