ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 6, Nomor 3, Tahun 2017, Halaman 385-395
Online di: http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian

ANALISIS FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI *DIVIDEND PAYOUT RATIO* (DPR) MENGGUNAKAN ANALISIS REGRESI LINIER DENGAN *BOOTSTRAP*
(Studi Kasus: PT. Unilever Indonesia, Tbk Tahun 1999-2015)

Lia Safitri[1], Di Asih I Maruddani[2], Rukun Santoso[3]
[1]Mahasiswa Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro
[2,3]Staff Pengajar Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro
liasafitri17@gmail.com, maruddani@undip.ac.id, rukunsantoso@undip.ac.id

ABSTRACT

The amount of dividend paid by the company to shareholders or dividend payout ratio is the main factor that investors pay attention to invest their capital into the company. Investors want a relative dividend, even increasing over time. Factors influencing the level of dividend payout ratio are Return on Equity (ROE), stock price, liquidity ratio, and leverage level. Based on this, multiple linear regression analysis with bootstrap is used. The purpose of this study is to analyze the factors that significantly affect the dividend payout ratio based on the best model used to predict the value of dividend payout ratio for the next period. The bootstrap method is used to overcome the occurrence of multicollinearity among independent variables due to the small sample size. Based on the simulation done with software R using PT data. Unilever Indonesia, Tbk from 1999-2015 obtained best model is bootstrap residual with 2 significant independent variable are ROE and level of leverage. Based on the best model, the predicted value of dividend payout ratio of 2016 is 41.60196 with percentage error of 7.0812%.

Keywords : Regression analysis, *Bootstrap*, *Dividend Payout Ratio*, ROE, *leverage*

1. PENDAHULUAN

Syamsuddin (1985) mendefinisikan dividen merupakan distribusi dari *income* yang diperoleh perusahaan kepada para pemegang saham, baik dalam bentuk saham maupun tunai. Pembagian dividen dalam bentuk tunai lebih banyak diinginkan oleh para investor daripada dalam bentuk lain, karena pembayaran dividen dalam bentuk tunai akan membantu mengurangi ketidakpastian investor dalam aktivitas investasinya ke dalam perusahaan.

Besar kecilnya tingkat DPR merupakan salah satu faktor yang diperhatikan investor untuk menanamkan modalnya ke perusahaan dalam bentuk kepemilikan saham, sehingga perlu dilakukan analisis tentang faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat pembayaran dividen atau DPR perusahaan untuk menjadi pertimbangan pihak manajemen dalam menentukan kebijakan dividen. Metode yang tepat untuk menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi DPR adalah analisis regresi berganda. Salah satu masalah yang timbul pada analisis regresi berganda adalah tidak terpenuhinya asumsi multikolinieritas. Ukuran sampel kecil merupakan salah satu faktor yang dapat menimbulkan mutikolinieritas antar variabel bebas (Gujarati, 2007). Tidak terpenuhinya asumsi non-multikolinieritas akan menyebabkan bahwa model yang diperoleh tidak cocok digunakan untuk melakukan prediksi, padahal tujuan dalam penulisan ini model terbaik akan digunakan untuk memprediksi tingkat *dividend payout ratio* periode selanjutnya.

Penelitian ini membahas penerapan metode analisis regresi linier dengan *bootstrap* untuk mengatasi penyimpangan asumsi non-multikolinieritas karena ukuran sampel kecil serta melakukan prediksi terhadap tingkat DPR berdasarkan model terbaik yang diperoleh. Pada penelitian ini, data yang digunakan merupakan data publikasi laporan keuangan PT. Unilever Indonesia, Tbk tahun 1999-2015.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Analisis Regresi

Analisis regresi merupakan suatu teknik yang digunakan untuk mencari hubungan antara dua atau lebih variabel kuantitatif sehingga suatu variabel dapat diprediksikan dari satu atau beberapa variabel lain (Weisberg, 1985). Regresi linier berganda adalah hubungan antara sebuah variabel dependen dengan dua atau lebih variabel independen (Sudjana, 1983). Model regresi linier berganda dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \cdots + \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \qquad i = 1,2,\dots,n \tag{1}$$

dengan asumsi nilai residual acak yang saling bebas dan menyebar, $\varepsilon_i \sim NID(0, \sigma^2)$.

Estimasi koefisien regresi dengan metode kuadrat terkecil adalah meminimumkan nilai kuadrat *residual* pada persamaan (1) dengan turunan pertamanya disamadengankan nol serta turunan keduanya harus bernilai positif.

2.1.1. Uji Asumsi Normalitas

Prosedur uji Kolmogorov-Smirnov untuk menguji normalitas suatu data adalah sebagai berikut :

1. Hipotesis
   H_0 : Data berdistribusi normal
   H_1 : Data tidak berdistribusi normal
2. Taraf signifikansi
3. Statistik uji
   Dhitung = sup [F_0(X)-F(X)]
   dengan : F_0(x) = Probabilitas kumulatif distribusi normal.
   F(x) = Probabilitas kumulatif distribusi empiris
4. Kriteria penolakan
   Tolak H0 jika Dhitung > Dtabel dengan Dtabel adalah nilai kritis yang diperoleh dari tabel Kolmogorov-Smirnov.

2.1.2. Uji Asumsi Non-Autokorelasi

Salah satu cara untuk mengetahui apakah residual berkorelasi atau tidak adalah dengan pengujian statistik Durbin-Watson. Kriteria uji Durbin-Watson adalah

Tabel 1. Kriteria Penolakan Durbin-Watson

Nilai Durbin-Watson	Kesimpulan
$< D_L$	Ada autokorelasi positif
$D_L < D < D_U$	Tanpa kesimpulan
$D_U < D < 4- D_U$	Tidak ada autokorelasi
$4- D_U < D < 4- D_L$	Tanpa Kesimpulan
$> 4- D_L$	Ada autokorelasi negatif

2.1.3. Uji Asumsi Linieritas

Pengujian asumsi linieritas secara formal salah satunya adalah Ramsey's RESET Test dengan penambahan variabel pada persamaan.

1. Hipotesis
   H_0: model linier
   H_1: model tidak linier
2. Taraf signifikansi
3. Statistik uji
   $F = \frac{(R^2_{new} - R^2_{old})/m}{(1-R^2_{new})/(n-k-1)}$
   dengan m: banyaknya penambahan variabel serta R^2_{old} adalah nilai koefisien determinasi setelah penambahan variabel.
4. Kriteria penolakan
   H_0 ditolak jika nilai F hitung > F $\text{tabel}_{(\alpha;m;n-k-1)}$

2.1.4. Uji Asumsi Homoskedastisitas

Pengujian asumsi homoskedastisitas dengan Breusch-Pagan.

1. Hipotesis
   H_0: varian residual homogen
   H_1: varian residual tidak homogen
2. Taraf signifikansi
3. Statistik uji
   Nilai statistik Breusch-Pagan
   $BP = \frac{NT}{2(T-1)}\left[\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(\sum_{t=1}^{T}\hat{e}_{it}\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}\hat{e}_{it}^2} - 1\right]$
   dengan N:jumlah observasi, T: jumlah periode waktu $\hat{e}_{it}$: estimasi *residual* model regresi individu ke-i periode ke-t
4. Kriteria penolakan
   H_0 ditolak jika nilai BP > $\chi^2_{(\alpha,m-1)}$ dengan m merupakan banyaknya variabel dependen dan independen atau nilai p-value < α

2.1.5. Uji Asumsi Non-Multikolinieritas

Asumsi non-multikolinieritas tidak terpenuhi jika nilai VIF>10. VIF dirumuskan sebagai berikut $VIF(\hat{\beta}) = \frac{1}{(1-R_i^2)}$, dimana i = 1, 2, ..., n dengan R_i^2= koefisien determinasi ke-i.

2.1.6. Uji t

Uji t digunakan untuk pengujian signifikansi koefisien regresi secara individual terhadap variabel dependen dengan menganggap peubah lain bersifat konstan.

1. Hipotesis
   H_0: $\beta_j = 0$ (variabel bebas tidak signifikan terhadap variabel tak bebas)
   H_1: $\beta_j \neq 0$ (variabel bebas signifikan terhadap variabel tak bebas),j = 1, 2, ..., k
2. Taraf signifikansi
3. Statistik uji: $t = \frac{\hat{\beta}_j - \beta_j}{se(\hat{\beta}_j)}$
4. Kriteria penolakan
   H_0 ditolak jika nilai $|t| > t_{(\frac{\alpha}{2};n-k)}$ dengan k merupakan banyaknya parameter regresi atau sig < α.

2.2. *Distribusi Empiris*

Fungsi distribusi empiris $\hat{F}$ didefinisikan sebagai distribusi diskrit dengan probabilitas 1/n untuk setiap x_i ,i = 1,2,⋯⋯, n. Dengan kata lain, $\hat{F}$ membentuk himpunan A pada ruang sampel *S* dengan probabilitas empiris

$$\hat{P}_A = \frac{\text{banyaknya } (x_i \in A)}{n}$$

2.3. Prinsip *Plug-in*

Prinsip *plug-in* merupakan metode sederhana yang digunakan untuk mengestimasi parameter berdasarkan sampel. apabila *F* adalah distribusi probabilitas yang sebenarnya, maka θ dapat ditulis dengan (Efron dan Tibshirani, 1993).

$$\theta = t(F) = E_F(x)$$

2.4. Bias

Bias dari $\hat{\theta}$ sebagai estimator dari θ didefinisikan sebagai selisih antara ekspektasi dari $\hat{\theta}$dengan nilai dari parameter θ,

$$bias_F = bias_F\left(\hat{\theta}, \theta\right) = E_F(X) - t(F)$$

2.5. *Standard Residual*

Estimasi *standar residual* $\widehat{se}(\bar{X}) = se_{\hat{F}}(\bar{X})$ adalah sebagai berikut:

$$\widehat{se}(\bar{X}) = \frac{\sigma_{\hat{F}}}{\sqrt{n}} = \left\{\frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i - \bar{X})^2}{n^2}\right\}^{\frac{1}{2}}$$

2.6. Ukuran Ketepatan Prediksi

Ukuran ketepatan prediksi ditunjukkan dengan nilai kesalahan persentase atau *Percentage Error* (PE). PE didefinisikan

$PE_t = \left[\frac{X_t - F_t}{X_t}\right](100)$,dengan X_t: nilai aktual dan F_t: nilai prediksi

2.7. *Bootstrap*

Efron dan Tibshirani (1993) menyatakan bahwa bootstrap adalah teknik *resampling* nonparametrik yang bertujuan untuk menentukan estimasi standar *residual* dan interval konfidensi dari parameter populasi.

2.7.1. *Bootstrap Residual*

Jika **β** yang merupakan koefisien parameter regresi dari persamaan (1) diketahui, maka kita bisa menghitung nilai *residual* $\varepsilon_i = y_i - x_i\boldsymbol{\beta}$, untuk i = 1,2, ..., n. Kemudian memilih sampel acak *bootstrap* dari residual $\boldsymbol{\varepsilon}^*$**.** Variabel respon *bootstrap* y_i^* diperoleh dengan $y_i^* = x_i\hat{\beta} + \varepsilon_i^*$. Estimasi parameter regresi *bootstrap* $\hat{\boldsymbol{\beta}}^*$ menggunakan OLS yaitu dengan meminimumkan nilai kuadrat residual dari sampel *bootstrap*,

$$L^* = \sum_{i=1}^{n}(y_i^* - x_i\hat{\beta}^*)^2$$

2.7.2. *Bootstrap* Pasangan

Bootstrap Pasangan merupakan cara membangun sampel dengan berdasarkan sampel data asli. Sampel yang diambil pada setiap replikasi adalah sebanyak n=17. Pengambilan sampel *bootstrap* pasangan dilakukan dengan mengambil dari sampel data asli dengan pengembalian, sehingga setiap unit sampel dapat terambil lebih dari satu kali dan setiap unit sampel mempunyai peluang 1/n. Oleh karena itu, sampel yang terbentuk dari *bootstrap* pasangan dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\boldsymbol{x}^* = \{(x_{i1}, y_{i1}), (x_{i2}, y_{i2}), \ldots, (x_{in}, y_{in})\}$$

2.9. *Dividend Payout Ratio* (DPR)

Rasio pembayaran dividen (*dividend payout ratio)* merupakan perbandingan antara *dividend per share* dengan *earning per share* (Atmaja, 1999).

a. *Financial Leverage*
   Menurut Purwanti (2012) *financial leverage* merupakan aspek risiko perusahaan yang menunjukkan sampai seberapa besar perusahaan mengunakan hutang dalam struktur modalnya. Leverage dirumuskan sebagai perbandingan antara total hutang jangka panjang dengan total aset.
b. *Return on Equity*
   Return on Equity (ROE) merupakan rasio yang menunjukkan berapa persen diperoleh laba bersih apabila diukur dari modal pemilik (Keown dkk, 2011).
c. Rasio Likuiditas
   Rasio Likuiditas adalah rasio yang menggambarkan kemampuan perusahaan dalam memenuhi kewajiban (hutang) jangka pendek.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan yaitu data publikasi laporan keuangan PT. Unilever Indonesia,Tbk tahun 1999-2016 yang diakses melalui web www.idx.co.id. Variabel penelitian yang digunakan variabel *dividend payout ratio* sebagai variabe tak bebas, serta variabel bebas meliputi ROE, harga saham. rasio *likuiditas,*dan tingkat *leverage*.

3.2. Tahapan Analisis Data

Prosedur estimasi parameter regresi linier sederhana dengan menggunakan metode *bootstrap* pasangan dan residual adalah sebagai berikut:

1. Sebelum melakukan analisis regresi dengan *bootstrap*, menentukan fit model berdasarkan sampel asli menggunakan metode kuadrat terkecil.
2. Melakukan uji apakah model termasuk model linier.
3. Melakukan uji asumsi residual meliputi uji asumsi normalitas, non-auotokorelasi, homoskedastisitas.
4. Melakukan uji asumsi multikolinieritas untuk mengetahui apakah terjadi hubungan antar vaiabel bebas.
5. Metode bootstrap pasangan:
   a. Mengambil sampel *random* berukuran n dengan pengembalian
   b. Hitung estimasi parameter sampel *bootstrap* dengan metode kuadrat terkecil
   c. Mengulangi langkah (a) dan (b) sebanyak B kali
   d. Hitung rata-rata estimasi parameter dari sampel *bootstrap* untuk memperoleh $\hat{\beta}^{*B}$ (estimasi parameter *bootstrap*)
   e. Setelah didapatkan estimasi parameter *bootstrap* ($\hat{\beta}^{*B}$), selanjutnya dihitung tingkat akurasi estimasi parameter yang diperoleh dengan menggunakan statistik bias, standar *residual,* dan interval konfidensi dari *bootstrap*.
6. Metode *Bootstrap Residual*
   a. Menentukan fit model berdasarkan sampel asli dengan menggunakan metode kuadrat terkecil
   b. Menghitung nilai *residual* , $e = Y - \hat{Y}$ diperoleh $e = (e_1, e_2, \dots, e_n)$
   c. Mengambil sampel *bootstrap* berukuran n dari $e_1, e_2, \dots, e_n$ secara *random* dengan pengembalian, diperoleh sampel *bootstrap* pertama $e^{*1} = (e_1^{*1}, e_2^{*1}, \dots, e_n^{*1})$

d. Menghitung nilai *bootstrap* untuk **Y** dengan e^{*1} pada fit model, sehingga diperoleh $\boldsymbol{Y}^{*1} = \boldsymbol{X}\widehat{\boldsymbol{\beta}} + \boldsymbol{e}^{*1}$
e. Menghitung koefisien regresi untuk sampel *bootstrap* yang pertama $\boldsymbol{Y}^{*1}$ dengan **X**
f. Mengulangi proses di atas sebanyak B kali, sehingga diperoleh $\hat{\beta}^{*1}, \hat{\beta}^{*2}, \dots, \hat{\beta}^{*B}$
g. Pendekatan estimasi *bootstrap* untuk parameter regresi adalah mean dari distribusi $\hat{\beta}^{*1}, \hat{\beta}^{*2}, \dots, \hat{\beta}^{*B}$ serta dihitung tingkat akurasi estimasi parameter yang diperoleh dengan menggunakan statistik bias, standar *residual*, dan interval konfidensi.

7. Memilih model terbaik dengan membandingkan *standard error* antara *bootstrap residual* dan bootstrap pasangan pada masing-masing replikasi. Model terbaik dipilih dengan nilai *standard error* paling kecil.
8. Model terbaik yang diperoleh digunakan untuk memprediksi nilai *dividend payout ratio* pada periode mendatang dengan nilai variabel bebas yang telah diketahui.

Software yang digunakan dalam pengolahan data adalah Ms.Excel dan R.3.1.3.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Estimasi Parameter Regresi dengan OLS

Estimasi parameter regresi linier berganda dengan OLS diperoleh model sebagai berikut:

$$Y = -367{,}5 - 545{,}8X_1 - 0{,}004643X_2 + 61{,}96X_3 + 1753X_4 \quad (2)$$

4.1.1. Uji Asumsi Linieritas

Hipotesis

H_0: model linier

H_1: model tidak linier

Taraf signifikansi (α =5%)

Statistik uji

$$F = \frac{(R^2_{new} - R^2_{old})/m}{(1-R^2_{new})/(n-k-1)} = 4{,}744$$

Kriteria penolakan

H_0 tidak ditolak karena nilai F hitung(4,744) > F tabel(4,84)

4.1.2. Uji Asumsi Normalitas

Hipotesis :

H_0 : residual berdistribusi normal

H_1 : residual tidak berdistribusi normal

Taraf Signifikansi : α = 5%

Statistik uji :

$D = \sup_x |S(x) - F_0(x)|$ = 0,047 atau *p-value* = 0,111

Kesimpulan :

H_0 tidak ditolak karena nilai D_{hitung} (0,111) < D_{tabel} (0,318), sehingga residual berdistribusi normal.

4.1.3. Uji Asumsi Non-autokorelasi

Diperoleh nilai statistik Durbin-Watson (D) terletak diantara D_L dan D_U yaitu D_L=0,7790 < D = 1,6985 < D_U = 1,9005. Karena nilai statistik Durbin-Watson (D) terletak di antara D_L dan D_U, maka tidak ada kesimpulan atau kesimpulan terdapat pada daerah ragu-ragu.

4.1.4. Uji Asumsi Homoskedastisitas

Hipotesis

H_0: varian residual homogen

H_1: varian residual tidak homogen

Taraf signifikansi (α =5%)

Statistik uji

Nilai statistik Breusch-Pagan

$$BP = \frac{NT}{2(T-1)}\left[\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(\sum_{t=1}^{T}\hat{e}_{it}\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}\hat{e}_{it}^2} - 1\right] = 4{,}4445$$

Kesimpulan

H_0 tidak ditolak karena nilai BP (4,4445) < $\chi^2_{(0,05;4)}$ (9,48773), sehingga asumsi homoskedastisitas terpenuhi

4.1.5. Uji Asumsi Non-Multikolinieritas

Tabel 2. Nilai VIF Variabel Bebas

Prediktor	VIF
X_1	21,114002
X_2	9,924095
X_3	6,665805
X_4	18,986742

Pada Tabel 2 terlihat bahwa variabel X_1 dan X_4 mempunyai nilai VIF lebih besar dari 10 artinya asumsi non-multikolinieritas tidak terpenuhi.

4.2. Estimasi Parameter Regresi dengan *Bootstrap*

Dari proses simulasi dengan menggunakan bantuan software R.3.1.3 dengan pembangkitan data sejumlah n=17 untuk setiap replikasi diperoleh nilai estimasi parameter yang seragam dengan estimasi OLS. Berikut nilai bias, *standard residual*, serta interval kepercayaan estimasi dengan *bootstrap* dengan jumlah replikasi *bootstrap* (B).

4.2.1. Bias *Bootstrap* Pasangan *dan Bootstrap Residual*

Tabel 3. Bias Estimasi Parameter *Bootstrap* Pasangan

	Bias				
coefficients	B=200	B=500	B=1000	B=2000	B=5000
β_0	206,7320	186,5354	157,6499	145,6463	159,0122
β_1	148,6169	134,4257	149,5796	120,1402	127,7543
β_2	0,001336	0,001191	0,000966	0,001073	0,001128
β_3	-38,2364	-32,67484	-26,7590	-23,6246	-27,0344
β_4	-592,537	-541,6124	-515,525	-454,408	-486,4842

Tabel 4. Bias Estimasi Parameter *Bootstrap Residual*

	Bias				
coefficients	B=200	B=500	B=1000	B=2000	B=5000
β_0	-5,87762	5,115050	-2,685084	2,429418	-2,55277
β_1	4,690276	7,561729	5,244759	-1,13690	2,044609
β_2	-0,000218	-0,000074	-0,000058	0,000058	-0,000032
β_3	-0,876134	-0,805034	0,0367775	-0,017244	0,9546493
β_4	9,9920035	-17,59519	-2,363308	-4,320702	-0,341231

Berdasarkan Tabel 3 dan Tabel 4, dapat disimpulkan bahwa estimasi parameter regresi dengan *booststrap residual* akan menghasilkan nilai bias yang lebih kecil.

4.2.2. Bias *Bootstrap* Pasangan *dan Bootstrap Residual*

Tabel 5. *Standard Residual* Estimasi Parameter *Bootstrap* Pasangan

	Standard Residual				
coefficients	B=200	B=500	B=1000	B=2000	B=5000
β_0	367,8234	403,6632	390,0305	373,5512	380,9535
β_1	337,6093	365,9377	350,1691	338,7173	349,0970
β_2	0,0032726	0,004436	0,004135	0,003671	0,003827
β_3	77,028120	86,22624	81,34108	81,84027	80,87176
β_4	10523,967	1112,206	1067,729	1041,855	1066,977

Tabel 6. *Standard Residual* Estimasi Parameter *Bootstrap Residual*

	Standard Residual				
coefficients	B=200	B=500	B=1000	B=2000	B=5000
β_0	158,4104	173,6461	166,0616	168,978	167,8422
β_1	153,9093	146,2726	159,0076	159,8158	160,5075
β_2	0,002428	0,002455	0,002451	0,002572	0,0025536
β_3	40,76293	43,48914	42,63589	43,24096	42,60215
β_4	314,5185	315,9103	322,1219	327,1221	328,7403

Berdasarkan Tabel 5 dan Tabel 6, maka dapat disimpulkan bahwa estimasi parameter regresi dengan *booststrap residual* akan menghasilkan nilai *standard residual* yang lebih kecil untuk setiap replikasi *bootstrap*.

4.2.3. Selang Kepercayaan Koefisien Parameter Regresi *Bootstrap*

Berdasarkan Tabel 7, dapat disimpulkan bahwa estimasi parameter regresi dengan menggunakan *bootstrap residual* akan menghasilkan selang kepercayaan yang semakin kecil jaraknya.

Tabel 7. Selang Kepercayaan Koefisien Regresi *Bootstrap*

B	*coefficients*	*Bootstrap* Pasangan		Bootstrap Residual	
		BB	BA	BB	BA
200	β_0	-813,1	558,8	-695,7	-54,2
	β_1	-1055,9	175	-839,8	-261,7
	β_2	-0,0110	0,0026	-0,0096	-0,0004
	β_3	-118,87	170,20	-29,47	140,87
	β_4	-763	2540	1228	2525
500	β_0	-860,8	639,3	-733,7	-31,9
	β_1	-992,2	296,1	-828,8	-252,8
	β_2	-0,0090	0,0028	-0,0092	0,0003
	β_3	-123,66	200,89	-20,15	153,01
	β_4	-1139	2644	1132	2383
1000	β_0	-860,2	533,4	-693	-37,5
	β_1	-951,9	232,4	-858,9	-238,1
	β_2	-0,0095	0,0029	-0,0095	0,0001
	β_3	-107,32	194,60	-21,84	144,13
	β_4	-898	2627	1147	2398

2000	β_0	-839,5	492,7	-690,3	-38,8
	β_1	-971,1	236,1	-865,8	-231,7
	β_2	-0,0091	0,0031	-0,0096	0,0005
	β_3	-103,01	198,04	-25,34	148,58
	β_4	-839	2607	1150	2387
5000	β_0	-846,9	544	-691,4	-35,7
	β_1	-997,8	255,3	-868	-228,9
	β_2	-0,0094	0,0031	-0,0096	0,0004
	β_3	-110,48	193,50	-23,56	144,22
	β_4	-888	2648	1128	2389

4.2.4. Uji Signifikansi Parameter Regresi dengan *Bootstrap Residual*

Hipotesis

H_0: $\beta_j = 0$ (variabel bebas tidak signifikan terhadap variabel tak bebas)

H_1: $\beta_j \neq 0$ (variabel bebas signifikan terhadap variabel tak bebas),j = 1, 2, 3,4

Taraf signifikansi (α =5%)

Statistik uji: $t = \frac{\hat{\beta}_j - \beta_j}{se(\hat{\beta}_j)}$

Nilai $t_{(0,025;12)}$=2,179

Kesimpulan

Tabel 8. Uji Signifikansi Parameter Regresi dengan *Bootstrap Residual*

B	Prediktor	*Coef* (β)	*Std.residual*	t_{hitung}	Kesimpulan
200	*intercept*	-367,4671	158,4104	-2,32	Signifikan
	X_1	-545,7744	153,9093	-3,55	Signifikan
	X_2	-0,004643	0,002428	-1,91	Tidak signifikan
	X_3	61,96224	40,76293	1,52	Tidak signifikan
	X_4	1752,597	314,5185	5,57	Signifikan
500	*intercept*	-367,4671	173,6461	-2,12	Tidak signifikan
	X_1	-545,7744	146,2726	-3,73	Signifikan
	X_2	-0,004643	0,002455	-1,89	Tidak signifikan
	X_3	61,96224	43,48914	1,42	Tidak signifikan
	X_4	1752,597	315,9103	5,55	Signifikan
1000	*intercept*	-367,4671	166,0616	2,21	Signifikan
	X_1	-545,7744	159,0076	-3,43	Signifikan
	X_2	-0,004643	0,002451	-1,89	Tidak signifikan
	X_3	61,96224	42,63589	1,45	Tidak signifikan
	X_4	1752,597	322,1219	5,44	Signifikan
2000	*intercept*	-367,4671	168,978	-2,17	Signifikan
	X_1	-545,7744	159,8158	-3,42	Signifikan
	X_2	-0,004643	0,002572	-1,80	Tidak signifikan
	X_3	61,96224	43,24096	1,43	Tidak signifikan
	X_4	1752,597	327,1221	5,36	Signifikan
5000	*intercept*	-367,4671	167,8422	-2,19	Signifikan
	X_1	-545,7744	160,5075	-3,40	Signifikan
	X_2	-0,004643	0,0025536	-1,82	Tidak signifikan
	X_3	61,96224	42,60215	1,45	Tidak signifikan
	X_4	1752,597	328,7403	5,33	Signifikan

4.3. Model Terbaik

Berdasarkan hasil yang telah tercantum pada pembahasan sebelumnya, diperoleh kesimpulan bahwa model terbaik diperoleh dengan estimasi parameter regresi menggunakan bootstrap residual. Hal ini disebabkan karena nilai bias dan standard residual yang dihasilkan lebih kecil daripada metode bootstrap pasangan. Selain itu, bootstrap residual menghasilkan selang kepercayaan parameter regresi yang lebih sempit. Sehingga model regresi linier berganda terbaik diperoleh dari estimasi regresi linier menggunakan *bootstrap residual* dengan dua variabel bebas yang signifikan yaitu ROE dan tingkat *leverage* serta diperoleh model regresi sebagai berikut

$$Y = -52{,}45143 - 722{,}51003X_1 + 1495{,}77692X_4$$

4.4. Uji Signifikansi Parameter Model Regresi Terbaik

Hipotesis

H_0: $\beta_j = 0$ (variabel bebas tidak signifikan terhadap variabel tak bebas)

H_1: $\beta_j \neq 0$ (variabel bebas signifikan terhadap variabel tak bebas),j = 1, 2, 3,4

Taraf signifikansi (α =5%)

Statistik uji: $t = \frac{\hat{\beta}_j - \beta_j}{se(\hat{\beta}_j)}$

Nilai $t_{(0,025;12)}$=2,145

Kesimpulan

Tabel 9. Uji Signifikansi Parameter Model Regresi Terbaik

Prediktor	*Coef* (β)	*Std.Residual*	t_{hitung}	Kesimpulan
intercept	-52,45143	57,5425		
X_1	-722,51003	135,0433	-5,35021	Signifikan
X_4	1495,77692	299,9933	4,986034	Signifikan

4.5. Pengecekan Nilai *Dividend Payout Ratio* (DPR)

Berdasarkan laporan keuangan PT.Unilever Indonesia, Tbk. tahun 2016 diketahui nilai ROE sebesar 1,3585 serta tingkat *leverage* sebesar 0,71908. Sehingga nilai prediksi *Dividend Payout Ratio* (DPR) tahun 2016 adalah

$$\begin{aligned} Y &= -52{,}45143 - 722{,}51003X_1 + 1495{,}77692X_4 \\ &= -52{,}45143 - 722{,}51003\ (1{,}3585) + 1495{,}77692\ (0{,}71908) \\ &= 41{,}60196 \end{aligned}$$

4.6. Pengecekan Ketepatan Model

Berikut adalah perbandingan nilai PE untuk prediksi tingkat DPR pada tahun 2016 dengan regresi melibatkan semua variabel bebas, regresi dengan variabel bebas yang signifikan, serta bootstrap untuk variabel yang signifikan. Berikut nilai PE dengan nilai Y aktual 44,77238.

$$\text{PE} = \left(\frac{\text{X}-\text{F}}{\text{X}}\right)(100)$$

Tabel 10. Perbandingan Nilai *Percentage Error*

Metode	Nilai Y prediksi	*PE* (%)
Regresi dengan X_1, X_2, X_3, X_4	8,9525	80,0044
Regresi dengan X_1 dan X_4	23,62865	47,2249
Regresi *Bootstrap*	41,60196	7,0812

Berdasarkan Tabel 10 terlihat bahwa nilai PE dengan metode regresi *bootstrap* menghasilkan nilai PE terkecil yaitu 7,0812 %. Sehingga, metode regresi dengan *bootstrap* tepat digunakan untuk mengatasi terjadinya multikolinieritas.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan permasalahan yang dikemukakan dalam jurnal ini, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Hasil estimasi parameter regresi dengan metode *bootstrap residual* lebih baik dibandingkan dengan *bootstrap* pasangan, karena menghasilkan nilai bias dan *standard residual* yang lebih kecil. Selain itu, selang kepercayaan yang dihasilkan lebih sempit.
2. Berdasarkan hasil estimasi parameter regresi dengan *bootstrap residual* diperoleh kesimpulan bahwa hanya variabel ROE (X_1) dan tingkat *leverage* (X_4) yang berpengaruh signifikan terhadap *Dividend Payout Ratio* (DPR), sedangkan variabel harga saham dan likuiditas tidak berpengaruh signifikan. Sehingga model regresi terbaik diperoleh sebagai berikut.
   $Y = -52{,}45143 - 722{,}51003X_1 + 1495{,}77692X_4$
3. Hasil prediksi nilai *Dividend Payout Ratio* (DPR) tahun 2016 dengan nilai ROE sebesar 1,3585 serta tingkat *leverage* sebesar 0,71908 adalah 41,60196. Berdasarkan nilai prediksi yang diperoleh didapatkan nilai kesalahan error atau *percentage error* sebesar 7,0812%. Regresi dengan *bootstrap* menghasilkan nilai PE yang lebih kecil dibandingkan dengan regresi melibatkan seluruh variabel bebas sebesar 80,0044% dan regresi dengan variabel X_1 dan X_4 tanpa *bootstrap* yaitu 47,2249%.

DAFTAR PUSTAKA

Atmaja, L.S. 1999. *Manajemen Keuangan edisi revisi*. Yogyakarta: Andi Yogyakarta.

[BEI] Bursa Efek Indonesia. Laporan Keuangan Perusahaan. www.idx.co.id. Diakses : 11 Januari 2017.

Efron, B. dan Tibshirani, J. R. 1993. *An Introduction to the Bootstrap*. New York : Chapman & Hall, Inc.

Gujarati, D. 2007. Dasar-dasar Ekonometrika. Vol. 2. Edisi 3. Diterjemahkan oleh: Andri dan Mulyadi. Jakarta:Erlangga. Terjemahan dari: *Essentials of Econometrics*.

Iskandar, R., Mara, M.N., dan Satyahadewi, N. 2013. Perbandinagan Metode *Bootstrap* dan *Jackknife* dalam Menaksir Parameter Regresi untuk Mengatasi Multikolinieritas. *Buletin Ilmiah Mat. Stat dan Terapannya*. Vol.02, No.2, Hal.137-146.

Keown, A.J., Scott, D.F., Martin, J.D., dan Petty, J.W. 2011. *Dasar-Dasar Manajemen Keuangan*. Edisi 7. Diterjemahkan oleh: Chaerul D. Djakman dan Dwi Sulistyorini. Jakarta: Salemba Empat. Terjemahan dari: *Basic Financial Management, 7th ed.*

Syamsuddin, L. 2007. *Manajemen Keuangan Perusahaan : Konsep Aplikasi dalam : Perencanaan, Pengawasan, dan Pengambilan Keputusan*. Edisi Baru. Jakarta: PT. Raja Grafindo Persada.

Weisberg, S. 1985. *Applied Linear Regression*. *Second edition*. United States of America : John Wiley & Sons, Inc.