

**PERBANDINGAN TINGKAT EFISIENSI PENDUGA
PARAMETER ANALISIS JALUR DENGAN *RESAMPLING*
BOOTSTRAP DAN *JACKKNIFE DELETE-5*
PADA DATA SIMULASI**

SKRIPSI

oleh:
TRIAS OCTA PRAWITA
155090507111023



**PROGRAM STUDI SARJANA STATISTIKA
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2019**

LEMBAR PENGESAHAN

**PERBANDINGAN TINGKAT EFISIENSI PENDUGA
PARAMETER ANALISIS JALUR DENGAN *RESAMPLING*
BOOTSTRAP DAN *JACKKNIFE DELETE-5*
PADA DATA SIMULASI**

Oleh:
TRIAS OCTA PRAWITA
155090507111023

**Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
Pada tanggal 17 Juli 2019
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika dalam bidang Statistika**

Dosen Pembimbing

Dr. Adji Achmad Rinaldo F., S.Si., M.Sc
NIP. 198109082005011002

Mengetahui,
Ketua Jurusan Statistika
Fakultas MIPA
Universitas Brawijaya

Rahma Fitriani, S.Si., M.Sc., Ph.D
NIP. 197603281999032001

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Trias Octa Prawita

NIM : 155090507111023

Jurusan : Statistika

Skripsi Berjudul :

PERBANDINGAN TINGKAT EFISIENSI PENDUGA PARAMETER ANALISIS JALUR DENGAN RESAMPLING BOOTSTRAP DAN JACKKNIFE DELETE-5 PADA DATA SIMULASI

Dengan ini menyatakan bahwa:

1. Isi dari skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam skripsi ini
2. Apabila di kemudian hari ternyata skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung risiko.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan segala kesadaran.

Malang, Juli 2019

Yang menyatakan,

Trias Octa Prawita

155090507111023

**PERBANDINGAN TINGKAT EFISIENSI PENDUGA
PARAMETER ANALISIS JALUR DENGAN *RESAMPLING*
BOOTSTRAP DAN *JACKKNIFE DELETE-5*
PADA DATA SIMULASI**

ABSTRAK

Pada praktiknya asumsi normalitas sisaan seringkali tidak terpenuhi, hal ini menyebabkan pendugaan parameter yang dihasilkan menjadi kurang efisien. Permasalahan asumsi normalitas yang tidak terpenuhi dapat diatasi dengan melakukan *resampling*. Penggunaan *resampling* memungkinkan berlakunya data terbebas dari asumsi distribusi. Pada penelitian ini dilakukan studi simulasi dengan menerapkan *resampling bootstrap* dan *resampling jackknife delete-5* pada analisis jalur dengan asumsi normalitas sisaan tidak terpenuhi serta besaran *resampling* yang ditetapkan sebesar 1000 dengan tingkat keeratan hubungan antar variabel terdiri atas tingkat keeratan rendah, tingkat keeratan sedang, tingkat keeratan tinggi, dan tingkat keeratan yang mewakili tingkat keeratan rendah hingga tinggi. Berdasarkan hasil simulasi, besaran *resampling* 1000 mampu mengatasi permasalahan asumsi normalitas sisaan yang tidak terpenuhi. Selain itu, perbandingan antara *resampling bootstrap* dan *jackknife* untuk kondisi asumsi normalitas sisaan tidak terpenuhi dan keeratan hubungan antar variabel rendah, sedang, tinggi maupun tingkat keeratan yang mewakili tingkat keeratan rendah hingga tinggi, diperoleh hasil penduga parameter analisis jalur dengan *resampling jackknife* lebih efisien dibandingkan *resampling bootstrap*.

Kata kunci : *Resampling bootstrap*, *Resampling Jackknife*, efisiensi.

COMPARISON OF LEVEL EFFICIENCY OF PARAMETER OF PATH ANALYSIS WITH RESAMPLING BOOTSTRAP AND RESAMPLING JACKKNIFE DELETE-5 IN SIMULATION DATA

ABSTRACT

In practice, the assumptions of normality are often not met, this causes the estimation of the resulting parameters to be less efficient. Problems with the assumption that normality is not met can be overcome by resampling. The use of resampling allows data to be applied free from distribution assumptions. In this study, a simulation study was carried out by applying bootstrap resampling and jackknife resampling delete-5 on path analysis assuming that the normality of the alignment was not met and the resampling amount set at 1000 with the degree of closeness between variables consisting of low closeness, medium closeness, high closeness and closeness level representing the level low to high closeness. Based on the simulation results, the resampling 1000 magnitude is able to overcome the problem of the assumptions of unmet normality. In addition, a comparison between bootstrap and jackknife resampling for conditions of side normality assumptions is not fulfilled and the closeness of the relationship between low, medium, high and closeness variables representing low to high closeness levels, the estimation results of path analysis parameters obtained by resampling jackknife are more efficient than resampling bootstrap.

Keyword : *Resampling bootstrap, Resampling jackknife, and Efficiency*

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT karena atas limpahan rahmat dan karunia-Nya Skripsi dengan judul **“Perbandingan Tingkat Efisiensi Penduga Parameter Analisis Jalur dengan *Resampling Bootstrap* dan *Resampling Jackknife* pada Data Simulasi”** dapat diselesaikan. Penyusunan skripsi ini tidak lepas dari dukungan, bantuan serta do’a yang tiada hentinya dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih kepada.

- 1) Bapak Dr. Adji Achmad Rinaldo Fernandes S.Si., M.Sc selaku dosen pembimbing skripsi atas bimbingan dan saran yang diberikan selama proses penyusunan skripsi.
- 2) Ibu Ir. Heni Kusdarwati, MS dan Ibu Dr. Dra. Umu Sa’adah, M.Si. selaku dosen penguji atas bimbingan dan saran yang diberikan selama proses penyusunan skripsi.
- 3) Ibu Rahma Fitriani, S.Si., M.Sc., Ph.D. selaku ketua jurusan Statistika Universitas Brawijaya.
- 4) Bapak Achmad Efendi, S.Si., M.Sc., Ph.D. selaku ketua program studi Sarjana Statistika Universitas Brawijaya.
- 5) Dr. Ir. Solimun, MS. selaku ketua KKU.PSBM, Nurjannah, S.Si., Mphil, Ph.D selaku bendahara KKU.PSBM, Luthfatul Amaliana, S.Si., M.Si. selaku sekretaris KKU.PSBM, serta keluarga besar KKU.PSBM, yang telah memberikan dukungan penuh selama proses penyusunan skripsi.
- 6) Papa, Mama, Mas, Mbak dan keluarga yang telah memberikan banyak kasih sayang, dukungan dan do’a.
- 7) Seluruh staf dan karyawan Jurusan Statistika Universitas Brawijaya.
- 8) Sahabat-sahabat penulis dari HIMAHENA yang selalu memberikan dukungan serta do’a selama masa perkuliahan hingga penyelesaian skripsi.
- 9) Teman seperbimbingan Hanny dan Isam, serta Usfi yang telah banyak membantu dalam penyelesaian skripsi.
- 10) Teman-teman KKU.PSBM Batch 4 yang telah menemani dan meberikan dukungan selama proses penulisan skripsi.
- 11) Teman-teman jurusan Statistika Universitas Brawijaya angkatan 2015 atas dukungan yang diberikan.

Skripsi ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi para pembaca. Penulis menyadari bahwa skripsi ini baik isi maupun bentuk penulisannya masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan adanya saran maupun kritik yang membangun agar dapat menjadi lebih baik kedepannya.

Malang, Juli 2019

Penulis

DAFTAR ISI

	Hal
LEMBAR PENGESAHAN	iii
LEMBAR PERNYATAAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xix
DAFTAR LAMPIRAN	xxi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Manfaat Penelitian	3
1.5 Batasan Masalah	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Analisis Jalur.....	5
2.1.1 Jenis Pengaruh pada Analisis Jalur	5
2.1.2 Diagram Jalur.....	6
2.1.3 Model Analisis Jalur	7
2.1.4 Pendugaan Koefisien Jalur	9
2.1.5 Asumsi Analisis Jalur.....	10
2.2 Dalil Limit Pusat	12
2.3 Studi Simulasi	12
2.3.1 Distribusi <i>Uniform</i>	13
2.3.2 Distribusi Binomial	13
2.3.3 Distribusi Weibull	13
2.4 <i>Resampling</i>	14
2.4.1 <i>Resampling Bootstrap</i>	14
2.4.2 <i>Resampling Jackknife delete-5</i>	16
2.5 Pengujian Signifikansi Parameter.....	18
2.6 Efisiensi Relatif.....	19
BAB III METODE PENELITIAN	21
3.1 Sumber Data	21
3.2 Metode Penelitian	22
3.2.1 Membentuk Data Simulasi	22

3.2.2	Proses <i>Resampling</i>	24
3.3	Diagram Alir	25
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		27
4.1.	Pendugaan Parameter Metode <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife delete-5</i> pada Berbagai Tingkat Keeratan.....	27
4.1.1.	Pendugaan Parameter Metode <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife delete-5</i> pada Tingkat Keeratan Rendah	27
4.1.2.	Pendugaan Parameter Metode <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife delete-5</i> pada Tingkat Keeratan Sedang	30
4.1.3.	Pendugaan Parameter Metode <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife delete-5</i> pada Tingkat Keeratan Tinggi	32
4.1.4.	Pendugaan Parameter Metode <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife delete-5</i> pada Tingkat Keeratan yang mewakili Tingkat Keeratan Rendah hingga Tinggi	35
4.2.	Pengujian Hipotesis.....	38
4.2.1	Pengujian Hipotesis Penduga Parameter Analisis Jalur Metode <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife delete-5</i> pada Tingkat Keeratan Rendah	38
4.2.2.	Pengujian Hipotesis Penduga Parameter Analisis Jalur Metode <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife delete-5</i> pada Tingkat Keeratan Sedang	39
4.2.3.	Pengujian Hipotesis Penduga Parameter Analisis Jalur Metode <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife delete-5</i> pada Tingkat Keeratan Tinggi	41
4.2.4.	Pengujian Hipotesis Penduga Parameter Analisis Jalur Metode <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife delete-5</i> pada Tingkat Keeratan yang mewakili Tingkat Keeratan Rendah hingga Tinggi	43
4.3.	Efisiensi Relatif.....	45
4.3.1	Efisiensi Relatif Penduga Parameter Analisis Jalur dengan <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife delete-5</i> pada Tingkat Keeratan Rendah	45
4.3.2.	Efisiensi Relatif Penduga Parameter Analisis Jalur dengan <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife delete-5</i> pada Tingkat Keeratan Sedang.....	45

4.3.3. Efisiensi Relatif Penduga Parameter Analisis Jalur dengan <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife delete-5</i> pada Tingkat Keeratan Tinggi.....	46
4.3.4. Efisiensi Relatif Penduga Parameter Analisis Jalur dengan <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife delete-5</i> pada Tingkat Keeratan yang mewakili Tingkat Keeratan Rendah hingga Tinggi.....	47
BAB V PENUTUP.....	49
DAFTAR PUSTAKA	51
LAMPIRAN	53

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Pengaruh Langsung	6
Gambar 2. 2 Pengaruh Tidak Langsung	6
Gambar 2. 3 Diagram Jalur	7
Gambar 2. 4 Proses Penarikan Sampel dengan <i>Resampling</i> <i>Bootstrap</i>	15
Gambar 2. 5 Proses Penarikan Sampel dengan <i>Resampling</i> <i>Jackknife</i>	17
Gambar 3. 1 Diagram Jalur Penelitian.....	22
Gambar 3. 2 Diagram Alir Proses Data Simulasi	25
Gambar 3. 3 Diagram Alir Uji Hipotesis <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife</i>	26
Gambar 4. 1.Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan <i>Resampling</i> <i>Bootstrap</i> pada Tingkat Keeratan Hubungan Rendah dengan B=1000	28
Gambar 4. 2.Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan <i>Resampling</i> <i>Jackknife</i> pada Tingkat Keeratan Hubungan Rendah dengan B=1000	29
Gambar 4. 3.Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan <i>resampling</i> <i>bootstrap</i> pada Tingkat Keeratan Hubungan Sedang dengan B=1000	31
Gambar 4. 4.Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan <i>Resampling</i> <i>Jackknife</i> pada Tingkat Keeratan Hubungan Sedang dengan B=1000	32
Gambar 4. 5.Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan <i>Resampling</i> <i>Bootstrap</i> pada Tingkat Keeratan Hubungan Tinggi dengan B=1000	33
Gambar 4. 6.Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan <i>Resampling</i> <i>Jackknife</i> pada Tingkat Keeratan Hubungan Tinggi dengan B=1000	34
Gambar 4. 7.Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan <i>Resampling</i> <i>Bootstrap</i> pada Tingkat Keeratan Hubungan Rendah hingga Tinggi dengan B=1000	36
Gambar 4. 8.Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan <i>Resampling</i> <i>Jackknife</i> pada Tingkat Keeratan Hubungan Rendah hingga Tinggi dengan B=1000	37

DAFTAR TABEL

Tabel 4. 1. Pengujian Hipotesis Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan Rendah	38
Tabel 4. 2. Pengujian Hipotesis Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan Sedang.....	40
Tabel 4. 3. Pengujian Hipotesis Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan Tinggi.....	41
Tabel 4. 4. Pengujian Hipotesis Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan yang mewakili Tingkat Keeratan Rendah hingga Tinggi	43
Tabel 4. 5. Efisiensi Relatif Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan Rendah	45
Tabel 4. 6. Efisiensi Relatif Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan Sedang.....	46
Tabel 4. 7. Efisiensi Relatif Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan Tinggi.....	46
Tabel 4. 8. Efisiensi Relatif Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan yang mewakili Tingkat Keeratan Rendah hingga Tinggi	47

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. <i>Source Code</i> untuk Membangkitkan Koefisien Jalur dan Residual	53
Lampiran 2. <i>Source Code</i> untuk <i>Resampling Bootstrap</i> pada Analisis Jalur	54
Lampiran 3. <i>Source Code</i> untuk <i>Resampling Jackknife</i> Pada Analisis Jalur	57
Lampiran 4. <i>Source Code</i> untuk Efisiensi Relatif Penduga Parameter Analisis Jalur dengan Metode <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife</i>	60
Lampiran 5. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan <i>Resampling Bootstrap</i> pada Tingkat Keeratan Rendah	61
Lampiran 6. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan <i>Resampling Jackknife</i> pada Tingkat Keeratan Rendah	64
Lampiran 7. Efisiensi Relatif Ragam Penduga Parameter <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife</i> pada Tingkat Keeratan Rendah	67
Lampiran 8. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan <i>Resampling Bootstrap</i> pada Tingkat Keeratan Sedang	68
Lampiran 9. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan <i>Resampling Jackknife</i> pada Tingkat Keeratan Sedang	71
Lampiran 10. Efisiensi Relatif Penduga Parameter <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife</i> pada Tingkat Keeratan Sedang	74
Lampiran 11. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan <i>Resampling Bootstrap</i> pada Tingkat Keeratan Tinggi.	75
Lampiran 12. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan <i>Resampling Jackknife</i> pada Tingkat Keeratan Tinggi .	78
Lampiran 13. Efisiensi Relatif Penduga Parameter <i>Resampling Bootstrap</i> dan <i>Jackknife</i> pada Tingkat Keeratan Tinggi.....	82
Lampiran 14. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan <i>Resampling Bootstrap</i> pada Tingkat Keeratan Rendah hingga Tinggi	83
Lampiran 15. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan <i>Resampling Jackknife</i> pada Tingkat Keeratan Rendah hingga Tinggi	86

Lampiran 17. Contoh Pengambilan Sampel Metode <i>Jackknife</i> dengan $n=10$ dan Penghapusan 2 Pengamatan	90
--	----

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan zaman membuat ilmu pengetahuan banyak mengalami kemajuan. Perkembangan ilmu pengetahuan mengakibatkan ilmu statistika ikut berkembang. Salah satu metode statistika yang mengalami perkembangan adalah analisis regresi. Analisis Regresi adalah metode statistika yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel prediktor dengan satu atau lebih variabel respon (Drapper dan Smith 1992). Namun analisis regresi belum mampu menangani permasalahan bentuk hubungan yang kompleks dengan beberapa variabel respon dan adanya variabel endogen *intervening* dalam suatu hubungan. Variabel endogen *intervening* merupakan variabel yang menjadi akibat dan penyebab bagi variabel lain pada saat yang sama. Analisis yang mampu memfasilitasi bentuk hubungan yang kompleks serta adanya variabel endogen *intervening* adalah analisis jalur yang merupakan pengembangan dari analisis regresi.

Menurut Rutherford (1993) analisis jalur adalah suatu teknik untuk menganalisis hubungan sebab akibat yang terjadi pada regresi berganda jika variabel prediktor mempengaruhi variabel respon tidak hanya secara langsung tetapi juga secara tidak langsung. Pada analisis jalur variabel respon dan variabel prediktor disebut dengan variabel endogen dan variabel *intervening*. Variabel endogen pada analisis jalur terbagi menjadi variabel endogen murni dan variabel endogen *intervening*.

Analisis Jalur memiliki beberapa asumsi, salah satu asumsi pada analisis jalur ialah normalitas sisaan atau dengan kata lain sisaan berdistribusi normal. Namun terkadang asumsi normalitas sisaan tidak terpenuhi, hal ini menyebabkan pengujian hipotesis yang dihasilkan menjadi kurang efisien. Permasalahan asumsi normalitas yang tidak terpenuhi dapat diatasi dengan *resampling*. *Resampling* merupakan kegiatan pengambilan sampel dari sampel yang telah ada sehingga diperoleh sampel baru dengan jumlah yang lebih besar. Menurut

teorema dalil limit pusat, sampel yang berasal dari bukan sebaran normal, apabila sampel acak berasal dari suatu populasi yang berdistribusi sembarang dan mempunyai *mean* μ dan variansi σ^2 dengan ukuran sampel n besar, maka distribusi dari sampel mendekati distribusi normal (Mandenhall dkk, 1981). Penggunaan *resampling* memungkinkan berlakunya data terbebas dari asumsi distribusi atau tidak memerlukan asumsi normalitas (Solimun dkk, 2017). Terdapat beberapa jenis *resampling* diantaranya, *resampling bootstrap*, *jackknife delete-5*, *blindfold*, *k-nearest neighbor*, *Randomization Exact Test*, dan *Cross-validation*. Pada penelitian ini ingin diketahui perbandingan antara *resampling bootstrap*, dan *jackknife delete-5*. *Resampling bootstrap* merupakan teknik pengambilan sampel dengan pengembalian. Sedangkan metode *resampling jackknife delete-5* didasarkan pada penghapusan beberapa sampel pada setiap pengambilan sampel dengan pengambilan sampel tanpa pengembalian.

Berdasarkan penelitian terdahulu, metode *resampling jackknife delete-5* lebih tepat untuk menentukan nilai estimasi parameter dan memperkirakan nilai interval konfidensi parameter pada analisis regresi dengan interval konfidensi memiliki rentang yang sempit (Ariani, dkk. 2017). Dalam penelitian algoritma *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* dengan *jackknife delete-5* untuk estimasi parameter pada analisis regresi menunjukkan bahwa bias parameter, *standard error* dan interval konfidensi *jackknife delete-5* lebih besar dibandingkan *bootstrap* (Sahinler dan Topuz, 2007). Oleh karena itu pada penelitian ini ingin membandingkan metode *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* pada analisis jalur.

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan hasil studi simulasi. Studi simulasi dilakukan guna mendapatkan kebutuhan data sesuai kriteria yang diinginkan dalam suatu penelitian. Data dengan studi simulasi dalam penelitian ini dibangkitkan dengan empat tingkat keeratan hubungan analisis jalur dan model persamaan dengan satu variabel eksogen, satu variabel endogen murni, dan dua variabel endogen *intervening*. Berdasarkan studi simulasi, metode *resampling*

bootstrap dapat digunakan sebagai metode alternatif yang mampu menghasilkan estimasi parameter regresi yang sangat dekat dengan parameter populasi dan interval konfidensi yang cukup sempit (Sungkono, 2015).

Berbeda dengan penelitian sebelumnya, penelitian ini menerapkan metode *resampling* pada analisis jalur. Selain itu, penelitian ini ingin mengetahui metode *resampling* yang lebih efisien antara metode *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5 (delete-5)* dengan studi simulasi. Efisiensi relatif digunakan untuk membandingkan ragam penduga antara metode *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5*.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah menentukan metode yang lebih efisien antara *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* pada analisis jalur dengan data simulasi.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah mengetahui metode yang lebih efisien antara *resampling bootstrap*, dan *jackknife delete-5* pada analisis jalur dengan data simulasi.

1.4 Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut.

1. Menambah pengetahuan dalam bidang ilmu statistika mengenai *resampling bootstrap*, dan *jackknife delete-5 delete-5* yang diterapkan pada analisis jalur dengan data simulasi.
2. Mengetahui metode *resampling* yang lebih efisien antara *bootstrap*, dan *jackknife delete-5* yang diterapkan pada analisis jalur dengan data simulasi.
3. Menambahkan kontribusi terbaru terhadap pengembangan penelitian di bidang statistika.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini antara lain:

1. Model analisis jalur terdiri atas satu variabel eksogen, dua variabel endogen *intervening*, dan satu variabel endogen murni.
2. Hubungan antar variabel diasumsikan memenuhi asumsi linieritas.
3. Terdapat empat keeratan hubungan peduga parameter yang ditunjukkan oleh nilai koefisien jalur dengan kondisi rendah, sedang, tinggi dan keeratan hubungan yang mewakili tiga kondisi secara keseluruhan.
4. Metode *resampling jackknife delete-5* yang digunakan menghapus lima pengamatan dalam proses pengambilan sampel baru.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Jalur

Analisis jalur dikembangkan pertama kali pada abad ke-19 oleh seorang ahli genetika yaitu Sewall Wright. Analisis jalur merupakan analisis yang dikembangkan dari analisis regresi linier. Menurut Li (1975), analisis jalur merupakan analisis untuk mengevaluasi pengaruh langsung dan pengaruh tidak langsung melalui suatu penyebab lain. Solimun (2010) menyebutkan bahwa analisis jalur merupakan analisis regresi dengan variabel yang dibakukan. Pengertian lain menyebutkan bahwa analisis jalur menentukan kekuatan jalur yang ditunjukkan dalam suatu diagram jalur (Hair dkk, 1998). Berdasarkan beberapa pengertian tersebut analisis jalur merupakan analisis yang digunakan untuk mempelajari efek langsung dan tidak langsung dari variabel tertentu dengan variabel yang dibakukan dan menggunakan diagram jalur untuk menggambarkan hubungan antar variabel. Beberapa variabel dipandang sebagai penyebab bagi variabel lain yang diperlakukan sebagai akibat.

Menurut Rutherford (1993), terdapat istilah variabel pada analisis jalur. Variabel eksogen merupakan variabel yang tidak ditentukan oleh variabel lain dalam model. Sedangkan variabel endogen merupakan variabel yang sebagian ditentukan oleh variabel lain dalam model. Variabel endogen terbagi menjadi variabel endogen murni dan variabel endogen *intervening*. Variabel endogen murni merupakan variabel yang hanya menjadi akibat dari variabel lain. Variabel endogen *intervening* merupakan variabel yang menjadi akibat dari variabel lain sekaligus menjadi penyebab bagi variabel lain.

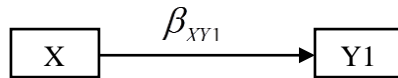
2.1.1 Jenis Pengaruh pada Analisis Jalur

Menurut Solimun (2010), terdapat tiga jenis pengaruh pada analisis jalur. Berikut tiga jenis pengaruh pada analisis jalur yang digambarkan dengan diagram jalur.

1.) Pengaruh Langsung (*Direct Effect*)

Pengaruh langsung merupakan pengaruh variabel eksogen yang berdampak langsung terhadap variabel endogen tanpa perantara

variabel lain. Berikut diagram jalur yang menggambarkan pengaruh langsung.

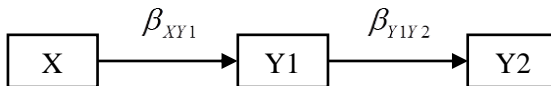


Gambar 2. 1 Pengaruh Langsung

Berdasarkan gambar 2.1, dapat diketahui besar pengaruh langsung variabel eksogen terhadap variabel endogen sebesar β_{XY1} .

2.) Pengaruh Tidak Langsung (*Indirect Effect*)

Pengaruh tidak langsung merupakan pengaruh variabel eksogen terhadap variabel endogen yang terjadi melalui perantara variabel lain. Berikut diagram jalur yang menggambarkan pengaruh tidak langsung.



Gambar 2. 2 Pengaruh Tidak Langsung

Berdasarkan gambar 2.2, variabel X memberikan pengaruh terhadap Y2 melalui perantara variabel Y1. Pengaruh variabel X terhadap variabel Y2, tidak dapat diukur secara langsung melainkan dengan mengalikan pengaruh langsung variabel X terhadap Y1 dengan pengaruh langsung variabel Y1 terhadap Y2. Secara matematis pengaruh tidak langsung variabel X terhadap Y2 adalah $\beta_{XY1} \times \beta_{Y1Y2} = \beta_{XY2}$.

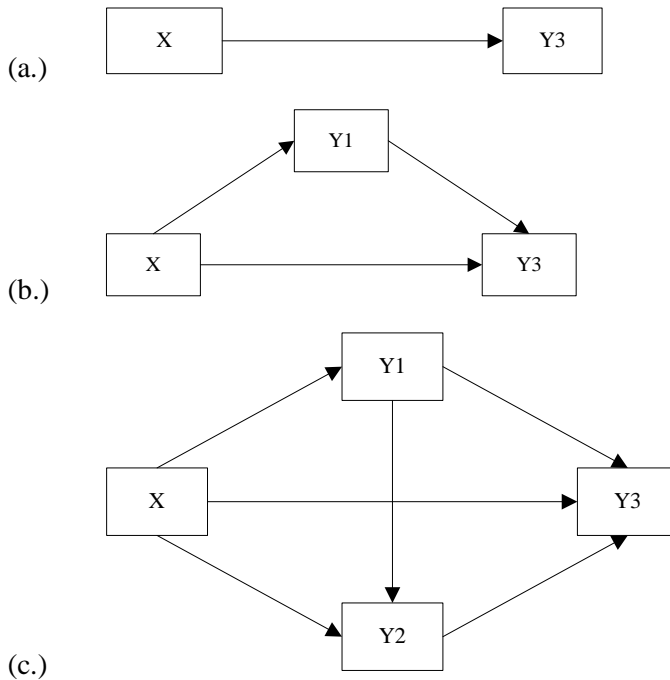
3.) Pengaruh Total (*Total Effect*)

Pengaruh total merupakan total dari seluruh pengaruh yang terdapat pada analisis jalur. Pengaruh total dapat diukur dengan menjumlahkan seluruh pengaruh langsung maupun pengaruh tidak langsung.

2.1.2 Diagram Jalur

Diagram jalur merupakan diagram yang digunakan untuk menggambarkan hubungan antar variabel dalam analisis jalur. Menurut Dillon dan Goldstein (1984) diagram jalur berguna untuk menampilkan pola hubungan sebab akibat antar variabel secara grafis. Dalam diagram jalur, panah antar variabel menunjukkan arah sebab akibat, dan nilai yang tertulis pada panah mewakili efek dalam

bentuk koefisien regresi. Berikut beberapa bentuk diagram jalur sederhana hingga diagram jalur yang lebih kompleks menurut Rutherford (1993).



Gambar 2. 3 Diagram Jalur

Berdasarkan Gambar 2.3 (c.) dapat dilihat bahwa diagram jalur menggambarkan sebab akibat dari empat variabel. Variabel X merupakan variabel eksogen, variabel Y1, Y2, dan Y3 merupakan variabel endogen. Variabel Y3 merupakan variabel endogen murni sedangkan variabel Y1 dan variabel Y2 merupakan variabel endogen *intervening*.

2.1.3 Model Analisis Jalur

Pada penelitian ini, analisis jalur sesuai dengan diagram jalur seperti pada gambar 2.3 (c.). Model analisis jalur yang terbentuk sesuai diagram tersebut dapat ditulis sebagai berikut.

$$Y_{li} = \beta_{XY_1} X_i + \varepsilon_{Y_i} \quad (2.1)$$

$$Y_{2i} = \beta_{XY_2} X_i + \beta_{Y_1Y_2} Y_{1i} + \varepsilon_{Y_2i} \quad (2.2)$$

$$Y_{3i} = \beta_{XY_3} X_i + \beta_{Y_1Y_3} Y_{1i} + \beta_{Y_2Y_3} Y_{2i} + \varepsilon_{Y_3i} \quad (2.3)$$

Pada persamaan 2.1 hingga 2.3, $i = 1, 2, \dots, n$, dan n merupakan banyaknya pengamatan. Dalam analisis jalur, variabel yang akan digunakan distandarisasi terlebih dahulu. Tujuan standarisasi adalah untuk menyamakan rata-rata dan ragam sehingga koefisien jalur dapat dibandingkan dengan koefisien jalur lainnya (Solimun, Fernandes, dan Nurjannah, 2017). Standarisasi data dilakukan dengan membakukan rata-rata menjadi 0 dan ragam bernilai 1 dengan rumus sebagai berikut (Li, 1975).

$$Z_{X_i} = \frac{X_i - \bar{X}}{S} \quad (2.4)$$

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1}} \quad (2.5)$$

Keterangan:

Z_{X_i} : Nilai variabel X pada pengamatan ke- i yang distandarisasi

X_i : Nilai observasi pada pengamatan ke- i

\bar{X} : Nilai rata-rata

S : Simpangan baku

n : Ukuran sampel

Setelah dilakukan standarisasi, bentuk persamaan jalur dapat ditulis menjadi seperti berikut.

$$\begin{aligned} Z_{Y1i} &= \beta_{Z_X Z_{Y1}} Z_{X_i} + \varepsilon_{Z_{Y1i}} \\ Z_{Y2i} &= \beta_{Z_X Z_{Y2}} Z_{X_i} + \beta_{Z_{Y1} Z_{Y2}} Z_{Y1i} + \varepsilon_{Z_{Y2i}} \\ Z_{Y3i} &= \beta_{Z_X Z_{Y3}} Z_{X_i} + \beta_{Z_{Y1} Z_{Y3}} Z_{Y1i} + \beta_{Z_{Y2} Z_{Y3}} Z_{Y2i} + \varepsilon_{Z_{Y3i}} \end{aligned} \quad (2.6)$$

Dalam bentuk matriks, persamaan 2.6 dapat ditulis seperti persamaan 2.7.

$$\begin{bmatrix} Z_{Y1i} \\ \vdots \\ Z_{Y1n} \\ Z_{Y2i} \\ \vdots \\ Z_{Y2n} \\ Z_{Y3i} \\ \vdots \\ Z_{Y3n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z_{Xi} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ Z_{Xn} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Z_{Xi} & Z_{Y1i} & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & Z_{Xn} & Z_{Y1n} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & Z_{X1i} & Z_{Y1i} & Z_{Y2i} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & Z_{X1n} & Z_{Y1n} & Z_{Y2n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{Z_X Z_{Y1}} \\ \beta_{Z_X Z_{Y2}} \\ \beta_{Z_{Y1} Z_{Y2}} \\ \beta_{Z_X Z_{Y3}} \\ \beta_{Z_{Y1} Z_{Y3}} \\ \beta_{Z_{Y2} Z_{Y3}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{Z_{Y1i}} \\ \vdots \\ \varepsilon_{Z_{Y1n}} \\ \varepsilon_{Z_{Y2i}} \\ \vdots \\ \varepsilon_{Z_{Y2n}} \\ \varepsilon_{Z_{Y3i}} \\ \vdots \\ \varepsilon_{Z_{Y3n}} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Bentuk matriks di atas dapat ditulis menjadi persamaan seperti berikut.

$$\tilde{Z}_Y = \tilde{Z}_X \beta + \varepsilon \quad (2.8)$$

Pada proses standarisasi, koefisien $\tilde{\beta}$ setara dengan koefisien korelasi.

Selanjutnya dapat dilakukan pendugaan koefisien jalur berdasarkan model analisis jalur.

2.1.4 Pendugaan Koefisien Jalur

Pendugaan dilakukan untuk mendapatkan koefisien jalur pada model. Besar koefisien jalur menunjukkan besar pengaruh antar variabel. Salah satu pendugaan parameter analisis jalur adalah metode *Ordinary Least Square (OLS)*. Metode OLS hanya dapat digunakan apabila asumsi linieritas terpenuhi. Pendugaan parameter dengan metode OLS dilakukan dengan meminimumkan jumlah kuadrat sisaan.

$$\tilde{Y} = \tilde{X}\beta + \varepsilon \quad (2.9)$$

$$\varepsilon = \tilde{Y} - \tilde{X}\beta$$

Selanjutnya jumlah kuadrat sisaan dapat ditulis sebagai $Q = \varepsilon^T \varepsilon$. Sehingga metode OLS meminimumkan jumlah kuadrat sisaan seperti berikut.

$$Q = \varepsilon^T \varepsilon$$

$$\begin{aligned}
&= (\tilde{Y} - \mathbf{X}\tilde{\beta})^T (\tilde{Y} - \mathbf{X}\tilde{\beta}) \\
&= (\tilde{Y}^T - \tilde{\beta}^T \mathbf{X}^T) (\tilde{Y} - \mathbf{X}\tilde{\beta}) \\
&= \tilde{Y}^T \tilde{Y} - \tilde{Y}^T \mathbf{X}\tilde{\beta} - \tilde{\beta}^T \mathbf{X}^T \tilde{Y} + \tilde{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\tilde{\beta} \\
&= \tilde{Y}^T \tilde{Y} - 2\tilde{\beta}^T \mathbf{X}^T \tilde{Y} + \tilde{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\tilde{\beta}
\end{aligned}$$

Persamaan jumlah kuadrat sisaan pada persamaan di atas diturunkan terhadap β dan menyamakan dengan nol seperti berikut..

$$\frac{\partial(Q)}{\partial(\beta)} = 0$$

$$-2\mathbf{X}^T \tilde{Y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\beta} = 0$$

$$-\mathbf{X}^T \tilde{Y} + \mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\beta} = 0$$

$$\mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\beta} = \mathbf{X}^T \tilde{Y}$$

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \tilde{Y} \quad (2.10)$$

2.1.5 Asumsi Analisis Jalur

Menurut Gujarati (2004) dan Solimun (2002), asumsi-asumsi yang melandasi analisis jalur adalah sebagai berikut.

1.) Asumsi Linieritas

Model analisis jalur berasumsi bahwa hubungan antar variabel bersifat linier. Menurut Gujarati (2004), asumsi linieritas dapat diuji dengan menggunakan uji Ramsey's *Regression Specification Error* (RESET). Berikut langkah-langkah uji Ramsey's RESET.

- a. Misalkan persamaan pertama merupakan model regresi linier $Y_i = \alpha_0 + \alpha_1 x_i + \varepsilon_i$. Kemudian dilakukan pendugaan parameter

dari persamaan tersebut. Selanjutnya menghitung koefisien determinasi dengan rumus 2.11 berikut.

$$R_1^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (2.11)$$

- b. Misalkan persamaan kedua merupakan model kuadratik seperti $Y_i = \alpha_0 + \alpha_1 x_i + \alpha_2 \hat{Y}_i^2 + \varepsilon_i$. Sama seperti tahap sebelumnya, pada model kuadratik dilakukan pendugaan parameter. Selanjutnya menghitung koefisien determinasi dengan rumus 2.12 berikut.

$$R_2^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (2.12)$$

- c. Melakukan pengujian hipotesis untuk uji Ramsey's RESET dengan statistik uji mengikuti sebaran F .

$$H_0 : \alpha_2 = 0$$

$$H_1 : \alpha_2 \neq 0$$

Statistik uji :

$$F = \frac{(R_2^2 - R_1^2)/2}{(1 - R_2^2)(n - (k + 2))} \sim F_{(k-1, n-k-2)} \quad (2.13)$$

Keputusan dari pengujian hipotesis berdasarkan hasil statistik uji F adalah H_0 diterima apabila hasil statistik uji $F < \text{titik kritis } F_{(k-1, n-k-2)}$ sehingga dapat disimpulkan bahwa hubungan antar variabel bersifat linier. Sebaliknya, H_0 ditolak apabila statistik uji $F > \text{titik kritis } F_{(k-1, n-k-2)}$ sehingga dapat disimpulkan bahwa hubungan antar variabel bersifat tidak linier.

- 2.) Pola hubungan antar variabel bersifat rekursif. Hal ini berarti bahwa hanya terdapat hubungan kausal satu arah dalam model, dengan kata lain tidak ada variabel endogen yang memiliki pengaruh bolak balik (resiprokal).
- 3.) Variabel endogen pada analisis jalur setidaknya diukur menggunakan skala interval.

2.2 Dalil Limit Pusat

Dalil limit pusat memiliki peranan penting dalam distribusi *sampling*. Salah satu peranannya adalah pada pendugaan parameter rata-rata dan ragam dari suatu populasi. Menurut Mandenhall (1981), misalkan Y_1, Y_2, \dots, Y_n saling bebas serta menyebar secara acak dan identik, dengan $E(Y_i) = \mu$ dan $V(Y_i) = \sigma^2 < \infty$. Kemudian, fungsi distribusi dari U_n akan konvergen ke sebuah distribusi normal baku dimana n mendekati tak hingga. U_n dapat didefinisikan seperti persamaan berikut.

$$U_n = \sqrt{n} \left(\frac{\bar{Y} - \mu}{\sigma} \right) \quad (2.14)$$

dengan, $\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$

Fungsi variabel acak U_n dengan persamaan (2.14) dapat didekati dengan persamaan sebagai berikut.

$$P(a \leq U_n \leq b) \rightarrow \int_a^b \left(\frac{a}{\sqrt{2\pi}} \right) e^{-u^2/2} du \quad (2.15)$$

Apabila U_n (variabel acak berukuran n) dengan n lebih besar dari 30, maka U_n dapat didekati dengan sebaran normal baku.

2.3 Studi Simulasi

Simulasi didefinisikan sebagai suatu model sistem yang komponennya dipresentasikan oleh proses-proses aritmatika dan logika yang dijalankan computer untuk memperkirakan sifat-sifat tertentu. Simulasi dilakukan untuk memenuhi kebutuhan data yang sesuai dengan kriteria-kriteria tertentu pada penelitian ini. Pada penelitian ini, simulasi dibentuk dari beberapa jenis data bangkitan yang mengikuti distribusi *uniform*, binomial dan weibull.

2.3.1 Distribusi *Uniform*

Distribusi *uniform* merupakan distribusi peluang kontinu yang paling sederhana. Pada distribusi *uniform*, peubah acaknya memperoleh nilai dengan peluang yang sama. Bentuk umum untuk fungsi kepadatan peluang dengan distribusi seragam adalah sebagai berikut.

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\beta - \alpha} & , \alpha < x < \beta \\ 0, & \text{selainnya} \end{cases} \quad (2.16)$$

Berdasarkan fungsi kepadatan peluang diatas, β dan α merupakan parameter fungsi kepadatan peluang distribusi *uniform*.

2.3.2 Distribusi Binomial

Distribusi binomial merupakan suatu percobaan yang terdiri atas beberapa usaha dengan masing-masing usaha memiliki dua kemungkinan yaitu sukses atau gagal. Banyaknya sukses X dalam n suatu percobaan disebut dengan suatu peubah acak binomial. Distribusi binomial dinyatakan dengan $b(x; n, p)$ karena nilainya bergantung pada banyaknya percobaan (n) dan peluang sukses dalam suatu percobaan (p). jika suatu percobaan binomial dapat menghasilkan sukses dengan peluang p dan peluang gagal dengan peluang $q=1-p$, maka distribusi peluang peubah acak binomial dapat dinyatakan seperti persamaan berikut.

$$b(x; n, p) = \binom{n}{x} p^x q^{n-x}, x = 0, 1, 2, \dots, n \quad (2.17)$$

2.3.3 Distribusi Weibull

Distribusi weibull diperkenalkan pertama kali tahun 1939 oleh Waloddi Weibull. Distribusi weibull dinyatakan dengan peubah acak X dengan fungsi kepadatan peluang $f(x)$ dengan parameter α dan β . Fungsi kepadatan dari distribusi Weibull dapat dinyatakan seperti persamaan berikut.

$$f(x) = \begin{cases} \alpha \beta x^{\beta-1} e^{-\alpha x^\beta}, & x > 0 \\ 0, & \text{untuk } x \text{ lainnya} \end{cases} \quad (2.18)$$

Dengan parameter $\alpha > 0$ dan $\beta > 0$.

2.4 Resampling

Resampling merupakan proses pengambilan sampel ulang dari sampel yang telah ada sehingga didapatkan sampel baru. Sampel baru tersebut diperoleh dari sampel asli berukuran n yang diambil secara acak baik dengan pengembalian maupun tanpa pengembalian. Metode *resampling* dapat diterapkan sebagai alternatif apabila jumlah pengamatan tidak memenuhi kebutuhan penelitian yang dapat menyebabkan pendugaan parameter menjadi tidak tepat. Selain itu, penerapan metode *resampling* memungkinkan berlakunya data terbebas dari asumsi atau dengan kata lain tidak memerlukan asumsi normalitas (Solimun, dkk. 2017).

2.4.1 Resampling Bootstrap

Bootstrap dikenalkan pertama kali oleh Efron tahun 1979. *Resampling bootstrap* merupakan metode untuk memperkirakan parameter masing-masing sampel *bootstrap* B buah yang merupakan sampel acak berukuran n dan diambil dengan pengembalian. *Resampling* dilakukan sebanyak B kali dengan jumlah B disyaratkan cukup besar agar estimasi parameter yang diperoleh konvergen. Misalkan \hat{F} sebuah distribusi empiris dengan peluang observasi terpilih menjadi sampel *bootstrap* sebesar $1/n$ untuk setiap nilai amatan x_i , $i = 1, 2, \dots, n$.

Efron dan Tibshirani (1993), mendefinisikan sampel *bootstrap* sebagai sampel acak berukuran n yang diambil dari \hat{F} . Sampel *bootstrap* dapat dituliskan sebagai $\tilde{x}^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ atau dapat dituliskan seperti persamaan 2.14 berikut.

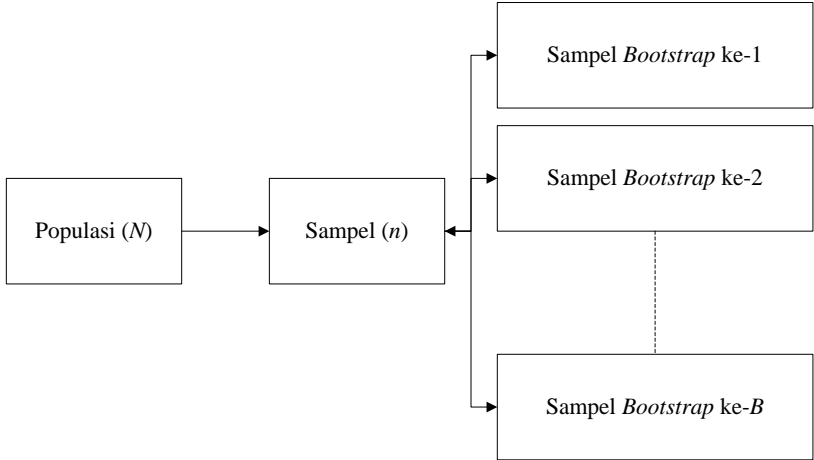
$$\hat{F} \rightarrow \tilde{x}^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*) \quad (2.19)$$

Notasi bintang menunjukkan bahwa \tilde{x}^* merupakan hasil dari proses acak atau *resample* yang diambil dari satu set data asli. Sementara itu, $x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*$ merupakan observasi dalam sampel *bootstrap* yang diperoleh secara acak dengan pengembalian data set asli x_1, x_2, \dots, x_n .

Pada data berpasangan, pengambilan sampel *bootstrap* dilakukan secara berpasangan. Pengamatan yang diambil secara acak berupa nomer observasi dari data berpasangan. Sampel *bootstrap* untuk data berpasangan dapat ditulis sebagai berikut.

$$\hat{F} \rightarrow \mathbf{x}^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*) \quad (2.20)$$

Dari persamaan (2.19), $x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*$ adalah data berpasangan yang terpilih menjadi dalam sampel *bootstrap*. Berdasarkan proses *resampling bootstrap* di atas, proses *resampling bootstrap* secara umum dapat dilihat seperti gambar berikut.



Gambar 2. 4 Proses Penarikan Sampel dengan *Resampling Bootstrap*

Langkah-langkah metode *bootstrap* untuk menduga *standard error* adalah sebagai berikut (Efron dan Tibshirani, 1993).

1. Menentukan banyaknya B sebagai besaran *resampling* sehingga diperoleh sampel *bootstrap* $\mathbf{x}^{*1}, \mathbf{x}^{*2}, \dots, \mathbf{x}^{*B}$ yang diperoleh dari pengambilan secara acak dan dengan pengembalian sebanyak n elemen dari sampel data asli.
2. Menghitung replikasi *bootstrap* untuk setiap sampel *bootstrap*. Pada setiap sampel *bootstrap* diterapkan fungsi yang sama dengan fungsi yang diterapkan pada sampel asli. Jika pada sampel asli pendugaan parameter dilakukan dengan OLS, maka pada sampel *bootstrap* pendugaan parameter juga dilakukan dengan OLS.

$$\hat{\beta}^*(b) = s(\mathbf{x}^{*b}), \text{ dimana } b = 1, 2, \dots, B$$

$s(\mathbf{x}^{*b})$ merupakan hasil dari penerapan fungsi yang sama yang diterapkan pada set sampel data asli terhadap set sampel *bootstrap*.

3. Mengestimasi *standard error* dengan menggunakan standar deviasi untuk *bootstrap* yang direplikasi sebanyak B kali.

$$\hat{se}_B = \sqrt{\frac{\sum_{b=1}^B [\hat{\beta}^*(b) - \hat{\beta}^*(.)]}{(B-1)}} \quad (2.21)$$

dimana

$$\hat{\beta}^*(.) = \sum_{b=1}^B \frac{\hat{\beta}^*(b)}{B} \quad (2.22)$$

Keterangan :

\hat{se}_B : *standard error bootstrap*

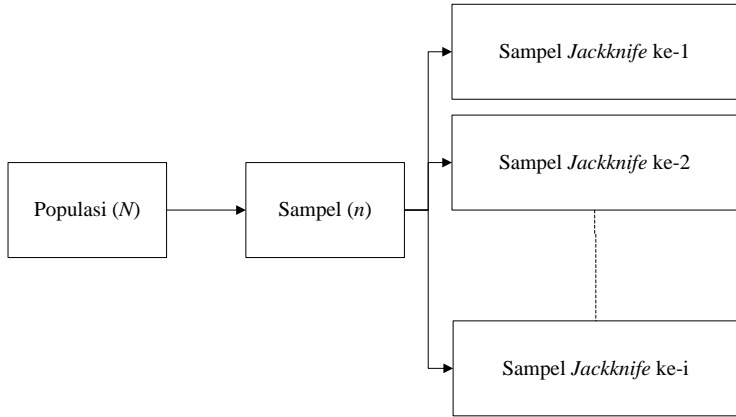
$\hat{\beta}^*(b)$: penduga parameter pada proses *bootstrap* ke- b

$\hat{\beta}^*(.)$: rata-rata penduga parameter proses *bootstrap*

B : besaran *resampling*

2.4.2 Resampling Jackknife delete-5

Metode *resampling jackknife delete-5* adalah metode *resampling* yang diperkenalkan oleh Quenouille pada tahun 1949 untuk estimasi bias. Kemudian pada tahun 1958 Tukey memperkenalkan *jackknife delete-5* untuk menduga simpangan baku. Prinsip metode *jackknife delete-5* adalah menghilangkan lima pengamatan dari sampel berukuran n dan pengambilan pengamatan lainnya dilakukan tanpa pengembalian. Pada tahap selanjutnya, sampel yang telah dihapus dikembalikan dan dilakukan penghapusan lima pengamatan lainnya hingga semua pengamatan dari populasi mendapat kesempatan untuk dihapus. Berdasarkan proses tersebut, secara umum proses *resampling jackknife delete-5* dapat dilihat seperti gambar berikut.



Gambar 2. 5 Proses Penarikan Sampel dengan *Resampling Jackknife*

Berdasarkan proses tersebut diperoleh sampel *jackknife* berukuran $n - d$ dengan n merupakan sampel awal dan d merupakan jumlah pengamatan yang dihapus pada proses pengambilan sampel *jackknife delete-5*. Oleh karena itu, banyaknya sampel *jackknife delete-5* yang mungkin terbentuk sebanyak $\binom{n}{d}$ sampel. Langkah-langkah metode *resampling jackknife delete-5* dinyatakan sebagai berikut.

1. Melakukan *resampling* dengan menghilangkan lima baris amatan secara bergantian dari set sampel asli pada setiap sampel *jackknife delete-5*.
2. Menghitung replikasi *jackknife delete-5* ke- i dari $\hat{\beta}$.

$$\hat{\beta}_{(i)} = s(x_{(i)})$$

3. Menghitung *standard error* untuk sampel *jackknife delete-5*.

$$\hat{se}_{jk} = \sqrt{\frac{n}{d \binom{n}{d}} \sum_{i=1}^n (\hat{\beta}_{(i)} - \hat{\beta}_{(.)})^2} \quad (2.23)$$

Dimana,

$$\hat{\beta}_{(.)} = \sum_{i=1}^n \frac{\hat{\beta}_{(i)}}{n} \quad (2.24)$$

Pada penelitian ini, dari $\binom{n}{d}$ sampel yang terbentuk tidak seluruh sampel digunakan melainkan hanya menggunakan 1000 sampel baru. Oleh karena itu, *standard error* yang digunakan seperti peramaan berikut.

$$\widehat{se}_{jk} = \sqrt{\frac{n}{d(1000)} \sum_{i=1}^n (\widehat{\beta}_{(i)} - \widehat{\beta}_{(.)})^2} \quad (2.25)$$

Keterangan :

\widehat{se}_{jk} : *standard error jackknife delete-5*

$\widehat{\beta}_{(i)}$: penduga parameter pada proses *jackknife delete-5* ke- i

$\widehat{\beta}_{(.)}$: rata-rata penduga parameter proses *jackknife delete-5*

2.5 Pengujian Signifikansi Parameter

Pada penelitian ini, statistik uji yang digunakan untuk pengujian hipotesis adalah uji t . Uji t dilakukan untuk menguji signifikansi suatu penduga parameter secara parsial. Dengan kata lain, uji t dapat digunakan untuk mengetahui adanya pengaruh variabel eksogen terhadap variabel endogen maupun pengaruh variabel endogen terhadap variabel endogen lainnya. Pengujian hipotesis dengan statistik uji t dilakukan dengan rumus sebagai berikut.

$$t_i = \frac{\widehat{\beta}_i}{\widehat{se}(\widehat{\beta}_i)} ; i = 1, 2, \dots, k \quad (2.26)$$

Berdasarkan persamaan 2.26, menunjukkan banyaknya koefisien yang diduga. Hipotesis yang digunakan untuk pengujian hipotesis untuk statistik uji pada rumus 2.26 adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_i = 0$$

$$H_1 : \beta_i \neq 0$$

Selanjutnya hasil statistik uji t dibandingkan dengan p -value.

Jika statistik uji t lebih besar dari p -value maka H_0 diterima sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat pengaruh signifikan antar variabel pada analisis jalur. Sedangkan jika statistik uji t kurang dari

p -value maka H_0 ditolak sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat pengaruh signifikan antar variabel pada analisis jalur.

2.6 Efisiensi Relatif

Perbandingan metode *resampling* diukur berdasarkan nilai efisiensi relatif. Menurut (Wackerly dkk, 2008) efisiensi relatif dihitung dengan membandingkan ragam antara dua buah penduga parameter. Efisiensi relatif dua penduga dapat ditulis sebagai berikut.

$$eff(\hat{\beta}_{JK}, \hat{\beta}_{BS}) = \frac{V(\hat{\beta}_{BS})}{V(\hat{\beta}_{JK})} \quad (2.27)$$

Keterangan:

- $eff(\hat{\beta}_{BS}, \hat{\beta}_{JK})$: efisiensi antara ragam penduga metode *resampling bootstrap* dengan ragam penduga metode *resampling jackknife delete-5*
- $V(\hat{\beta}_{JK})$: ragam penduga parameter dengan metode *resampling jackknife delete-5*
- $V(\hat{\beta}_{BS})$: ragam penduga parameter dengan metode *resampling bootstrap*

Apabila hasil perhitungan efisiensi pada rumus 2.27 bernilai lebih dari 1, penduga $\hat{\beta}_{JK}$ lebih efisien dibandingkan penduga $\hat{\beta}_{BS}$. Sebaliknya jika hasil perhitungan efisiensi bernilai kurang dari 1, penduga $\hat{\beta}_{BS}$ lebih efisien dibandingkan penduga $\hat{\beta}_{JK}$. Apabila hasil perhitungan efisiensi bernilai sama dengan 1, kedua penduga sama-sama efisien.

BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data hasil simulasi sebagai sumber data. Data simulasi dirancang dengan memenuhi kriteria sebagai berikut.

- 1.) Data *cross-section* dengan 4 variabel, yaitu satu variabel eksogen, satu variabel endogen murni, dan dua variabel endogen *intervening*.
- 2.) Variabel eksogen ditetapkan dengan standarisasi sesuai persamaan 2.4, dimana $\bar{x} = 0$ dan $s = 1$. Jarak antar pengamatan pada variabel eksogen dibuat sama dengan menggunakan deret aritmatika seperti rumus 3.1 berikut.

$$a_n = a + (n-1)b \quad (3.1)$$

Keterangan:

a_n : suku ke- n

a : suku pertama

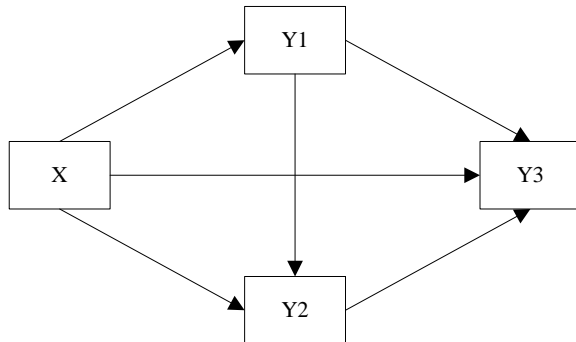
b : selisih antar suku

- 3.) Variabel endogen murni dan variabel endogen *intervening* dihitung melalui fungsi regresi linier dengan empat variasi koefisien jalur. Koefisien jalur dengan rentang $|0,05| - |0,15|$ menggambarkan keeratan hubungan yang rendah, rentang nilai $|0,20| - |0,40|$ menggambarkan keeratan hubungan sedang, rentang nilai $|0,50| - |0,90|$ menggambarkan keeratan hubungan tinggi, dan $|0,05| - |0,90|$ mewakili tiga variasi keeratan hubungan secara keseluruhan.

3.2 Metode Penelitian

3.2.1 Membentuk Data Simulasi

Pada studi simulasi ini, variabel eksogen ditetapkan dan nilai koefisien jalur ditentukan berdasarkan data bangkitan. Model analisis jalur pada penelitian ini dapat dilihat seperti diagram jalur berikut.



Gambar 3. 1 Diagram Jalur Penelitian

Langkah-langkah penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut.

- 1.) Menetapkan variabel eksogen dengan jarak antar pengamatan dibuat sama menggunakan deret aritmatika dan melakukan standarisasi dengan $\bar{x} = 0$ dan $s = 1$. Besar sampel (n) pada penelitian ini berukuran 25.
- 2.) Membentuk diagram jalur yang menggambarkan hubungan antar variabel pada analisis jalur. Diagram jalur pada penelitian ini dibentuk berdasarkan gambar 2.3(c.) dengan tiga persamaan jalur dan menghasilkan enam koefisien jalur yang dapat dilihat pada persamaan 2.6.
- 3.) Menentukan nilai koefisien jalur berdasarkan data bangkitan.

Berdasarkan standarisasi pada variabel eksogen, nilai koefisien jalur (β) berkisar antara $-1 < 0 < 1$. Koefisien jalur menjelaskan keeratan hubungan antar variabel dimana dalam penelitian ini, tingkat keeratan hubungan terbagi menjadi empat kondisi, yaitu tingkat keeratan rendah berkisar antara $|0,05| - |0,15|$, tingkat keeratan sedang berkisar antar

$|0,20| - |0,40|$, tingkat keeratan tinggi berkisar antara $|0,50| - |0,90|$, dan $|0,05| - |0,90|$ mewakili tiga variasi keeratan hubungan secara keseluruhan. Koefisien jalur dengan keeratan hubungan yang berbeda dapat dibandingkan dengan distribusi *uniform* sesuai batas atas dan batas bawah dari setiap kondisi keeratan hubungan.

Kemudian, untuk memenuhi kondisi koefisien jalur yang bernilai $-1 < 0 < 1$ digunakan distribusi *binomial* untuk memberikan tanda negatif atau positif pada koefisien jalur. Pada distribusi *binomial*, peluang sukses dan peluang gagal masing-masing memiliki peluang 0,5. Peluang sukses akan memberikan nilai 1 dan peluang gagal akan bernilai 0. Nilai bangkitan dari distribusi *binomial* dikurangi dengan 0,5 kemudian dikali dengan dua sehingga hasil peluang sukses pada distribusi binomial akan bernilai 1 dan hasil peluang gagal bernilai -1. Selanjutnya, nilai koefisien jalur yang digunakan sebagai parameter merupakan hasil perkalian antara data bangkitan dari distribusi *uniform* dengan data bangkitan dari distribusi *binomial*.

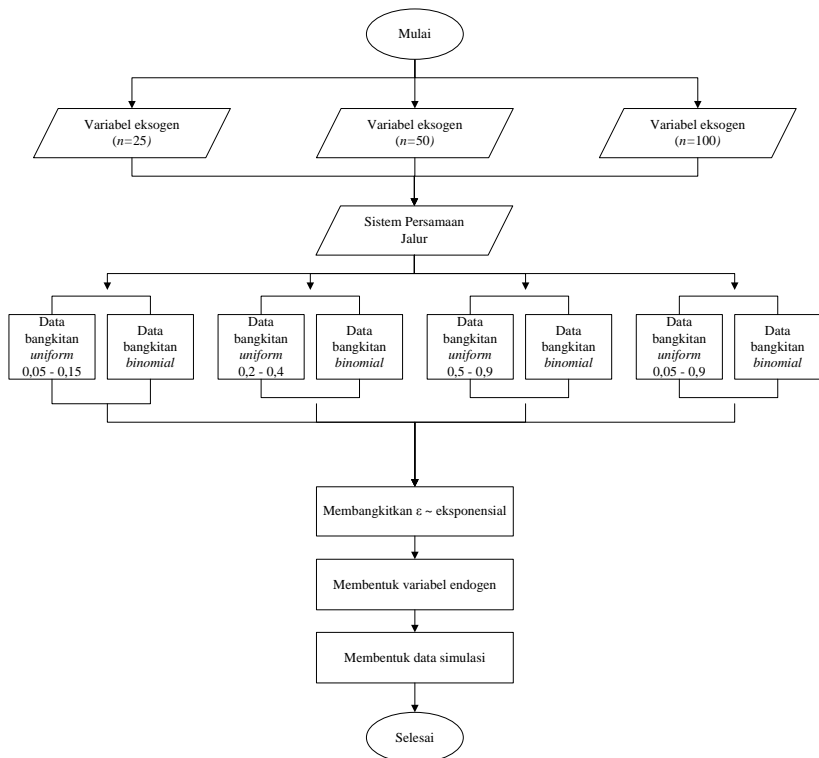
- 4.) Membangkitkan nilai residual ε yang mengikuti distribusi weibull dengan parameter α sebesar 0,05 dan parameter β sebesar 2 untuk mewakili kondisi normalitas sisaan tidak terpenuhi.
- 5.) Menghitung variabel endogen murni dan variabel endogen *intervening* berdasarkan persamaan jalur yang telah terbentuk pada langkah dua.
- 6.) Menduga koefisien jalur dengan metode OLS berdasarkan variabel eksogen, variabel endogen *intervening* dan variabel endogen murni yang telah diperoleh pada tahap sebelumnya.

3.2.2 Proses *Resampling*

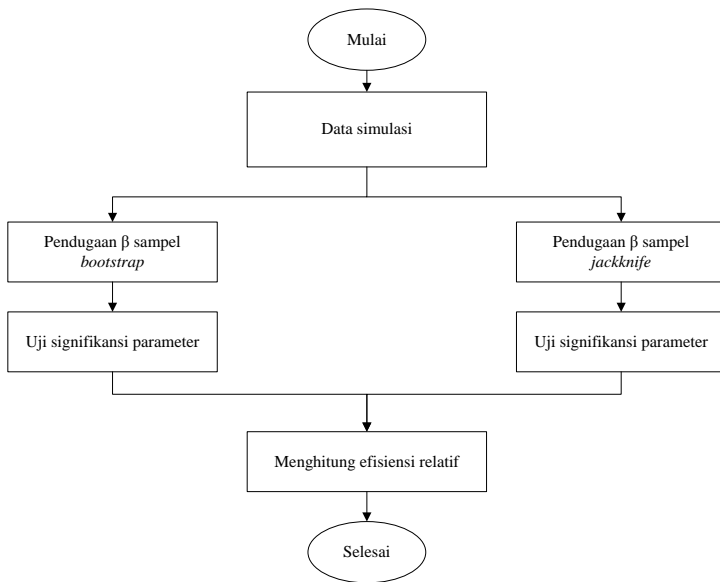
Selanjutnya, berikut ini adalah langkah-langkah yang dilakukan untuk melakukan *resampling* dengan metode *Bootstrap* dan *Jackknife delete-5* pada data simulasi.

- 1.) Penarikan sampel secara berulang (*resampling*) dilakukan dengan metode *bootstrap* pada data asli dengan besaran *resampling* sebesar 1000 sehingga diperoleh 1000 set sampel baru berukuran sama dengan sampel asli ($n = 25$) sedangkan dengan metode *jackknife delete-5* dilakukan penghapusan lima observasi secara bergantian pada data asli dengan besaran *resampling* sebesar 1000 sehingga diperoleh 1000 set sampel dengan setiap sampel berukuran kurang dari sampel asli ($n = 20$) dan pada masing-masing proses *resampling* dilakukan perulangan sebanyak 30 kali agar hasil yang didapatkan bukan hasil bangkitan yang hanya kebetulan saja.
- 2.) Pendugaan koefisien jalur dilakukan pada setiap set sampel. Proses ini akan menghasilkan koefisien jalur untuk metode *bootstrap* $\hat{\beta}_{\sim}^*(b) = (\hat{\beta}_{xy1}^*(b) \ \hat{\beta}_{xy2}^*(b) \ \dots \ \hat{\beta}_{y2y3}^*(b))$ dengan $b = 1, 2, \dots, B$ dan koefisien jalur metode *jackknife delete-5* $\hat{\beta}_{\sim}^*(i) = (\hat{\beta}_{xy1}^*(i) \ \hat{\beta}_{xy2}^*(i) \ \hat{\beta}_{y1y2}^*(i) \ \hat{\beta}_{xy3}^*(i) \ \hat{\beta}_{y1y3}^*(i) \ \hat{\beta}_{y2y3}^*(i))$ dengan $i = 1, 2, \dots, n$. Selanjutnya, menghitung rata-rata dari koefisien jalur yang dinotasikan sebagai $\hat{\beta}_{\sim}^*(.) = (\hat{\beta}_{xy1}^*(.) \ \hat{\beta}_{xy2}^*(.) \ \hat{\beta}_{y1y2}^*(.) \ \hat{\beta}_{xy3}^*(.) \ \hat{\beta}_{y1y3}^*(.) \ \hat{\beta}_{y2y3}^*(.))$ untuk masing-masing metode *resampling*.
- 3.) Pengujian signifikansi parameter metode *bootstrap* dan *jackknife delete-5* berdasarkan persamaan 2.26 dengan nilai *standard error* masing-masing metode yang dihasilkan dari persamaan 2.21 dan 2.25.
- 4.) Menghitung efisiensi relatif penduga parameter dari metode *bootstrap* dan *jackknife delete-5* dengan rumus 2.27.

3.3 Diagram Alir



Gambar 3. 2 Diagram Alir Proses Data Simulasi



Gambar 3. 3 Diagram Alir Uji Hipotesis *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife delete-5*

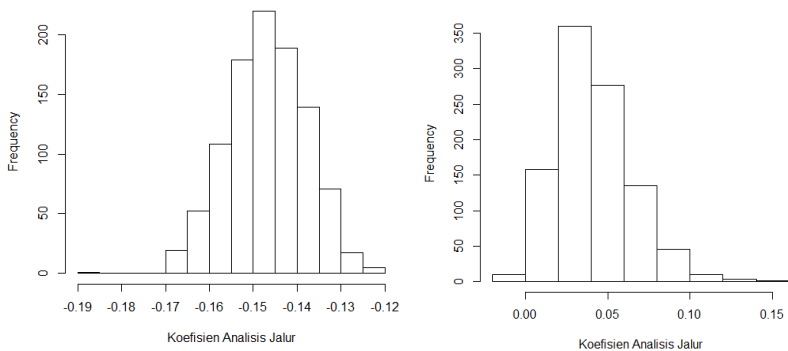
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

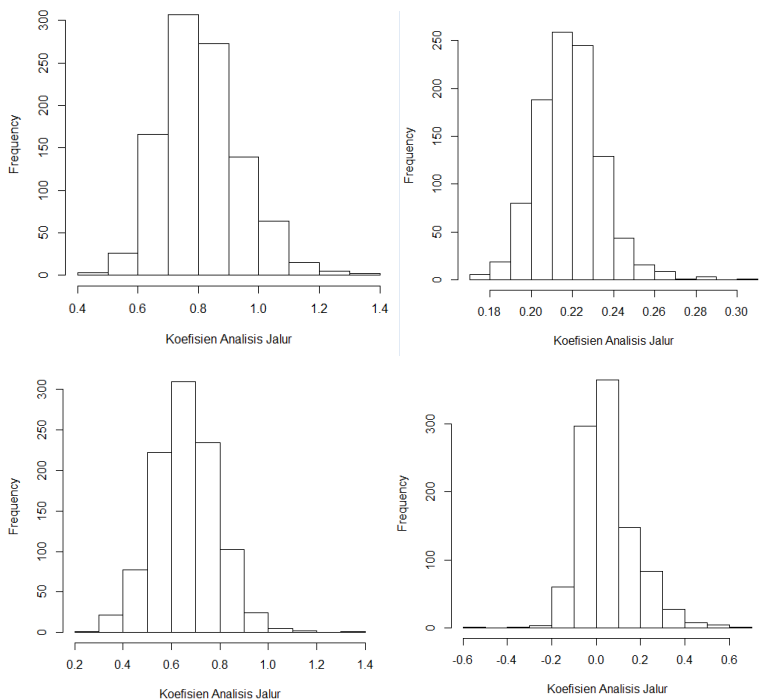
4.1. Pendugaan Parameter Metode *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife delete-5* pada Berbagai Tingkat Keeratan

Berdasarkan proses *resampling Bootstrap* dan *Jackknife delete-5* pada analisis jalur pada studi simulasi, dilakukan pendugaan parameter dengan metode OLS dengan berbagai tingkat keeratan koefisien jalur yang disajikan dalam bentuk histogram.

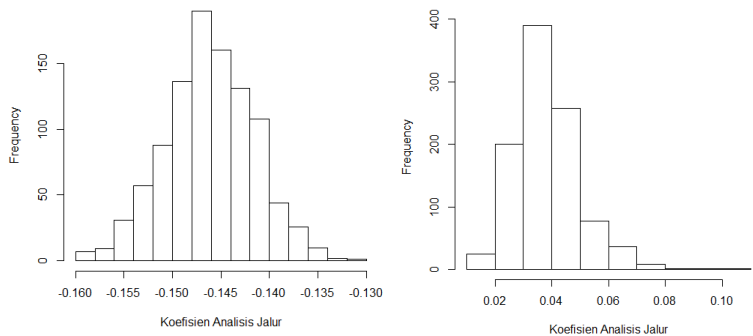
4.1.1. Pendugaan Parameter Metode *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan Rendah

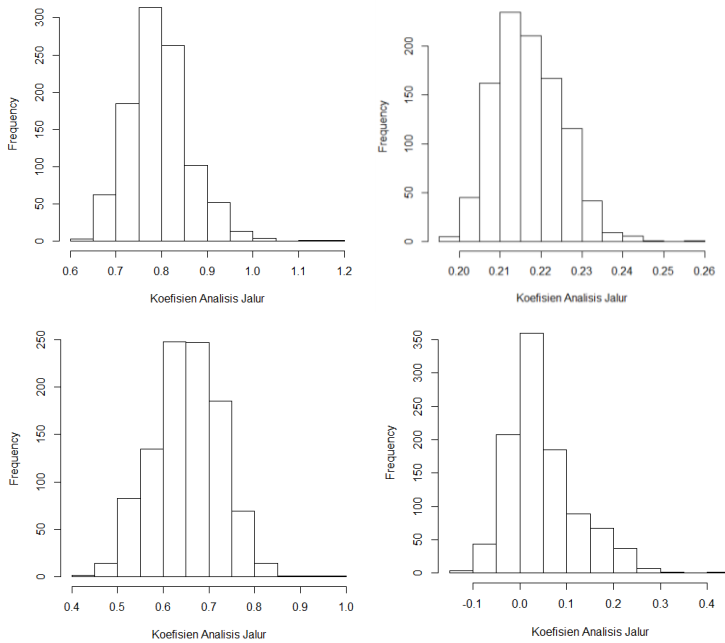
Resampling dilakukan terhadap hasil simulasi koefisien analisis jalur dengan tingkat keeratan dalam rentang $|0,05| - |0,15|$ dengan besaran *resampling* $B=1000$ sehingga diperoleh masing-masing 1000 sampel *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* berukuran 25 dan 20 pasang pengamatan. Setiap set sampel hasil *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* dilakukan pendugaan koefisien jalur dengan metode OLS sehingga diperoleh koefisien analisis jalur yang disajikan dalam histogram berikut.





Gambar 4. 1. Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan *Resampling Bootstrap* pada Tingkat Keeratan Hubungan Rendah dengan $B=1000$



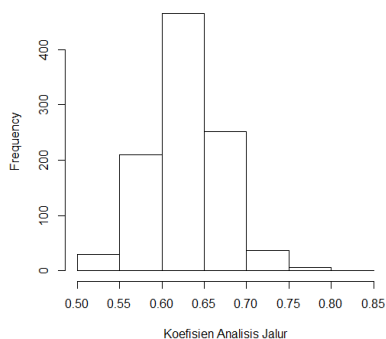
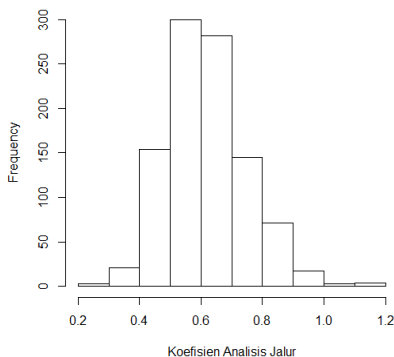
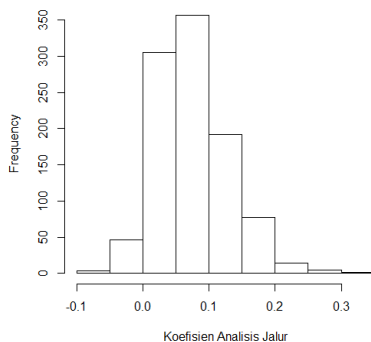
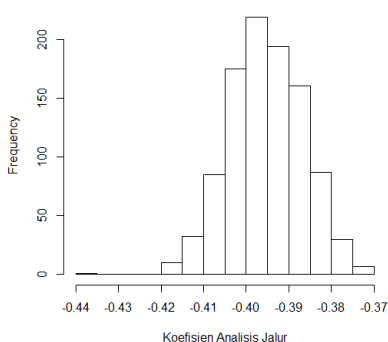


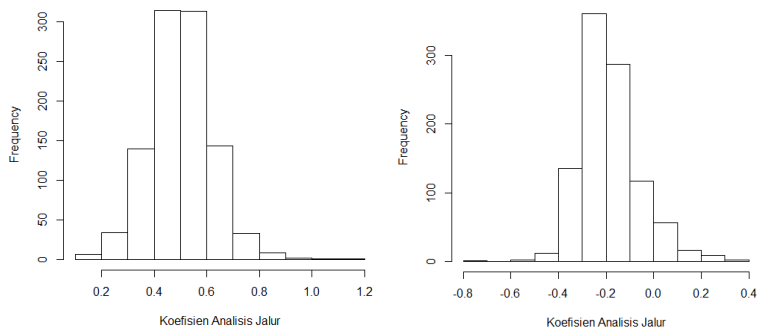
Gambar 4. 2. Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan *Resampling Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan Hubungan Rendah dengan $B=1000$

Gambar 4.1. dan 4.2. menunjukkan histogram yang terbentuk dari frekuensi setiap rentang nilai koefisien jalur dengan metode *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* untuk koefisien jalur $\hat{\beta}_{XY1}, \hat{\beta}_{XY2}, \hat{\beta}_{Y1Y2}, \hat{\beta}_{XY3}, \hat{\beta}_{Y1Y3}, \hat{\beta}_{Y2Y3}$. Berdasarkan histogram koefisien analisis jalur dari *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* masing-masing mendekati bentuk distribusi normal. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penduga koefisien jalur dengan *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* pada besaran *resampling* $B=1000$ dan tingkat keeratan rendah dengan rentang $|0,05| - |0,15|$ mengikuti distribusi frekuensi normal, hal ini sekaligus mengindikasikan bahwa sisaan mengikuti distribusi normal karena pendugaan parameter dengan metode OLS mempertimbangkan nilai sisaan dalam proses pendugaan koefisien jalur.

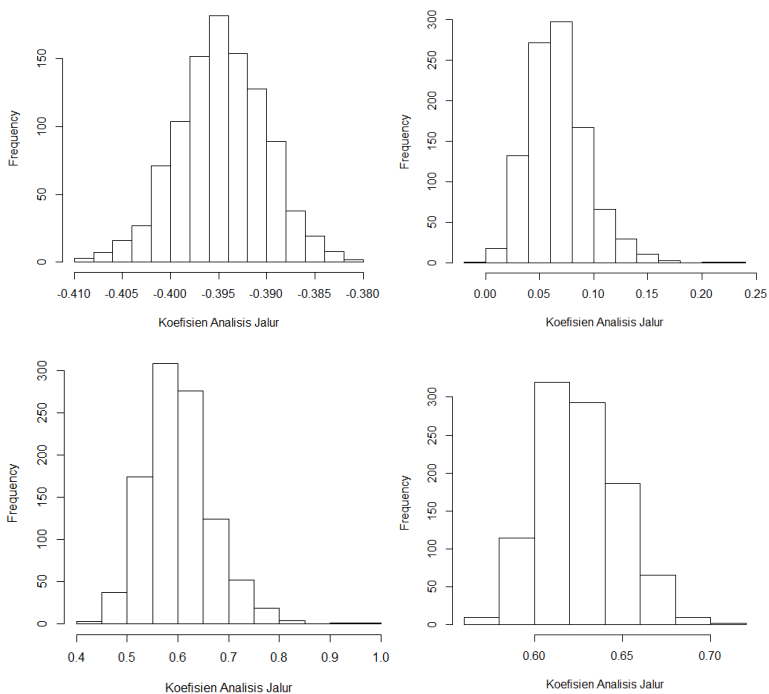
4.1.2. Pendugaan Parameter Metode *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan Sedang

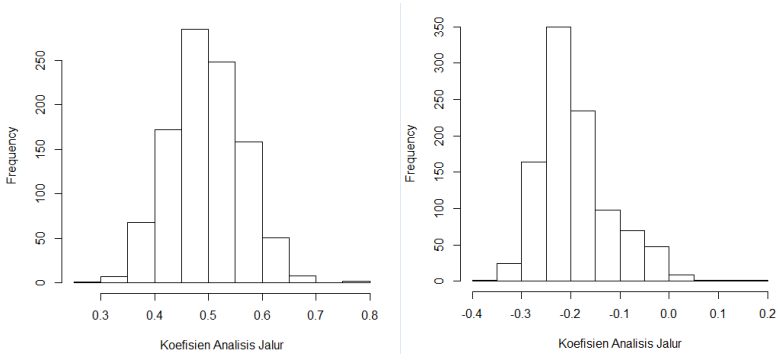
Resampling dilakukan terhadap hasil simulasi koefisien analisis jalur dengan tingkat keeratan dalam rentang $|0,2| - |0,4|$ dengan besaran *resampling* $B=1000$ sehingga diperoleh masing-masing 1000 sampel *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* berukuran 25 dan 20 pasang pengamatan. Setiap set sampel hasil *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* dilakukan pendugaan koefisien jalur dengan metode OLS sehingga diperoleh koefisien analisis jalur yang disajikan dalam histogram berikut.





Gambar 4. 3. Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan *resampling bootstrap* pada Tingkat Keeratan Hubungan Sedang dengan B=1000



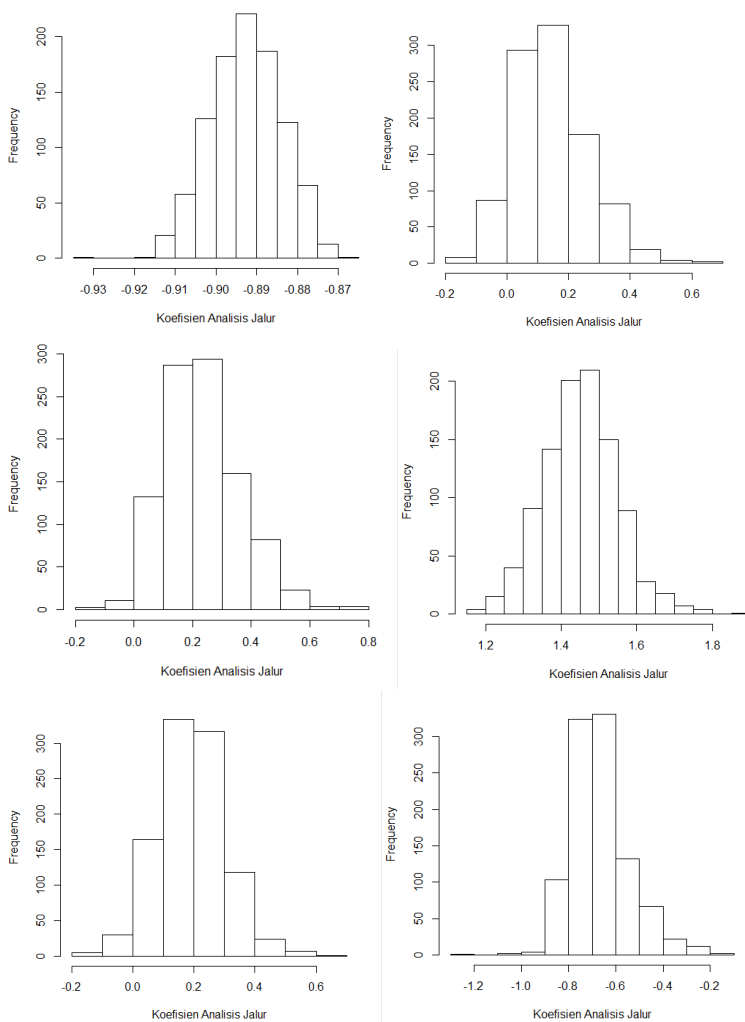


Gambar 4. 4. Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan *Resampling Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan Hubungan Sedang dengan B=1000

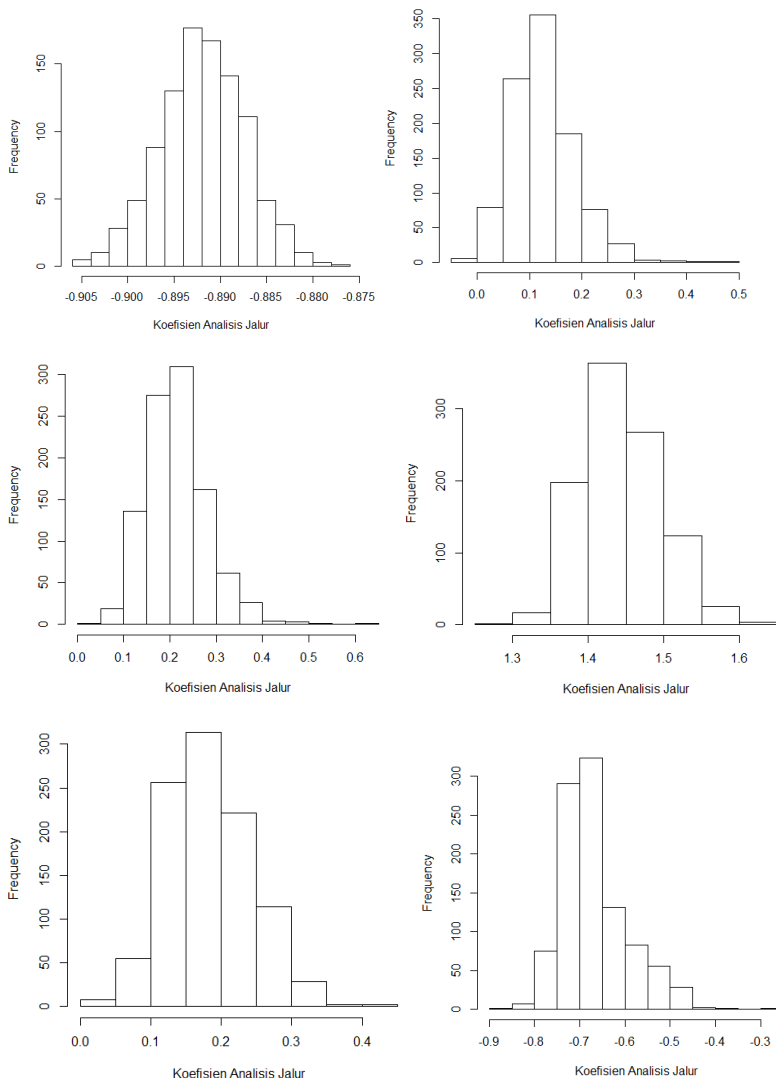
Gambar 4.3. dan 4.4. menunjukkan histogram yang terbentuk dari frekuensi setiap rentang nilai koefisien jalur dengan metode *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* untuk koefisien jalur $\hat{\beta}_{XY1}, \hat{\beta}_{XY2}, \hat{\beta}_{Y1Y2}, \hat{\beta}_{XY3}, \hat{\beta}_{Y1Y3}, \hat{\beta}_{Y2Y3}$. Berdasarkan histogram koefisien analisis jalur dari *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* masing-masing mendekati bentuk distribusi normal. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penduga koefisien jalur dengan *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* pada besaran *resampling* $B=1000$ dan tingkat keeratan rendah dengan rentang $|0,2| - |0,4|$ mengikuti distribusi frekuensi normal, hal ini sekaligus mengindikasikan bahwa sisaan mengikuti distribusi normal karena pendugaan parameter dengan metode OLS mempertimbangkan nilai sisaan dalam proses pendugaan koefisien jalur.

4.1.3. Pendugaan Parameter Metode *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan Tinggi

Resampling dilakukan terhadap hasil simulasi koefisien analisis jalur dengan tingkat keeratan dalam rentang $|0,5| - |0,9|$ dengan besaran *resampling* $B=1000$ sehingga diperoleh masing-masing 1000 sampel *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* berukuran 25 dan 20 pasang pengamatan. Setiap set sampel hasil *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* dilakukan pendugaan koefisien jalur dengan metode OLS sehingga diperoleh koefisien analisis jalur yang disajikan dalam histogram berikut.



Gambar 4. 5. Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan *Resampling Bootstrap* pada Tingkat Keeratan Hubungan Tinggi dengan $B=1000$



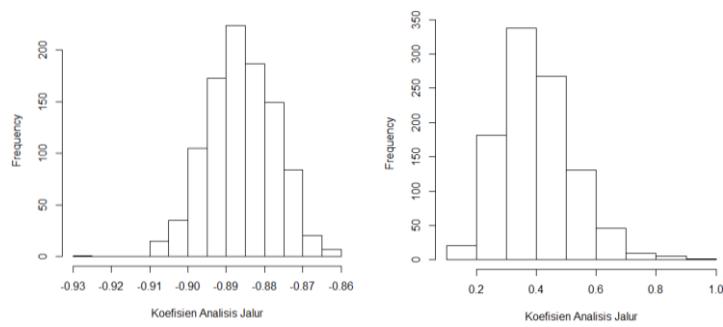
Gambar 4. 6. Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan *Resampling Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan Hubungan Tinggi dengan B=1000

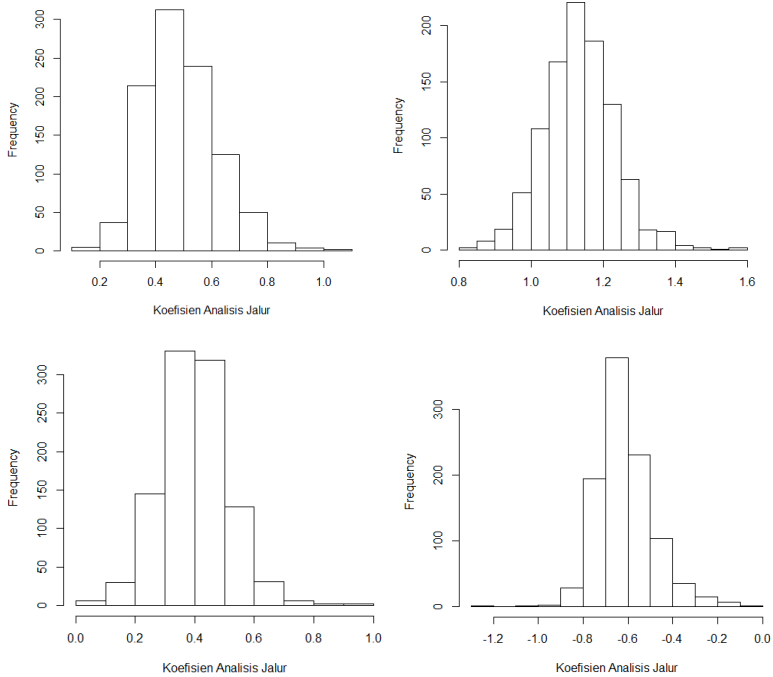
Gambar 4.5. dan 4.6. menunjukkan histogram yang terbentuk dari frekuensi setiap rentang nilai koefisien jalur dengan metode *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* untuk koefisien jalur $\hat{\beta}_{XY1}, \hat{\beta}_{XY2}, \hat{\beta}_{Y1Y2}, \hat{\beta}_{XY3}, \hat{\beta}_{Y1Y3}, \hat{\beta}_{Y2Y3}$. Berdasarkan histogram koefisien analisis jalur dari *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-*

5 masing-masing mendekati bentuk distribusi normal. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penduga koefisien jalur dengan *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* pada besaran *resampling* $B=1000$ dan tingkat keeratan rendah dengan rentang $|0,5| - |0,9|$ mengikuti distribusi frekuensi normal, hal ini sekaligus mengindikasikan bahwa sisaan mengikuti distribusi normal karena pendugaan parameter dengan metode OLS mempertimbangkan nilai sisaan dalam proses pendugaan koefisien jalur.

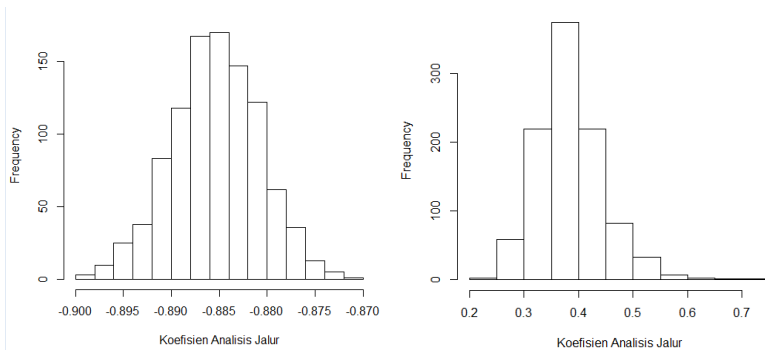
4.1.4. Pendugaan Parameter Metode *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan yang mewakili Tingkat Keeratan Rendah hingga Tinggi

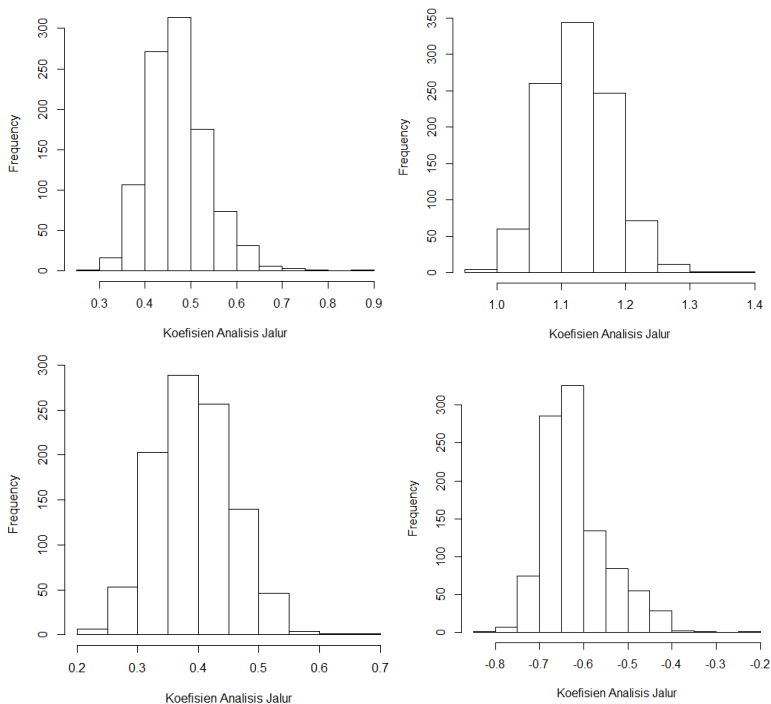
Resampling dilakukan terhadap hasil simulasi koefisien analisis jalur dengan tingkat keeratan dalam rentang $|0,05| - |0,9|$ dengan besaran *resampling* $B=1000$ sehingga diperoleh masing-masing 1000 sampel *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* berukuran 25 dan 20 pasang pengamatan. Setiap set sampel hasil *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* dilakukan pendugaan koefisien jalur dengan metode OLS sehingga diperoleh koefisien analisis jalur yang disajikan dalam histogram berikut.





Gambar 4. 7.Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan *Resampling Bootstrap* pada Tingkat Keeratan Hubungan Rendah hingga Tinggi dengan B=1000





Gambar 4. 8. Histogram Penduga Koefisien Jalur dengan *Resampling Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan Hubungan Rendah hingga Tinggi dengan B=1000

Gambar 4.7. dan 4.8. menunjukkan histogram yang terbentuk dari frekuensi setiap rentang nilai koefisien jalur dengan metode *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* untuk koefisien jalur $\hat{\beta}_{XY1}, \hat{\beta}_{XY2}, \hat{\beta}_{Y1Y2}, \hat{\beta}_{XY3}, \hat{\beta}_{Y1Y3}, \hat{\beta}_{Y2Y3}$. Berdasarkan histogram koefisien analisis jalur dari *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* masing-masing mendekati bentuk distribusi normal. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penduga koefisien jalur dengan *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* pada besaran *resampling* B=1000 dan tingkat keeratan rendah dengan rentang $|0,05| - |0,9|$ mengikuti distribusi frekuensi normal, hal ini sekaligus mengindikasikan bahwa sisaan mengikuti distribusi normal karena pendugaan parameter dengan metode OLS mempertimbangkan nilai sisaan dalam proses pendugaan koefisien jalur.

4.2. Pengujian Hipotesis

4.2.1 Pengujian Hipotesis Penduga Parameter Analisis Jalur Metode *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan Rendah

Hasil pengujian hipotesis penduga parameter analisis jalur dengan *resampling bootstrap* dan *Jackknife delete-5* secara lengkap dapat dilihat pada lampiran 5 dan 6, secara ringkas dapat dilihat pada tabel 4.1. berikut.

Tabel 4. 1. Pengujian Hipotesis Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan Rendah

Variabel	Bootstrap			
	Koefisien Jalur	<i>p-value</i>	α	Keputusan
$X \rightarrow Y1$	-0,1468	0,0285	0,05	Tolak H_0
$X \rightarrow Y2$	0,0414	0,5368		Terima H_0
$Y1 \rightarrow Y2$	0,8125	0,0000		Tolak H_0
$X \rightarrow Y3$	0,2185	0,0011		Tolak H_0
$Y1 \rightarrow Y3$	0,6595	0,0000		Tolak H_0
$Y2 \rightarrow Y3$	0,0522	0,4361		Terima H_0
Variabel	Jackknife delete-5			
	Koefisien Jalur	<i>p-value</i>	α	Keputusan
$X \rightarrow Y1$	-0,1461	0,0293	0,05	Tolak H_0
$X \rightarrow Y2$	-0,0383	0,5677		Terima H_0
$Y1 \rightarrow Y2$	0,7942	0,0000		Tolak H_0
$X \rightarrow Y3$	0,217	0,0012		Tolak H_0
$Y1 \rightarrow Y3$	0,6527	0,0000		Tolak H_0
$Y2 \rightarrow Y3$	0,0479	0,4749		Terima H_0

Berdasarkan Tabel 4.1, dapat hasil pendugaan parameter *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* masing-masing dapat ditulis seperti persamaan berikut.

$$Z_{Y1i(BS)} = -0,1468Z_{X_i(BS)}$$

$$Z_{Y2i(BS)} = 0,414Z_{X_i(BS)} + 0,8125Z_{Y1i(BS)}$$

$$Z_{Y3i(BS)} = 0,2185Z_{X_i(BS)} + 0,6595Z_{Y1i(BS)} + 0,0522Z_{Y2i(BS)}$$

$$Z_{Y1i(JK)} = -0,1461Z_{X_i(JK)}$$

$$Z_{Y2i(JK)} = -0,0383Z_{X_i(JK)} + 0,7942Z_{Y1i(JK)}$$

$$Z_{Y3i(JK)} = 0,217Z_{X_i(JK)} + 0,6527Z_{Y1i(JK)} + 0,0479Z_{Y2i(JK)}$$

Berdasarkan Tabel 4.1 dapat disimpulkan bahwa bahwa *p-value* untuk koefisien jalur X terhadap Y1, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, Y1 terhadap Y3, dengan metode *bootstrap* lebih kecil dibandingkan taraf nyata sehingga H_0 ditolak atau dengan kata lain dapat disimpulkan bahwa X berpengaruh signifikan terhadap Y1, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, dan Y1 terhadap Y3, sedangkan untuk koefisien jalur X terhadap Y2 dan Y2 terhadap Y3 dengan metode *bootstrap* lebih besar dibandingkan taraf nyata sehingga H_0 diterima atau dengan kata lain dapat disimpulkan bahwa X terhadap Y2 dan Y2 terhadap Y3 tidak berpengaruh signifikan.

Analisis jalur dengan metode *resampling jackknife delete-5* menunjukkan bahwa *p-value* untuk koefisien jalur X terhadap Y1, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, dan Y1 terhadap Y3 lebih kecil dibandingkan taraf nyata sehingga H_0 diterima, atau dengan kata lain dapat disimpulkan bahwa X terhadap Y1, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, Y1 terhadap Y3, berpengaruh signifikan. Sedangkan untuk koefisien jalur lain X terhadap Y2 dan Y2 terhadap Y3 dengan metode *jackknife delete-5* lebih besar dibandingkan taraf nyata sehingga H_0 diterima atau dengan kata lain dapat disimpulkan bahwa X terhadap Y2 tidak berpengaruh signifikan.

4.2.2. Pengujian Hipotesis Penduga Parameter Analisis Jalur Metode *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan Sedang

Hasil pengujian hipotesis penduga parameter analisis jalur dengan *resampling bootstrap* dan *Jackknife delete-5* secara lengkap dapat dilihat pada lampiran 8 dan 9, secara ringkas dapat dilihat pada tabel 4.2. berikut.

Tabel 4. 2. Pengujian Hipotesis Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan Sedang

Variabel	Bootstrap			
	Koefisien Jalur	p -value	α	Keputusan
$X \rightarrow Y1$	-0,3954	0,0000	0,05	Tolak H_0
$X \rightarrow Y2$	0,0752	0,2619		Terima H_0
$Y1 \rightarrow Y2$	0,6195	0,0000		Tolak H_0
$X \rightarrow Y3$	0,6295	0,0000		Tolak H_0
$Y1 \rightarrow Y3$	0,5036	0,0000		Tolak H_0
$Y2 \rightarrow Y3$	-0,1866	0,0054		Tolak H_0
Variabel	Jackknife delete-5			
	Koefisien Jalur	p -value	α	Keputusan
$X \rightarrow Y1$	-0,3947	0,0000	0,05	Tolak H_0
$X \rightarrow Y2$	0,0675	0,3139		Terima H_0
$Y1 \rightarrow Y2$	0,6013	0,0000		Tolak H_0
$X \rightarrow Y3$	0,6255	0,0000		Tolak H_0
$Y1 \rightarrow Y3$	0,4961	0,0000		Tolak H_0
$Y2 \rightarrow Y3$	-0,1909	0,0044		Tolak H_0

Berdasarkan Tabel 4.2, dapat hasil pendugaan parameter *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* masing-masing dapat ditulis seperti persamaan berikut.

$$Z_{Y1i(BS)} = -0,3954Z_{X_i(BS)}$$

$$Z_{Y2i(BS)} = 0,0752Z_{X_i(BS)} + 0,6195Z_{Y1i(BS)}$$

$$Z_{Y3i(BS)} = 0,6295Z_{X_i(BS)} + 0,5036Z_{Y1i(BS)} - 0,1866Z_{Y2i(BS)}$$

$$Z_{Y1i(JK)} = -0,3947Z_{X_i(JK)}$$

$$Z_{Y2i(JK)} = 0,0675Z_{X_i(JK)} + 0,6013Z_{Y1i(JK)}$$

$$Z_{Y3i(JK)} = 0,6255Z_{X_i(JK)} + 0,4961Z_{Y1i(JK)} - 0,1909Z_{Y2i(JK)}$$

Berdasarkan Tabel 4.2, dapat dilihat bahwa *p-value* untuk koefisien jalur X terhadap Y1, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, Y1 terhadap Y3, dan Y2 terhadap Y3 dengan metode *bootstrap* lebih kecil dibandingkan taraf nyata sehingga H₀ ditolak atau dengan kata lain

dapat disimpulkan bahwa pengaruh X terhadap Y1, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, Y1 terhadap Y3, dan Y2 terhadap Y3 berpengaruh signifikan, sedangkan untuk koefisien jalur X terhadap Y2 dengan metode *bootstrap* lebih besar dibandingkan taraf nyata sehingga H_0 diterima atau dengan kata lain dapat disimpulkan bahwa X terhadap Y2 tidak berpengaruh signifikan.

Analisis jalur dengan metode *resampling jackknife delete-5* menunjukkan bahwa *p-value* untuk koefisien jalur X terhadap Y1, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, Y1 terhadap Y3, dan Y2 terhadap Y3 lebih kecil dibandingkan taraf nyata sehingga H_0 diterima, atau dengan kata lain dapat disimpulkan bahwa X terhadap Y1, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, Y1 terhadap Y3, dan Y2 terhadap Y3 berpengaruh signifikan. Sedangkan untuk koefisien jalur X terhadap Y2 dengan metode *jackknife delete-5* lebih besar dibandingkan taraf nyata sehingga H_0 diterima atau dengan kata lain dapat disimpulkan bahwa X terhadap Y2 tidak berpengaruh signifikan.

4.2.3. Pengujian Hipotesis Penduga Parameter Analisis Jalur Metode *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan Tinggi

Hasil pengujian hipotesis penduga parameter analisis jalur dengan *resampling bootstrap* dan *Jackknife delete-5* secara lengkap dapat dilihat pada lampiran 11 dan 12, secara ringkas dapat dilihat pada tabel 4.3 berikut.

Tabel 4. 3. Pengujian Hipotesis Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan Tinggi

Variabel	<i>Bootstrap</i>			
	Koefisien Jalur	<i>p-value</i>	α	Keputusan
$X \rightarrow Y1$	-0,5623	0,0000	0,05	Tolak H_0
$X \rightarrow Y2$	-0,3159	0,0000		Tolak H_0
$Y1 \rightarrow Y2$	0,1829	0,0064		Tolak H_0
$X \rightarrow Y3$	-0,2859	0,0000		Tolak H_0
$Y1 \rightarrow Y3$	-0,2198	0,0010		Tolak H_0
$Y2 \rightarrow Y3$	-0,3992	0,0000		Tolak H_0

Variabel	<i>Jackknife delete-5</i>			
	Koefisien Jalur	<i>p-value</i>	α	Keputusan
$X \rightarrow Y1$	-0,5619	0,0000	0,05	Tolak H_0
$X \rightarrow Y2$	-0,3191	0,0000		Tolak H_0
$Y1 \rightarrow Y2$	0,1768	0,0083		Tolak H_0
$X \rightarrow Y3$	-0,2975	0,0000		Tolak H_0
$Y1 \rightarrow Y3$	-0,2213	0,0010		Tolak H_0
$Y2 \rightarrow Y3$	-0,4178	0,0000		Tolak H_0

Berdasarkan Tabel 4.3, hasil pendugaan parameter *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* masing-masing dapat ditulis seperti persamaan berikut.

$$Z_{Y1i(BS)} = -0.5623Z_{X_i(BS)}$$

$$Z_{Y2i(BS)} = -0.3159Z_{X_i(BS)} + 0.1829Z_{Y1i(BS)}$$

$$Z_{Y3i(BS)} = -0.2859Z_{X_i(BS)} - 0.2198Z_{Y1i(BS)} - 0.3992Z_{Y2i(BS)}$$

$$Z_{Y1i(JK)} = -0.5619Z_{X_i(JK)}$$

$$Z_{Y2i(JK)} = -0.3191Z_{X_i(JK)} + 0.1768Z_{Y1i(JK)}$$

$$Z_{Y3i(JK)} = -0.2975Z_{X_i(JK)} - 0.2213Z_{Y1i(JK)} - 0.4178Z_{Y2i(JK)}$$

Berdasarkan Tabel 4.3, dapat dilihat bahwa *p-value* untuk koefisien jalur X terhadap Y1, X terhadap Y2, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, Y1 terhadap Y3, serta Y2 terhadap Y3, dengan metode *bootstrap* lebih kecil dibandingkan taraf nyata sehingga H_0 ditolak atau dengan kata lain dapat disimpulkan bahwa pengaruh X terhadap Y1, X terhadap Y2, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, Y1 terhadap Y3 serta Y2 terhadap Y3 berpengaruh signifikan.

Analisis jalur dengan metode *resampling jackknife delete-5* menunjukkan bahwa *p-value* untuk koefisien jalur X terhadap Y1, X terhadap Y2, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, Y1 terhadap Y3 serta Y2 terhadap Y3, lebih kecil dibandingkan taraf nyata sehingga H_0 ditolak, atau dengan kata lain dapat disimpulkan bahwa X terhadap Y1, X terhadap Y2, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, Y1 terhadap Y3 serta Y2 terhadap Y3 berpengaruh signifikan.

4.2.4. Pengujian Hipotesis Penduga Parameter Analisis Jalur Metode *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan yang mewakili Tingkat Keeratan Rendah hingga Tinggi

Hasil pengujian hipotesis penduga parameter analisis jalur dengan *resampling bootstrap* dan *Jackknife delete-5* secara lengkap dapat dilihat pada lampiran 14 dan 15, secara ringkas dapat dilihat pada tabel 4.4. berikut.

Tabel 4. 4. Pengujian Hipotesis Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan yang mewakili Tingkat Keeratan Rendah hingga Tinggi

Bootstrap					
Variabel	Koefisien Jalur Bangkitan	Koefisien Jalur	p-value	α	Keputusan
X \rightarrow Y1	0,1339	-0,3954	0,0000	0,05	Tolak H ₀
X \rightarrow Y2	-0,4649	-0,0752	0,2619		Terima H ₀
Y1 \rightarrow Y2	0,3594	0,6195	0,0000		Tolak H ₀
X \rightarrow Y3	-0,4075	0,6295	0,0000		Tolak H ₀
Y1 \rightarrow Y3	-0,3058	0,5036	0,0000		Tolak H ₀
Y2 \rightarrow Y3	-0,1755	-0,0186	0,7807		Terima H ₀
Jackknife delete-5					
Variabel	Koefisien Jalur Bangkitan	Koefisien Jalur	p-value	α	Keputusan
X \rightarrow Y1	0,1339	-0,3947	0,0000	0,05	Tolak H ₀
X \rightarrow Y2	-0,4649	0,0675	0,3139		Terima H ₀
Y1 \rightarrow Y2	0,3594	0,6013	0,0000		Tolak H ₀
X \rightarrow Y3	-0,4075	0,6255	0,0000		Tolak H ₀
Y1 \rightarrow Y3	-0,3058	0,4961	0,0000		Tolak H ₀
Y2 \rightarrow Y3	-0,1755	-0,1909	0,0044		Tolak H ₀

Berdasarkan Tabel 4.4, hasil pendugaan parameter *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* masing-masing dapat ditulis seperti persamaan berikut.

$$Z_{Y1i(BS)} = -0,3954Z_{X_i(BS)}$$

$$Z_{Y2i(BS)} = -0,0752Z_{X_i(BS)} + 0,6195Z_{Y1i(BS)}$$

$$Z_{Y3i(BS)} = 0,6295Z_{X_i(BS)} + 0,5036Z_{Y1i(BS)} - 0,01866Z_{Y2i(BS)}$$

$$Z_{Y1i(JK)} = -0,3947Z_{X_i(JK)}$$

$$Z_{Y2i(JK)} = 0,0675Z_{X_i(JK)} + 0,6013Z_{Y1i(JK)}$$

$$Z_{Y3i(JK)} = 0,6255Z_{X_i(JK)} + 0,4961Z_{Y1i(JK)} - 0,1909Z_{Y2i(JK)}$$

Berdasarkan Tabel 4.4, dapat dilihat bahwa *p-value* untuk koefisien jalur X terhadap Y1, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, Y1 terhadap Y3 dengan metode *bootstrap* lebih kecil dibandingkan taraf nyata sehingga H_0 ditolak atau dengan kata lain dapat disimpulkan bahwa X terhadap Y1, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, Y1 terhadap Y3 berpengaruh signifikan, sedangkan untuk koefisien jalur X terhadap Y2 dan Y2 terhadap Y3 dengan metode *bootstrap* lebih besar dibandingkan taraf nyata sehingga H_0 diterima atau dengan kata lain dapat disimpulkan bahwa X terhadap Y2 dan Y2 terhadap Y3 tidak berpengaruh signifikan.

Analisis jalur dengan metode *resampling jackknife delete-5* menunjukkan bahwa *p-value* untuk koefisien jalur X terhadap Y1, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, Y1 terhadap Y3, dan Y2 terhadap Y3 lebih kecil dibandingkan taraf nyata sehingga H_0 ditolak, atau dengan kata lain dapat disimpulkan bahwa X terhadap Y1, Y1 terhadap Y2, X terhadap Y3, Y1 terhadap Y3, dan Y2 terhadap Y3 berpengaruh signifikan. Sedangkan untuk koefisien jalur X terhadap Y2 dengan metode *jackknife delete-5* lebih besar dibandingkan taraf nyata sehingga H_0 diterima atau dengan kata lain dapat disimpulkan bahwa X terhadap Y2 tidak berpengaruh signifikan. Dari hasil pengujian hipotesis pendugaan parameter pada berbagai tingkat keeratan, dapat disimpulkan bahwa semakin tinggi tingkat keeratan koefisien jalur bangkitan awal, semakin signifikan pula koefisien analisis jalur dari hasil studi simulasi.

4.3. Efisiensi Relatif

4.3.1 Efisiensi Relatif Penduga Parameter Analisis Jalur dengan *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan Rendah

Berdasarkan perbandingan ragam penduga parameter analisis jalur dengan *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* diperoleh efisiensi relatif seperti pada tabel berikut.

Tabel 4. 5. Efisiensi Relatif Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan Rendah

Koefisien Jalur	Ragam <i>Bootstrap</i>	Ragam Jackknife delete-5	Efisiensi Relatif
β_{XY1}	0,00007	0,00002	3,73064
β_{XY2}	0,00017	0,00004	3,65072
β_{Y1Y2}	0,01402	0,00395	3,62942
B_{XY3}	0,00044	0,00012	3,70288
β_{Y1Y3}	0,03725	0,01065	3,70772
β_{Y2Y3}	0,03932	0,01139	3,71637

Berdasarkan Tabel 4.5 dapat diketahui bahwa nilai efisiensi relatif seluruh koefisien analisis jalur bernilai > 1 , hal ini menunjukkan bahwa metode *jackknife delete-5* mempunyai ragam lebih kecil dibandingkan ragam metode *bootstrap*. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa analisis jalur dengan *resampling jackknife delete-5* tiga kali lebih efisien dibanding analisis jalur dengan *resampling bootstrap*.

4.3.2. Efisiensi Relatif Penduga Parameter Analisis Jalur dengan *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan Sedang

Berdasarkan perbandingan ragam penduga parameter analisis jalur dengan *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* diperoleh efisiensi relatif seperti pada tabel berikut.

Tabel 4. 6. Efisiensi Relatif Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan Sedang

Koefisien Jalur	Ragam <i>Bootstrap</i>	Ragam <i>Jackknife delete-5</i>	Efisiensi Relatif
β_{XY1}	0,00007	0,00002	3,7306
β_{XY2}	0,00128	0,00036	3,6299
β_{Y1Y2}	0,01402	0,00395	3,6294
B_{XY3}	0,00360	0,00100	3,7194
β_{Y1Y3}	0,03586	0,01018	3,7215
β_{Y2Y3}	0,03932	0,01139	3,7163

Berdasarkan Tabel 4.5 dapat diketahui bahwa nilai efisiensi relatif seluruh koefisien analisis jalur bernilai > 1 , hal ini menunjukkan bahwa metode *jackknife delete-5* mempunyai ragam lebih kecil dibandingkan ragam metode *bootstrap*. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa analisis jalur dengan *resampling jackknife delete-5* tiga kali lebih efisien dibanding analisis jalur dengan *resampling bootstrap*.

4.3.3. Efisiensi Relatif Penduga Parameter Analisis Jalur dengan *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan Tinggi

Berdasarkan perbandingan ragam penduga parameter analisis jalur dengan *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* diperoleh efisiensi relatif seperti pada tabel berikut.

Tabel 4. 7. Efisiensi Relatif Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan Tinggi

Koefisien Jalur	Ragam <i>Bootstrap</i>	Ragam <i>Jackknife delete-5</i>	Efisiensi Relatif
β_{XY1}	0,00007	0,00019	3,73064
β_{XY2}	0,00683	0,00192	3,62889
β_{Y1Y2}	0,01402	0,00394	3,62942
B_{XY3}	0,01937	0,00536	3,72607
β_{Y1Y3}	0,04226	0,01193	3,72165
β_{Y2Y3}	0,03932	0,01139	3,71637

Berdasarkan Tabel 4.5 dapat diketahui bahwa nilai efisiensi relatif seluruh koefisien analisis jalur bernilai > 1 , hal ini menunjukkan bahwa metode *jackknife delete-5* mempunyai ragam lebih kecil dibandingkan ragam metode *bootstrap*. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa analisis jalur dengan *resampling jackknife delete-5* tiga kali lebih efisien dibanding analisis jalur dengan *resampling bootstrap*.

4.3.4. Efisiensi Relatif Penduga Parameter Analisis Jalur dengan *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife delete-5* pada Tingkat Keeratan yang mewakili Tingkat Keeratan Rendah hingga Tinggi

Berdasarkan perbandingan ragam penduga parameter analisis jalur dengan *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* diperoleh efisiensi relative seperti pada tabel berikut.

Tabel 4. 8. Efisiensi Relatif Penduga Parameter pada Tingkat Keeratan yang mewakili Tingkat Keeratan Rendah hingga Tinggi

Koefisien Jalur	Ragam <i>Bootstrap</i>	Ragam <i>Jackknife delete-5</i>	Efisiensi Relatif
β_{XY1}	0,00007	0,00002	3,7306
β_{XY2}	0,00128	0,00036	3,6229
β_{Y1Y2}	0,01402	0,00394	3,6294
B_{XY3}	0,00360	0,00100	3,7267
β_{Y1Y3}	0,03868	0,01018	3,7039
β_{Y2Y3}	0,03932	0,01140	3,7164

Berdasarkan Tabel 4.5 dapat diketahui bahwa nilai efisiensi relatif seluruh koefisien analisis jalur bernilai > 1 , hal ini menunjukkan bahwa metode *jackknife delete-5* mempunyai ragam lebih kecil dibandingkan ragam metode *bootstrap*. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa analisis jalur dengan *resampling jackknife delete-5* tiga kali lebih efisien dibanding analisis jalur dengan *resampling bootstrap*. Berbeda dengan penelitian Sahinler dan Topuz, pada penelitian ini *resampling jackknife delete-5* dilakukan dengan penghapusan lima pengamatan, sedangkan pada penelitian Sahinler

dan Topuz menggunakan *resampling jackknife delete-5* dengan penghapusan satu pengamatan sehingga sampel *jackknife delete-5* yang terbentuk lebih sedikit dibandingkan sampel *bootstrap*, hal ini menyebabkan *resampling bootstrap* lebih baik dibandingkan *resampling jackknife delete-5*.

BAB V

PENUTUP

5.1. KESIMPULAN

Berdasarkan studi simulasi yang telah dilakukan, dapat diambil kesimpulan bahwa penggunaan *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* pada data dengan asumsi normalitas tidak terpenuhi menunjukkan bahwa *resampling bootstrap* dan *jackknife delete-5* dapat diterapkan dan mampu mengatasi asumsi normalitas. Hasil perhitungan efisiensi relatif pada berbagai kondisi tingkat keeratan hubungan menunjukkan bahwa metode *resampling jackknife delete-5* (*delete-5*) tiga kali lebih efisien dibandingkan metode *resampling bootstrap*.

5.2. SARAN

Peneliti selanjutnya diharapkan dapat membandingkan berbagai kondisi jumlah penghapusan pengamatan pada proses pengambilan sampel *jackknife delete-5* sehingga dapat mengetahui jumlah penghapusan pengamatan yang dapat mengoptimalkan *resampling jackknife delete-5*.

DAFTAR PUSTAKA

- Ariani, D., Yuki N. N., Desi. 2017. *Perbandingan Metode Bootstrap dan Jackknife Resampling dalam Menentukan Nilai Estimasi dan Interval Kontingensi Parameter Regresi*, *Jurnal Eksponensial*. Vol 8 Issue 1, 43-49.
- Dillon, W. R. dan Goldstein, M. 1984. *Multivariate Analysis Methods and Application*. New York: John Wiley & Sons Inc.
- Drapper, N. Smith, H. 1992. *Analisis Regresi Terapan*. Jakarta: Gramedia Pustaka.
- Efron, B. dan Tibhirani, R.J. 1993. *An Intoduction to the Bootstrap*. US: Springer.
- Gujarati, D. 2004. *Basic Econometrics*. Fourth Edition. New York: McGraw Hill.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., dan Anderson, R. E. (1998). *Multivariate Data Analysis*. New Jersey: Prentice Hall.
- Li, C. C. 1975. *Path Analysis – A Primer*. USA: The Boxwood Press.
- Rodliyah, Iesyah. 2016. *Perbandingan Metode Bootstrap dan Jackknife dalam Mengestimasi Parameter Regresi Linier Berganda*. Universitas Hasyim Asy'ari: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika Vol. I, No.1.
- Rutherford, R.D. 1993. *Statistikal Model For Causal Analysis*. New York: John Wiley & Sons Inc.
- Solimun, 2002. *Multivariate Analysis Structural Equation Modelling (SEM) Lisrel dan Amos*. Malang: Penerbit Universitas Negeri Malang.
- Solimun. 2010. *Analisis Multivariat Pemodelan Struktural*. Malang: CV Citra Malang.
- Solimun, A. A. R. Fernandes, dan Nurjannah. 2017. *Metode Statistika Multivariat: Pemodelan Persamaan struktural (SEM) perndekatan WarpPLS*. Malang: UB Press.
- Wackerly, D.D., Mendenhall, W., dan Scheaffer, R.L, 1981. *Mathematical Statistics with Applications*, Second Edition. Boston, Mass: Duxbury Press.

LAMPIRAN

Lampiran 1. *Source Code* untuk Membangkitkan Koefisien Jalur dan Residual

```
#fungsi untuk membangkitkan beta dan error untuk c
kondisi, r perulangan
rand = function(nc,r,n,ba,bb,KTG){
[1] id = matrix(0, nc*r, 1)
[2] b  = matrix(0, nc*r, 6)
[3] e  = matrix(0, nc*r, 3*n)

[4] for (i in 1:nc){
[5] id[((i-1)*r+1):(i*r)] = i*1000
    }
[6] id = id + matrix(rep(1:r, nc*r),nc*r, 1)

[7] for (j in 1:(nc*r)){
[8] set.seed(id[j])
[9] m
[10] b2 = matrix(rbinom(6, 1, 0.5) , 1, 6)
[11] b3 = (b2 - 0.5) * 2
[12] b[j,] = b1*b3
[13] e[j,] = matrix(rweibull (3*n, 2,0.05), 1, 3*n)
    }
[14] rand = list(id = id, beta = b, error = e)
    }
```

Lampiran 2. *Source Code* untuk *Resampling Bootstrap* pada Analisis Jalur

```
#fungsi untuk uji hipotesis dan konsistensi
[1] var.bs = function(B, r, n, id, br, er){
[2] #matriks untuk menyimpan output
[3] bo = matrix(0,r,6)
[4] mbb = matrix(0,r,6)
[5] vbb = matrix(0,r,6)
[6] se = matrix(0,r,6)
[7] t = matrix(0,r,6)
[8] p = matrix(0,r,6)
    #menghitung output untuk setiap perulangan
[9] for (i in 1:r){
    #matriks untuk perhitungan output
[10] bb = matrix(0,B,6)
    #membentuk matriks X dan Y untuk path
[11] X = seq(-2, 2, length = n)
[12] Y1 = matrix(0, n, 1)
[13] Y2 = matrix(0, n, 1)
[14] Y3 = matrix(0, n, 1)
[15] for (j in 1:n){
[16] Y1[j] = X[j] * br[i,1] + er[i,j]
[17] Y2[j] = X[j] * br[i,2] + Y1[j] * br[i,3] +
    er[i,n+j]
[18] Y3[j] = X[j] * br[i,4] + Y1[j] * br[i,5] +
    Y2[j] * br[i,6] + er[i,(2*n)+j]
    }
[19] M1 = matrix(c(X, rep(0, (5*n))), n, 6)
[20] M2 = matrix(c(rep(0, n), X, Y1, rep(0, (3*n))),
    n, 6)
[21] M3 = matrix(c(rep(0, (3*n)),X,Y1,Y2), n, 6)
[22] Xa = rbind(M1,M2,M3)
[23] Ya = matrix(c(Y1, Y2, Y3), (3*n), 1)
[24] #menghitung bo
[25] bo [i,] = t(solve (t(Xa) %*% Xa) %*% (t(Xa)
    %*% Ya))
[26] #resampling dan OLS
[27] dat = cbind(X, Y1, Y2, Y3)
[28] set.seed (1000+i)
[29] for (k in 1:B){
```

```

[30] sn = sample(nrow(dat), nrow(dat), replace =
      TRUE)
[31] sb = as.matrix(dat[sn,])
[32] Mb1 = matrix(c(sb[,1], rep(0, (5*n))), n, 6)
[33] Mb2 = matrix(c(rep(0, n), sb[,1], sb[,2],
      rep(0, (3*n))), n, 6)
[34] Mb3 = matrix(c(rep(0, (3*n)), sb[,1], sb[,2],
      sb[,3]), n, 6)
[35] Xb = rbind(Mb1, Mb2, Mb3)
[36] Yb = matrix(c(sb[,2], sb[,3], sb[,4]), (3*n),
      1)
      Z
#menghitung output
[37] mbb[i,] = matrix(apply(bb, 2, mean), 1, 6)
[38] vbb[i,] = matrix(apply(bb, 2, var), 1, 6)
[39] s = matrix(0, 1, 6)
[40] for (l in 1:6){
[41] a = bb[,l]
[42] b = matrix(rep(mbb[i,l]), B, 1)
[43] s[,l] = sqrt(vbb[i,]
      }
[44] se[i,] = s
[45] t[i,] = mbb[i,] / se[i,]
#menggabungkan output I
[46] Hasil.BS = cbind(id, br, bo, mbb, se, t, p)
[47] Hasil.BS = round(Hasil.BS, 4)
[48] colnames(Hasil.BS) = c("id", "br.xy1",
      "br.xy2", "br.y1y2", "br.xy3", "br.y1y3",
      "br.y2y3", "bo.xy1", "bo.xy2", "bo.y1y2",
      "bo.xy3", "bo.y1y3", "bo.y2y3", "bb.xy1",
      "bb.xy2", "bb.y1y2", "bb.xy3", "bb.y1y3",
      "bb.y2y3", "se.xy1", "se.xy2", "se.y1y2",
      "se.xy3", "se.y1y3", "se.y2y3", "t.xy1",
      "t.xy2", "t.y1y2", "t.xy3", "t.y1y3",
      "t.y2y3", "p.xy1", "p.xy2", "p.y1y2",
      "p.xy3", "p.y1y3", "p.y2y3")
[49] write.csv(Hasil.BS, file = "Hasil Bootstrap
      IV.csv")
[50] #menggabungkan output II
[51] bs = vbb

```

```
[52] colnames(bs) = c("vbb.xy1", "vbb.xy2",  
  "vbb.y1y2", "vbb.xy3", "vbb.y1y3",  
  "vbb.y2y3")  
[53] write.csv(bs, file = "Bootstrap IV.csv")  
[54] return(bs)  
}
```

Lampiran 3. *Source Code* untuk *Resampling Jackknife* Pada Analisis Jalur

```
#fungsi untuk uji hipotesis dan konsistensi
[1] var.jk = function(B, r, n, id, se, er){
  #matriks untuk menyimpan output
[2] bo = matrix(0,r,6)
[3] mbj = matrix(0,r,6)
[4] vbj = matrix(0,r,6)
[5] se = matrix(0,r,6)
[6] t = matrix(0,r,6)
[7] p = matrix(0,r,6)
  #menghitung output untuk setiap perulangan
[8] for (i in 1:r){
  #matriks untuk perhitungan output
[9] bj = matrix(0,B,6)
  #membentuk matriks X dan Y untuk path
[10] X = seq(-2, 2, length = n)
[11] Y1 = matrix(0, n, 1)
[12] Y2 = matrix(0, n, 1)
[13] Y3 = matrix(0, n, 1)
[14] for (j in 1:n){
[15] Y1[j] = X[j] * br[i,1] + er[i,j]
[16] Y2[j] = X[j] * br[i,2] + Y1[j] * br[i,3] +
  er[i,n+j]
[17] Y3[j] = X[j] * br[i,4] + Y1[j] * br[i,5] +
  Y2[j] * br[i,6] + er[i,(2*n)+j]
  }
[18] M1 = matrix(c(X, rep(0, (5*n))), n, 6)
[19] M2 = matrix(c(rep(0, n), X, Y1, rep(0, (3*n))),
  n, 6)
[20] M3 = matrix(c(rep(0, (3*n)),X,Y1,Y2), n, 6)
[21] Xa = rbind(M1,M2,M3)
[22] Ya = matrix(c(Y1, Y2, Y3), (3*n), 1)
  #menghitung bo
[23] bo [i,] = t(solve (t(Xa) %% Xa) %% t(Xa)
  %% Ya))
  #resampling dan OLS
[24] dat = cbind(X, Y1, Y2, Y3)
[25] set.seed (1000+i)
[26] m = n-5
[27] for (k in 1:B){
```

```

[28] sn = sample(nrow(dat), m, replace = FALSE)
[29] sb = as.matrix(dat[sn,])
[30] Mb1 = matrix(c(sb[,1], rep(0, (5*m))), m, 6)
[31] Mb2 = matrix(c(rep(0, m), sb[,1], sb[,2],
rep(0, (3*m))), m, 6)
[32] Mb3 = matrix(c(rep(0, (3*m)), sb[,1], sb[,2],
sb[,3]), m, 6)
[33] Xb = rbind(Mb1,Mb2,Mb3)
[34] Yb = matrix(c(sb[,2], sb[,3], sb[,4]), (3*m),
1)
[35] bj[k,] = t(solve (t(Xb) %*% Xb) %*% (t(Xb) %*%
Yb))
}
#menghitung output
[36] mbj[i,] = matrix(apply(bj, 2, mean),1,6)
[37] vbj[i,] = matrix(apply(bj, 2, var),1,6)
[38] s = matrix(0,1,6)
[39] for (l in 1:6){
[40] a = bj [,l]
[41] b = matrix(rep(mbj[i,l]),B,1)
[42] s[,l] = sqrt(vbb[i,])
}
[43] se [i,] = s
[44] t [i,] = mbj [i,] / se [i,]
#menggabungkan output I
[45] Hasil.JK = cbind (id, br, bo, mbj,se,t,p)
[46] Hasil.JK = round (Hasil.JK,4)
[47] colnames(Hasil.JK) = c("id","br.xy1",
"br.xy2", "br.y1y2", "br.xy3", "br.y1y3",
"br.y2y3", "bo.xy1", "bo.xy2", "bo.y1y2",
"bo.xy3", "bo.y1y3", "bo.y2y3", "bj.xy1",
"bj.xy2", "bj.y1y2", "bj.xy3", "bj.y1y3",
"bj.y2y3","se.xy1", "se.xy2", "se.y1y2",
"se.xy3", "se.y1y3", "se.y2y3", "t.xy1",
"t.xy2", "t.y1y2", "t.xy3", "t.y1y3",
"t.y2y3", "p.xy1", "p.xy2", "p.y1y2", "p.xy3",
"p.y1y3", "p.y2y3")
[48] write.csv (Hasil.JK, file = "Hasil Jackknife
IV.csv")
#menggabungkan output II
[49] jk = vbj

```



```
[50] colnames(jk) = c("vbj.xy1", "vbj.xy2",  
  "vbj.y1y2", "vbj.xy3", "vbj.y1y3",  
  "vbb.y2y3")  
[51] write.csv(jk, file = "Jackknife IV.csv")  
[52] return(jk)  
}
```

Lampiran 4. *Source Code* untuk Efisiensi Relatif Penduga Parameter Analisis Jalur dengan Metode *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife*

```
[1]  r   = 30 #perulangan
[2]  n   = 25  #kondisi besar sampel (25, 50, 100)
[3]  ba  = 0.05 #batas bawah
[4]  bb  = 0.15#batas atas

      #membangkitkan data
[5]  rand = rand(1, r, n, ba, bb, KTG)

      #untuk B = 1000
[6]  B   = 1000
[7]  id  = rand$id
[8]  br  = rand$beta
[9]  er  = rand$error
[10] bs  = var.bs(B, r, n, id, br, er, fn = "var
      beta bs I.csv")
[11] jk  = var.jk(B, r, n, id, br, er, fn = "var
      beta jk I.csv")

[12] effre = bs/jk
[13] colnames(effre) = c("er.xy1", "er.xy2",
      "er.yly2", "er.xy3", "er.yly3", "er.y2y3")
[14] mer = matrix(apply(effre, 2, mean),1,6)
[15] hasil = rbind(effre, mer)
[16] names1 = paste(rep("ER", r), seq(1,r))
[17] names2 = c("Mean ER")
[18] rownames(hasil) = c(names1, names2)
[19] write.csv(hasil, file = "Efisiensi Relatif
      I.csv")
```

Lampiran 5. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan *Resampling Bootstrap* pada Tingkat Keeratan Rendah

id	br.xy1	br.xy2	br.y1y2	br.xy3	br.y1y3	br.y2y3	bo.xy1	bo.xy2	bo.y1y2	bo.xy3
1001	-0,1486	-0,0913	-0,093	0,0919	-0,0927	-0,1388	-0,1462	0,0373	0,7898	0,2169
1002	0,0945	0,1291	-0,1112	0,0727	0,0874	0,1211	0,094	0,0524	0,6883	-0,0253
1003	0,0972	0,1439	0,0603	-0,1391	0,112	0,1327	0,1035	0,0565	0,8628	-0,2542
1004	-0,0772	-0,0746	0,1279	-0,1479	-0,0935	-0,1414	-0,0831	-0,0145	0,8885	-0,0806
1005	-0,0652	-0,1079	-0,0634	-0,1047	-0,106	-0,113	-0,0662	-0,0581	0,6575	-0,0499
1006	0,057	0,0883	-0,1065	0,0776	-0,0658	0,1295	0,0597	0,0311	0,7895	0,0301
1007	0,1199	0,0822	-0,1115	0,0517	0,1402	-0,0925	0,1249	-0,0341	0,788	-0,0277
1008	0,1168	0,1164	-0,1293	0,1402	0,0521	0,0722	0,1166	-0,0084	0,9426	0,0206
1009	-0,1357	0,1385	0,0582	-0,0613	0,1495	0,126	-0,132	0,2013	0,5791	-0,0867
1010	0,1052	0,0691	-0,0685	0,1178	0,1412	0,1322	0,1062	-0,0081	0,6978	0,0599
1011	0,1307	-0,057	0,0774	0,1235	0,0737	0,1351	0,1313	-0,1578	0,8678	0,0796
1012	0,071	0,087	0,0933	-0,1245	0,0786	0,0949	0,0774	0,0304	0,8038	-0,1748
1013	0,089	-0,0541	0,071	-0,1463	0,1416	0,1437	0,0899	-0,1162	0,7623	-0,1507
1014	-0,0581	-0,1334	0,1101	0,0657	0,0507	-0,0966	-0,0621	-0,0897	0,7683	0,1633
1015	-0,1322	-0,055	-0,1031	0,0815	-0,0578	0,0955	-0,1309	0,0668	0,7833	0,2376
...
1030	0,1368	0,1313	0,0968	0,1179	0,1431	-0,0747	0,1404	-0,0022	1,0529	-0,0402

Lampiran 5. (Lanjutan)

id	bo.y1y3	bo.y2y3	bb.xy1	bb.xy2	bb.y1y2	bb.xy3	bb.y1y3	bb.y2y3	se.xy1	se.xy2
1001	0,6589	0,0369	-0,1468	0,0414	0,8125	0,2185	0,6595	0,0522	0,0087	0,0228
1002	0,5709	0,5814	0,0945	0,0513	0,6965	-0,0249	0,6344	0,5242	0,0083	0,0119
1003	0,5658	0,599	0,1035	0,0553	0,8789	-0,2571	0,5737	0,615	0,0084	0,0136
1004	0,1478	0,4174	-0,0827	-0,0137	0,9005	-0,0798	0,1634	0,4145	0,0093	0,0092
1005	0,2316	0,2173	-0,0666	-0,0573	0,673	-0,0475	0,2218	0,2468	0,009	0,009
1006	-0,0255	0,811	0,0599	0,0314	0,7899	0,0289	-0,0083	0,8065	0,0069	0,0069
1007	0,3923	0,6317	0,1253	-0,0363	0,8051	-0,0308	0,418	0,6218	0,0088	0,014
1008	0,8874	0,3282	0,1165	-0,009	0,949	0,0199	0,8728	0,3546	0,0072	0,0125
1009	0,4626	0,6714	-0,132	0,2043	0,6047	-0,0902	0,4476	0,6845	0,0106	0,0138
1010	0,4873	0,5196	0,1061	-0,0089	0,7052	0,0585	0,4997	0,5204	0,0103	0,0104
1011	0,498	0,3759	0,1315	-0,1585	0,8781	0,08	0,5001	0,3854	0,0082	0,0119
1012	0,3864	0,4022	0,0774	0,0301	0,8058	-0,1753	0,3928	0,3987	0,009	0,0112
1013	0,4748	0,6446	0,0897	-0,1171	0,7752	-0,1516	0,4893	0,6481	0,0111	0,0109
1014	0,3665	0,4759	-0,0619	-0,0889	0,7802	0,1623	0,3943	0,4581	0,0094	0,0085
...
1030	0,8807	0,2739	0,1401	-0,0029	1,0633	-0,0426	0,9798	0,2044	0,0078	0,0158

Lampiran 5. Lanjutan

Id	se.yly2	se..xy3	se.yly3	se.y2y3	t.xy1	t.xy2	t.yly2	t.xy3
1001	0,1303	0,0157	0,1309	0,1252	-16,7956	1,8169	6,2376	13,8822
1002	0,1143	0,0138	0,2382	0,2279	11,3427	4,3128	6,094	-1,8099
1003	0,137	0,016	0,1977	0,2017	12,2966	4,0556	6,413	-16,0281
1004	0,1078	0,0112	0,1549	0,1224	-8,8493	-1,4944	8,3543	-7,1183
1005	0,1227	0,0111	0,1273	0,1653	-7,4436	-6,3389	5,4857	-4,2826
1006	0,0875	0,0097	0,1667	0,194	8,698	4,5396	9,0304	2,9971
1007	0,1043	0,0239	0,2919	0,2903	14,1806	-2,6008	7,7153	-1,286
1008	0,1081	0,0142	0,209	0,2037	16,2086	-0,7231	8,7826	1,3997
1009	0,1113	0,0251	0,092	0,1192	-12,4689	14,7704	5,4318	-3,5939
1010	0,0948	0,0096	0,1319	0,1379	10,2905	-0,8561	7,4349	6,0777
1011	0,1045	0,027	0,1613	0,1506	16,0924	-13,2691	8,4009	2,9664
1012	0,1385	0,0104	0,0863	0,1048	8,5823	2,6913	5,8183	-16,9102
1013	0,1024	0,0258	0,1867	0,1973	8,0948	-10,7593	7,5729	-5,8865
1014	0,1081	0,0134	0,1255	0,1378	-6,5585	-10,4765	7,2142	12,0803
...
1030	0,1106	0,0219	0,3517	0,307	18,0743	-0,1861	9,6167	-1,9482

Lampiran 6. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan Resampling Jackknife pada Tingkat Keeratan Rendah

id	br.xy1	br.xy2	br.y1y2	br.xy3	br.y1y3	br.y2y3	bo.xy1	bo.xy2	bo.y1y2	bo.xy3
1001	-0,1486	-0,0913	-0,093	0,0919	-0,0927	-0,1388	-0,1462	0,0373	0,7898	0,2169
1002	0,0945	0,1291	-0,1112	0,0727	0,0874	0,1211	0,094	0,0524	0,6883	-0,0253
1003	0,0972	0,1439	0,0603	-0,1391	0,112	0,1327	0,1035	0,0565	0,8628	-0,2542
1004	-0,0772	-0,0746	0,1279	-0,1479	-0,0935	-0,1414	-0,0831	-0,0145	0,8885	-0,0806
1005	-0,0652	-0,1079	-0,0634	-0,1047	-0,106	-0,113	-0,0662	-0,0581	0,6575	-0,0499
1006	0,057	0,0883	-0,1065	0,0776	-0,0658	0,1295	0,0597	0,0311	0,7895	0,0301
1007	0,1199	0,0822	-0,1115	0,0517	0,1402	-0,0925	0,1249	-0,0341	0,788	-0,0277
1008	0,1168	0,1164	-0,1293	0,1402	0,0521	0,0722	0,1166	-0,0084	0,9426	0,0206
1009	-0,1357	0,1385	0,0582	-0,0613	0,1495	0,126	-0,132	0,2013	0,5791	-0,0867
1010	0,1052	0,0691	-0,0685	0,1178	0,1412	0,1322	0,1062	-0,0081	0,6978	0,0599
1011	0,1307	-0,057	0,0774	0,1235	0,0737	0,1351	0,1313	-0,1578	0,8678	0,0796
1012	0,071	0,087	0,0933	-0,1245	0,0786	0,0949	0,0774	0,0304	0,8038	-0,1748
1013	0,089	-0,0541	0,071	-0,1463	0,1416	0,1437	0,0899	-0,1162	0,7623	-0,1507
1014	-0,0581	-0,1334	0,1101	0,0657	0,0507	-0,0966	-0,0621	-0,0897	0,7683	0,1633
...
1030	0,1368	0,1313	0,0968	0,1179	0,1431	-0,0747	0,1404	-0,0022	1,0529	-0,0402

Lampiran 6. Lanjutan

id	bo.y1y3	bo.y2y3	bj.xy1	bj.xy2	bj.y1y2	bj.xy3	bj.y1y3	bj.y2y3	se.xy1	se.xy2
1001	0,6589	0,0369	-0,1461	0,0383	0,7942	0,217	0,6527	0,0479	0,0046	0,0114
1002	0,5709	0,5814	0,0942	0,0519	0,6943	-0,0251	0,5933	0,5612	0,0043	0,0066
1003	0,5658	0,599	0,1037	0,056	0,8683	-0,2543	0,5711	0,5962	0,0045	0,0071
1004	0,1478	0,4174	-0,0829	-0,0142	0,8915	-0,0802	0,1522	0,4187	0,005	0,0048
1005	0,2316	0,2173	-0,0662	-0,0575	0,6668	-0,0494	0,2328	0,2212	0,0049	0,0049
1006	-0,0255	0,811	0,0599	0,0313	0,7899	0,0301	-0,0208	0,8077	0,0033	0,0037
1007	0,3923	0,6317	0,1251	-0,0349	0,7949	-0,0284	0,3967	0,6328	0,0047	0,0072
1008	0,8874	0,3282	0,1168	-0,0087	0,9452	0,0206	0,8805	0,3382	0,0035	0,0061
1009	0,4626	0,6714	-0,132	0,2024	0,5878	-0,0874	0,4595	0,6733	0,0053	0,007
1010	0,4873	0,5196	0,1064	-0,0083	0,7003	0,0596	0,4916	0,519	0,0053	0,0056
1011	0,498	0,3759	0,1312	-0,1582	0,8722	0,0806	0,4932	0,382	0,0042	0,0062
1012	0,3864	0,4022	0,0774	0,0303	0,807	-0,1751	0,3892	0,4024	0,0044	0,0065
1013	0,4748	0,6446	0,0899	-0,1164	0,7642	-0,1515	0,4822	0,6419	0,0057	0,005
1014	0,3665	0,4759	-0,0622	-0,0895	0,774	0,1632	0,3691	0,475	0,0048	0,0045
...
1030	0,8807	0,2739	0,1404	-0,0022	1,054	-0,0406	0,9202	0,2421	0,004	0,0083

Lampiran 6. Lanjutan

id	se.yly2	se.xy3	se.yly3	se.y2y3	t.xy1	t.xy2	t.yly2	t.xy3
1001	0,0662	0,0082	0,0737	0,0728	-31,8444	3,3462	11,9912	26,5844
1002	0,0634	0,0072	0,1219	0,1156	21,7703	7,8169	10,9439	-3,496
1003	0,0724	0,0077	0,0892	0,0916	23,2856	7,9166	11,9937	-32,9386
1004	0,0565	0,0063	0,0808	0,0576	-16,7408	-2,9632	15,7809	-12,6531
1005	0,0675	0,0052	0,066	0,0816	-13,5274	-11,85	9,8743	-9,4278
1006	0,0455	0,0048	0,083	0,0935	18,2836	8,5092	17,3698	6,3007
1007	0,0539	0,014	0,1636	0,1497	26,6537	-4,8554	14,7473	-2,0322
1008	0,0529	0,0069	0,1142	0,11	32,9797	-1,4194	17,8642	2,9657
1009	0,0591	0,0128	0,0471	0,0605	-24,9225	28,9367	9,9515	-6,8001
1010	0,049	0,0047	0,0638	0,0698	20,2567	-1,4816	14,2984	12,6956
1011	0,0556	0,0138	0,0824	0,0762	30,8956	-25,6303	15,6887	5,8327
1012	0,0768	0,0061	0,0456	0,0574	17,4982	4,6828	10,5016	-28,8283
1013	0,0479	0,0127	0,0925	0,098	15,8614	-23,3298	15,9496	-11,9224
1014	0,0603	0,0063	0,0588	0,0638	-12,8412	-20,0813	12,8301	25,7567
...
1030	0,0557	0,0117	0,1997	0,1851	35,3457	-0,2632	18,9282	-3,4669

Lampiran 7. Efisiensi Relatif Ragam Penduga Parameter *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife* pada Tingkat Keeratan Rendah

	er.xy1	er.xy2	er.y1y2	er.xy3	er.y1y3	er.y2y3
ER 1	3,6280302	3,9710167	3,8676666	3,7196618	3,1568208	2,9566772
ER 2	3,7091471	3,2101526	3,2460993	3,6735972	3,8203435	3,8886336
ER 3	3,5749911	3,7078732	3,5836105	4,3175613	4,917566	4,8426737
ER 4	3,562102	3,6565258	3,6406584	3,123314	3,6748839	4,5244598
ER 5	3,3497196	3,4705063	3,2998935	4,4797545	3,7195727	4,1013743
ER 6	4,419065	3,5196146	3,7001331	4,0980459	4,0377443	4,3023715
ER 7	3,5466096	3,7801962	3,7482116	2,923805	3,1821553	3,7597708
ER 8	4,120669	4,1290521	4,1705001	4,2099966	3,3493288	3,4312488
ER 9	3,9955349	3,9122074	3,5526271	3,8141858	3,8145452	3,8777363
ER 10	3,8549707	3,4846347	3,7502952	4,2126799	4,272965	3,9097216
ER 11	3,701647	3,7438139	3,5348961	3,8108744	3,8369679	3,9056181
ER 12	4,1558825	2,9886715	3,2478841	2,9153	3,5803973	3,3399798
ER 13	3,8250907	4,7602	4,5643819	4,1107238	4,0695577	4,0565263
...
ER 30	3,8094873	3,6500711	3,9428405	3,4774798	3,1007208	2,7513608
Mean ER	3,7306409	3,6507243	3,6294215	3,7028862	3,707725	3,716375

Lampiran 8. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan *Resampling Bootstrap* pada Tingkat Keeratan Sedang

id	br.xy1	br.xy2	br.y1y2	br.xy3	br.y1y3	br.y2y3	bo.xy1	bo.xy2	bo.y1y2	bo.xy3
1001	-0,3971	-0,2825	-0,2859	0,2838	-0,2853	-0,3776	-0,3948	0,0655	0,5968	0,6252
1002	0,289	0,3581	-0,3224	0,2454	0,2747	0,3422	0,2885	0,126	0,4771	-0,0421
1003	0,2944	0,3878	0,2207	-0,3781	0,3241	0,3654	0,3007	0,1422	1,0232	-0,7021
1004	-0,2543	-0,2492	0,3557	-0,3958	-0,287	-0,3828	-0,2602	-0,0543	1,1164	-0,1756
1005	-0,2305	-0,3157	-0,2267	-0,3093	-0,312	-0,326	-0,2314	-0,1469	0,4942	-0,1336
1006	0,214	0,2767	-0,313	0,2553	-0,2315	0,359	0,2167	0,0787	0,583	0,0844
1007	0,3398	0,2644	-0,3231	0,2034	0,3803	-0,2849	0,3448	-0,0496	0,5765	-0,0456
1008	0,3335	0,3328	-0,3587	0,3805	0,2043	0,2444	0,3334	-0,0243	0,7132	0,0316
1009	-0,3714	0,377	0,2163	-0,2227	0,399	0,352	-0,3677	0,5626	0,7372	-0,2969
1010	0,3105	0,2382	-0,2369	0,3356	0,3824	0,3644	0,3115	0,0038	0,5293	0,1466
1011	0,3613	-0,2141	0,2548	0,3471	0,2473	0,3702	0,362	-0,4971	1,0452	0,2387
1012	0,242	0,2739	0,2866	-0,349	0,2572	0,2897	0,2484	0,0958	0,9971	-0,5142
1013	0,278	-0,2081	0,242	-0,3927	0,3832	0,3874	0,2789	-0,401	0,9333	-0,3896
1014	-0,2162	-0,3669	0,3202	0,2314	0,2015	-0,2933	-0,2201	-0,2191	0,9783	0,5225
1015	-0,3644	-0,21	-0,3062	0,263	-0,2157	0,291	-0,3631	0,1177	0,5801	0,6861
...
1030	0,3737	0,3627	0,2937	0,3358	0,3861	-0,2493	0,3772	0,0028	1,2497	-0,0856

Lampiran 8. Lanjutan

id	bo.y1y3	bo.y2y3	bb.xy1	bb.xy2	bb.y1y2	bb.xy3	bb.y1y3	bb.y2y3	se.xy1	se.xy2
1001	0,5001	-0,2019	-0,3954	0,0752	0,6195	0,6295	0,5036	-0,1866	0,0087	0,0547
1002	0,8555	0,8026	0,289	0,1232	0,4853	-0,0423	0,9069	0,7453	0,0083	0,0332
1003	0,7031	0,8317	0,3008	0,1378	1,0392	-0,7106	0,7084	0,8477	0,0084	0,04
1004	-0,173	0,176	-0,2599	-0,0514	1,1284	-0,1725	-0,1567	0,1731	0,0093	0,0276
1005	0,0796	0,0043	-0,2319	-0,1435	0,5096	-0,127	0,0746	0,0338	0,009	0,0287
1006	-0,0505	1,0405	0,2169	0,079	0,5834	0,0814	-0,0343	1,0359	0,0069	0,0195
1007	0,7857	0,4393	0,3452	-0,0557	0,5935	-0,0528	0,8092	0,4294	0,0088	0,0365
1008	1,0982	0,5004	0,3332	-0,0263	0,7197	0,0291	1,0897	0,5268	0,0072	0,0356
1009	0,6259	0,8974	-0,3677	0,5716	0,7629	-0,3068	0,6087	0,9104	0,0106	0,0396
1010	0,7938	0,7518	0,3113	0,0014	0,5367	0,1425	0,8063	0,7526	0,0103	0,0288
1011	0,629	0,611	0,3622	-0,5002	1,0555	0,24	0,6293	0,6205	0,0082	0,0354
1012	0,5056	0,5971	0,2484	0,0953	0,9991	-0,5152	0,5127	0,5936	0,009	0,0334
1013	0,6308	0,8883	0,2787	-0,4043	0,9462	-0,3927	0,6447	0,8918	0,0111	0,0294
1014	0,3969	0,2793	-0,22	-0,2164	0,9902	0,5215	0,4284	0,2615	0,0094	0,0242
...
1030	1,0551	0,0993	0,377	-5,00E-04	1,2601	-0,0938	1,1679	0,0298	0,0078	0,0413

Lampiran 8. Lanjutan

id	se.y1y2	se.xy3	se.y1y3	se.y2y3	t.xy1	t.xy2	t.y1y2	t.xy3	t.y1y3	t.y2y3
1001	0,1303	0,0431	0,1198	0,1252	-45,237	1,3737	4,7563	14,6181	4,2058	-1,4905
1002	0,1143	0,0418	0,201	0,2279	34,6879	3,7163	4,2462	-1,0109	4,5114	3,2705
1003	0,137	0,0434	0,2258	0,2017	35,7156	3,4459	7,583	-16,3563	3,1374	4,2036
1004	0,1078	0,0321	0,1746	0,1224	-27,8081	-1,8612	10,4682	-5,3743	-0,8978	1,4138
1005	0,1227	0,03	0,106	0,1653	-25,9034	-5,0049	4,1541	-4,2252	0,7036	0,2046
1006	0,0875	0,0289	0,1364	0,194	31,5031	4,0447	6,6699	2,8198	-0,2516	5,339
1007	0,1043	0,0555	0,2397	0,2903	39,0648	-1,5247	5,6881	-0,9516	3,3767	1,4789
1008	0,1081	0,0408	0,1736	0,2037	46,3714	-0,7406	6,6601	0,712	6,2787	2,5859
1009	0,1113	0,07	0,1064	0,1192	-34,7418	14,4205	6,8525	-4,3828	5,724	7,6408
1010	0,0948	0,0244	0,1134	0,1379	30,1965	0,05	5,6587	5,8298	7,1099	5,4569
1011	0,1045	0,0832	0,1852	0,1506	44,315	-14,1334	10,0982	2,8839	3,399	4,1193
1012	0,1385	0,026	0,1007	0,1048	27,5402	2,8494	7,214	-19,7847	5,0932	5,6631
1013	0,1024	0,0861	0,216	0,1973	25,151	-13,74	9,2431	-4,562	2,9843	4,5194
1014	0,1081	0,0349	0,1498	0,1378	-23,302	-8,9271	9,1568	14,9217	t,y1y3	t,y2y3
...
1030	0,1106	0,0573	0,407	0,307	48,6189	-0,0114	11,397	-1,6359	2,8695	0,097

Lampiran 9. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan *Resampling Jackknife* pada Tingkat Keeratan Sedang

id	br.xy1	br.xy2	br.y1y2	br.xy3	br.y1y3	br.y2y3	bo.xy1	bo.xy2	bo.y1y2	bo.xy3
1001	-0,3971	-0,2825	-0,2859	0,2838	-0,2853	-0,3776	-0,3948	0,0655	0,5968	0,6252
1002	0,289	0,3581	-0,3224	0,2454	0,2747	0,3422	0,2885	0,126	0,4771	-0,0421
1003	0,2944	0,3878	0,2207	-0,3781	0,3241	0,3654	0,3007	0,1422	1,0232	-0,7021
1004	-0,2543	-0,2492	0,3557	-0,3958	-0,287	-0,3828	-0,2602	-0,0543	1,1164	-0,1756
1005	-0,2305	-0,3157	-0,2267	-0,3093	-0,312	-0,326	-0,2314	-0,1469	0,4942	-0,1336
1006	0,214	0,2767	-0,313	0,2553	-0,2315	0,359	0,2167	0,0787	0,583	0,0844
1007	0,3398	0,2644	-0,3231	0,2034	0,3803	-0,2849	0,3448	-0,0496	0,5765	-0,0456
1008	0,3335	0,3328	-0,3587	0,3805	0,2043	0,2444	0,3334	-0,0243	0,7132	0,0316
1009	-0,3714	0,377	0,2163	-0,2227	0,399	0,352	-0,3677	0,5626	0,7372	-0,2969
1010	0,3105	0,2382	-0,2369	0,3356	0,3824	0,3644	0,3115	0,0038	0,5293	0,1466
1011	0,3613	-0,2141	0,2548	0,3471	0,2473	0,3702	0,362	-0,4971	1,0452	0,2387
1012	0,242	0,2739	0,2866	-0,349	0,2572	0,2897	0,2484	0,0958	0,9971	-0,5142
1013	0,278	-0,2081	0,242	-0,3927	0,3832	0,3874	0,2789	-0,401	0,9333	-0,3896
1014	-0,2162	-0,3669	0,3202	0,2314	0,2015	-0,2933	-0,2201	-0,2191	0,9783	0,5225
...
1030	0,3737	0,3627	0,2937	0,3358	0,3861	-0,2493	0,3772	0,0028	1,2497	-0,0856

Lampiran 9. Lanjutan

id	bo.y1y3	bo.y2y3	bj.xy1	bj.xy2	bj.y1y2	bj.xy3	bj.y1y3	bj.y2y3	se.xy1	se.xy2
1001	0,5001	-0,2019	-0,3947	0,0675	0,6013	0,6255	0,4961	-0,1909	0,0046	0,0277
1002	0,8555	0,8026	0,2887	0,1243	0,4831	-0,0421	0,8736	0,7823	0,0043	0,0185
1003	0,7031	0,8317	0,3009	0,1406	1,0286	-0,7025	0,7088	0,8289	0,0045	0,021
1004	-0,173	0,176	-0,2601	-0,0535	1,1194	-0,1741	-0,1689	0,1773	0,005	0,0145
1005	0,0796	0,0043	-0,2314	-0,1447	0,5035	-0,1321	0,0814	0,0082	0,0049	0,0157
1006	-0,0505	1,0405	0,2169	0,0789	0,5834	0,0842	-0,0465	1,0372	0,0033	0,0103
1007	0,7857	0,4393	0,3449	-0,052	0,5833	-0,0475	0,7903	0,4403	0,0047	0,0188
1008	1,0982	0,5004	0,3335	-0,0252	0,7159	0,0312	1,0937	0,5104	0,0035	0,0174
1009	0,6259	0,8974	-0,3677	0,5657	0,7459	-0,2987	0,6224	0,8993	0,0053	0,0207
1010	0,7938	0,7518	0,3116	0,0031	0,5318	0,1455	0,7979	0,7512	0,0053	0,0151
1011	0,629	0,611	0,3619	-0,4986	1,0496	0,2417	0,6231	0,617	0,0042	0,0187
1012	0,5056	0,5971	0,2484	0,0952	1,0003	-0,5151	0,5084	0,5973	0,0044	0,019
1013	0,6308	0,8883	0,2789	-0,4015	0,9352	-0,3921	0,6387	0,8857	0,0057	0,0135
1014	0,3969	0,2793	-0,2203	-0,218	0,984	0,5226	0,3997	0,2783	0,0048	0,0133
...
1030	1,0551	0,0993	0,3772	0,0025	1,2508	-0,0873	1,1009	0,0675	0,004	0,0211

Lampiran 9. Lanjutan

id	se.y1y2	se.xy3	se.y1y3	se.y2y3	t.xy1	t.xy2	t.y1y2	t.xy3	t.y1y3	t.y2y3
1001	0,0662	0,0229	0,0665	0,0728	-86,0179	2,4368	9,0779	27,2772	7,4565	-2,6212
1002	0,0634	0,0221	0,1035	0,1156	66,7312	6,7149	7,6147	-1,906	8,4408	6,7696
1003	0,0724	0,0211	0,1015	0,0916	67,5655	6,6811	14,2085	-33,2433	6,9802	9,0455
1004	0,0565	0,0176	0,0895	0,0576	-52,5228	-3,6818	19,8143	-9,8866	-1,8875	3,0795
1005	0,0675	0,0144	0,0554	0,0816	-47,313	-9,2255	7,4554	-9,2035	1,4704	0,1
1006	0,0455	0,0145	0,0688	0,0935	66,2236	7,6669	12,8293	5,8292	-0,6765	11,0878
1007	0,0539	0,0324	0,1365	0,1497	73,5167	-2,7626	10,8227	-1,465	5,7891	2,9407
1008	0,0529	0,0199	0,0937	0,11	94,2085	-1,4466	13,5299	1,5676	11,6674	4,6412
1009	0,0591	0,0356	0,0543	0,0605	-69,4434	27,344	12,6293	-8,3814	11,4698	14,8625
1010	0,049	0,012	0,0546	0,0698	59,3403	0,2051	10,8587	12,0868	14,6066	10,7702
1011	0,0556	0,0424	0,0944	0,0762	85,1949	-26,6941	18,8798	5,6961	6,6001	8,0953
1012	0,0768	0,0149	0,0533	0,0574	56,1457	5,0252	13,017	-34,6068	9,5323	10,4143
1013	0,0479	0,0423	0,1066	0,098	49,2197	-29,7123	19,5179	-9,2666	5,9927	9,0399
1014	0,0603	0,0164	0,0699	0,0638	-45,4766	-16,4228	16,3125	31,8071	5,7195	4,3619
...
1030	0,0557	0,0301	0,2337	0,1851	94,9622	0,1186	22,4633	-2,9044	4,7102	0,3647

Lampiran 10. Efisiensi Relatif Penduga Parameter *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife* pada Tingkat Keeratan Sedang

	er.xy1	er.xy2	er.y1y2	er.y3	er.y1y3	er.y2y3
ER 1	3,6280302	3,9032762	3,8676666	3,5258998	3,239854	2,9566772
ER 2	3,7091471	3,2107083	3,2460993	3,5771822	3,7729595	3,8886336
ER 3	3,5749911	3,6083129	3,5836105	4,2272989	4,9446419	4,8426737
ER 4	3,562102	3,6116163	3,6406584	3,3213092	3,807759	4,5244598
ER 5	3,3497196	3,3410224	3,2998935	4,3826159	3,6618125	4,1013743
ER 6	4,419065	3,5949587	3,7001331	3,9887573	3,935227	4,3023715
ER 7	3,5466096	3,7661649	3,7482116	2,9269931	3,0818644	3,7597708
ER 8	4,120669	4,1636536	4,1705001	4,2243214	3,4283296	3,4312488
ER 9	3,9955349	3,6713336	3,5526271	3,8588913	3,8404471	3,8777363
ER 10	3,8549707	3,6422748	3,7502952	4,1280316	4,3092278	3,9097216
ER 11	3,701647	3,5906671	3,5348961	3,8471905	3,8461901	3,9056181
ER 12	4,1558825	3,1112798	3,2478841	3,0612357	3,5628066	3,3399798
ER 13	3,8250907	4,7417116	4,5643819	4,1393875	4,1088961	4,0565263
...
ER 30	3,8094873	3,835895	3,9428405	3,6368918	3,032416	2,7513608
Mean ER	3,7306409	3,629961	3,6294215	3,7194133	3,7215085	3,716375

Lampiran 11. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan *Resampling Bootstrap* pada Tingkat Keeratan Tinggi

id	br.xy1	br.xy2	br.y1y2	br.xy3	br.y1y3	br.y2y3	bo.xy1	bo.xy2	bo.y1y2	bo.xy3
1001	-0,8943	-0,6651	-0,6718	0,6677	-0,6706	-0,8551	-0,892	0,1218	0,2109	1,4417
1002	0,678	0,8163	-0,7448	0,5908	0,6495	0,7845	0,6775	0,2731	0,0547	-0,0758
1003	0,6888	0,8756	0,5413	-0,8563	0,7482	0,8307	0,6951	0,3135	1,3438	-1,5977
1004	-0,6087	-0,5984	0,8115	-0,8916	-0,6739	-0,8657	-0,6146	-0,134	1,5721	-0,3654
1005	-0,5609	-0,7314	-0,5534	-0,7186	-0,7239	-0,752	-0,5619	-0,3243	0,1675	-0,301
1006	0,5281	0,6533	-0,7259	0,6105	-0,5631	0,818	0,5308	0,174	0,1701	0,1931
1007	0,7795	0,6288	-0,7461	0,5067	0,8606	-0,6699	0,7845	-0,0808	0,1534	-0,0815
1008	0,767	0,7656	-0,8174	0,861	0,5085	0,5888	0,7669	-0,0562	0,2545	0,0536
1009	-0,8429	0,8539	0,5326	-0,5454	0,898	0,8039	-0,8391	1,2851	1,0535	-0,7171
1010	0,7209	0,5765	-0,5738	0,7712	0,8647	0,8287	0,7219	0,0275	0,1924	0,32
1011	0,8226	-0,5282	0,6096	0,7941	0,5947	0,8403	0,8233	-1,1758	1,4	0,5571
1012	0,5839	0,6479	0,6732	-0,7979	0,6144	0,6795	0,5903	0,2268	1,3837	-1,1932
1013	0,656	-0,5162	0,5839	-0,8854	0,8665	0,8748	0,6569	-0,9704	1,2753	-0,8674
1014	-0,5323	-0,8337	0,7403	0,5629	0,503	-0,6866	-0,5363	-0,4779	1,3985	1,241
...
1030	0,8473	0,8254	0,6874	0,7717	0,8723	-0,5986	0,8509	0,0126	1,6434	-0,1763

Lampiran 11. Lanjutan

id	bo.y1y3	bo.y2y3	bb.xy1	bb.xy2	bb.y1y2	bb.xy3	bb.y1y3	bb.y2y3	se.xy1	se.xy2
1001	0,1826	-0,6795	-0,8925	0,1428	0,2336	1,4514	0,192	-0,6642	0,0087	0,1193
1002	1,4247	1,2448	0,678	0,2671	0,0629	-0,0769	1,4519	1,1876	0,0083	0,0773
1003	0,9776	1,2971	0,6952	0,3027	1,3599	-1,6176	0,9779	1,3131	0,0084	0,0938
1004	-0,8146	-0,3068	-0,6142	-0,1268	1,5841	-0,358	-0,797	-0,3097	0,0093	0,0656
1005	-0,2245	-0,4217	-0,5623	-0,3159	0,1829	-0,2859	-0,2198	-0,3922	0,009	0,069
1006	-0,1006	1,4995	0,531	0,1741	0,1705	0,1862	-0,0863	1,4949	0,0069	0,0467
1007	1,5724	0,0543	0,7849	-0,0943	0,1705	-0,0969	1,5918	0,0444	0,0088	0,0823
1008	1,5199	0,8448	0,7667	-0,061	0,261	0,0474	1,5235	0,8712	0,0072	0,0823
1009	0,9523	1,3494	-0,8391	1,3063	1,0792	-0,74	0,9311	1,3624	0,0106	0,092
1010	1,4066	1,2162	0,7218	0,0221	0,1998	0,3106	1,4194	1,217	0,0103	0,0674
1011	0,8908	1,0811	0,8235	-1,1837	1,4104	0,5601	0,8879	1,0907	0,0082	0,0834
1012	0,7439	0,9868	0,5903	0,2255	1,3857	-1,1949	0,7524	0,9833	0,009	0,0804
1013	0,9428	1,3757	0,6567	-0,9786	1,2882	-0,875	0,9555	1,3792	0,0111	0,0679
1014	0,4579	-0,114	-0,5361	-0,4714	1,4104	1,2398	0,4968	-0,1318	0,0094	0,0581
...
1030	1,404	-0,2501	0,8506	0,0045	1,6538	-0,1962	1,5442	-0,3195	0,0078	0,0934

Lampiran 11. Lanjutan

id	se.yly2	se.xy3	se.yly3	se.y2y3	t.xy1	t.xy2	t.yly2	t.xy3	t.yly3	t.y2y3
1001	0,1303	0,0984	0,1107	0,1252	-102,12	1,1966	1,7936	14,7462	1,7349	-5,3047
1002	0,1143	0,0989	0,1472	0,2279	81,3784	3,4541	0,5506	-0,7775	9,8648	5,211
1003	0,137	0,0987	0,2847	0,2017	82,5537	3,2262	9,9229	-16,3878	3,4346	6,5113
1004	0,1078	0,0749	0,2194	0,1224	-65,7257	-1,932	14,696	-4,7813	-3,6335	-2,5295
1005	0,1227	0,0684	0,0754	0,1653	-62,8232	-4,5743	1,4909	-4,1792	-2,917	-2,3731
1006	0,0875	0,0681	0,0994	0,194	77,1134	3,7296	1,949	2,7368	-0,8681	7,7045
1007	0,1043	0,1199	0,1566	0,2903	88,8332	-1,1468	1,6338	-0,8081	10,1614	0,1531
1008	0,1081	0,0945	0,1269	0,2037	106,6971	-0,741	2,4153	0,5014	12,0047	4,2765
1009	0,1113	0,16	0,1384	0,1192	-79,2875	14,1992	9,6938	-4,6262	6,7283	11,434
1010	0,0948	0,0548	0,0839	0,1379	70,0086	0,3287	2,1064	5,667	16,9106	8,8239
1011	0,1045	0,1961	0,2347	0,1506	100,7602	-14,1879	13,4927	2,8557	3,7829	7,2405
1012	0,1385	0,0582	0,1341	0,1048	65,4559	2,8046	10,0054	-20,5375	5,6124	9,3815
1013	0,1024	0,2073	0,2777	0,1973	59,2636	-14,4187	12,5835	-4,2213	3,4401	6,9896
1014	0,1081	0,0788	0,2022	0,1378	-56,7889	-8,118	13,042	15,7429	2,4578	-0,9563
...
1030	0,1106	0,1293	0,5211	0,307	109,7079	0,0478	14,9577	-1,5172	2,9634	-1,041

Lampiran 12. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan *Resampling Jackknife* pada Tingkat Keeratan Tinggi

id	br.xy1	br.xy2	br.y1y2	br.xy3	br.y1y3	br.y2y3	br.xy1	bo.y2	bo.y1y2	bo.xy3
1001	-0,8943	-0,6651	-0,6718	0,6677	-0,6706	-0,8551	-0,892	0,1218	0,2109	1,4417
1002	0,678	0,8163	-0,7448	0,5908	0,6495	0,7845	0,6775	0,2731	0,0547	-0,0758
1003	0,6888	0,8756	0,5413	-0,8563	0,7482	0,8307	0,6951	0,3135	1,3438	-1,5977
1004	-0,6087	-0,5984	0,8115	-0,8916	-0,6739	-0,8657	-0,6146	-0,134	1,5721	-0,3654
1005	-0,5609	-0,7314	-0,5534	-0,7186	-0,7239	-0,752	-0,5619	-0,3243	0,1675	-0,301
1006	0,5281	0,6533	-0,7259	0,6105	-0,5631	0,818	0,5308	0,174	0,1701	0,1931
1007	0,7795	0,6288	-0,7461	0,5067	0,8606	-0,6699	0,7845	-0,0808	0,1534	-0,0815
1008	0,767	0,7656	-0,8174	0,861	0,5085	0,5888	0,7669	-0,0562	0,2545	0,0536
1009	-0,8429	0,8539	0,5326	-0,5454	0,898	0,8039	-0,8391	1,2851	1,0535	-0,7171
1010	0,7209	0,5765	-0,5738	0,7712	0,8647	0,8287	0,7219	0,0275	0,1924	0,32
1011	0,8226	-0,5282	0,6096	0,7941	0,5947	0,8403	0,8233	-1,1758	1,4	0,5571
1012	0,5839	0,6479	0,6732	-0,7979	0,6144	0,6795	0,5903	0,2268	1,3837	-1,1932
1013	0,656	-0,5162	0,5839	-0,8854	0,8665	0,8748	0,6569	-0,9704	1,2753	-0,8674
1014	-0,5323	-0,8337	0,7403	0,5629	0,503	-0,6866	-0,5363	-0,4779	1,3985	1,241
...
1030	0,8473	0,8254	0,6874	0,7717	0,8723	-0,5986	0,8509	0,0126	1,6434	-0,1763

Lampiran 12. Lanjutan

id	br.xy1	br.xy2	br.y1y2	br.xy3	br.y1y3	br.y2y3	bo.xy1	bo.xy2	bo.y1y2	bo.xy3
1001	-0,8943	-0,6651	-0,6718	0,6677	-0,6706	-0,8551	-0,892	0,1218	0,2109	1,4417
1002	0,678	0,8163	-0,7448	0,5908	0,6495	0,7845	0,6775	0,2731	0,0547	-0,0758
1003	0,6888	0,8756	0,5413	-0,8563	0,7482	0,8307	0,6951	0,3135	1,3438	-1,5977
1004	-0,6087	-0,5984	0,8115	-0,8916	-0,6739	-0,8657	-0,6146	-0,134	1,5721	-0,3654
1005	-0,5609	-0,7314	-0,5534	-0,7186	-0,7239	-0,752	-0,5619	-0,3243	0,1675	-0,301
1006	0,5281	0,6533	-0,7259	0,6105	-0,5631	0,818	0,5308	0,174	0,1701	0,1931
1007	0,7795	0,6288	-0,7461	0,5067	0,8606	-0,6699	0,7845	-0,0808	0,1534	-0,0815
1008	0,767	0,7656	-0,8174	0,861	0,5085	0,5888	0,7669	-0,0562	0,2545	0,0536
1009	-0,8429	0,8539	0,5326	-0,5454	0,898	0,8039	-0,8391	1,2851	1,0535	-0,7171
1010	0,7209	0,5765	-0,5738	0,7712	0,8647	0,8287	0,7219	0,0275	0,1924	0,32
1011	0,8226	-0,5282	0,6096	0,7941	0,5947	0,8403	0,8233	-1,1758	1,4	0,5571
1012	0,5839	0,6479	0,6732	-0,7979	0,6144	0,6795	0,5903	0,2268	1,3837	-1,1932
1013	0,656	-0,5162	0,5839	-0,8854	0,8665	0,8748	0,6569	-0,9704	1,2753	-0,8674
1014	-0,5323	-0,8337	0,7403	0,5629	0,503	-0,6866	-0,5363	-0,4779	1,3985	1,241
...
1030	0,8473	0,8254	0,6874	0,7717	0,8723	-0,5986	0,8509	0,0126	1,6434	-0,1763

Lampiran 12. Lanjutan

id	bo.y1y3	bo.y2y3	bj.xy1	bj.xy2	bj.y1y2	bj.xy3	bj.y1y3	bj.y2y3	se.xy1	se.xy2
1001	0,1826	-0,6795	-0,8918	0,126	0,2153	1,4427	0,1828	-0,6684	0,0046	0,0606
1002	1,4247	1,2448	0,6777	0,2691	0,0607	-0,0761	1,4342	1,2246	0,0043	0,043
1003	0,9776	1,2971	0,6953	0,3098	1,3493	-1,5988	0,9842	1,2943	0,0045	0,0495
1004	-0,8146	-0,3068	-0,6144	-0,1321	1,5751	-0,3619	-0,8111	-0,3056	0,005	0,0345
1005	-0,2245	-0,4217	-0,5619	-0,3191	0,1768	-0,2975	-0,2213	-0,4178	0,0049	0,0379
1006	-0,1006	1,4995	0,531	0,1741	0,1704	0,1926	-0,098	1,4962	0,0033	0,0244
1007	1,5724	0,0543	0,7847	-0,0861	0,1603	-0,0857	1,5774	0,0554	0,0047	0,0424
1008	1,5199	0,8448	0,767	-0,0582	0,2572	0,0523	1,5199	0,8549	0,0035	0,0403
1009	0,9523	1,3494	-0,8391	1,2924	1,0623	-0,7213	0,9483	1,3513	0,0053	0,0485
1010	1,4066	1,2162	0,7221	0,0258	0,1949	0,3172	1,4106	1,2156	0,0053	0,035
1011	0,8908	1,0811	0,8232	-1,1793	1,4045	0,564	0,8829	1,0872	0,0042	0,0442
1012	0,7439	0,9868	0,5904	0,2251	1,3869	-1,1951	0,7467	0,987	0,0044	0,0451
1013	0,9428	1,3757	0,6569	-0,9717	1,2772	-0,8734	0,9515	1,3731	0,0057	0,0315
1014	0,4579	-0,114	-0,5364	-0,475	1,4042	1,2415	0,461	-0,1149	0,0048	0,0322
...
1030	1,404	-0,2501	0,8509	0,0118	1,6445	-0,1807	1,4623	-0,2818	0,004	0,0473

Lampiran 12. Lanjutan

id	se.y1y2	se.xy3	se.y1y3	se.y2y3	t.xy1	t.xy2	t.y1y2	t.xy3	t.y1y3	t.y2y3
1001	0,0662	0,0529	0,0601	0,0728	-194,3651	2,081	3,2514	27,2761	3,0442	-9,1797
1002	0,0634	0,0525	0,0775	0,1156	156,6531	6,2506	0,9564	-1,4506	18,5079	10,5963
1003	0,0724	0,0481	0,1278	0,0916	156,1253	6,2563	18,638	-33,2047	7,7015	14,1238
1004	0,0565	0,0407	0,1095	0,0576	-124,0868	-3,8318	27,8812	-8,9	-7,4079	-5,3082
1005	0,0675	0,0328	0,0395	0,0816	-114,8844	-8,4145	2,6175	-9,0598	-5,6035	-5,1203
1006	0,0455	0,0342	0,0516	0,0935	162,1037	7,1274	3,7481	5,6372	-1,8993	15,9944
1007	0,0539	0,0699	0,0915	0,1497	167,2427	-2,0298	2,9734	-1,2258	17,231	0,3699
1008	0,0529	0,046	0,064	0,11	216,666	-1,4444	4,8611	1,1373	23,7557	7,7728
1009	0,0591	0,0813	0,0704	0,0605	-158,485	26,6635	17,9847	-8,8727	13,477	22,3321
1010	0,049	0,0271	0,0405	0,0698	137,5077	0,737	3,9794	11,704	34,7983	17,4277
1011	0,0556	0,0999	0,1195	0,0762	193,7935	-26,6584	25,2619	5,6462	7,39	14,2637
1012	0,0768	0,0328	0,0715	0,0574	133,4406	4,9963	18,0476	-36,4226	10,4437	17,2098
1013	0,0479	0,1018	0,1365	0,098	115,9364	-30,88	26,6546	-8,5773	6,971	14,015
1014	0,0603	0,037	0,0939	0,0638	-110,7473	-14,7679	23,2775	33,5594	4,9082	-1,8011
...
1030	1,404	-0,2501	0,8509	0,0118	1,6445	-0,1807	1,4623	-0,2818	4,8192	-1,5229

Lampiran 13. Efisiensi Relatif Penduga Parameter *Resampling Bootstrap* dan *Jackknife* pada Tingkat Keeratan Tinggi

	er.xy1	er.xy2	er.y1y2	er.xy3	er.y1y3	er.y2y3
ER 1	3,6280302	3,8826596	3,8676666	3,4629133	3,3967812	2,9566772
ER 2	3,7091471	3,2281847	3,2460993	3,5536786	3,6074312	3,8886336
ER 3	3,5749911	3,5919214	3,5836105	4,2025896	4,9629073	4,8426737
ER 4	3,562102	3,6245599	3,6406584	3,3896907	4,0142005	4,5244598
ER 5	3,3497196	3,3154143	3,2998935	4,3396952	3,639741	4,1013743
ER 6	4,419065	3,6523017	3,7001331	3,9680562	3,7136275	4,3023715
ER 7	3,5466096	3,7569606	3,7482116	2,9406441	2,9279476	3,7597708
ER 8	4,120669	4,1685805	4,1705001	4,2242073	3,934403	3,4312488
ER 9	3,9955349	3,6025351	3,5526271	3,8721859	3,8677805	3,8777363
ER 10	3,8549707	3,7037279	3,7502952	4,0881407	4,2874018	3,9097216
ER 11	3,701647	3,5565853	3,5348961	3,8557302	3,8595233	3,9056181
ER 12	4,1558825	3,1860585	3,2478841	3,144507	3,5163515	3,3399798
ER 13	3,8250907	4,6526434	4,5643819	4,1435446	4,1403222	4,0565263
...
ER 30	3,8094873	3,8970976	3,9428405	3,6994954	2,9489349	2,7513608
Mean ER	3,7306409	3,6288956	3,6294215	3,7260745	3,7216515	3,716375

Lampiran 14. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan *Resampling Bootstrap* pada Tingkat Keeratan Rendah hingga Tinggi

id	br.xy1	br.xy2	br.y1y2	br.xy3	br.y1y3	br.y2y3	bo.xy1	bo.xy2	bo.y1y2	bo.xy3
1001	-0,3971	-0,2825	-0,2859	0,2838	-0,2853	-0,3776	-0,3948	0,0655	0,5968	0,6252
1002	0,289	0,3581	-0,3224	0,2454	0,2747	0,3422	0,2885	0,126	0,4771	-0,0421
1003	0,2944	0,3878	0,2207	-0,3781	0,3241	0,3654	0,3007	0,1422	1,0232	-0,7021
1004	-0,2543	-0,2492	0,3557	-0,3958	-0,287	-0,3828	-0,2602	-0,0543	1,1164	-0,1756
1005	-0,2305	-0,3157	-0,2267	-0,3093	-0,312	-0,326	-0,2314	-0,1469	0,4942	-0,1336
1006	0,214	0,2767	-0,313	0,2553	-0,2315	0,359	0,2167	0,0787	0,583	0,0844
1007	0,3398	0,2644	-0,3231	0,2034	0,3803	-0,2849	0,3448	-0,0496	0,5765	-0,0456
1008	0,3335	0,3328	-0,3587	0,3805	0,2043	0,2444	0,3334	-0,0243	0,7132	0,0316
1009	-0,3714	0,377	0,2163	-0,2227	0,399	0,352	-0,3677	0,5626	0,7372	-0,2969
1010	0,3105	0,2382	-0,2369	0,3356	0,3824	0,3644	0,3115	0,0038	0,5293	0,1466
1011	0,3613	-0,2141	0,2548	0,3471	0,2473	0,3702	0,362	-0,4971	1,0452	0,2387
1012	0,242	0,2739	0,2866	-0,349	0,2572	0,2897	0,2484	0,0958	0,9971	-0,5142
1013	0,278	-0,2081	0,242	-0,3927	0,3832	0,3874	0,2789	-0,401	0,9333	-0,3896
1014	-0,2162	-0,3669	0,3202	0,2314	0,2015	-0,2933	-0,2201	-0,2191	0,9783	0,5225
...
1030	0,3737	0,3627	0,2937	0,3358	0,3861	-0,2493	0,3772	0,0028	1,2497	-0,0856

Lampiran 14. Lanjutan

id	bo.y1y3	bo.y2y3	bb.xy1	bb.xy2	bb.y1y2	bb.xy3	bb.y1y3	bb.y2y3	se.xy1	se.xy2
1001	0,5001	-0,2019	-0,3954	0,0752	0,6195	0,6295	0,5036	-0,1866	0,0087	0,0547
1002	0,8555	0,8026	0,289	0,1232	0,4853	-0,0423	0,9069	0,7453	0,0083	0,0332
1003	0,7031	0,8317	0,3008	0,1378	1,0392	-0,7106	0,7084	0,8477	0,0084	0,04
1004	-0,173	0,176	-0,2599	-0,0514	1,1284	-0,1725	-0,1567	0,1731	0,0093	0,0276
1005	0,0796	0,0043	-0,2319	-0,1435	0,5096	-0,127	0,0746	0,0338	0,009	0,0287
1006	-0,0505	1,0405	0,2169	0,079	0,5834	0,0814	-0,0343	1,0359	0,0069	0,0195
1007	0,7857	0,4393	0,3452	-0,0557	0,5935	-0,0528	0,8092	0,4294	0,0088	0,0365
1008	1,0982	0,5004	0,3332	-0,0263	0,7197	0,0291	1,0897	0,5268	0,0072	0,0356
1009	0,6259	0,8974	-0,3677	0,5716	0,7629	-0,3068	0,6087	0,9104	0,0106	0,0396
1010	0,7938	0,7518	0,3113	0,0014	0,5367	0,1425	0,8063	0,7526	0,0103	0,0288
1011	0,629	0,611	0,3622	-0,5002	1,0555	0,24	0,6293	0,6205	0,0082	0,0354
1012	0,5056	0,5971	0,2484	0,0953	0,9991	-0,5152	0,5127	0,5936	0,009	0,0334
1013	0,6308	0,8883	0,2787	-0,4043	0,9462	-0,3927	0,6447	0,8918	0,0111	0,0294
1014	0,3969	0,2793	-0,22	-0,2164	0,9902	0,5215	0,4284	0,2615	0,0094	0,0242
...
1030	1,0551	0,0993	0,377	-5,00E-04	1,2601	-0,0938	1,1679	0,0298	0,0078	0,0413

Lampiran 14. Lanjutan

id	se.yly2	se.xy3	se.yly3	se.y2y3	t.xy1	t.xy2	t.yly2	t.xy3	t.yly3	t.y2y3
1001	0,1303	0,0431	0,1198	0,1252	-45,237	1,3737	4,7563	14,6181	4,2058	-1,4905
1002	0,1143	0,0418	0,201	0,2279	34,6879	3,7163	4,2462	-1,0109	4,5114	3,2705
1003	0,137	0,0434	0,2258	0,2017	35,7156	3,4459	7,583	-16,3563	3,1374	4,2036
1004	0,1078	0,0321	0,1746	0,1224	-27,8081	-1,8612	10,4682	-5,3743	-0,8978	1,4138
1005	0,1227	0,03	0,106	0,1653	-25,9034	-5,0049	4,1541	-4,2252	0,7036	0,2046
1006	0,0875	0,0289	0,1364	0,194	31,5031	4,0447	6,6699	2,8198	-0,2516	5,339
1007	0,1043	0,0555	0,2397	0,2903	39,0648	-1,5247	5,6881	-0,9516	3,3767	1,4789
1008	0,1081	0,0408	0,1736	0,2037	46,3714	-0,7406	6,6601	0,712	6,2787	2,5859
1009	0,1113	0,07	0,1064	0,1192	-34,7418	14,4205	6,8525	-4,3828	5,724	7,6408
1010	0,0948	0,0244	0,1134	0,1379	30,1965	0,05	5,6587	5,8298	7,1099	5,4569
1011	0,1045	0,0832	0,1852	0,1506	44,315	-14,1334	10,0982	2,8839	3,399	4,1193
1012	0,1385	0,026	0,1007	0,1048	27,5402	2,8494	7,214	-19,7847	5,0932	5,6631
1013	0,1024	0,0861	0,216	0,1973	25,151	-13,74	9,2431	-4,562	2,9843	4,5194
1014	0,1081	0,0349	0,1498	0,1378	-23,302	-8,9271	9,1568	14,9217	2,8597	1,8973
...
1030	0,1106	0,0573	0,407	0,307	48,6189	-0,0114	11,397	-1,6359	2,8695	0,097

Lampiran 15. Hasil Simulasi Koefisien Analisis Jalur dengan *Resampling Jackknife* pada Tingkat Keeratan Rendah hingga Tinggi

id	br.xy1	br.xy2	br.y1y2	br.xy3	br.y1y3	br.y2y3	bo.xy1	bo.xy2	bo.y1y2	bo.xy3
1001	-0,3971	-0,2825	-0,2859	0,2838	-0,2853	-0,3776	-0,3948	0,0655	0,5968	0,6252
1002	0,289	0,3581	-0,3224	0,2454	0,2747	0,3422	0,2885	0,126	0,4771	-0,0421
1003	0,2944	0,3878	0,2207	-0,3781	0,3241	0,3654	0,3007	0,1422	1,0232	-0,7021
1004	-0,2543	-0,2492	0,3557	-0,3958	-0,287	-0,3828	-0,2602	-0,0543	1,1164	-0,1756
1005	-0,2305	-0,3157	-0,2267	-0,3093	-0,312	-0,326	-0,2314	-0,1469	0,4942	-0,1336
1006	0,214	0,2767	-0,313	0,2553	-0,2315	0,359	0,2167	0,0787	0,583	0,0844
1007	0,3398	0,2644	-0,3231	0,2034	0,3803	-0,2849	0,3448	-0,0496	0,5765	-0,0456
1008	0,3335	0,3328	-0,3587	0,3805	0,2043	0,2444	0,3334	-0,0243	0,7132	0,0316
1009	-0,3714	0,377	0,2163	-0,2227	0,399	0,352	-0,3677	0,5626	0,7372	-0,2969
1010	0,3105	0,2382	-0,2369	0,3356	0,3824	0,3644	0,3115	0,0038	0,5293	0,1466
1011	0,3613	-0,2141	0,2548	0,3471	0,2473	0,3702	0,362	-0,4971	1,0452	0,2387
1012	0,242	0,2739	0,2866	-0,349	0,2572	0,2897	0,2484	0,0958	0,9971	-0,5142
1013	0,278	-0,2081	0,242	-0,3927	0,3832	0,3874	0,2789	-0,401	0,9333	-0,3896
1014	-0,2162	-0,3669	0,3202	0,2314	0,2015	-0,2933	-0,2201	-0,2191	0,9783	0,5225
...
1030	0,3737	0,3627	0,2937	0,3358	0,3861	-0,2493	0,3772	0,0028	1,2497	-0,0856

Lampiran 15. Lanjutan

id	bo.y1y3	bo.y2y3	bj.xy1	bj.xy2	bj.y1y2	bj.xy3	bj.y1y3	bj.y2y3	se.xy1	se.xy2
1001	0,5001	-0,2019	-0,3947	0,0675	0,6013	0,6255	0,4961	-0,1909	0,0046	0,0277
1002	0,8555	0,8026	0,2887	0,1243	0,4831	-0,0421	0,8736	0,7823	0,0043	0,0185
1003	0,7031	0,8317	0,3009	0,1406	1,0286	-0,7025	0,7088	0,8289	0,0045	0,021
1004	-0,173	0,176	-0,2601	-0,0535	1,1194	-0,1741	-0,1689	0,1773	0,005	0,0145
1005	0,0796	0,0043	-0,2314	-0,1447	0,5035	-0,1321	0,0814	0,0082	0,0049	0,0157
1006	-0,0505	1,0405	0,2169	0,0789	0,5834	0,0842	-0,0465	1,0372	0,0033	0,0103
1007	0,7857	0,4393	0,3449	-0,052	0,5833	-0,0475	0,7903	0,4403	0,0047	0,0188
1008	1,0982	0,5004	0,3335	-0,0252	0,7159	0,0312	1,0937	0,5104	0,0035	0,0174
1009	0,6259	0,8974	-0,3677	0,5657	0,7459	-0,2987	0,6224	0,8993	0,0053	0,0207
1010	0,7938	0,7518	0,3116	0,0031	0,5318	0,1455	0,7979	0,7512	0,0053	0,0151
1011	0,629	0,611	0,3619	-0,4986	1,0496	0,2417	0,6231	0,617	0,0042	0,0187
1012	0,5056	0,5971	0,2484	0,0952	1,0003	-0,5151	0,5084	0,5973	0,0044	0,019
1013	0,6308	0,8883	0,2789	-0,4015	0,9352	-0,3921	0,6387	0,8857	0,0057	0,0135
1014	0,3969	0,2793	-0,2203	-0,218	0,984	0,5226	0,3997	0,2783	0,0048	0,0133
...
1030	1,0551	0,0993	0,3772	0,0025	1,2508	-0,0873	1,1009	0,0675	0,004	0,0211

Lampiran 15, Lanjutan

id	se.y1y2	se.xy3	se.y1y3	se.y2y3	t.xy1	t.xy2	t.y1y2	t.xy3	t.y1y3	t.y2y3
1001	0,0662	0,0229	0,0665	0,0728	-86,0179	2,4368	9,0779	27,2772	7,4565	-2,6212
1002	0,0634	0,0221	0,1035	0,1156	66,7312	6,7149	7,6147	-1,906	8,4408	6,7696
1003	0,0724	0,0211	0,1015	0,0916	67,5655	6,6811	14,2085	-33,2433	6,9802	9,0455
1004	0,0565	0,0176	0,0895	0,0576	-52,5228	-3,6818	19,8143	-9,8866	-1,8875	3,0795
1005	0,0675	0,0144	0,0554	0,0816	-47,313	-9,2255	7,4554	-9,2035	1,4704	0,1
1006	0,0455	0,0145	0,0688	0,0935	66,2236	7,6669	12,8293	5,8292	-0,6765	11,0878
1007	0,0539	0,0324	0,1365	0,1497	73,5167	-2,7626	10,8227	-1,465	5,7891	2,9407
1008	0,0529	0,0199	0,0937	0,11	94,2085	-1,4466	13,5299	1,5676	11,6674	4,6412
1009	0,0591	0,0356	0,0543	0,0605	-69,4434	27,344	12,6293	-8,3814	11,4698	14,8625
1010	0,049	0,012	0,0546	0,0698	59,3403	0,2051	10,8587	12,0868	14,6066	10,7702
1011	0,0556	0,0424	0,0944	0,0762	85,1949	-26,6941	18,8798	5,6961	6,6001	8,0953
1012	0,0768	0,0149	0,0533	0,0574	56,1457	5,0252	13,017	-34,6068	9,5323	10,4143
1013	0,0479	0,0423	0,1066	0,098	49,2197	-29,7123	19,5179	-9,2666	5,9927	9,0399
1014	0,0603	0,0164	0,0699	0,0638	-45,4766	-16,4228	16,3125	31,8071	5,7195	4,3619
...
1030	0,0557	0,0301	0,2337	0,1851	94,9622	0,1186	22,4633	-2,9044	4,7102	0,3647

Lampiran 16. Efisiensi Relatif Penduga Parameter *Resampling Bootstrap* dan *Resampling Jackknife* pada Tingkat Keeratan Rendah hingga Tinggi

	er.xy1	er.xy2	er.y1y2	er.xy3	er.y1y3	er.y2y3
ER 1	3,6280302	3,8827738	3,8676666	3,3591464	3,3000389	2,9566772
ER 2	3,7091471	3,2196402	3,2460993	3,6771729	3,68479	3,8886336
ER 3	3,5749911	3,5976521	3,5836105	4,4819011	4,9329476	4,8426737
ER 4	3,562102	3,6129666	3,6406584	3,3005817	3,9759135	4,5244598
ER 5	3,3497196	3,3544994	3,2998935	4,2663763	3,6841672	4,1013743
ER 6	4,419065	3,5385006	3,7001331	4,3250646	3,7986709	4,3023715
ER 7	3,5466096	3,7586219	3,7482116	2,9820739	2,9595488	3,7597708
ER 8	4,120669	4,1678715	4,1705001	4,2205187	3,7845402	3,4312488
ER 9	3,9955349	3,6068272	3,5526271	3,8717494	3,8259066	3,8777363
ER 10	3,8549707	3,6855165	3,7502952	4,3132463	4,3034627	3,9097216
ER 11	3,701647	3,5594356	3,5348961	3,8298014	3,8474752	3,9056181
ER 12	4,1558825	3,1046226	3,2478841	3,0791131	3,5467841	3,3399798
ER 13	3,8250907	4,7045324	4,5643819	4,1021165	4,106575	4,0565263
...
ER 30	3,8094873	3,893546	3,9428405	3,7576946	2,9933279	2,7513608
Mean ER	3,7306409	3,6229102	3,6294215	3,7266998	3,7039224	3,716375

Lampiran 17, Contoh Pengambilan Sampel Metode *Jackknife* dengan $n=10$ dan Penghapusan 2 Pengamatan

```

[1] sn=matrix(0,45,8)
[2] n=10
[3] m=n-2
[4] for (k in 1:45){
[5]   sn[k,]=sample(n,m, replace=FALSE)
[6] }
[7] sn
[8]      [,1] [,2] [,3] [,4] [,5] [,6] [,7] [,8]
[9]   [1,]    9    5    7    8    2   10    1    6
[10]  [2,]    3    4    2    1    7    9    8    6
[11]  [3,]    1    8    6    2    4    9    3    5
[12]  [4,]   10    9    5    4    8    2    6    1
[13]  [5,]    6    5   10    1    2    7    9    3
[14]  [6,]    8   10    5    9    4    3    1    7
[15]  [7,]    6    5    3    8    9    4    1    2
[16]  [8,]    1   10    5    6    3    9    7    4
[17]  [9,]    6    5    8    1    4    7    3    2
[18] [10,]    3    2    8    5    9   10    6    4
[19] [11,]    8    7    1    4    5    3    2    9
[20] [12,]    6    3    8    7    1    5    9   10
[21] [13,]    6    1   10    5    8    2    9    4
[22] [14,]    5    2    9    3   10    1    6    7
[23] [15,]    8    4    9   10    2    7    3    5

```


[24]	[16,]	3	6	8	10	9	7	4	5
[25]	[17,]	10	7	6	4	3	9	2	5
[26]	[18,]	5	9	6	8	3	2	4	10
[27]	[19,]	6	5	9	10	4	8	2	3
[28]	[20,]	1	4	5	2	8	7	10	3
[29]	[21,]	9	10	4	6	7	3	5	1
[30]	[22,]	4	2	6	9	3	10	1	8
[31]	[23,]	4	5	7	8	2	3	9	6
[32]	[24,]	1	5	2	3	10	9	6	8
[33]	[25,]	6	9	10	7	5	8	1	4
[34]	[26,]	10	1	7	4	3	8	2	9
[35]	[27,]	3	8	5	2	10	7	9	6
[36]	[28,]	7	8	2	4	3	10	9	1
[37]	[29,]	1	5	8	2	6	9	4	7
[38]	[30,]	1	7	3	8	5	9	4	2
[39]	[31,]	2	5	10	6	9	7	3	4
[40]	[32,]	4	5	10	8	7	9	1	2
[41]	[33,]	5	4	6	8	9	1	3	10
[42]	[34,]	6	9	5	1	4	7	3	8
[43]	[35,]	1	5	3	4	2	9	8	6
[44]	[36,]	6	2	8	9	7	4	10	5
[45]	[37,]	10	4	8	6	3	2	7	1
[46]	[38,]	5	1	3	9	6	4	7	8
[47]	[39,]	10	1	8	2	9	6	4	7

[48]	[40,]	8	3	9	2	10	4	5	1
[49]	[41,]	6	4	10	7	8	2	3	5
[50]	[42,]	1	5	2	10	4	7	9	8
[51]	[43,]	8	10	5	3	2	9	7	6
[52]	[44,]	7	8	4	5	6	3	9	1
[53]	[45,]	1	5	8	2	3	4	10	9