KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
LEMBAGA PENELITIAN DAN PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT
GedungRektoratLantai 5, Jalan Prof. Dr. Sumantri Brojonegoro No. 1 Bandar Lampung 35145
Telepon (0721) 705173, Fax. (0721) 773798, e-mail : lppm@kpa.unila.ac.id
www.lppm.unila.ac.id

SURAT PERJANJIAN (KONTRAK) PEKERJAAN PELAKSANAAN KEGIATAN PENELITIAN DASAR

NOMOR : 1502/UN26.21/PN/2020
TANGGAL : 24 Maret 2020

ANTARA

PEJABAT PEMBUAT KOMITMEN
LEMBAGA PENELITIAN DAN PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT
UNIVERSITAS LAMPUNG

DAN
NETTI HERAWATI, Dr.(Ketua)
PENANGGUNGJAWAB KEGIATAN PENELITIAN DENGAN JUDUL SELEKSI MODEL LOGISTIK BINER DENGAN MULTIKOLINEARITAS DAN PENDUGAAN PEUBAH YANG MEMPENGARUHI KEMISKINAN DI INDONESIA

FAKULTAS MIPA
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2020

RINGKASAN KONTRAK

Kegiatan yang dananya berasal dari DIPA BLU Universitas Lampung

1. No./Tgl.DIPA : DIPA-023.17.2.677516/2020. 27 Desember 2019
2. Kode Keg./Sub.Keg/MAK : 4257.011.001.053.C.525119 Tahun Anggaran 2020 (Penelitian)
3. No. dan Tanggal SPK : 1502/UN26.21/PN/2020 Tanggal 23 Maret 2020
4. Nama Penanggungjawab : NETTI HERAWATI, Dr./Penanggung Jawab Kegiatan Penelitian Institusi Unila
5. Alamat Penanggungjawab : Jl.Prof. Sumantri Brojonegoro No.1 Bandar Lampung.
6. Nomor Pokok Wajib Pajak : 68.567.519.1-323.000
7. Nilai SPK/Surat Perjanjian : **Rp 20.000.000,-**
8. Uraian dan volume Pekerjaan : Penelitian dengan Judul "**SELEKSI MODEL LOGISTIK BINER DENGAN MULTIKOLINEARITAS DAN PENDUGAAN PEUBAH YANG MEMPENGARUHI KEMISKINAN DI INDONESIA**".
9. Cara Pembayaran :
   1. Kegiatan penelitian pembayaran angsuran I (satu) sebesar 70% (dari nilai pekerjaan) atau 70% x Rp 20.000.000,- yakni sebesar Rp 14.000.000,- (*Empat Belas Juta Rupiah*), setelah surat perjanjian pelaksanaan pekerjaan ini ditandatangani oleh kedua belah pihak dan menyerahkan proposal-proposal kegiatan tersebut dari Pihak Kedua kepada Pihak Pertama
   2. Kegiatan penelitian pembayaran angsuran II (dua) sebesar 30% (dari nilai pekerjaan) atau 30% x Rp 20.000.000,- yakni sebesar Rp 6.000.000,- (*Enam Juta Rupiah*), setelah pekerjaan selesai 100% dinyatakan dengan Berita Acara Serah Terima pekerjaan dan menyerahkan laporan hasil kegiatan dari Pihak Kedua kepada Pihak Pertama.
   3. Pembayaran tersebut di atas dilakukan melalui kas Badan Layanan Umum (BLU) ke Rekening Pihak Kedua pada Bank : **BNI Tanjung Karang** dengan nomor rekening .0076924713, a.n. **NETTI HERAWATI, Dr.**. sebagai penangung jawab kegiatan penelitian **PENELITIAN DASAR** Universitas Lampung.
10. Jangka waktu pelaksanaan : 185 (Seratus Delapan Puluh Lima) kalender terhitung tanggal 23 Maret – 24 September 2020
11. Tanggal Penyelesaian Pekerjaan : 24 September 2020
12. Jangka waktu Pemeliharaan : 185 hari

Ketentuan Sanksi :

1. Apabila terjadi ketelambatan pekerjaan tanpa adanya alasan yang diterima oleh pemberi pekerjaan dikenakan sanksi/denda sebesar 1/1000 (satu permil) untuk setiap hari keterlambtam denga denda makismal sebesar 5%, (lima persen) dari jumlah harga borongan.
2. Segala resiko yang timbul akibat keterlambatan pekerjaan tersebut ini sepenuhnya menjadi beban dan tanggung jawab pihak II. Maka kami sebgai pihak I dapat membatalkan SPK secara sepihak dan pihak II tidak berhak menuntut kerugian apapun dari instansi kami.

Bandar Lampung, 24 Maret 2020
Pejabat Pembuat Komitmen LPPM Universitas Lampung,

Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, DEA.
NIP 196505101993032008

KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
LEMBAGA PENELITIAN DAN PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT
GedungRektoratLantai 5, Jalan Prof. Dr. SumantriBrojonegoro No. 1 Bandar Lampung 35145
Telepon (0721) 705173, Fax. (0721) 773798, e-mail : lppm@kpa.unila.ac.id
www.lppm.unila.ac.id

SURAT PERJANJIAN (KONTRAK) PEKERJAAN PELAKSANAAN KEGIATAN PENELITIAN PENELITIAN DASAR UNIVERSITAS LAMPUNG

NOMOR : 1502/UN26.21/PN/2020
TANGGAL : 24 Maret 2020

Pada hari ini **Selasa** tanggal **Dua Puluh Empat** bulan **Maret** tahun **Dua Ribu Dua Puluh**, kami yang bertanda tangan di bawah ini :

1. Nama : **Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, DEA.**
   Jabatan : Pejabat Pembuat Komitmen LPPM Universitas Lampung
   Alamat : Jl. Prof. Soemantri Brojonegoro No.1 Bandar Lampung

Selanjutnya dalam perjanjian ini disebut **PIHAK PERTAMA**

2. Nama : NETTI HERAWATI, Dr.
   Jabatan : Penanggungjawab Pelaksanaan Kegiatan Penelitian Institusi dengan Judul "***SELEKSI MODEL LOGISTIK BINER DENGAN MULTIKOLINEARITAS DAN PENDUGAAN PEUBAH YANG MEMPENGARUHI KEMISKINAN DI INDONESIA***".
   Alamat : Jl. Prof. Soemantri Brojonegoro No.1 Bandar Lampung

Selanjutnya dalam perjanjian ini disebut **PIHAK KEDUA**

PIHAK PERTAMA DAN KEDUA berdasarkan :

1. Peraturan Presiden nomor 16 tahun 2018; tentang pengadaan barang/jasa pemerintah
2. Undang-undang RI nomor 17 tahun 2003 tentang Keuangan Negara;
3. Undang-undang nomor 20 tahun 2003 tentang Sistem Pendidikan Nasional;
4. Undang-undang nomor 15 tahun 2004 tentang Pemeriksaan Pengelolaan dan Tanggung Jawab Keuangan Negara;
5. Keppres Nomor 42 tahun 2002 jo nomor 72 tahun 2004 tentang Pelaksanaan Anggaran Pendapatan dan Belanja Negara;
6. Peraturan Menteri Keuangan Nomor 606/KMK.66/2004 tentang Pedoman Pembayaran Pelaksanaan Anggaran;
7. DIPA Universitas Lampung Nomor DIPA-023.17.2.677516/2020, tanggal 27 Desember 2019
8. Keputusan Rektor Universitas Lampung Nomor : 2441/UN26/KP/2019 tentang Pemberhentian dan Pengangkatan Ketua Lembaga Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat (LP2M) Universitas Lampung;
9. Keputusan Rektor Universitas Lampung Nomor : 920/UN26.21/PN/2020 tentang penerimaan Hibah Penelitian dan Pengabdian DIPA BLU Universitas Lampung Tahun 2020.

Dengan ini menyatakan setuju dan sepakat untuk mengikat diri dalam suatu perjanjian pelaksanaan pekerjaan , dengan ketentuan dan syarat-syarat tercantum dalam pasal-pasal ini :

PASAL 1
LINGKUP PEKERJAAN

PIHAK PERTAMA memberi tugas kepada **PIHAK KEDUA** dan **PIHAK KEDUA** menerima tugas tersebut untuk melaksanakan dan mengkoordinir kegiatan Penelitian **PENELITIAN DASAR**dengan Judul"***SELEKSI MODEL LOGISTIK BINER DENGAN MULTIKOLINEARITAS DAN PENDUGAAN PEUBAH YANG MEMPENGARUHI KEMISKINAN DI INDONESIA***".

PASAL 2
BIAYA PENELITIAN

Untuk melaksanakan kegiatan Penelitian **PENELITIAN DASAR** Unila seperti dalam pasal 1 di atas, dibiayai dari Anggaran DIPA BLU Unila TA 2020 sebesar Rp 20.000.000,- (*Dua Puluh Juta Rupiah*). Mata Anggaran Kegiatan (MAK) **4257.011.001.053.C.525119** Tahun Anggaran 2020 Sudah termasuk biaya Seminar, Penerbitan Publikasi Universitas. 4

PASAL 3
CARA PEMBAYARAN

Pembayaran tersebut pada pasal 2 di atas dilakukan dalam 2 tahap :

1. Tahap pertama sebesar 70% dari nilai kontrak atau sebesar 70% x Rp 20.000.000,- =Rp 14.000.000,-(*Empat Belas Juta Rupiah*) setelah penandatanganan kontrak oleh kedua belah pihak dan menyerahkan proposal yang disahkan Ketua Lembaga Penelitian dan Pengabdian masyarakat Universitas Lampung.
2. Tahap kedua (terakhir) sebesar 30% dari nilai kontrak atau sebesar 30% x Rp 20.000.000,- = Rp 6.000.000.- (*Enam Juta Rupiah*) setelah pekerjaan dinyatakan selesai dan dinyatakan dalam berita acara penyerahan pekerjaan dan menyerahkan laporan hasil kegiatan Penelitian dan Publikasi.
3. Luaran Penelitian Dasar:
   - Satu artikel ilmiah minimal di prosiding International Conference terindeks SCOPUS;atau
   - Satu artikel di Jurnal Nasional Minimal SINTA 4 (DOI).
   - Satu Artikel yang dipresentasikan dalam pertemuan ilmiah yang diselenggarakan LPPM Unila.

Pembayaran dilakukan melalui kas Badan Layanan Umum (BLU) Universitas Lampung pada pihak kedua ke nomor rekening **.0076924713**: **Bank BNI Tanjung Karang** atas nama : **NETTI HERAWATI, Dr.**.Penanggungjawab kegiatan penelitian **PENELITIAN DASAR**Universitas Lampung.

PASAL 4
JANGKA WAKTU PELAKSANAAN

1. Jangka waktu pelaksanaan kegiatan Penelitian **PENELITIAN DASAR** Universitas Lampung tersebut dalam pasal 1 adalah 185 (Seratus Delapan Puluh Lima) terhitung sejak ditandatanganinya perjanjian ini. Laporan ini harus diserahkan PIHAK KEDUA selambat-lambatnya tanggal 24 September 2020 sebanyak (3) Tiga Eksemplar.

2. Apabila laporan Penelitian tidak diselesaikan tepat pada waktunya, PIHAK KEDUA dapat mengajukan Adendum sebanyak 1 kali saja, dan apabila PIHAK KEDUA berhenti/diberhentikan dari jabatan atau dipindahkan ke instansi lain, PIHAK KEDUA wajib mempertanggungjawabkan penggunaan dana penelitian yang telah diterima dari PIHAK PERTAMA, selanjutnya PIHAK PERTAMA berhak menunjuk orang lain untuk melaksanakan pekerjaan tersebut.

PASAL 5
SANKSI

1. Jika **PIHAK KEDUA** tidak dapat melaksanakan pekerjaan sesuai dengan batas Waktu pelaksanaan yang tercantum dalam pasal 4 dalam perjanjian ini maka untuk tiap hari keterlambatan **PIHAK KEDUA** wajib membayar denda keterlambatan sebesar 1/1000 (satu permil) dari nilai kontrak.
2. **PIHAK KEDUA** bertanggung jawab penuh apabila dalam pelaksanaan pekerjaan ini tidak sesuai dengan ketentuan yang berlaku, atau terdapat hal = hal atau temuan pemeriksaan yang mengakibatkan kerugian negara.

PASAL 6
PENYELESAIAN PERSELISIHAN

1. Jika terjadi perselisihan antara kedua belah pihak, pada dasarnya akan diselesaikansecara musyawarah.
2. Jika perselisihan itu tidak dapat diselesaikan secara musyawarah, maka akan diselesaikan oleh "panitia pendamai" yang berfungsi sebagai juri/wasit yang dibentuk dan diangkat oleh kedua belah pihak yang terdiri dari:
   - Seorang wakil dari PIHAK PERTAMA sebagai anggota
   - Seorang wakil dari PIHAK KEDUA sebagai anggota
   - Seorang pihak ketiga yang ahli sebagai Ketua, yang telah disetujui oleh PIHAK KEDUA
3. Keputusan panitia pendamai ini mengikat kedua belah pihak, dan biaya penyelesaian perselisihan yang dikeluarkan akan ditanggung secara bersama.
4. Jika keputusan ini sebagaimana dimaksud ayat 3 pasal ini tidak dapat diterima oleh salah satu pihak, maka penyelesaian perselisihan akan diteruskan melalui pengadilan Negeri.

PASAL 7
LAIN-LAIN

1. Segala sesuatu yang belum diatur dalam surat perjanjian ini yang dipandang perlu oleh kedua belah pihak akan diatur lebih lanjut dalam surat perjanjian tambahan (*Addendum*) dan merupakan perjanjian yang tidak dapat terpisahkan dari perjanjian ini.
2. Surat perjanjian ini dibuat rangkap 4 (empat) untuk Pihak Pertama dan Pihak Kedua, selebihnya diberikan kepada pihak-pihak yang berkepentingan dan ada hubungannya dengan pekerjaan.

PASAL 8
PENUTUP

1. Surat perjanjian ini dibuat dan ditandatangani oleh kedua belah pihak di atas materai Rp 6.000.,- (enam ribu rupiah) pada lembar ke satu dan lembar kedua yang mempunyai kekuatan hukum sama.
2. Perjanjian ini berlaku mulai tanggal ditandatangani oleh kedua belah pihak.

PIHAK KEDUA Penanggungjawab Kegiatan	PIHAK PERTAMA Pejabat Pembuat Komitmen, LPPM Universitas Lampung
METERAI TEMPEL 223CAAHF378160869 6000 ENAM RIBU RUPIAH	
NETTI HERAWATI, Dr. NIP 196501251990032001	**Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, DEA.** NIP 196505101993032008

KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
LEMBAGA PENELITIAN DAN PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT
GedungRektoratLantai 5, Jalan Prof. Dr. SumantriBrojonegoro No. 1 Bandar Lampung 35145
Telepon (0721) 705173, Fax. (0721) 773798, e-mail : lppm@kpa.unila.ac.id
www.lppm.unila.ac.id

SURAT PERNYATAAN TANGGUNGJAWAB MUTLAK

Yang bertanda tangan di bawah ini :

N a m a	: NETTI HERAWATI, Dr.
N I P	: 196501251990032001
Jabatan	: Penanggungjawab Kegiatan **PENELITIAN DASAR** Unila

Menyatakan dengan sesungguhnya :

1. Perhitungan tahap I sebesar 70% yang terdapat pada kegiatan Penelitian **PENELITIAN DASAR** Unila sebesar Rp 14.000.000,- (Empat Belas Juta Rupiah) telah dihitung dengan benar. Sesuai kontrak Nomor :1502/UN26.21/PN/2020 Tanggal 24 Maret 2020.
2. Apabila dikemudian hari terdapat kelebihan atas pembayaran kegiatan Penelitian **PENELITIAN DASAR** Unila, kami bersedia menyetorkan kelebihan tersebut ke Kas Negara.
3. Segala akibat yang mungkin timbul dari perubahan di atas menjadi tanggungjawab kami sepenuhnya.

Demikian pernyataan ini kami buat dengan sebenar-benarnya.

Bandar Lampung, 24 Maret 2020
Penanggungjawab Kegiatan,

NETTI HERAWATI, Dr.
NIP 196501251990032001

KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
LEMBAGA PENELITIAN DAN PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT
GedungRektoratLantai 5, Jalan Prof. Dr. SumantriBrojonegoro No. 1 Bandar Lampung 35145
Telepon (0721) 705173, Fax. (0721) 773798, e-mail : lppm@kpa.unila.ac.id
www.lppm.unila.ac.id

SURAT PERNYATAAN TANGGUNGJAWAB MUTLAK

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama	: **Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, DEA.**
NIP	: 196505101993032008
Jabatan	: Pejabat Pembuat Komitmen LPPM Universitas Lampung

Menyatakan dengan sesungguhnya :

1. Perhitungan tahap I sebesar 70% yang terdapat pada kegiatan Penelitian **PENELITIAN DASAR** Unila sebesar Rp 14.000.000,- (Empat Belas Juta Rupiah) telah dihitung dengan benar. Sesuai kontrak Nomor :1502/UN26.21/PN/2020 Tanggal 24 Maret 2020.

2. Apabila dikemudian hari terdapat kelebihan atas pembayaran kegiatan Penelitian **PENELITIAN DASAR** Unila, kami bersedia menyetorkan kelebihan tersebut ke Kas Negara.

3. Segala akibat yang mungkin timbul dari perubahan di atas menjadi tanggungjawab kami sepenuhnya.

Demikian pernyataan ini kami buat dengan sebenar-benarnya.

Bandar Lampung, 24 Maret 2020
Pejabat Pembuat Komitmen,

Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, DEA.
NIP 196505101993032008

KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
LEMBAGA PENELITIAN DAN PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT
GedungRektoratLantai 5, Jalan Prof. Dr. SumantriBrojonegoro No. 1 Bandar Lampung 35145
Telepon (0721) 705173, Fax. (0721) 773798, e-mail : lppm@kpa.unila.ac.id
www.lppm.unila.ac.id

Nomor : 1502/UN26.21/PN/2020 — 24 Maret 2020
Lampiran : 1 (satu) berkas
Perihal : Pengajuan SPP dan SPM

Kepada Yth.
Wakil Rektor II
Universitas Lampung
Di Bandar Lampung

Dengan ini kami sampaikan permohonan penerbitan SPP dan SPM untuk keperluan pembayaran tahap I sebesar 70% Kegiatan Penelitian **PENELITIAN DASAR** Universitas Lampung sebesar Rp 14.000.000,-(Empat Belas Juta Rupiah)yang dilaksanakan sesuai dengan Surat Perjanjian nomor : 1502/UN26.21/PN/2020 Tanggal 24 Maret 2020.

Atas perhatian dan kerjasamanya diucapkan terima kasih.

Penanggungjawab Kegiatan,

NETTI HERAWATI, Dr.
NIP 196501251990032001

KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
LEMBAGA PENELITIAN DAN PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT
GedungRektoratLantai 5, Jalan Prof. Dr. SumantriBrojonegoro No. 1 Bandar Lampung 35145
Telepon (0721) 705173, Fax. (0721) 773798, e-mail : lppm@kpa.unila.ac.id
www.lppm.unila.ac.id

BERITA ACARA SERAH TERIMA PEKERJAAN
Nomor : 2065/UN26.21/PN/2020

Pada hari **Jum'at** tanggal **Dua Puluh Tujuh** bulan **Maret** tahun **Dua Ribu Dua Puluh**, kami sampaikan yang bertanda tangan di bawah ini :

1. Nama : Dr. Ir. Lusmeilia Afriliani, DEA.
   Jabatan : Pejabat Pembuat Komitmen Lembaga Penelitian Dan Pengabdian Kepada Masyarakat Universitas Lampung
   Alamat : Jl. Sumantri Brojonegoro No.1 Bandar Lampung 35145
   Selanjutnya disebut sebagai Pihak Pertama

2. Nama : NETTI HERAWATI, Dr.
   Jabatan : Penanggung Jawab Kegiatan Penelitian Institusi
   Alamat : Jl. Sumantri Brojonegoro No.1 Bandar Lampung 35145
   Selanjutnya disebut sebagai Pihak Kedua

Dengan ini menyatakan telah dilaksanakan serah terima pertama pekerjaan pelaksanaan kegiatan Penelitian **PENELITIAN DASAR** Universitas Lampung setelah Surat Perjanjian Pelaksanaan Pekerjaan di tandatangani oleh kedua belah pihak dengan pembayaran dilaksanakan dalam dua angsuran yaitu pertama sebesar 70% dan kedua 30% dari nilai pekerjaan, sebagai berikut :

1. **Pihak Pertama** telah menerima dari **Pihak Kedua** proposal pelaksanaan kegiatan Penelitian **PENELITIAN DASAR** Universitas Lampung sesuai dengan Surat Perjanjian Pelaksanaan Pekerjaan No : 1502/UN26.21/PN/2020 Tanggal 24 Maret 2020

2. **Pihak Kedua** telah menyerahkan kepada Pihak Pertama proposal pelaksanaan kegiatan Penelitian **PENELITIAN DASAR** Universitas Lampung sesuai dengan Surat Perjanjian Pelaksanaan No : 1502/UN26.21/PN/2020 Tanggal 24 Maret 2020.

Demikian berita acara serah terima pekerjaan ini dibuat untuk dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

PIHAK PERTAMA PEJABAT PEMBUAT KOMITMEN LPPM UNIVERSITAS LAMPUNG	**PIHAK KEDUA** PENANGGUNG JAWAB KEGIATAN
Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, DEA. **NIP 196505101993032008**	**NETTI HERAWATI, Dr.** **NIP196501251990032001**

KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN

UNIVERSITAS LAMPUNG
LEMBAGA PENELITIAN DAN PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT
GedungRektoratLantai 5, Jalan Prof. Dr. SumantriBrojonegoro No. 1 Bandar Lampung 35145
Telepon (0721) 705173, Fax. (0721) 773798, e-mail : lppm@kpa.unila.ac.id

BERITA ACARA PEMBAYARAN
Nomor : 2627/UN26.21/PN/2020

Pada hari **Jum'at** tanggal **Dua Puluh Tujuh** bulan **Maret** tahun **Dua Ribu Dua Puluh**, kami yang bertanda tangan di bawah ini :

1. Nama : Dr. Ir. Lusmeilia Afriliani, DEA.
   Jabatan : Pejabat Pembuat KomitmenLPPM Unila
   Alamat : Jl. Sumantri Brojonegoro No.1 Bandar Lampung
   DISEBUT SEBAGAIPIHAK PERTAMA

2. Nama : NETTI HERAWATI, Dr.
   Jabatan : Penanggungjawab Kegiatan Penelitian **PENELITIAN DASAR**
   Alamat : Jl. Sumantri Brojonegoro No.1 Bandar Lampung
   DISEBUT SEBAGAIPIHAK KEDUA

Dengan ini telah melaksanakan Kegiatan Penelitian Dasar Unila, sesuai dengan Surat Perjanjian Nomor :1502/UN26.21/PN/2020,Tanggal 24 Maret 2020

PIHAK KEDUA berhak menerima pembayaran dari **PIHAK PERTAMA** sebesar 70% dari nilai kontrak atau 70% x Rp 20.000.000,- = Rp 14.000.000,-,(Empat Belas Juta Rupiah)yang digunakan untuk 1 kegiatan penelitian, melalui kas Badan Layanan Umum Universitas Lampung.

PIHAK KEDUA sepakat atas jumlah pembayaran tersebut di atas dan dibayarkan melalui Nomor rekening **.0076924713:BNI Tanjung Karang**atas nama : **NETTI HERAWATI, Dr..** penanggungjawab kegiatan penelitian **PENELITIAN DASAR** Universitas Lampung.

Demikian berita acara pembayaran ini dibuat untuk dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Bandar Lampung, 27 Maret 2020

II. PIHAK KEDUA
Penanggungjawab Kegiatan
Penelitian PENELITIAN DASAR

NETTI HERAWATI, Dr.
NIP 196501251990032001

I. PIHAK PERTAMA
Pejabat Pembuat Komitman LPPM UNILA,

Dr. Ir. Lusmellia Afriani,DEA.
NIP 196505101993032008

TAHUN ANGGARAN : 2020
DIPA NOMOR/TANGGAL : 023.17.2.677516/2020
: Tanggal 27 Desember 2019.
MAK : **4257.011.001.053.C.525119**

KWITANSI

SUDAH DITERIMA DARI	Pejabat Pembuat Komitmen LPPM Universitas Lampung
BANYAKNYA UANG	***Empat Belas Juta Rupiah***
UNTUK PEMBAYARAN	Tahap I Pekerjaan Penelitian **PENELITIAN DASAR** Universitas Lampung Tahun 2020 sesuai dengan Surat Perjanjian No.1502/UN26.21/PN/2020 Tanggal 24 Maret 2020, dan BAP No. 2627/UN26.21/PN/2020 Tanggal 27 Maret 2020.
JUMLAH	: **Rp 14.000.000,-**

Bandar Lampung, 27 Maret 2020
Yang Menerima
Penanggungjawab KegiatanPenelitian,

Setuju dibayar :
Pejabat Pembuat KomitmanLPPMUnila,

Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, DEA.
NIP 196505101993032008

NETTI HERAWATI, Dr.
NIP 196501251990032001

Contoh Tanda Tangan

Pengesahan Petugas Bank

ROZI BUDIMAN
PO 25950

Kantor Cabang	TANJUNG KARANG
No. Rekening	0076924713 - IDR
Nama	NETTI HERAWATI, DR.I

No. E 5986351

TAPLUS (April 2018) - CMU

142 - 44083

BNI

NO. E 5986351

1. Penarikan BNI Taplus dapat dilakukan di semua Teller BNI di dalam negeri, di BNI ATM, ATM LINK, ATM Bersama dan ATM Prima di seluruh Indonesia serta ATM berlogo Cirrus atau Maestro di seluruh dunia.
2. BNI Taplus dilengkapi dengan fasilitas Kartu Debit BNI dan BNI e-Banking yang memudahkan Anda dalam melakukan transaksi perbankan.

PERHATIAN:

1. Periksa buku BNI Taplus Anda sebelum meninggalkan Bank.
2. Jika buku BNI Taplus/Kartu Debit BNI hilang, agar segera memberitahu Bank.
3. Penarikan tunai dengan surat kuasa hanya dapat dilakukan di Kantor Cabang pembuka rekening dengan membawa buku BNI Taplus dan menunjukkan asli identitas diri (KTP/SIM/Paspor) Pemberi dan Penerima Kuasa.
4. Penyalahgunaan buku BNI Taplus/Kartu Debit BNI oleh pihak ketiga yang bukan karena kesalahan Bank menjadi risiko/tanggung jawab pemegang sepenuhnya.
5. Penarikan di Teller harus menyertakan buku BNI Taplus dan asli identitas diri yang berlaku. Penarikan dengan nominal tertentu di Teller yang rekeningnya memiliki fasilitas Kartu Debit BNI harus menyertakan Kartu Debit BNI.
6. Perubahan data nasabah agar dilaporkan kepada Bank.
7. Rekening yang tidak bertransaksi selama 6 bulan berturut-turut akan dinyatakan pasif (dormant). Rekening dormant dapat aktif kembali dengan transaksi pendebetan/pengkreditan melalui fasilitas BNI e-Banking, penarikan tunai, penyetoran tunai, pemindahbukuan melalui Kantor Cabang BNI atau pembelanjaan di merchant.
8. Rekening dormant yang tidak diaktifkan dan bersaldo nihil dalam jangka waktu tertentu akan otomatis ditutup oleh sistem.
9. Penggantian buku BNI Taplus yang habis karena mutasi/rusak dapat dilakukan di seluruh Kantor Cabang BNI di dalam negeri.
10. Penggantian buku BNI Taplus karena hilang yang memiliki fasilitas Kartu Debit dapat dilakukan di seluruh Kantor Cabang BNI di dalam negeri.
11. Penggantian Kartu Debit BNI karena hilang/masa berlaku jatuh tempo/rusak dapat dilakukan di seluruh Kantor Cabang BNI di dalam negeri.

Keterangan Kode Transaksi:

1. Penyetoran
2. Penarikan
3. Kliring
4. Pemindahbukuan
5. Pajak
6. Bunga
7. Pembetulan Kesalahan
8. Pemindahan Saldo
9. Biaya Administrasi
10. Akun Transaksi Db
11. Akun Transaksi Cr
13. Transaksi Debet Phone Banking
22. Penarikan ATM
23. Transaksi Kredit Phone Banking
24. Transaksi Maestro/POS
25. Transaksi Tarik Cirrus/Link/Bersama/Prima
26. Biaya Inquiry Cirrus/Link/Bersama/Prima
27. Pembayaran Pembayaran
28. Biaya Tarik Cirrus/Link/Bersama/Prima
42. Pemindahan melalui ATM
80. Biaya Penolakan Transaksi Cirrus karena dana tidak cukup
82. Biaya Penolakan Transaksi Cirrus akibat hal-hal lain
92. Reversal/Pembatalan ATM
94. Reversal/Pembatalan Maestro/POS
95. Reversal/Pembatalan Tarik Cirrus/Link/Bersama/Prima
96. Reversal/Pembatalan Biaya Inquiry Cirrus/Link/Bersama/Prima
97. Reversal/Pembatalan Pembayaran
98. Reversal/Pembatalan Biaya Tarik Cirrus/Link/Bersama/Prima

DIREKTORAT JENDERAL PAJAK

NPWP : 68.567.519.1-323.000
NETTI HERAWATI
JL.SUKARDI HAMDANI PALAPA VB LK.I NO.38
RT.008, LABUHAN RATU
KEDATON-BANDAR LAMPUNG

Terdaftar
28-01-2009

"Lunasi Pajaknya Awasi Penggunaannya"

KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
LEMBAGA PENELITIAN DAN PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT
GedungRektoratLantai 5, Jalan Prof. Dr. Sumantri Brojonegoro No. 1 Bandar Lampung 35145
Telepon (0721) 705173, Fax. (0721) 773798, e-mail : lppm@kpa.unila.ac.id
www.lppm.unila.ac.id

SURAT PERNYATAN TANGGUNG JAWAB BELANJA

Yang bertanda tangan di bawah ini :

1. Nama : NETTI HERAWATI, Dr.
2. Alamat : Jl. Sumantri Brojonegoro No.1 Bandar Lampung

Berdasarkan Surat Keputusan Nomor : 920 /UN26.21/PP/2020 tanggal 13 Maret 2020 dan perjanjian kontrak Nomor : 1502/UN26.21/PN/2020 tanggal 24 Maret 2020 mendapatkan Anggaran Penelitian dengan judul "***SELEKSI MODEL LOGISTIK BINER DENGAN MULTIKOLINEARITAS DAN PENDUGAAN PEUBAH YANG MEMPENGARUHI KEMISKINAN DI INDONESIA***

Dengan ini menyatakan bahwa :

1. Biaya kegiatan penelitian di bawah ini meliputi ;

No	Uraian	Jumlah
1	Tahap I Persiapan dan Pelaksanaan	Rp 14.000.000
	Jumlah	**Rp 14.000.000,-**

2. Jumlah uang tersebut pada angka 1, benar-benar dikeluarkan untuk pelaksanaan kegiatan penelitian dimaksud.

Demikian surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya

Bandar Lampung, 27 Maret 2020

Materai 6000

NETTI HERAWATI, Dr.

LAPORAN

PENELITIAN DASAR

UNIVERSITAS LAMPUNG

SELEKSI MODEL LOGISTIK BINER DENGAN MULTIKOLINEARITAS DAN PENDUGAAN PEUBAH YANG MEMPENGARUHI KEMISKINAN DI INDONESIA

Oleh
Dr. Netti Herawati, M.Sc. (0025016503/6169478)
Dr. Khoirin Nisa, M.Si. (0026077401/6050683)
Nusyirwan, M.Si. (0010106603/6681591)

JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
2020

HALAMAN PENGESAHAN

Judul Penelitian	: Seleksi Model Logistik Biner dengan Multikolinearitas dan Pendugaan Peubah yang Mempengaruhi Kemiskinan di Indonesia
Manfaat sosial ekonomi	: Menjadi bahan pertimbangan dalam mengambil kebijakan pemberantasan kemiskinan di Indonesia
Jenis penelitian	: Penelitian dasar

Ketua Peneliti

a. Nama Lengkap	: Dr. Ir. Netti Herawati, M.Sc.
b. NIDN	: 0025016503
c. SINTA ID	: 6169478
d. Jabatan fungsional	: Lektor Kepala
e. Program studi	: Matematika
f. Nomo HP/email	: 081273809624/netti.herawati@fmipa.unila.ac.id

Anggota Peneliti (1)

a. Nama Lengkap	: Dr. Khoirin Nisa, M.Si.
b. NIDN	: 0026077401
c. SINTA ID	: 6050683
d. Jabutan fungsional	: Lektor
e. Program studi	: Matematika
f. Nomo HP/email	: 081379846402/ nisa.mahfudh@gmail.com

Anggota Peneliti (2)

a. Nama Lengkap	: Nusyirwan, M.Si.
b. NIDN	: 010106603
c. SINTA ID	: 6681591
d. Jabatan fungsional	: Lektor
e. Program studi	: Matematika
f. Nomo HP/email	: 08127978261/ nusyir1010@gmail.com

Jumlah mahasiswa yang terlibat	: 2
Jumlah alumni yang terlibat	: 1
Jumlah staf yang terlibat	: 1
Lokasi kegiatan	: Lab. Matematika dan Statistika Terapan FMIPA Unila
Lama kegiatan	: 6 (enam) bulan
Biaya penelitian	: Rp. 20.000.000;
Sumber dana	: BLU Unila

Bandar Lampung, 7 Oktober 2020

Mengetahui,	
Dekan FMIPA Unila	Ketua Peneliti,
Dr. Suripto Dwi Yuwono, M.Sc.	Dr. Netti Herawati, M.Sc.
197407052000031001	196501251990032001

Menyetujui,
Ketua LPPM Universitas Lampung

Dr. Lusmeilia Afriani, D.E.A
NIP. 196505101993032008

IDENTITAS DAN URAIAN UMUM

1. Judul Penelitian : Seleksi Model Logistik Biner dengan Multikolinearitas dan

Pendugaan Peubah yang Mempengaruhi Kemiskinan di

Indonesia

2. Tim Peneliti :

No	Nama	Jabatan	Bidang Keahlian	Program Studi	Alokasi Waktu (jam/minggu)
1	Dr. Netti Herawati	Ketua	Biometrika/Statistika Terapan	Matematika	48
2	Dr. Khoirin Nisa	Anggota 1	Statistika	Matematika	30
3	Nusyirwan, M.Si.	Anggota 2	Statistika	Matematika	20

3. Objek Penelitian (Jenis Material yang akan diteliti dan segi penelitian):
Data kemiskinan di Indonesia

4. Masa Pelaksanaan
Mulai : Bulan 17 Maret Tahun 2020
Berkahir : 7 Oktober Tahun 2020

5. Usulan Biata : Rp.20.000.000,00

6. Lokasi Penelitian : Lab Matematika dan Statistika Terapan FMIPA Unila

7. Kontributor mendasar dari hasil penelitian ini adalah menambah khasanah keilmuan statistika tentang efisiensi metode dalam menangani multikolinearitas dalam analisis tregresi logisti

8. Sasaran jurnal: International Journal of Statistics and Applications

DAFTAR ISI

Halaman

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Analisis regresi logistik merupakan salah satu metode statistika yang sering digunakan dalam menganalisa data respon yang bersifat biner atau multinomial. Salah satu metode untuk mencari estimasi parameter logistik adalah metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Ide dasar dari metode ini adalah menggunakan nilai suatu ruang parameter yang menghubungkan data observasi yang memiliki kemungkinan (*likelihood*) terbesar sebagai penduga dari parameter yang tidak diketahui. Prosedur dari metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), yaitu dengan cara memaksimumkan nilai L(θ) atau disebut dengan *conditional log-likelihood function*. Metode ini baik digunakan bila asumsi multikolinearitas terpenuhi. Multikolinearitas dapat berpengaruhpada tingkat akurasiprediksimodeldan menyebabkankesalahan dalam pengambilan keputusan (Montgomery and Peck, 1992; Drapper and Smith, 1998).

Terdapat beberapa metode untuk mengatasi masalah multikolinearitas pada model regresi logistik. Juga telah dilakukan penelitian tentang pengaruh multikolinearitas pada regresi berganda dan regresi logistic (Herawati *et al.* 2018; Herawati, *et al.*, 2018 Setiawan *et al.* 2019; Hastie, *et al*., 2008; Hoerl, 1962; Toka, 2016) Pada penelitian ini akan dilakukan seleksi metode *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator* (LASSO), *Principal Component Regression* (PCR), Ridge, dan *Jacknife* pada regresi logistik dengan respon.

Kelebihan dari masing-masing metode akan dianalisa menggunakan data simulasi dengan metode monte carlo didasarkan pada nilai Mean Square Error (MSE) yang paling minimum. Selanjutnya model diterapkan pada data kemiskinan di Indonesia untuk mengetahui faktor-faktor yang paling mempengaruhi kemiskinan di Indonesia berdasarkan model terbaik yang terpilih.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Meneliti efisiensi metode *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator* (LASSO), *Principal Component Regression* (PCR), Ridge, dan *Jacknife* pada regresi logistik dengan respon dalam mengatasi multikolinearitas.

2. Menentukan factor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Indonesia berdasrkan hasil seleksi model terbaik.

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah

1. Melakukan seleksi mdoel regresi logistik biner dengan metode *Least Absolute Shrinkageand SelectionOperator* (LASSO), *Principal Component Regression* (PCR), Ridge, dan *Jacknife* dibandingkan dengan MLE pada data simulasi berdasrkan nilai MSE.
2. Menganalisa faktor-fakor yang mempengaruhi kemiskinan di Indonesia berdasarkan model terbaik.

2.1 ManfaatPenelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah memberi pengetahuan kepada pemberi kebijakan mengenai faktor yang mempengaruhikemiskinan di Indonesia.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Logistik

Analisis regresi logistik merupakan analisis regresi di mana variabel tak bebas memiliki sifat biner atau dikotomus dengan satu atau lebih variabel bebas (Hosmer & Lemeshow, 2000; Myers, 1990). Pada regresi logistik, variabel tak bebas atau *dependent*berskala kategorik. Variabel tak bebas yang dinotasikan dengan y bersifat biner atau *dikotomus* yang mempunyai dua nilai yaitu 0 dan 1. Dengan demikian, variabel y mengikuti distribusi Bernoulli untuk setiap observasi tunggal. Fungsi probabilitas untuk setiap observasi diberikan sebagai berikut:

$$f(y) = \pi^y(1-\pi)^{1-y} \qquad y = 0,1 \qquad (2.1)$$

Model umum π(*x*) dinotasikan sebagai:

$$\pi(x) = \frac{exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_p x_p)}{1 + exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_p x_p)} \qquad (2.2)$$

Persamaan (2.2) disebut fungsi regresi logistik yang menunjukkan hubungan antara variabel bebas dan probabilitas yang tidak linier, sehingga untuk mendapatkan hubungan yang linier dilakukan transformasi yang sering disebut dengan transformasi logit. Bentuk logit dari π(*x*) dinyatakan sebagai g(*x*), yaitu:

$$logit[\pi(x)] = g(x) = \ln\left(\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_p x_p \quad (2.3)$$

Menurut Hosmer & Lemeshow (2000), persamaan (2.3) merupakan fungsi regresi logistik yang disebut model regresi logistik berganda.Asumsi Analisis Regresi Logistik antara lain tidak ada multikolinieritas antarvariabel independen.

2.2 Multikolinearitas

Multikolinearitas terjadi bila terdapat dua atau lebih peubah bebas yang saling berkaitan. Multikolinearitas dapat dideteksi menggunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) (Montgomery & Runger, 2011). Nilai VIFdapatdicari menggunakan rumus $VIF_{(j)} = \frac{1}{\left(1 - R_j^2\right)}$ j . R_j^2merupakan koefisien determinasiyangdidapat dari variabel prediktor $X_j$yang diregresikan dengan variabel prediktor lainnya. Jika X_j tidak berkolerasi dengan peubah bebas lain, maka R_j^2akan bernilai kecil dan nilai VIF akan mendekati 1. Sebaliknya jika X_j mempunyai kolerasi dengan peubah bebas lain, maka R_j^2akan mendekati 1 dan nilai

VIF menjadi besar. Jika nilai VIF lebih besar dari 10, maka menunjukkan adanya multikolinearitas (Montgomery & Peck, 1992).

2.3 *Maximum Likelihood Estimation*(MLE)

Maximum Likelihood Estimation (MLE) merupakan metode estimasi parameter dalam regresi logistik dengan distribusi variabel yang telah diketahui. Metode tersebut mengestimasi parameter β dengan cara memaksimumkan fungsi *likelihood* dan mensyaratkan bahwa data harus mengikuti suatu distribusi tertentu. Ketika y_i menyebar binomial dengan i banyaknya sampel maka fungsi kepekatan peluang bersama adalah :

$$f(y|\beta) = \prod_{i=1}^{N} \frac{n_i!}{y_i!(n_i - y_i)!} \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{n_i - y_i} \qquad (2.4)$$

Dengan demikian didapatkan fungsi *likelihood*:

$$L(\beta|y) = \prod_{i=1}^{N} \frac{n_i!}{y_i!(n_i - y_i)!} \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{n_i - y_i} \qquad (2.5)$$

MLE untuk menduga parameter β yaitu dengan memaksimumkan nilai fungsi *likelihood* $L(\beta) = \prod_{i=1}^{N} y_i\left(\sum_{p=0}^{P} x_{ip}\beta_p\right) - n_i . \log\left(1 + \exp\left(\sum_{p=0}^{P} x_{ip}\beta_p\right)\right)$

Pendugaan kemungkinan maksimum untuk β adalah $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{\mathbf{MLE}} = \left(\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\widehat{\mathbf{W}}\mathbf{X}\right)^{-\mathbf{1}}\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\widehat{\mathbf{W}}\mathbf{z}$ dimana z merupakan vektor kolom dengan $i$elemen sama dengan $\text{logit}(\hat{\pi}_i) + \frac{y_i\hat{\pi}_i}{\hat{\pi}_i(1-\hat{\pi}_i)}$ dan $\widehat{\mathbf{W}} = \text{diag}[\hat{\pi}_i(1 - \hat{\pi}_i)]$ yang merupakan penduga tak bias dari β (Mansson dan Shukur, 2011).

2.4. *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator* (LASSO)

Untuk mengatasi multikolinearitas pada regresi logistic dapat digunakan metode *Least Absolute Shrinkageand Selection Operator* (LASSO) (Tibshirani, 1996. LASSO menyusutkan koefisien (parameter β) yang berkolerasi menjadi tepat pada nol atau mendekati nol.Kendala Lagrangian (L^1-norm) dapat digabungkan dalam pendugaan parameter *log-likelihood* pada regresi logistik. Menurut Hastie, *et al.* (2015), pendugaan parameter pada LASSO adalah $\pi_i = \frac{1}{1+\exp(-\beta^T x_i')}$ dengan persamaan *likelihood*

$$L(\beta|y_1, \dots, y_n) = \prod_{i=1}^{n} (\pi_i)^{y_i}(1 - \pi_i)^{1-y_i} = \prod_{i=1}^{n} \left(\frac{1}{1+\exp(-\beta^T x_i')}\right)^{y_i} \left(\frac{\exp(-\beta^T x_i')}{1+\exp(-\beta^T x_i')}\right)^{1-y_i}.$$

Persamaan gabungan *log-likelihood* untuk vektor β adalah $-\sum_{i=1}^{n}[(1 - y_i)\beta^T x_i' + \ln(1 + exp(-\beta^T x_i'))]$. Persamaan gabungan anatara *log-likelihood*d engan kendala Lagrangian menghasilkan persamaan $l(\beta) = -\sum_{i=1}^{n}[(1-y_i)\beta^T x_i' + \ln(1+exp(-\beta^T x_i'))] - \lambda\sum_{k=1}^{p}|\beta_j|$ Sehingga kita peroleh penduga parameter regresi logistik dengan LASSO:

$$\hat{\beta}^{LASSO} = argmax\left\{l(\beta) - \lambda\sum_{j=1}^{p}|\beta_j|\right\} \quad (2.6)$$

λ adalah nilai bias yang diatur dalam metode LASSO. Nilai λ harus lebih besar dari pada nol. Nilai λ didapatkan dari beberapa metode seperti validasi silang dan generalized validasi silang (Tibshirani, 1996). Menurut Fonti & Belitser (2017), untuk menemukan nilai minimum glmnet menggunakan algoritma *Cyclic Coordinate Descent* (CCD). Tujuan algoritma CCD adalah membentuk nilai parameter baru yaitu:

$$\beta_j^{new} = \begin{cases} \beta_j - \Delta_j & jika\ \Delta_{vj} < -\Delta_j \\ \beta_j + \Delta_{vj} & jika\ -\Delta_j \leq \Delta_{vj} < \Delta_j \\ \beta_j + \Delta_j & jika\ \Delta_{vj} < -\Delta_j \end{cases} \quad (2.15)$$

dengan j = 1,2,…,p; β_j= penduga parameter awal; Δ_j= Δ_j= max $\left(2|\beta_j|, \frac{\Delta_j}{2}\right)$;

Δ_{vj} = Δ_{vj}= $\frac{S_j(\beta) - \lambda s}{Q(\beta_j, \Delta_j)}$ yang dapat memaksimumkan nilai *penalized log likelihood* (Genkin, *et al.*, 2011).

2.5 *Principal Component Regression* (PCR)

Dalam *Principal Component Regression* (PCR), tidak semua komponen utama dapat digunakan melainkan komponen utama berdasarkan keriteria tertentu. Komponen-komponen utama yang terpilih yaitu komponen-komponen yang mempunyai keragaman kumulatif >75% (Magarinos *et al.*, 1978). Namun, komponen utama juga dapat dipilih dengan melihat nilai akar ciri (nilai eigen) lebih dari satu. Kolinearitas sempurna terjadi apabila nilai eigen mendekati nol, semakin kecil nilai eigen makin tinggi kolinearitas antara peubah bebas. Dengan semua variabel yang terstandarisasi sehingga $\boldsymbol{X^T X}$merupakan matriks korelasi dari X dan $\boldsymbol{X^T Y}$ merupakan vector korelasi antara X dan Y. Misalkan **V**=[**V**$_1$, . . ., **V**$_p$] merupakan matriks berukuran pxp yang kolom vector eigen ternormalisasi dari $\boldsymbol{X^T X}$ dan misalkan $\lambda_1, \dots, \lambda_p$ merupakan nilai eigen yang bersesuaian. Misalkan **Q**=[**Q**$_1$, . . . , **Q**$_p$] = **XV** sehingga **Q**$_j$=**XV**$_j$adalah komponen utama ke-j dari X. Model regresi dapat ditulis sebagai $\boldsymbol{\pi(x)} = \frac{\mathbf{exp}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0 + \sum_{j=1}^{k} \boldsymbol{Q_j(x)\hat{\gamma}_j})}{(\mathbf{1}+\mathbf{exp}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0 + \sum_{j=1}^{k} \boldsymbol{Q_j(x)\hat{\gamma}_j})}$.

Estimasi kemungkinan maksimum dari γ adalah $\hat{\boldsymbol{\gamma}} = (\boldsymbol{Q^T\widehat{W}Q})^{-1}\boldsymbol{Q^T\widehat{W}_z}$dan estimasi model regresi logistik komponen utama adalah $\hat{\boldsymbol{\beta}} = \boldsymbol{V\hat{\gamma}}$ **atau** $\hat{\boldsymbol{\beta}} = [\boldsymbol{V}(\boldsymbol{Q^T\widehat{W}Q})^{-\mathbf{1}}\boldsymbol{Q^T\widehat{W}_z}]$

2.6 Logistic Ridge Regression

Metode regresi *ridge* pertama kali dikemukakan oleh Hoerl (1962) dan dikembangkan oleh Hoerl dan Kennard (1970). Metode *ridge* ditujukan untuk mengatasi multikolinearitas atau kondisi buruk yang diakibatkan oleh korelasi yang tinggi antara beberapa variabel prediktor dalam model regresi, yang dapat menghasilkan hasil pendugaan dari parameter model regresi menjadi tidak stabil dan mengusulkan model *Ridge* $\hat{\beta}_{RLE} = (X^T \widehat{W} X + kI)^{-1} X^T \widehat{W} X \hat{\beta}_{MLE}$ dengan nilai parameter k yang merupakan parameter *ridge*. Dorugade dan Kashid (2010) mengajukan nilai $k = max\left(0, \frac{p\hat{\sigma}^2}{\hat{\beta}^T\hat{\beta}} - \left[\frac{1}{n(VIF_j)_{max}}\right]^2\right)$dengan$\sigma^2 = \frac{(Y - X\beta)^T\ (Y - X\beta)}{n-p-1}$.

Hoerl dan Kennard (1970) menyarankan metode grafik yang disebut *ridge trace* untuk memilih nilai parameter k. Grafik plot berdasarkan nilai komponen individu *β(k)* dengan barisan *k* (0 <*k*<1). Konstanta k mencerminkan jumlah bias dalam estimator $\hat{\beta}_R$ bila *k* = 0 maka estimator $\hat{\beta}_R$ akan bernilai sama dengan estimator MLE *β.* Bila *k* > 0 estimator *ridge* akan bias terhadap estimator *β* tetapi cenderung lebih stabil dibandingkan estimator MLE. Pemilihan besarnya tetapan bias k merupakan masalah yang perlu diperhatikan. Tetapan bias yang diinginkan adalah tetapan bias yang menghasilkan galat yang relatif kecil dan menghasilkan koefisien estimator yang relatif stabil.

2.7 Metode Jackknife Logistick regression (JLR)

Suatu metode resampling atau lebih dikenal dengan metode *Jacknife*, yaitu metode yang menggunakan kembali sampel awal untuk mejadi sampel-sampel yang baru. Pendugaan parameter dengan metode ini diperoleh dengan menerapkan penduga *generalized ridge*, guna mengatasi multikolinearitas. Pada regesi logistic metode ini dikenal dengan metode *Jackknife Logistick regression/JLR* (Sawyer, 2005; Wu & Asar, 2016).

Misal diambil sampel acak yang independen dan memiliki distribusi yang identik, yaitu $X_1, X_2, \dots, X_n \sim F$, dimana F merupakan suatu fungsi distribusi yang tidak diketahui. Misal nilai-nilai dari sampel acak yang terambil adalah$X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n$. Penduga parameter θ, dinotasikan dengan $\hat{\theta} = \hat{\theta}(x_1, x_2, \dots, x_n)$. Quenouille (1956) mendefinisikan bias Jackkife $\boldsymbol{bias(\hat{\theta})_{jack} = (n-1)(\hat{\theta}_{(.)} - \hat{\theta})}$.

Untuk melakukan pendugaan parameter dengan metode *Jackknife*, pertama kali adalah melakukan pendugaan parameter dari metode *Generalized Ridge*, yaitu $\boldsymbol{\gamma_{GR}} = (\boldsymbol{Z^T Z} + \boldsymbol{K})^{-1}\boldsymbol{Z^T Y}$ dengan persamaan kanonik $\widehat{\boldsymbol{\gamma}}_{\boldsymbol{GR}} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}(\boldsymbol{\Lambda} + \boldsymbol{K}))\, \widehat{\boldsymbol{\gamma}}$**.**

Selanjutnya metode *Jackknife* akan diterapkan pada penduga *generalized ridge*, dengan menghilangkan pengamatan ke-i $\widehat{\boldsymbol{\gamma}}_{\boldsymbol{GR-i}} = (\boldsymbol{\Lambda}_{-\boldsymbol{i}} + \boldsymbol{K})^{-1}\boldsymbol{Z^T Y}_{-\boldsymbol{i}}$. Dengan menggunakan persamaan kanonik, maka bentuk penduga *generalized ridge* untuk $\boldsymbol{\gamma}$, adalah

$\hat{\gamma}_{GR} = (Z^T Z + K)^{-1} Z^T Y$ dan karena $\widehat{Y} = Z\hat{\gamma}_{GR}$, maka diperoleh $\hat{Y} = Z(Z^T Z + K)^{-1} Z^T Y$

Ogoke, *et al.* (2013), memperluas penduga *Jackknife* ke model *Logistic Ridge Regression* dengan mendefinisikan kembali masing persamaan $\mathbf{Y} = \boldsymbol{X\beta} + \boldsymbol{e}$ menjadi $\mathbf{Y} = \boldsymbol{S\beta} + \boldsymbol{e}$

dimana $S = X$T dengan T adalah matriks yang kolomnya adalah vektor eigen dari matriks informasi sebagai $\left(X^T \widehat{W} X + KI\right)$ dengan $\boldsymbol{W} = \boldsymbol{Z}(\boldsymbol{Z^T Z} + \boldsymbol{K})^{-1}\boldsymbol{Z^T}$.

2.8 *Mean of Squares Error (MSE)*

Nilai MSE dihitung dengan mengkuadratkan selisih antara ramalan dengan nilai aktual. Umumnya, semakin kecil nilai MSE semakin akurat nilai suatu peramalan atau suatu pemodelan. Selain itu dalam kasus multikolinearitas metode terbaik diartikan sebagai metode yang dapat melakukan perbaikan masalah multikolinearitas dari metode yang lain (Myers, 1990). Metode untuk menangani multikolinearitas ini akan dievaluasi berdasarkan nilai *Mean Square Error* (MSE) dari hasil pendugaan parameter, yang didefinisikan sebagai berikut $\mathrm{MSE}(\hat{\beta}) = \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m}\left(\hat{\beta} - \beta\right)^2 ; j = 1,2,..m$

dengan $\hat{\beta}$= penduga parameter; β= parameter regresi; m= banyaknya ulangan.

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data simulasi dan data real. Untuk data simulasi yakni data yang dibangkitkan dengan variabel bebas sebanyak p= 6 dengan n= 20, 50, 100, 200 yang diulang sebanyak 1000 kali dengan menggunakan *software* R versi 3.6.1. Untuk mendapatkan data multikolinearitas pada 3 variabel bebas dan 6 variabel bebas setiap independen variable X_p dibangkitkan menggunakan simulasi Monte Carlo dengan persamaan $X_p = \sqrt{(1-\rho^2)z_{ij}} + \rho z_{i(p+1)}$; $i = 1,2,\dots,n$ dan $j = 1,2,\dots,6$ dimana z_{ij}~N(0,1) dengan $\rho = 0{,}99$. Lalu dari nilai X_p yang telah dibangkitkan maka akan didapatkanvariabel terikat (Y) yang dibangkitkan dengan distribusi binomial dengan probabilitas regresi logistik biner yaituY=$\pi(x) = \frac{exp(\beta_0+\beta_1x_1+\beta_2x_2+\cdots+\beta_px_p)}{1+exp(\beta_0+\beta_1x_1+\beta_2x_2+\cdots+\beta_px_p)}$dengan $\beta_0 = 0$ dan $\beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_p = 1$ serta sebaran binomial (n,1,prob= $\pi(x)$). Data real yang digunakan adalah persentase kemiskinan di Inonesia yang berasal dari Badan Pusat Statistik (BPS). Persentase penduduk miskin di Indonesia (Y) beberapa provinsi di Indonesia dan faktor faktor yang memengaruhi persentase tingkat kemiskinan (Tidak miskin dan miskin) adalah terdiri dari X_1 = Kepadatan penduduk (jiwa); X_2 = Indeks Pembangunan Manusia (IPM); X_3 = Rata-rata lama sekolah (tahun); X_4 = Pengeluaran Per Kapita (ribu rupiah); X_5 = Angka melek huruf (persen); X_6 = Angka harapan hidup (tahun). Menurut BPS Indonesia rata-rata persentase penduduk miskin di Indonesia pada tahun 2018 sebesar 9.66%. Persentase penduduk miskin di Indonesia dikategorikan menjadi dua yaitu kategori miskin dan tidak miskin. Data pada Lampiran.

3.2 Metode Penelitian

Secara rinci langkah-langkah penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Melakukan simulasi data regresi logistik.
2. Mengidentifikasi multikolinearitas dengan melihat nilai VIF pada data simulasi dan data real.
3. Menentukan koefisien parameter (β) dengan analisis regresi logistik menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* pada data dengan 3 dan 6 variabel bebas yang saling berkorelasi simulasi dan data real.

4. Melakukan pendugaan parameter dengan metode LASSO, PCLR, JLR, LRR, dan MLE pada data simulasi dengan 3 dan 6 variabel bebas yang saling berkorelasi
5. Melakukan perhitungan MSE pada metode LASSO, PCLR, JLR, LRR , dan MLE data simulasi dengan 3 dan 6 variabel bebas yang saling berkorelasi.
6. Melakukan pendugaan parameter untuk menguji faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Indonesia berdasarkan metodel penduga terbaik.
7. Menarik kesimpulan

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Simulasi Data dengan 3 Variabel Bebas yang saling berkorelasi pada n berbeda
4.1.1 Hasil korelasi dan VIF pada data simulasi 3 multikolinearitas untuk metode LASSO, PCLR, JLR, LRR

Berikut ini adalah hasil simulasi data variabel bebas p=6 dengan 3 variabel bebas yang mengandung multikolinearitas, $\rho = 0{,}99$ untuk 3 variabel bebas dan $\rho = 0{,}3$ untuk 3 variabel bebas lainnya lalu n= 20, 50, 100, dan 200 serta $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = 1$. Setelah data dibangkitkan, dilakukan pengecekan nilai korelasi antarvariabel bebas dan nilai VIF masing-masing variabel bebas pada data yang mengandung multikolinearitas ditunjukkan pada tabel berikut.

Tabel 1. Nilai VIF Variabel Bebas untuk n=20

n=20	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
VIF	46.6999	15.4573	47.0813	1.6615	1.8153	1.6675

Berdasarkan Tabel 1, terlihat bahwa pada variabel bebas X_1, X_2, dan X_3 memiliki nilai VIF> 10, hal ini menandakan bahwa terjadinya multikolinieritas pada variabel bebas X_1, X_2, dan X_3. Sedangkan untuk variabelbebas lainnya memiliki nilai VIF < 10 artinya tidak mengandung multikolinearitas sehingga hanya terdapat 3 multikolinearitas yang terletak pada variabel bebas X_1, X_2, dan X_3..

Tabel 2. Nilai VIF Variabel Bebas untuk n=50

n=50	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
VIF	53.7071	36.3422	53.4786	1.5600	1.2937	1.1722

Berdasarkan Tabel 2, terlihat bahwa pada variabel bebas X_1, X_2, dan X_3 memiliki nilai VIF> 10, hal ini menandakan bahwa terjadinya multikolinieritas pada variabel bebas X_1, X_2, dan X_3. Sedangkan untuk variabel bebas lainnya memiliki nilai VIF < 10 artinya tidak mengandung multikolinearitas sehingga hanya terdapat 3 multikolinearitas yang terletak pada variabel bebas X_1, X_2, dan X_3..

Tabel 3. Nilai VIF Variabel Bebas untuk n=100

n=100	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
VIF	47.7149	41.4857	39.3686	1.0760	1.1551	1.1468

Berdasarkan Tabel 3, terlihat bahwa pada variabel bebas X_1, X_2, dan X_3 memiliki nilai VIF> 10, hal ini menandakan bahwa terjadinya multikolinieritas pada variabel bebas X_1, X_2, dan X_3. Sedangkan untuk variabel bebas lainnya memiliki nilai VIF < 10 artinya tidak mengandung multikolinearitas sehingga hanya terdapat 3 multikolinearitas yang terletak pada variabel bebas X_1, X_2, dan X_3..

Tabel 4. Nilai VIF Variabel Bebas untuk n=200

n=200	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
VIF	37.5337	31.4384	32.7923	1.1363	1.0880	1.1631

Berdasarkan Tabel 4, terlihat bahwa pada variabel bebas X_1, X_2, dan X_3 memiliki nilai VIF> 10, hal ini menandakan bahwa terjadinya multikolinieritas pada variabel bebas X_1, X_2, dan X_3. Sedangkan untuk variabel bebas lainnya memiliki nilai VIF < 10 artinya tidak mengandung multikolinearitas sehingga hanya terdapat 3 multikolinearitas yang terletak pada variabel bebas X_1, X_2, dan X_3..

4.1.2 Perbandingan metode LASSO, PCLR, JLR, LRR dan MLE untuk menentukan metode terbaik

Setelah dilakukan pengecekan nilai korelasi antarvariabel dan nilai VIF, selanjutnya dilakukan analisis dengan dilakukan pengulangan sebanyak 1000 kali pada masing masing jumlah data (n=20,50,100, 200).

Tabel 5. Nilai $\hat{\beta}_i$, SE, dan MSE Metode LASSO, PCLR, JLR, LRR dan MLE untuk n=20

n=20		$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$
LASSO	$\hat{\beta}_i$	0.5910	0.6858	1.9737	0.8827	0.9174	0.9691
	SE	0.2830	0.2728	0.4299	0.3189	0.3031	0.2861
	MSE	0.0310					
PCLR	$\hat{\beta}_i$	0.3033	0.4132	0.6367	0.6790	0.2173	0.1928
	SE	0.1755	0.1765	0.1736	0.1762	0.1721	0.1634
	MSE	0.0220					
JLR	$\hat{\beta}_i$	0.5324	0.4853	0.6041	0.2422	0.2277	0.1199
	SE	0.1227	0.1225	0.1183	0.1316	0.1308	0.1312
	MSE	0.0041					
LRR	$\hat{\beta}_i$	0.4161	0.4578	0.6492	0.2836	0.2716	0.1328
	SE	0.1301	0.1304	0.1292	0.1345	0.1316	0.1276
	MSE	0.0433					

MLE	$\hat{\beta}_i$	-2.01e+13	-6.91e+12	3.19e+13	-3.19e+11	-2.02e+12	5.83e+11
	SE	4.52e+12	1.57e+12	6.86e+12	2.44e+11	5.74e+11	1.76e+11
	MSE	7.95e+26					

Tabel 6. Nilai $\hat{\beta}_{i,}$ SE, dan MSE Metode LASSO, PCLR, JLR, LRR dan MLE untuk n=50

n=50		$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$
LASSO	$\hat{\beta}_i$	0.8202	1.3382	1.1993	0.7140	0.7465	0.8206
	SE	0.1875	0.2307	0.2160	0.1521	0.1689	0.1558
	MSE	0.0141					
PCLR	$\hat{\beta}_i$	0.3964	0.4063	0.7126	0.4925	0.1802	0.2946
	SE	0.0907	0.0901	0.0919	0.1047	0.1068	0.1082
	MSE	0.0186					
JLR	$\hat{\beta}_i$	1.2284	1.2080	1.0084	0.2976	0.7244	0.4420
	SE	0.0595	0.0591	0.0586	0.0777	0.0779	0.0801
	MSE	0.0185					
LRR	$\hat{\beta}_i$	0.5171	0.5670	0.8498	0.4940	0.5757	0.2070
	SE	0.0735	0.0734	0.0735	0.0751	0.0753	0.0752
	MSE	0.0315					
MLE	$\hat{\beta}_i$	2.06e+10	1.44e+12	2.56e+12	6.33e+11	1.18e+12	1.39e+12
	SE	1512	2152	3766	1001	2023	1982
	MSE	6.74e+24					

Tabel 7. Nilai $\hat{\beta}_{i,}$ SE, dan MSE Metode LASSO, PCLR, JLR, LRR dan MLE untuk n=100

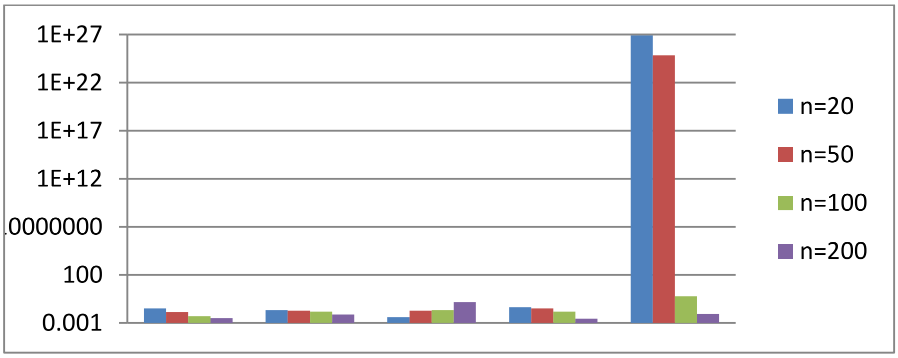
n=100		$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$
LASSO	$\hat{\beta}_i$	0.9708	0.8387	0.9774	0.8541	0.8356	0.8817
	SE	0.1393	0.1280	0.1388	0.0990	0.1140	0.1052
	MSE	0.0050					
PCLR	$\hat{\beta}_i$	0.5013	0.5108	0.5078	0.5655	0.4071	0.7234
	SE	0.0710	0.0723	0.0714	0.0677	0.068	0.069
	MSE	0.0150					
JLR	$\hat{\beta}_i$	1.7048	1.5741	1.7760	1.4125	0.9924	1.0061
	SE	0.0423	0.0430	0.0420	0.0538	0.0555	0.0522
	MSE	0.0220					
LRR	$\hat{\beta}_i$	0.6477	0.4939	0.8211	0.8598	0.5010	0.8222
	SE	0.0447	0.0450	0.0446	0.0492	0.0498	0.0491
	MSE	0.0147					
MLE	$\hat{\beta}_i$	1.5613	1.8209	1.1674	1.7432	1.5640	1.6017
	SE	1.5703	1.5818	1.5338	1.5083	1.5179	1.5069
	MSE	0.5718					

Tabel 8. Nilai $\hat{\beta}_{i,}$ SE, dan MSE Metode LASSO, PCLR, JLR, LRR dan MLE untuk n=200

n=200		$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$
LASSO	$\hat{\beta}_i$	0.9484	0.9438	0.9856	0.8676	0.8770	0.9171
	SE	0.0820	0.0781	0.0801	0.0769	0.0735	0.0741
	MSE	0.0033					
PCLR	$\hat{\beta}_i$	0.7747	0.7777	0.9764	0.5171	0.6687	0.5641
	SE	0.0511	0.0511	0.0515	0.0506	0.0485	0.0499
	MSE	0.0074					
JLR	$\hat{\beta}_i$	2.9019	2.8547	2.0835	1.3352	1.5166	2.1937
	SE	0.0286	0.0285	0.0284	0.0399	0.0381	0.0378
	MSE	0.1503					

LRR	$\hat{\beta}_i$	0.7475	0.5460	0.8420	0.7103	0.6287	0.8234
	SE	0.0340	0.0341	0.0340	0.0356	0.0355	0.0353
	MSE	0.0028					
MLE	$\hat{\beta}_i$	1.1277	1.1119	1.0911	1.0850	1.1097	1.1117
	SE	1.0118	1.0102	1.0097	1.0115	1.0068	1.0108
	MSE	0.0090					

Berdasarkan Tabel 5, 6, 7, 8 nilai SE dari metode LASSO, PCLR, JLR, dan LRR lebih kecil dibandingkan dengan metode MLE. Pada metode LASSO, PCLR dan LRR semakin besar nilai n nya maka nilai SE semakin kecil. Pada metode JLR semakin besar nilai n nya maka nilai dugaan yang diporelah akan semakin besar juga nilai SE. Sehingga dalam menduga parameter dari data yang 3 variabel bebasnya mengandung multikolinearitas pada saat n=20 dan n=50 metode LASSO, PCLR, JLR, dan LRR lebih baik dibandingkan dengan metode MLE. Akan tetapi pada saat n=200 metode MLE lebih baik dibandingkan metode JLR. Setelah dilakukan perbandingan nilai *standard error* penduga LASSO, PCR, JLR, Ridge dan penduga MLE selanjutnya dilakukan perbandingan nilai MSE pada metode LASSO, PCLR, JLR, LRR dan metode MLE untuk menentukan metode terbaik. Perbandingan nilai MSE pada metode LASSO dan metode MLE dapat ditampilkan pada grafik Gambar 5.



Gambar 1. Grafik Nilai MSE pada n=20, 50, 100 dan 200.

Semakin kecil nilai MSE nya maka semakin baik serta semakin akurat nilai suatu pemodelan. Nilai MSE pada simulasi data n=20, 50 dan 100 berdasarkan grafik Gambar 1, terlihat bahwa metode LASSO, PCLR, JLR, LRR lebih kecil dibandingkan dengan metode MLE sehingga model yang akan digunakan pada metode LASSO, PCLR, JLR, LRR lebih baik dibandingkan dengan metode MLE.

Pada setiap nilai n metode LASSO, PCLR, dan LRR semakin besar sampel yang digunakan maka nilai MSE yang diperoleh semakin kecil artinya semakin besar sampel yang digunakan maka semakin baik dalam menentukan nilai suatu pemodelan dari data yang 3 variabel bebasnya mengandung multikolinearitas. Akan tetapi pada metode JLR semakin besar jumlah nilai n nya maka semakin besar juga nilai MSE yang diperoleh sehingga pada metode JLR semakin kecil jumlah sampel nya maka semakin baik dalam menentukan nilai suatu pemodelan dari data yang 3 variabel bebasnya mengandung multikolinearitas. Sehingga pada saat n=200 nilai MSE pada metode JLR lebih besar dibandingkan nilai MSE pada metode MLE yang artinya pada saat n=200 metode MLE lebih digunakan dibandingkan dengan metode JLR. Namun metode LASSO, PCLR, dan LRR pada saat n=200 lebih baik digunakan dibandingkan dengan metode MLE.

4.1 Hasil Simulasi Data Dengan Multikolinearitas Pada Seluruh Variabel Bebas pada n Berbeda

4.1.1 Hasil korelasi dan VIF pada data simulasi untuk metode LASSO, PCLR, JLR, dan LRR

Berikut ini adalah hasil simulasi data yang seluruh variabel bebas mengandung multikolinearitas dengan $\rho = 0{,}99$ untuk seluruh variabel bebas lalu variabel bebas p=6 dan n= 20, 50, 100, dan 200 serta $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = 1$. Setelah data dibangkitkan, dilakukan pengecekan nilai korelasi antarvariabel bebas dan nilai VIF masing-masing variabel bebas pada data yang mengandung multikolinearitas ditunjukkan pada tabel berikut.

Tabel 9. Nilai VIF Variabel Bebas untuk n=20

n=20	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
VIF	30.35206	28.02444	55.74969	30.47069	29.50465	42.30383

Berdasarkan Tabel 9, terlihat bahwa pada masing masing variabel memiliki nilai VIF > 10, hal ini menandakan bahwa terjadinya multikolinieritas pada seluruh variabel bebasnya.

Tabel 10. Nilai VIF Variabel Bebas untuk n=50

n=50	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
VIF	50.61091	44.76551	67.28997	41.73687	42.26903	43.53536

Berdasarkan Tabel 10, terlihat bahwa pada masing masing variabel memiliki nilai VIF > 10, hal ini menandakan bahwa terjadinya multikolinieritas pada seluruh variabel bebasnya.

Tabel 11. Nilai VIF Variabel Bebas untuk n=100

n=100	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
VIF	59.99743	52.99780	48.30378	48.48405	43.88167	45.85215

Berdasarkan Tabel 11, terlihat bahwa pada masing masing variabel memiliki nilai VIF > 10, hal ini menandakan bahwa terjadinya multikolinieritas pada seluruh variabel bebasnya.

Tabel 12. Nilai VIF Variabel Bebas untuk n=200

n=200	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
VIF	47.80543	40.30219	38.08449	37.81134	38.21094	39.04842

Berdasarkan Tabel 12, terlihat bahwa pada masing masing variabel memiliki nilai VIF > 10, hal ini menandakan bahwa terjadinya multikolinieritas pada seluruh variabel bebasnya.

4.1.2 Perbandingan metode LASSO, PCLR, JLR, LRR dan MLE untuk menentukan metode terbaik

Setelah dilakukan pengecekan nilai korelasi antarvariabel dengan $\rho = 0{,}99$ dan nilai VIF, selanjutnya dilakukan analisis dengan dilakukan pengulangan sebanyak 1000 kali pada masing masing jumlah data (n=20,50,100, 200)

Tabel 13. Nilai $\hat{\beta}_{i,}$ SE, dan MSE Metode LASSO, PCLR, JLR, LRR dan MLE untuk n=20

n=20		$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$
LASSO	$\hat{\beta}_i$	1.5159	1.4322	0.5920	2.4693	1.6506	0.9794
	SE	0.4726	0.4780	0.2688	0.6176	0.4480	0.3740
	MSE	0.1452					
PCR	$\hat{\beta}_i$	0.3237	0.4726	0.3485	0.4559	0.3247	0.5709
	SE	0.1527	0.1535	0.1524	0.1531	0.1516	0.1514
	MSE	0.0182					
JLR	$\hat{\beta}_i$	0.5534	0.6515	0.6549	0.7010	0.6686	0.7235
	SE	0.1273	0.1250	0.1196	0.1295	0.1198	0.1245
	MSE	0.0052					
LRR	$\hat{\beta}_i$	0.4327	0.3923	0.6231	1.7804	0.3919	0.6758
	SE	0.1265	0.1287	0.1253	0.1290	0.1261	0.1281
	MSE	0.0668					
MLE	$\hat{\beta}_i$	-7.7e+10	-4.8e+12	2.4e+12	-1.2e+13	8.6e+12	1.2e+13
	SE	1.2e+12	1.1e+12	1.3e+12	2.7e+12	1.9e+12	3.0e+12
	MSE	3.77e+26					

Tabel 14. Nilai $\hat{\beta}_{i,}$ SE, dan MSE Metode LASSO, PCLR, JLR, LRR dan MLE untuk n=50

n=50		$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$
LASSO	$\hat{\beta}_i$	0.6049	1.0682	0.7612	1.4849	1.4878	1.5431
	SE	0.1827	0.2384	0.1973	0.2884	0.3085	0.2861
	MSE	0.0664					
PCLR	$\hat{\beta}_i$	0.6473	0.5061	0.4998	0.5442	0.5242	0.7472
	SE	0.0881	0.0880	0.0903	0.0889	0.0900	0.0880
	MSE	0.0089					
JLR	$\hat{\beta}_i$	0.8817	1.1420	0.8097	1.1944	1.4136	1.3456
	SE	0.0679	0.0647	0.0675	0.0641	0.0642	0.0651
	MSE	0.0144					
LRR	$\hat{\beta}_i$	0.6989	1.0475	0.6998	0.5930	1.1140	0.7991
	SE	0.0760	0.0767	0.0765	0.0764	0.0766	0.0757
	MSE	0.0528					
MLE	$\hat{\beta}_i$	-1.7e+12	-3.0e+12	1.7e+12	2.6e+12	2.1e+12	1.8e+12
	SE	4172	4550	2532	3894	3826	3542
	MSE	2.66e+25					

Tabel 15. Nilai $\hat{\beta}_{i,}$ SE, dan MSE Metode LASSO, PCLR, JLR, LRR dan MLE untuk n=100

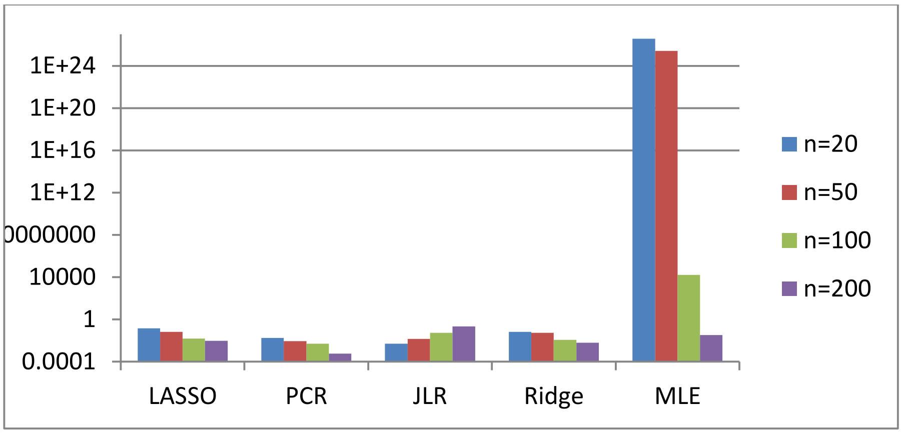
n=100		$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$
LASSO	$\hat{\beta}_i$	0.9502	0.8471	1.1921	0.9747	0.8501	0.8347
	SE	0.1419	0.1379	0.1643	0.1411	0.1343	0.1357
	MSE	0.0149					
PCLR	$\hat{\beta}_i$	0.6748	0.7160	0.6725	0.6662	0.6364	0.7194
	SE	0.0757	0.0729	0.0753	0.0744	0.0748	0.0732
	MSE	0.0049					
JLR	$\hat{\beta}_i$	1.6950	1.6676	1.1252	2.1841	2.1597	2.5315
	SE	0.0421	0.0419	0.0419	0.0451	0.0433	0.0421
	MSE	0.0527					
LRR	$\hat{\beta}_i$	0.9081	0.8200	0.9535	1.3178	0.7130	0.7187
	SE	0.0490	0.0497	0.0493	0.0489	0.0489	0.0491
	MSE	0.0114					
MLE	$\hat{\beta}_i$	100.2932	-30.7418	41.5840	-24.6379	49.0434	-45.7437
	SE	14.6833	7.5560	6.9718	5.8018	7.9239	7.9736
	MSE	16867.23					

Tabel 16. Nilai $\hat{\beta}_{i,}$ SE, dan MSE Metode LASSO, PCLR, JLR, LRR dan MLE untuk n=200

n=200		$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$
LASSO	$\hat{\beta}_i$	0.9735	0.8322	0.8799	0.8244	1.0906	1.0702
	SE	0.0867	0.0813	0.0825	0.0793	0.0894	0.0861
	MSE	0.0092					
PCLR	$\hat{\beta}_i$	1.0449	1.0318	1.1052	1.0301	1.0808	1.1181
	SE	0.0616	0.0608	0.0660	0.0624	0.0633	0.0668
	MSE	0.0006					
JLR	$\hat{\beta}_i$	1.8796	1.9298	2.2574	2.2745	2.5064	2.2232
	SE	1.0305	1.0309	1.0318	1.0313	1.0308	1.0315
	MSE	0.2189					
LR	$\hat{\beta}_i$	0.8279	0.7425	0.8995	0.8619	0.7552	1.0619
	SE	0.0361	0.0362	0.0359	0.0363	0.0353	0.0357
	MSE	0.0062					
MLE	$\hat{\beta}_i$	1.3627	1.1798	0.9393	1.0446	1.3902	1.0702
	SE	1.0219	1.0203	1.0162	1.0147	1.0178	1.0150
	MSE	0.0336					

Berdasarkan Tabel 13-16 nilai *standard error* yang terkecil pada saat n=20,50 dan 100 adalah metode JLR artinya metode JLR lebih baik dalam menduga parameter-parameter pada model yang akan digunakan. Akan tetapi pada saat n=200 nilai *standard error* metode JLR melonjak naik lebih besar dibandingkan dengan metode LASSO, PCLR, dan LRR sehingga semakin besar nilai n nya maka nilai *standard error* metode JLR akan lebih besar dibandingkan metode LASSO, PCLR, dan LRR. Pada saat n=200 antara metode LASSO, PCLR, JLR, dan Ridge berdasarkan nilai *standard error* nilai terkecil terletak pada metode LRR artinya pada saat nilai n=200 metode LRR lebih baik dalam menduga parameter-parameter pada model yang akan digunakan.

Setelah dilakukan perbandingan nilai *standard error* penduga LASSO, PCLR, JLR, LRR dan penduga MLE selanjutnya dilakukan perbandingan nilai MSE pada metode LASSO, PCLR, JLR, LRR dan metode MLE untuk menentukan metode terbaik. Perbandingan nilai MSE pada metode LASSO dan metode MLE dapat ditampilkan pada Gambar 2 .



Gambar 2. Grafik Nilai MSE pada n=20, 50, 100 dan 200

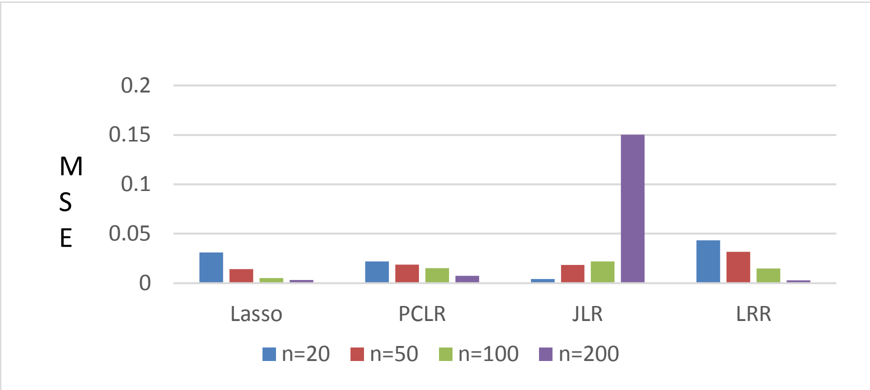
Nilai MSE pada simulasi data n=20, 50, 100 dan 200 berdasarkan grafik Gambar 5, terlihat bahwa metode LASSO, PCLR, JLR, LRR lebih kecil dibandingkan dengan metode MLE sehingga model yang akan digunakan pada LASSO, PCLR, JLR, LRR lebih baik dibandingkan dengan metode MLE. Karena semakin kecil nilai MSE nya maka semakin baik serta semakin akurat nilai suatu pemodelan. Pada setiap nilai n metode LASSO, PCLR, dan LRR semakin besar sampel yang digunakan maka nilai MSE yang diperoleh semakin kecil artinya semakin besar sampel yang digunakan maka semakin baik dalam menentukan nilai suatu pemodelan dari data yang mengandung multikolinearitas. Akan tetapi pada metode JLR mempunyai kelebihan dibandingkan LASSO, PCLR, dan LRR pada sampel kecil karena MSE JLR paling kecil dibandingkan ketiga metode tersebut pada n=20. Tetapi semakin besar jumlah nilai n nya maka semakin besar juga nilai MSE yang diperoleh sehingga pada metode JLR. Oleh karena itu disarankan untuk menggunakan metode JLR pada n=20.

Tabel 17. Nilai MSE metode LASSO, PCR, JLR, LRR dan MLE pada simulasi data 3 dan 6 independent variable yg berkorelasi pada n berbeda

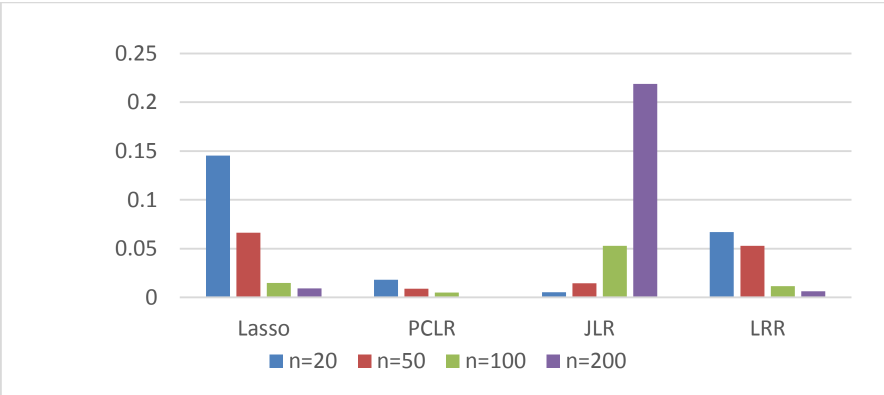
Multicollinearitas		LASSO	PCLR	JLR	Ridge	MLE
x1, x2, x3	n=20	0.0310	0.0220	0.0041	0.0433	7.95E+26
	n=50	0.0141	0.0186	0.0185	0.0315	6.74E+24
	n=100	0.0050	0.0150	0.0220	0.0147	0.5718
	n=200	0.0033	0.0074	0.1503	0.0028	0.0090
x1, x2, x3, x4, x5, x6	n=20	0.1452	0.0182	0.0052	0.0668	3.77E+26
	n=50	0.0664	0.0089	0.0144	0.0528	2.66E+25
	n=100	0.0149	0.0049	0.0527	0.0114	16867.23

	n=200	0.0092	0.0006	0.2189	0.0062	0.0336

Pada Tabel 17 di atas dapat melihat bahwa MLE tidak dapat mengatasi kolinearitas antara variabel independen dalam regresi logistik dengan respon biner dengan sangat baik. MSE dari MLE tampaknya jauh di atas Lasso dan PCLR, JLR dan LRR untuk n = 20 dan 50 untuk setiap jumlah multikolinieritas dalam variabel independen. Meskipun dalam ukuran sampel besar (n = 100, 200) MSE dari MLE tampaknya menurun secara signifikan, itu masih di atas MSE dari PCLR, JLR dan LRR gambar 1-3 menunjukkan MSE dari PCLR, JLR dan LRR untuk jumlah collinearitas dan ukuran sampel yang berbeda.



Gbr 3. MSE LASSO, PCR, JLR, LRR untuk 3 independent variables berkorelasi



Gbr 4. MSE LASSO, PCR, JLR, LRR untuk 6 independent variables berkorelasi

Kita dapat melihat dari Tabel 17 dan Gambar 3-4 bahwa nilai MSE Lasso, PCLR , JLR dan LRR bervariasi tergantung pada jumlah variabel berkorelasi dan ukuran sampel. Jika korelasi hanya terjadi antara x1, x2 dan x3 pada n=20, JLR paling baik digunakan. Sedangkan pada n=50, 100, 200, Lasso mengungguli PCLR, JLR dan LRR untuk.

Ketika x1, x2, x3, x4, x5, x6 atau terjadi korelasi penuh antarvariabel bebas, pada n = 20 JlR paling baik. Sedangkan pada n=50, 100, 200 PCLR dapat menangani multikolinieritas lebih baik daripada Lasso, JLR dan LRR.

4.3 Hasil Data Kemiskinan di Indonesia

Analisis ada tidaknya kolinearitas antarvariabel bebas pada data kemiskinan di Indonesia dilakukan dengan melihat nilai VIF antar variable bebas dan hasilnya dapat dilihat pada Tabel 18 berikut.

Tabel 18 . Nilai VIF pada data kemiskinan di Indonesia

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
VIF	67.6463	18.9466	29.9318	6.5958	2.9343	7.8630

Berdasarkan Tabel 18, pada variabel bebas X_4, X_5, X_6 nilai VIF< 10 tetapi pada variabel bebas X_1,X_2, dan X_3 diperoleh nilai VIF>10 artinya pada variabel bebas X_1,X_2, dan X_3 terdapat multikolinearitas pada data real dengan nilai VIF tertinggi adalah X_1 yaitu 67,6463.

Uji faktor-faktor yang mmpengaruhi persentase kemiskinan di Indonesia dengan metode JLR

Setelah dilakukan pengecekan korelasi antarvariabel dan nilai VIF selanjutnya analisis hasil duga parameter dan SE($\hat{\beta}$) dengan metode JLR karena dari hasil simulasi didapat bahwa JLR sangat baik digunakan pada 3 variabel bebas berkorelasi pada n=20. Berikut adalah hasil duga parameter dan SE($\hat{\beta}$) dengan metode JLR.

Tabel 19. Nilai duga paremeter metode JLR pada data persentase

Mtode	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$
JLR	2.650e-02	-2.77e-01	-3.45e-05	2.30e-05	-1.15e-01	-2.94e-02
SE($\hat{\beta}$) JLR	0.1363	0.1290	0.1359	0.1359	0.1325	0.1354

Berdasarkan Tabel 19 nilai SE($\hat{\beta}$) menggunakan metode JLR cukup kecil. Hal ini menunjukan bahwa pendugaan parameter mengunakan metode JLR cukup baik dalam menaksir nilai sebenarnya.

1.2 Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter dilakukan untuk mengetahui signifikan atau tidaknya tiap-tiap parameter variabel bebas terhadap variabel terikat dengan menggunakan uji wald, lalu dilakukan pengujian hipotesis:

H_0 : $\hat{\beta}_j = 0$

H_1 : $\hat{\beta}_j \neq 0$; j=0,1,2,…,p

Stastistik uji wald: $W_i = \left[\frac{\hat{\beta}_i}{\widehat{SE}(\hat{\beta}_i)}\right]^2 \quad ; i = 0,1,2,\ldots,p$

Kriteria pengujian : Tolak H_0 jika $W_i > \mathcal{X}^2_{1,\alpha}$; Tidak tolak H_0 jika $W_i < \mathcal{X}^2_{1,0.05}(3.841)$

Tabel 6. Nilai Uji Wald Metode JLR

Penduga	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$
JLR	0.0378^{ns}	4.6017*	$6.46e\text{-}08^{ns}$	$2.86e\text{-}08^{ns}$	0.7471^{ns}	0.0472^{ns}

Sehingga berdasarkan nilai uji Wald dapat disimpulkan bahwa dengan metode JLR persentase penduduk miskin di Indonesia dipengaruhi hanya Indeks Pembangunan Manusia (IPM) (X_2), sedangkan variable lain seperti X_1 = Kepadatan penduduk (jiwa); X_3 = Rata-rata lama sekolah (tahun); X_4 = Pengeluaran Per Kapita (ribu rupiah); X_5 = Angka melek huruf (persen); X_6 = Angka harapan hidup (tahun) tidak mempengaruhi persentasi kemiskinan di Indonesia.

V. KESIMPULAN

Kita dapat menyimpulkan dari penelitian ini bahwa:

1. LASSO, PCLR, LRR dan JLR melampaui MLE dalam menangani parsial kolinearitas dan koleniaritas penuh antarvariabel independen dalam model logistik dengan respons biner.
2. Pada sampel kecil (n=20) JLR sangat baik baik pada korelasi partial dan penuh..
3. Pada sampel besar (n=50, 100, 200) dengan korelasi parsial, LASSO lebih baik digunakan sedangkan ketika korelasi penuh PCLR lebih baik dalam menduga model.
4. Dengan metode JLR persentase penduduk miskin di Indonesia hanya dipengaruhi oleh rata-rata lama sekolah (X2) sedangkan variable lain seperti X_1 = Kepadatan penduduk (jiwa); X_2 = Indeks Pembangunan Manusia (IPM); X_3 = Rata-rata lama sekolah (tahun); X_4 = Pengeluaran Per Kapita (ribu rupiah); X_5 = Angka melek huruf (persen); X_6 = Angka harapan hidup (tahun) tidak mempengaruhi perentasi kemiskinan di Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

Dorugade, A.V. & Kashid D.N. 2010. Alternative method for choosing ridge parameter for regression. *Applied Mathematical Sciences*. **4**(9): 447-456.

Draper, N.R. and Smith, H., Applied Regression Analysis, 3rd edition, New York : Wiley, (1998).

Fonti, V. & Belitser, E. 2017. Feature Selection using LASSO, hlm. 1-25. Research Paper In Business Analytics, VU Amsterdam.

Genkin, A., Lewis, D.D., and Madigan, D. 2011. Sparse Logistic Regression for Text Categorization.*Pattern Recognition Letters*. **32**(2): 101-106.

Hastie,T., Thibsirani, R., and Wainwright, M. 2015. *Statistical Learning with Sparsity The Lasso and Generalizations*. CRC Press, New Jersey.

Herawati, N., Nisa, K., Setiawan, E., Nusyirwan and Tiryono. 2018. Regularized Multiple Regression Methods to Deal with Severe Multicollinearity. *International Journal of Statistics and Applications,* **8**(4): 167-172.

Herawati, N., Nisa, K., Azis, D. and Nabila, S.U. 2018. Ridge Regression for Handling Different Levels of Multicollinearity. *Sci. Int. (Lahore)*, **30**(4): 597-600.

Setiawan, E., Herawati, N., Nisa, K., Nusyirwan and Saidi, S. 2019. Handling Full Multicollinearity and Various Number of outliers Using Robust Ridge Regression. . *Sci. Int. (Lahore)*, 31(2): 201-204.

Hoerl, A.E. 1962. Application of ridge analysis to regression problems. *Chem. Eng. Prog*., **58**: 54-59.

Hoerl, A.E. and Kennard, R.W. 1970. Ridge “Regression: Biased Estimator to Nonorthogonal Problems,” *Technometrics,***12(**1): 68-82.

Hosmer, D.W. & Lemeshow, S. 2000.*Applied Logistics Regression*. John Wiley & Sons, New York.

Mansson K. & Shukur G. 2011. On ridge parameters in logistic regression, c...... statist.*Journal of Communications in Statistics – Theory and Methods*. **40**(18): 3366-3381.

Magariños, M.G., Antoniadis, A., Cao, R., and Manteiga, W.G. 2009. Lasso Logistic Regression, Gsoft and the Cyclic Coordinate Descent Algorithm: Application to Gene Expression Data.*Statistical Applications in Genetics and Moleculer Biolog*. **9**(1): 8-28.

Myers,R.H., 1990. Classical and Modern Regression With Application, PWSKENT publishing Company, Boston.

Montgomery, D.C. & Peck, A.E. 1992. *Introduction to Linear Regression Analysis*. A Wiley Intersection Publication, New York.

Montgomery, D.C. & Runger, G.C. 2011. *Applied Statistics and Probability For Engineers*. 5th Edition. John Wiley & Sons, New York.

Ogoke, U.P., Nduka, E.C., ,& Nja, M.A. 2013. A New Logistic Ridge Regression Estimator Using Exponentiated Response Function. *Journal of Statistical and Econometric Methods.* **2**: 161-171.

Quenouille, M. 1956. Notes on bias in estimation, *Biometrika,* 43, 353-360

Sawyer, S. 2005. Resampling Data: Using a Statistical Jackknife. *Journal of Statistics.* **1**: 1–5.

Tibshirani, R. 1996. Regression Shrinkage and Selection via LASSO. *Journal of the Royal Statistical Society*. **58**(1): 267-288.

Toka, O. 2016. A Comparative Study on Regression Methods in the presence of Multicollinearity.*Journal of Statisticians: Statistics and Actuarial Sciences***2**: 47-53.

Wu, J. & Asar, Y. 2016. On almost unbiased ridge logistic estimator for the logistic regression model. *Hacettepe Journal of Mathematics and Statistic*. **43**(3): 989-998.

Lampiran 1.

Tabel 1. Persentase Penduduk Miskin Di Indonesia Tahun 2018

No	Wilayah	y	x1	x2	x3	x4	x5	x6
1	RIAU	0	72.44	8.92	10968	78.31	99.2	71.19
2	JAMBI	0	70.65	8.23	10357	71.32	98.15	70.89
3	SUMATERA SELATAN	1	69.39	8	10652	91.39	98.66	69.41
4	BENGKULU	1	70.64	8.61	10162	98.56	97.91	68.84
5	LAMPUNG	1	69.02	7.82	9858	241.76	96.93	70.18
6	DKI JAKARTA	0	80.47	11.05	18128	15764	99.72	72.67
7	JAWA BARAT	0	71.3	8.15	10790	1376.1	98.48	72.66
8	JAWA TENGAH	1	71.12	7.35	10777	1051.5	93.45	74.18
9	DI YOGYAKARTA	1	79.53	9.32	13946	1213.8	94.83	74.82
10	JAWA TIMUR	1	70.77	7.39	11380	826.38	91.85	70.97
11	BANTEN	0	71.95	8.62	11994	1313.2	97.62	69.64
12	BALI	0	74.77	8.65	13886	742.58	92.98	71.68
13	NUSA TENGGARA BARAT	1	67.3	7.03	10284	269.95	87.42	65.87
14	NUSA TENGGARA TIMUR	1	64.39	7.3	7566	110.26	91.9	66.38
15	KALIMANTAN BARAT	0	66.98	7.12	8860	33.95	92.58	70.18
16	KALIMANTAN TENGAH	0	70.42	8.37	10931	17.32	99.21	69.64
17	KALIMANTAN SELATAN	0	70.17	8	12062	107.96	98.42	68.23
18	KALIMANTAN TIMUR	0	75.83	9.48	11917	28.27	98.96	73.96
19	KALIMANTAN UTARA	0	70.56	8.87	8943	9.49	95.18	72.5
20	SULAWESI UTARA	0	72.2	9.24	10731	179.36	99.87	71.26

Lampiran 2. Script R

SCRIPT SIMULASI DATA Metode LASSO, PCLR, JLR, LRR

1. 3 variabel bebas berkorelasi

```
data_x<-function(n,alpha,alpha2)
{
  {
    set.seed(1)
    x1r<-rnorm(n,0,1)
    x2r<-rnorm(n,0,1)
    x3r<-rnorm(n,0,1)
    x4r<-rnorm(n,0,1)
    x5r<-rnorm(n,0,1)
    x6r<-rnorm(n,0,1)
    x7r<-rnorm(n,0,1)

    x1<-(sqrt(1-((alpha2)^2)))*x1r+((alpha2)*x7r)
    x2<-(sqrt(1-((alpha2)^2)))*x2r+((alpha2)*x7r)
    x3<-(sqrt(1-((alpha2)^2)))*x3r+((alpha2)*x7r)
    x4<-(sqrt(1-((alpha)^2)))*x4r+((alpha)*x7r)
    x5<-(sqrt(1-((alpha)^2)))*x5r+((alpha)*x7r)
    x6<-(sqrt(1-((alpha)^2)))*x6r+((alpha)*x7r)
  }
  dataaa<-cbind(x1,x2,x3,x4,x5,x6)
  dataaa<<-data.frame(dataaa)
  X<-scale(dataaa)
  korelasi<-cor(X)
  kor<<-data.frame(korelasi)
  vif<-diag(solve(cor(X)))
  VIF<<-data.frame(vif)
}
data_y<-function(n)
{
  {
    x1<-dataaa$x1
    x2<-dataaa$x2
    x3<-dataaa$x3
    x4<-dataaa$x4
    x5<-dataaa$x5
    x6<-dataaa$x6
    beta=0
    beta1=beta2=beta3=beta4=beta5=beta6<-1
    pi_x<-exp(beta+beta1*x1+beta2*x2+beta3*x3+beta4*x4+beta5*x5+beta6*x6)/(1+exp(beta+beta1*x1+beta2*x2+beta3*x3+beta4*x4+beta5*x5+beta6*x6))
    y<-rbinom(n,size=1,prob=pi_x)
  }

  y<-as.data.frame.numeric(y)
  names(y)<-c("y")
  dataa<<-cbind(y,x1,x2,x3,x4,x5,x6)
  data<-data.frame(dataa)
```

```
}

LASSO<-function(n,alpha,alpha2,N)
{
  library(glmnet)
  lamda<<-data.frame(c(0))
  names(lamda)<<-c("lamda")
  Beta_L<<-data.frame(matrix(c(1,1,1,1,1,1,1),ncol=7))
  colnames(Beta_L)<<-c("BL0","BL1","BL2","BL3","BL4","BL5","BL6")
SE_L<<-data.frame(matrix(c(1,1,1,1,1,1),ncol=6))
  colnames(SE_L)<<-c("SE1","SE2","SE3","SE4","SE5","SE6")
MSE_L<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=1))
names(MSE_L)<<-c("MSE_L")
  ul<<-data.frame(c(0))
  names(ul)<<-c("i")
  {
    N<<-N
    i<-1
    while(i<=N)
    {
      set.seed(i)
      data<-data_y(n)

      #input data
    x1<-dataaa$x1
    x2<-dataaa$x2
    x3<-dataaa$x3
    x4<-dataaa$x4
    x5<-dataaa$x5
    x6<-dataaa$x6
      x<<-cbind(x1,x2,x3,x4,x5,x6)
      y<-data$y
      fit<-glmnet(x,y,alpha=1)
      plot(fit)
      cv.lasso<-cv.glmnet(x,y,alpha=1,family="binomial")
      plot(cv.lasso)
      model.lasso<-glmnet(x,y,family="binomial",alpha=1,lambda=cv.lasso$lambda.min)
  predict(model.lasso, type="coefficients")
      Beta_L<-predict(model.lasso, type="coefficients")
      matrix(Beta_L)
      BL<-matrix(Beta_L)
df<-n-6-1
sdL1<-sqrt(sum((t(y-(x1*BL[2])))%*%(y-(x1*BL[2])))/df)
sdL2<-sqrt(sum((t(y-(x2*BL[3])))%*%(y-(x2*BL[3])))/df)
sdL3<-sqrt(sum((t(y-(x3*BL[4])))%*%(y-(x3*BL[4])))/df)
sdL4<-sqrt(sum((t(y-(x4*BL[5])))%*%(y-(x4*BL[5])))/df)
sdL5<-sqrt(sum((t(y-(x5*BL[6])))%*%(y-(x5*BL[6])))/df)
sdL6<-sqrt(sum((t(y-(x6*BL[7])))%*%(y-(x6*BL[7])))/df)

SE_L1<-sdL1/sqrt(n)
SE_L2<-sdL2/sqrt(n)
SE_L3<-sdL3/sqrt(n)
SE_L4<-sdL4/sqrt(n)
SE_L5<-sdL5/sqrt(n)
```

```
SE_L6<-sdL6/sqrt(n)
SE_L<-cbind(SE_L1,SE_L2,SE_L3,SE_L4,SE_L5,SE_L6)
MSE_L<-((((BL[2]-1)^2))+(((BL[3]-1)^2))+(((BL[4]-1)^2))+(((BL[5]-1)^2))+(((BL[6]-
1)^2))+(((BL[7]-1)^2)))/N
      lamda[i,]<<-data.frame(lamda)
SE_L[i,]<<-data.frame(SE_L)
      MSE_L[i,]<<-data.frame(MSE_L)
      ul[i,]<<-data.frame(i)
      Beta_L[i,]<<-data.frame(t(BL))
      i<-i+1
    }
  }
}
PCR=function(n,N)
{
MSEpc<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=1))
colnames(MSEpc)=c("MSPC")
  EV=data.frame(c(1,1,1,1,1,1))
  SE_PC<<-data.frame(matrix(c(1,1,1,1,1,1),ncol=6))
  BETA_PC<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=6))
  {
    N<<-N
i=1
    while(i<=N)
    {
set.seed(i+1)
      data=data_y(n)

      #input_data
      y=data$y
      x1=dataaa$x1
      x2=dataaa$x2
      x3=dataaa$x3
      x4=dataaa$x4
      x5=dataaa$x5
      x6=dataaa$x6
      B=(matrix(c(1,1,1,1,1,1),nrow=6))

      X1=(x1-mean(x1))/sqrt(sum((x1-mean(x1))^2))
      X2=(x2-mean(x2))/sqrt(sum((x2-mean(x2))^2))
      X3=(x3-mean(x3))/sqrt(sum((x3-mean(x3))^2))
      X4=(x4-mean(x4))/sqrt(sum((x4-mean(x4))^2))
      X5=(x5-mean(x5))/sqrt(sum((x5-mean(x5))^2))
      X6=(x6-mean(x6))/sqrt(sum((x6-mean(x6))^2))
Xs=cbind(X1,X2,X3,X4,X5,X6)
zy=y-mean(y)
      beta=0
      beta1=beta2=beta3=beta4=beta5=beta6=1
      pi_x<-
exp(beta+beta1*X1+beta2*X2+beta3*X3+beta4*X4+beta5*X5+beta6*X6)/(1+exp(beta+beta1*X
1+beta2*X2+beta3*X3+beta4*X4+beta5*X5+beta6*X6))
      g=beta+beta1*X1+beta2*X2+beta3*X3+beta4*X4+beta5*X5+beta6*X6
      w=diag((pi_x)*(1-pi_x))
XbyX=t(Xs)%*%w%*%Xs #corelation matrix
```

```
     EV=cbind(eigen(XbyX)$values)
     V=matrix(eigen(XbyX)$vectors,6,6)
vektor=data.frame(V)
     Z=Xs%*%V
     Vs1=V[1:6,1]
     Vs2=V[1:6,1:2]
     Vs3=V[1:6,1:3]
     Vs4=V[1:6,1:4]
     Vs5=V[1:6,1:5]
     Vs6=V[1:6,1:6]
     #S
     S1=sqrt(sum((x1-mean(x1))^2))
     S2=sqrt(sum((x2-mean(x2))^2))
     S3=sqrt(sum((x3-mean(x3))^2))
     S4=sqrt(sum((x4-mean(x4))^2))
     S5=sqrt(sum((x5-mean(x5))^2))
     S6=sqrt(sum((x6-mean(x6))^2))
     S=rbind(S1,S2,S3,S4,S5,S6)
     Sy=sqrt(sum((y-mean(y))^2))
     XMean=rbind(mean(x1),mean(x2),mean(x3),mean(x4),mean(x5),mean(x6))

     #pemilihankomponenya
     if (EV[1]>1 & EV[2]>1 & EV[3]>1 & EV[4]>1 & EV[5]>1 & EV[6]>1) {
      PC6=Z[1:n,1:6]
      B6=(solve(t(PC6)%*%w%*%(PC6)))%*%t(PC6)%*%w%*%zy #After Deletion
      BPC=Vs6%*%B6
     } else if (EV[1]>1 & EV[2]>1 & EV[3]>1 & EV[4]>1 & EV[5]>1) {
      PC5=Z[1:n,1:5]
      B5=(solve(t(PC5)%*%w%*%(PC5)))%*%t(PC5)%*%w%*%zy #After Deletion
      BPC=Vs5%*%B5
     } else if (EV[1]>1 & EV[2]>1 & EV[3]>1 & EV[4]>1 ) {
      PC4=Z[1:n,1:4]
      B4=(solve(t(PC)%*%w%*%(PC4)))%*%t(PC4)%*%w%*%zy #After Deletion
      BPC=Vs4%*%B4
     } else if (EV[1]>1 & EV[2]>1 & EV[3]>1 ) {
      PC3=Z[1:n,1:3]
      B3=(solve(t(PC3)%*%w%*%(PC3)))%*%t(PC3)%*%w%*%zy #After Deletion
      BPC=Vs3%*%B3
     } else if (EV[1]>1 & EV[2]>1 ) {
      PC2=Z[1:n,1:2]
      B2=(solve(t(PC2)%*%w%*%(PC2)))%*%t(PC2)%*%w%*%zy #After Deletion
      BPC=Vs2%*%B2
     } else {
      PC1=Z[1:n,1]
      B1=(solve(t(PC1)%*%w%*%(PC1)))%*%t(PC1)%*%w%*%zy #After Deletion
      BPC=Vs1%*%B1
     }
bPC=rbind(BPC/(S/Sy))
     BETA_PC<-t(bPC)
MSEpc=(sum(bPC-B)^2)/N
     df=n-6-1
     sdPC1=sqrt(sum((t(y-(x1*BETA_PC[1])))%*%(y-(x1*BETA_PC[1])))/df)
     sdPC2=sqrt(sum((t(y-(x2*BETA_PC[2])))%*%(y-(x2*BETA_PC[2])))/df)
     sdPC3=sqrt(sum((t(y-(x3*BETA_PC[3])))%*%(y-(x3*BETA_PC[3])))/df)
```

```
    sdPC4=sqrt(sum((t(y-(x4*BETA_PC[4])))%*%(y-(x4*BETA_PC[4])))/df)
    sdPC5=sqrt(sum((t(y-(x5*BETA_PC[5])))%*%(y-(x5*BETA_PC[5])))/df)
    sdPC6=sqrt(sum((t(y-(x6*BETA_PC[6])))%*%(y-(x6*BETA_PC[6])))/df)

    SE_PC1=sdPC1/sqrt(n)
    SE_PC2=sdPC2/sqrt(n)
    SE_PC3=sdPC3/sqrt(n)
    SE_PC4=sdPC4/sqrt(n)
    SE_PC5=sdPC5/sqrt(n)
    SE_PC6=sdPC6/sqrt(n)
    SE_PC=cbind(SE_PC1,SE_PC2,SE_PC3,SE_PC4,SE_PC5,SE_PC6)

    SE_PC[i,]<<-data.frame(SE_PC)
MSEpc[i,]<<-data.frame(MSEpc)
    BETA_PC[i,]<<-data.frame(BETA_PC)
i=i+1
   }
colnames(BETA_PC)=c("bPC1","bPC2","bPC3","bPC4","bPC5","bPC6")
  }
}
        JLR<-function(n, p, alpha,alpha2, N)
        {
          MSE_JLR<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=1))
          colnames(MSE_JLR)<<-c("M_JLR")
          Beta_JLR<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=6))
          colnames(Beta_JLR)<<-c("bJR1","bJR2","bJR3","bJR4","bJR5","bJR6")
          VIF_JLR<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=6))
          colnames(VIF_JLR)<<-c("vif_JR1","vif_JR2","vif_JR3","vif_JR4","vif_JR5","vif_JR6")
          SE_JLR<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=6))
          colnames(SE_JLR)<<-c("SEJR1","SEJR2","SEJR3","SEJR4","SEJR5","SEJR6")

          {
            N<<-1000
            i<-1
            while(i<=N)
            {
              set.seed(i+1)
              data<-data_y(n)

              #input data
              y <- data$y
              x1 <- dataaa$x1
              x2 <- dataaa$x2
              x3 <- dataaa$x3
              x4 <- dataaa$x4
              x5 <- dataaa$x5
              x6 <- dataaa$x6

              x<<- cbind(x1,x2,x3,x4,x5,x6)

              beta=0
              beta1=beta2=beta3=beta4=beta5=beta6=1
```

```
mylogit<-glm(formula=y~x1+x2+x3+x4+x5+x6,data=data,family=binomial(link =
"logit"))

#scale and center
z1=(x1-mean(x1))/sqrt(sum((x1-mean(x1))^2))
z2=(x2-mean(x2))/sqrt(sum((x2-mean(x2))^2))
z3=(x3-mean(x3))/sqrt(sum((x3-mean(x3))^2))
z4=(x4-mean(x4))/sqrt(sum((x4-mean(x4))^2))
z5=(x5-mean(x5))/sqrt(sum((x5-mean(x5))^2))
z6=(x6-mean(x6))/sqrt(sum((x6-mean(x6))^2))
z=cbind(z1, z2, z3, z4,z5,z6)
zy=y-mean(y)

pi_x=exp(beta+beta1*x1+beta2*x2+beta3*x3+beta4*x4+beta5*x5+beta6*x6)/(1+exp(bet
a+beta1*x1+beta2*x2+beta3*x3+beta4*x4+beta5*x5+beta6*x6))

#matrix korelasi
W=diag((pi_x)*(1-pi_x))
korelasi=cor(z)
kor=data.frame(korelasi)
vif=diag(solve(cor(x)))
vif_MLE=data.frame(vif)

xt<-t(z)
xtx<-t(z)%*%W%*%z
T<-eigen(xtx)

p<-T$vectors
Z<-z%*%p
tZ<-t(Z)
Gama<-(solve(tZ%*%W%*%Z))%*%(tZ%*%W%*%zy)
Beta<-p%*%Gama

#menentukan nilai K_Awal

SSE<-sum((t(zy-(z%*%Beta))%*%(zy-(z%*%Beta)))
df<-(n-6-1)
sigma2<-SSE/df

k11<-(6*sigma2)/(Beta[1])^2
k12<-(6*sigma2)/(Beta[2])^2
k13<-(6*sigma2)/(Beta[3])^2
k14<-(6*sigma2)/(Beta[4])^2
k15<-(6*sigma2)/(Beta[5])^2
k16<-(6*sigma2)/(Beta[6])^2
k0<<-c(k11,k12,k13,k14,k15,k16)
K0<-diag(k0)

err<-1

while (err<=(10^-3))
{
  G_GR1<-(solve((tZ%*%W%*%Z)+K0))%*%(tZ%*%W%*%zy)
  B_GR1<-p%*%G_GR1
```

```
  pv_0<-t(B_GR1)%*%B_GR1

  K_1<-(6*sigma2)/(B_GR1[1])^2
  K_2<-(6*sigma2)/(B_GR1[2])^2
  K_3<-(6*sigma2)/(B_GR1[3])^2
  K_4<-(6*sigma2)/(B_GR1[4])^2
  K_5<-(6*sigma2)/(B_GR1[5])^2
  K_6<-(6*sigma2)/(B_GR1[6])^2
  K_iterasi<<-c(K_1,K_2,K_3,K_4,K_5,K_6)
  K0<-diag(K_iterasi)
  G_GRR<-(solve((tZ%*%W%*%Z)+K0))%*%tZ%*%W%*%zy
  B_GRR<-p%*%G_GRR
  pv_1<-pv_0
  pv_0<-t(B_GRR)%*%B_GRR
  err<-abs(pv_1-pv_0)

}
K0<<-K0
print(K0)

MI<-diag(c(1,1,1,1,1,1))
MKB<-solve((tZ%*%W%*%Z)+K0)
G_JR1<-(MI-(MKB%*%K0)^2)%*%Gama

Beta_JLR<-p%*%G_JR1

Sx1=sqrt(sum((z1-mean(z1))^2))
Sx2=sqrt(sum((z2-mean(z2))^2))
Sx3=sqrt(sum((z3-mean(z3))^2))
Sx4=sqrt(sum((z4-mean(z4))^2))
Sx5=sqrt(sum((z5-mean(z5))^2))
Sx6=sqrt(sum((z6-mean(z6))^2))

Sx=rbind(Sx1, Sx2, Sx3, Sx4, Sx5, Sx6)
Sy=sqrt(sum((y-mean(y))^2))

B_JLR1<-Beta_JLR[1]%*%(Sy/Sx1)
B_JLR2<-Beta_JLR[2]%*%(Sy/Sx2)
B_JLR3<-Beta_JLR[3]%*%(Sy/Sx3)
B_JLR4<-Beta_JLR[4]%*%(Sy/Sx4)
B_JLR5<-Beta_JLR[5]%*%(Sy/Sx5)
B_JLR6<-Beta_JLR[6]%*%(Sy/Sx6)

B_JLR<-rbind(B_JLR1,B_JLR2,B_JLR3,B_JLR4,B_JLR5,B_JLR6)

#taksiranjackknifeRidgeRegression
B=(matrix(c(1,1,1,1,1,1),nrow=6))
MSE_JLR <- (sum((B_JLR-B)^2))/N

CorX<-t(z)%*%z
vif_JLR<-
(diag(solve((tZ%*%W%*%Z)+K0)%*%(tZ%*%W%*%Z)%*%solve((tZ%*%W%*%Z)
+K0)))
```

```
              sdJLR1<-sqrt(sum((t(zy-(z1*B_JLR[1])))%*%(zy-(z1*B_JLR[1])))/df)
              sdJLR2<-sqrt(sum((t(zy-(z2*B_JLR[2])))%*%(zy-(z2*B_JLR[2])))/df)
              sdJLR3<-sqrt(sum((t(zy-(z3*B_JLR[3])))%*%(zy-(z3*B_JLR[3])))/df)
              sdJLR4<-sqrt(sum((t(zy-(z4*B_JLR[4])))%*%(zy-(z4*B_JLR[4])))/df)
              sdJLR5<-sqrt(sum((t(zy-(z5*B_JLR[5])))%*%(zy-(z5*B_JLR[5])))/df)
              sdJLR6<-sqrt(sum((t(zy-(z6*B_JLR[6])))%*%(zy-(z6*B_JLR[6])))/df)

              SE1_JLR<-sdJLR1/sqrt(n)
              SE2_JLR<-sdJLR2/sqrt(n)
              SE3_JLR<-sdJLR3/sqrt(n)
              SE4_JLR<-sdJLR4/sqrt(n)
              SE5_JLR<-sdJLR5/sqrt(n)
              SE6_JLR<-sdJLR6/sqrt(n)

              SE_JLR<-cbind(SE1_JLR,SE2_JLR,SE3_JLR,SE4_JLR,SE5_JLR,SE6_JLR)

              SE_JLR[i,]<<-data.frame((SE_JLR))
              VIF_JLR[i,]<<-data.frame(t(vif_JLR))
              MSE_JLR[i,]<<-data.frame((MSE_JLR))
              Beta_JLR[i,]<<-data.frame(t(B_JLR))

              i<-i + 1
             }
           }
          }

ridge<-function(n,N)
{
  library(stats4)
  BETA_RIDGE<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=6))
  colnames(BETA_RIDGE)<<-c("bR1","bR2","bR3","bR4","bR5","bR6")
  GCV<<-data.frame(c(0))
  colnames(GCV)<<-c("GCV")
  MSE_RIDGE<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=1))
  colnames(MSE_RIDGE)<<-c("MSER")
  k<<-data.frame(c(0))
  colnames(k)<<-c("k")
  vif_ridge<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=6))
  colnames(vif_ridge)<<-c("vifr1","vifr2","vifr3","vifr4","vifr5","vifr6")
  SE_RIDGE<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=6))
  colnames(SE_RIDGE)<<-c("SER1","SER2","SER3","SER4","SER5","SER6")
  {
    i<-1
    while(i<=N)
    {
      set.seed(i+1)
      data<-data_y(n)

      #input data
      y <- data$y
      x1 <- dataaa$x1
      x2 <- dataaa$x2
      x3 <- dataaa$x3
      x4 <- dataaa$x4
```

```
x5 <- dataaa$x5
x6 <- dataaa$x6

x<<-cbind(x1,x2,x3,x4,x5,x6)
y<-data$y

#scale and center
X1=(x1-mean(x1))/sqrt(sum((x1-mean(x1))^2))
X2=(x2-mean(x2))/sqrt(sum((x2-mean(x2))^2))
X3=(x3-mean(x3))/sqrt(sum((x3-mean(x3))^2))
X4=(x4-mean(x4))/sqrt(sum((x4-mean(x4))^2))
X5=(x5-mean(x5))/sqrt(sum((x5-mean(x5))^2))
X6=(x6-mean(x6))/sqrt(sum((x6-mean(x6))^2))
X=cbind(X1,X2,X3,X4,X5,X6)
zy=y-(mean(y))

beta=0
beta1=beta2=beta3=beta4=beta5=beta6=1

pi_x=exp(beta+beta1*x1+beta2*x2+beta3*x3+beta4*x4+beta5*x5+beta6*x6)/(1+exp(beta+beta1
*x1+beta2*x2+beta3*x3+beta4*x4+beta5*x5+beta6*x6))
W=diag((pi_x)*(1-pi_x))
Z<-log(pi_x)+((y-pi_x)/((pi_x)*(1-pi_x)))
bu_mle<-(solve(t(x)%*%W%*%x)%*%(t(x)%*%W%*%Z))
Bu_mle<-matrix(bu_mle)
B<-(matrix(c(1,1,1,1,1,1),nrow=6))
#matrix korelasi
CorX<-t(X)%*%X
XMatrix<-matrix(CorX,6,6)

#matrix identitas
I<-diag(6)

library(lmridge)
mo<-lmridge(y~x1+x2+x3+x4+x5+x6, data=data, K=seq(0,1,0.01),scale="sc")
h<-kest(mo)$kGCV
mod<-lmridge(y~x1+x2+x3+x4+x5+x6, data=data, K=c(h),scale="sc")
GCV<-kest(mod)$GCV
k=min(1/((Bu_mle)^2))

#beta_ridge
BR_CC1<-((solve((t(X)%*%W%*%X)+k*I))%*%(t(X)%*%W%*%X%*%Bu_mle))

s1<-sqrt(sum((X1-mean(X1))^2))
s2<-sqrt(sum((X2-mean(X2))^2))
s3<-sqrt(sum((X3-mean(X3))^2))
s4<-sqrt(sum((X4-mean(X4))^2))
s5<-sqrt(sum((X5-mean(X5))^2))
s6<-sqrt(sum((X6-mean(X6))^2))
sy<-sqrt(sum((y-mean(y))^2))

B_RR1=BR_CC1[1]%*%(sy/s1)
B_RR2=BR_CC1[2]%*%(sy/s2)
B_RR3=BR_CC1[3]%*%(sy/s3)
```

```
    B_RR4=BR_CC1[4]%*%(sy/s4)
    B_RR5=BR_CC1[5]%*%(sy/s5)
    B_RR6=BR_CC1[6]%*%(sy/s6)

    XMean<-rbind(mean(x1),mean(x2),mean(x3),mean(x4),mean(x5),mean(x6))

    BR_0=mean(y)

    #nilai parameter dalam bentuk asli
    beta_ridge=rbind(B_RR1,B_RR2,B_RR3,B_RR4,B_RR5,B_RR6)
    BetaR<-matrix(beta_ridge)
    gcv<<-kest(mo)$GCV
    gcv<<-t(gcv)
    br<<-(coef(mod))

    MSE_RIDGE<-((((BetaR[1]-1)^2))+(((BetaR[2]-1)^2))+(((BetaR[3]-1)^2))+(((BetaR[4]-
1)^2))+(((BetaR[5]-1)^2))+(((BetaR[6]-1)^2)))/N

    #mencari nilai SE
    df<-n-6-1
    sdR1<-sqrt(sum((t(zy-(X1*beta_ridge[1])))%*%(zy-(X1*beta_ridge[1])))/df)
    sdR2<-sqrt(sum((t(zy-(X2*beta_ridge[2])))%*%(zy-(X2*beta_ridge[2])))/df)
    sdR3<-sqrt(sum((t(zy-(X3*beta_ridge[3])))%*%(zy-(X3*beta_ridge[3])))/df)
    sdR4<-sqrt(sum((t(zy-(X4*beta_ridge[4])))%*%(zy-(X4*beta_ridge[4])))/df)
    sdR5<-sqrt(sum((t(zy-(X5*beta_ridge[5])))%*%(zy-(X5*beta_ridge[5])))/df)
    sdR6<-sqrt(sum((t(zy-(X6*beta_ridge[6])))%*%(zy-(X6*beta_ridge[6])))/df)

    SE1_R<-sdR1/sqrt(n)
    SE2_R<-sdR2/sqrt(n)
    SE3_R<-sdR3/sqrt(n)
    SE4_R<-sdR4/sqrt(n)
    SE5_R<-sdR5/sqrt(n)
    SE6_R<-sdR6/sqrt(n)

    SE_RIDGE<-cbind(SE1_R,SE2_R,SE3_R,SE4_R,SE5_R,SE6_R)

    vif_ridge<-(t(vif(mod)))
    vif_ridge[i,]<<-data.frame(t(vif_ridge))
    vif_mle[i,]<<-data.frame(t(vif_mle))

    BETA_RIDGE[i,]<<-data.frame(t(beta_ridge))
    GCV[i,]<<-data.frame(GCV)
    MSE_RIDGE[i,]<<-data.frame((MSE_RIDGE))
    k[i,]<<-data.frame(k)
    SE_RIDGE[i,]<<-data.frame((SE_RIDGE))
    i<-i+1
   }
  }
}

MLE<-function(n,alpha,alpha2,N)
{
  MSE_MLE<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=1))
names(MSE_MLE)<<-c("MSE_MLE")
```

```
  Beta_MLE<<-data.frame(matrix(c(1,1,1,1,1,1,1),ncol=7))
  colnames(Beta_MLE)<<-c("b0","b1","b2","b3","b4","b5","b6")
SE_MLE<<-data.frame(matrix(c(1,1,1,1,1,1),ncol=6))
  colnames(SE_MLE)<<-
c("SE_MLE1","SE_MLE2","SE_MLE3","SE_MLE4","SE_MLE5","SE_MLE6")
  ul<<-data.frame(c(0))
  names(ul)<<-c("i")
  {
    N<<-N
    i<-1
    while(i<=N)
    {
      set.seed(i)
      dataa<-data_y(n)
 #input data
    x1<-dataaa$x1
    x2<-dataaa$x2
    x3<-dataaa$x3
    x4<-dataaa$x4
    x5<-dataaa$x5
    x6<-dataaa$x6
      x<<-cbind(x1,x2,x3,x4,x5,x6)
      y<-data$y
      mylogit<-glm(y~x1+x2+x3+x4+x5+x6, family=binomial, data=dataa)
      Beta_MLE<-(matrix(coef(mylogit)))
      B_MLE<-matrix(Beta_MLE)
      MSE_MLE<-((((B_MLE[2]-1)^2))+(((B_MLE[3]-1)^2))+(((B_MLE[4]-1)^2))+(((B_MLE[5]-
1)^2))+(((B_MLE[6]-1)^2))+(((B_MLE[7]-1)^2)))/N
df<-n-6-1
sdMLE1<-sqrt(sum((t(y-(x1*B_MLE[2])))%*%(y-(x1*B_MLE[2])))/df)
sdMLE2<-sqrt(sum((t(y-(x2*B_MLE[3])))%*%(y-(x2*B_MLE[3])))/df)
sdMLE3<-sqrt(sum((t(y-(x3*B_MLE[4])))%*%(y-(x3*B_MLE[4])))/df)
sdMLE4<-sqrt(sum((t(y-(x4*B_MLE[5])))%*%(y-(x4*B_MLE[5])))/df)
sdMLE5<-sqrt(sum((t(y-(x5*B_MLE[6])))%*%(y-(x5*B_MLE[6])))/df)
sdMLE6<-sqrt(sum((t(y-(x6*B_MLE[7])))%*%(y-(x6*B_MLE[7])))/df)
SE_MLE1<-sdMLE1/sqrt(n)
SE_MLE2<-sdMLE2/sqrt(n)
SE_MLE3<-sdMLE3/sqrt(n)
SE_MLE4<-sdMLE4/sqrt(n)
SE_MLE5<-sdMLE5/sqrt(n)
SE_MLE6<-sdMLE6/sqrt(n)
SE_MLE<-cbind(SE_MLE1,SE_MLE2,SE_MLE3,SE_MLE4,SE_MLE5,SE_MLE6)
      MSE_MLE[i,]<<-data.frame(MSE_MLE)
SE_MLE[i,]<<-data.frame(SE_MLE)
      ul[i,]<<-data.frame(i)
      Beta_MLE[i,]<<-data.frame(t(Beta_MLE))
      i<-i+1
    }
  }
}

ALL<-function(n,alpha,alpha2,N)
{
  {
```

```
    data_x(n,alpha,alpha2)
    LASSO(n,alpha,alpha2,N)
    PCR (n,N)
    JLR(n,p,alpha,alpha2,N)
    ridge(n,N)
    MLE(n,alpha,alpha2,N)
    N<<-N
  }
}
ALL(20,0.3,0.99,1000)
VIF
kor
colMeans(Beta_L)
colMeans(BETA_PCR)
colMeans(Beta_JLR)
colMeans(Beta_RIDGE)
colMeans(Beta_MLE)
colMeans(SE_L)
colMeans(SE_PCR)
colMeans(SE_JLR)
colMeans(SE_RIDGE)
colMeans(SE_MLE)
colMeans(MSE_L)
colMeans(MSEpc)
colMeans(MSE_JLR)
colMeans(MSE_RIDGE)
colMeans(MSE_MLE)

ALL(50,0.3,0.99,1000)
VIF
kor
colMeans(Beta_L)
colMeans(BETA_PCR)
colMeans(Beta_JLR)
colMeans(Beta_RIDGE)
colMeans(Beta_MLE)
colMeans(SE_L)
colMeans(SE_PCR)
colMeans(SE_JLR)
colMeans(SE_RIDGE)
colMeans(SE_MLE)
colMeans(MSE_L)
colMeans(MSEpc)
colMeans(MSE_JLR)
colMeans(MSE_RIDGE)
colMeans(MSE_MLE)

ALL(100,0.3,0.99,1000)
VIF
kor
colMeans(Beta_L)
colMeans(BETA_PCR)
colMeans(Beta_JLR)
colMeans(Beta_RIDGE)
```

```
colMeans(Beta_MLE)
colMeans(SE_L)
colMeans(SE_PCR)
colMeans(SE_JLR)
colMeans(SE_RIDGE)
colMeans(SE_MLE)
colMeans(MSE_L)
colMeans(MSEpc)
colMeans(MSE_JLR)
colMeans(MSE_RIDGE)
colMeans(MSE_MLE)

ALL(200,0.3,0.99,1000)
VIF
kor
colMeans(Beta_L)
colMeans(BETA_PCR)
colMeans(Beta_JLR)
colMeans(Beta_RIDGE)
colMeans(Beta_MLE)
colMeans(SE_L)
colMeans(SE_PCR)
colMeans(SE_JLR)
colMeans(SE_RIDGE)
colMeans(SE_MLE)
colMeans(MSE_L)
colMeans(MSEpc)
colMeans(MSE_JLR)
colMeans(MSE_RIDGE)
colMeans(MSE_MLE)
```

2. 6 variabel bebas berkorelasi

```
data_x<-function(n,alpha)
{
  {
    set.seed(1)
    x1r<-rnorm(n,0,1)
    x2r<-rnorm(n,0,1)
    x3r<-rnorm(n,0,1)
    x4r<-rnorm(n,0,1)
    x5r<-rnorm(n,0,1)
    x6r<-rnorm(n,0,1)
    x7r<-rnorm(n,0,1)

    x1<-(sqrt(1-((alpha)^2)))*x1r+((alpha)*x7r)
    x2<-(sqrt(1-((alpha)^2)))*x2r+((alpha)*x7r)
    x3<-(sqrt(1-((alpha)^2)))*x3r+((alpha)*x7r)
    x4<-(sqrt(1-((alpha)^2)))*x4r+((alpha)*x7r)
    x5<-(sqrt(1-((alpha)^2)))*x5r+((alpha)*x7r)
    x6<-(sqrt(1-((alpha)^2)))*x6r+((alpha)*x7r)
  }
```

```
  dataaa<-cbind(x1,x2,x3,x4,x5,x6)
  dataaa<<-data.frame(dataaa)
  X<-scale(dataaa)
  korelasi<-cor(X)
  kor<<-data.frame(korelasi)
  vif<-diag(solve(cor(X)))
  VIF<<-data.frame(vif)
}
data_y<-function(n)
{
  {
    x1<-dataaa$x1
    x2<-dataaa$x2
    x3<-dataaa$x3
    x4<-dataaa$x4
    x5<-dataaa$x5
    x6<-dataaa$x6
    beta=0
    beta1=beta2=beta3=beta4=beta5=beta6<-1
    pi_x<-
exp(beta+beta1*x1+beta2*x2+beta3*x3+beta4*x4+beta5*x5+beta6*x6)/(1+exp(beta+beta1*x1+b
eta2*x2+beta3*x3+beta4*x4+beta5*x5+beta6*x6))
    y<-rbinom(n,size=1,prob=pi_x)
  }
  y<-as.data.frame.numeric(y)
  names(y)<-c("y")
  dataa<<-cbind(y,x1,x2,x3,x4,x5,x6)
  data<-data.frame(dataa)
}
LASSO<-function(n,alpha,N)
{
  library(glmnet)
  lamda<<-data.frame(c(0))
  names(lamda)<<-c("lamda")
  Beta_L<<-data.frame(matrix(c(1,1,1,1,1,1,1),ncol=7))
  colnames(Beta_L)<<-c("BL0","BL1","BL2","BL3","BL4","BL5","BL6")
SE_L<<-data.frame(matrix(c(1,1,1,1,1,1),ncol=6))
  colnames(SE_L)<<-c("SE1","SE2","SE3","SE4","SE5","SE6")
MSE_L<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=1))
names(MSE_L)<<-c("MSE_L")

  ul<<-data.frame(c(0))
  names(ul)<<-c("i")
  {
    N<<-N
    i<-1
    while(i<=N)
    {
      set.seed(i)
      data<-data_y(n)
      #input data
    x1<-dataaa$x1
    x2<-dataaa$x2
    x3<-dataaa$x3
```

```
    x4<-dataaa$x4
    x5<-dataaa$x5
    x6<-dataaa$x6
      x<<-cbind(x1,x2,x3,x4,x5,x6)
      y<-data$y
      fit<-glmnet(x,y,alpha=1)
      plot(fit)
      cv.lasso<-cv.glmnet(x,y,alpha=1,family="binomial")
      plot(cv.lasso)
      model.lasso<-glmnet(x,y,family="binomial",alpha=1,lambda=cv.lasso$lambda.min)
  predict(model.lasso, type="coefficients")
      Beta_L<-predict(model.lasso, type="coefficients")
      matrix(Beta_L)
      BL<-matrix(Beta_L)
df<-n-6-1
sdL1<-sqrt(sum((t(y-(x1*BL[2])))%*%(y-(x1*BL[2])))/df)
sdL2<-sqrt(sum((t(y-(x2*BL[3])))%*%(y-(x2*BL[3])))/df)
sdL3<-sqrt(sum((t(y-(x3*BL[4])))%*%(y-(x3*BL[4])))/df)
sdL4<-sqrt(sum((t(y-(x4*BL[5])))%*%(y-(x4*BL[5])))/df)
sdL5<-sqrt(sum((t(y-(x5*BL[6])))%*%(y-(x5*BL[6])))/df)
sdL6<-sqrt(sum((t(y-(x6*BL[7])))%*%(y-(x6*BL[7])))/df)

SE_L1<-sdL1/sqrt(n)
SE_L2<-sdL2/sqrt(n)
SE_L3<-sdL3/sqrt(n)
SE_L4<-sdL4/sqrt(n)
SE_L5<-sdL5/sqrt(n)
SE_L6<-sdL6/sqrt(n)
SE_L<-cbind(SE_L1,SE_L2,SE_L3,SE_L4,SE_L5,SE_L6)

MSE_L<-((((BL[2]-1)^2))+(((BL[3]-1)^2))+(((BL[4]-1)^2))+(((BL[5]-1)^2))+(((BL[6]-
1)^2))+(((BL[7]-1)^2)))/N
      lamda[i,]<<-data.frame(lamda)
SE_L[i,]<<-data.frame(SE_L)
      MSE_L[i,]<<-data.frame(MSE_L)
      ul[i,]<<-data.frame(i)
      Beta_L[i,]<<-data.frame(t(BL))
      i<-i+1
    }
  }
}

PCR=function(n,N)
{
MSEpc<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=1))
colnames(MSEpc)=c("MSPC")
  EV=data.frame(c(1,1,1,1,1,1))
  SE_PC<<-data.frame(matrix(c(1,1,1,1,1,1),ncol=6))
  BETA_PC<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=6))
  {
    N<<-N
i=1
    while(i<=N)
    {
```

```
set.seed(i+1)
    data=data_y(n)

    #input_data
    y=data$y
    x1=dataaa$x1
    x2=dataaa$x2
    x3=dataaa$x3
    x4=dataaa$x4
    x5=dataaa$x5
    x6=dataaa$x6
    B=(matrix(c(1,1,1,1,1,1),nrow=6))

    X1=(x1-mean(x1))/sqrt(sum((x1-mean(x1))^2))
    X2=(x2-mean(x2))/sqrt(sum((x2-mean(x2))^2))
    X3=(x3-mean(x3))/sqrt(sum((x3-mean(x3))^2))
    X4=(x4-mean(x4))/sqrt(sum((x4-mean(x4))^2))
    X5=(x5-mean(x5))/sqrt(sum((x5-mean(x5))^2))
    X6=(x6-mean(x6))/sqrt(sum((x6-mean(x6))^2))
Xs=cbind(X1,X2,X3,X4,X5,X6)
zy=y-mean(y)
    beta=0
    beta1=beta2=beta3=beta4=beta5=beta6=1
    pi_x<-
exp(beta+beta1*X1+beta2*X2+beta3*X3+beta4*X4+beta5*X5+beta6*X6)/(1+exp(beta+beta1*X
1+beta2*X2+beta3*X3+beta4*X4+beta5*X5+beta6*X6))
    g=beta+beta1*X1+beta2*X2+beta3*X3+beta4*X4+beta5*X5+beta6*X6
    w=diag((pi_x)*(1-pi_x))
XbyX=t(Xs)%*%w%*%Xs #corelation matrix
    EV=cbind(eigen(XbyX)$values)
    V=matrix(eigen(XbyX)$vectors,6,6)
vektor=data.frame(V)
    Z=Xs%*%V
    Vs1=V[1:6,1]
    Vs2=V[1:6,1:2]
    Vs3=V[1:6,1:3]
    Vs4=V[1:6,1:4]
    Vs5=V[1:6,1:5]
    Vs6=V[1:6,1:6]
    #S
    S1=sqrt(sum((x1-mean(x1))^2))
    S2=sqrt(sum((x2-mean(x2))^2))
    S3=sqrt(sum((x3-mean(x3))^2))
    S4=sqrt(sum((x4-mean(x4))^2))
    S5=sqrt(sum((x5-mean(x5))^2))
    S6=sqrt(sum((x6-mean(x6))^2))
    S=rbind(S1,S2,S3,S4,S5,S6)
    Sy=sqrt(sum((y-mean(y))^2))
    XMean=rbind(mean(x1),mean(x2),mean(x3),mean(x4),mean(x5),mean(x6))

    #pemilihankomponenya
    if (EV[1]>1 & EV[2]>1 & EV[3]>1 & EV[4]>1 & EV[5]>1 & EV[6]>1) {
      PC6=Z[1:n,1:6]
      B6=(solve(t(PC6)%*%w%*%(PC6)))%*%t(PC6)%*%w%*%zy #After Deletion
```

```
       BPC=Vs6%*%B6
      } else if (EV[1]>1 & EV[2]>1 & EV[3]>1 & EV[4]>1 & EV[5]>1) {
       PC5=Z[1:n,1:5]
       B5=(solve(t(PC5)%*%w%*%(PC5)))%*%t(PC5)%*%w%*%zy #After Deletion
       BPC=Vs5%*%B5
      } else if (EV[1]>1 & EV[2]>1 & EV[3]>1 & EV[4]>1 ) {
       PC4=Z[1:n,1:4]
       B4=(solve(t(PC)%*%w%*%(PC4)))%*%t(PC4)%*%w%*%zy #After Deletion
       BPC=Vs4%*%B4
      } else if (EV[1]>1 & EV[2]>1 & EV[3]>1 ) {
       PC3=Z[1:n,1:3]
       B3=(solve(t(PC3)%*%w%*%(PC3)))%*%t(PC3)%*%w%*%zy #After Deletion
       BPC=Vs3%*%B3
      } else if (EV[1]>1 & EV[2]>1 ) {
       PC2=Z[1:n,1:2]
       B2=(solve(t(PC2)%*%w%*%(PC2)))%*%t(PC2)%*%w%*%zy #After Deletion
       BPC=Vs2%*%B2
      } else {
       PC1=Z[1:n,1]
       B1=(solve(t(PC1)%*%w%*%(PC1)))%*%t(PC1)%*%w%*%zy #After Deletion
       BPC=Vs1%*%B1
      }
bPC=rbind(BPC/(S/Sy))
      BETA_PC<-t(bPC)
MSEpc=(sum(bPC-B)^2)/N
      df=n-6-1
      sdPC1=sqrt(sum((t(y-(x1*BETA_PC[1])))%*%(y-(x1*BETA_PC[1])))/df)
      sdPC2=sqrt(sum((t(y-(x2*BETA_PC[2])))%*%(y-(x2*BETA_PC[2])))/df)
      sdPC3=sqrt(sum((t(y-(x3*BETA_PC[3])))%*%(y-(x3*BETA_PC[3])))/df)
      sdPC4=sqrt(sum((t(y-(x4*BETA_PC[4])))%*%(y-(x4*BETA_PC[4])))/df)
      sdPC5=sqrt(sum((t(y-(x5*BETA_PC[5])))%*%(y-(x5*BETA_PC[5])))/df)
      sdPC6=sqrt(sum((t(y-(x6*BETA_PC[6])))%*%(y-(x6*BETA_PC[6])))/df)

      SE_PC1=sdPC1/sqrt(n)
      SE_PC2=sdPC2/sqrt(n)
      SE_PC3=sdPC3/sqrt(n)
      SE_PC4=sdPC4/sqrt(n)
      SE_PC5=sdPC5/sqrt(n)
      SE_PC6=sdPC6/sqrt(n)
      SE_PC=cbind(SE_PC1,SE_PC2,SE_PC3,SE_PC4,SE_PC5,SE_PC6)

      SE_PC[i,]<<-data.frame(SE_PC)
MSEpc[i,]<<-data.frame(MSEpc)
      BETA_PC[i,]<<-data.frame(BETA_PC)
i=i+1
    }
colnames(BETA_PC)=c("bPC1","bPC2","bPC3","bPC4","bPC5","bPC6")
  }
}
            JLR<-function(n, p, alpha,alpha2, N)
            {
              MSE_JLR<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=1))
              colnames(MSE_JLR)<<-c("M_JLR")
              Beta_JLR<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=6))
```

```
  colnames(Beta_JLR)<<-c("bJR1","bJR2","bJR3","bJR4","bJR5","bJR6")
  VIF_JLR<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=6))
  colnames(VIF_JLR)<<-c("vif_JR1","vif_JR2","vif_JR3","vif_JR4","vif_JR5","vif_JR6")
  SE_JLR<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=6))
  colnames(SE_JLR)<<-c("SEJR1","SEJR2","SEJR3","SEJR4","SEJR5","SEJR6")

  {
   N<<-1000
   i<-1
   while(i<=N)
   {
    set.seed(i+1)
    data<-data_y(n)

    #input data
    y <- data$y
    x1 <- dataaa$x1
    x2 <- dataaa$x2
    x3 <- dataaa$x3
    x4 <- dataaa$x4
    x5 <- dataaa$x5
    x6 <- dataaa$x6

    x<<- cbind(x1,x2,x3,x4,x5,x6)

    beta=0
    beta1=beta2=beta3=beta4=beta5=beta6=1
    mylogit<-glm(formula=y~x1+x2+x3+x4+x5+x6,data=data,family=binomial(link =
"logit"))

    #scale and center
    z1=(x1-mean(x1))/sqrt(sum((x1-mean(x1))^2))
    z2=(x2-mean(x2))/sqrt(sum((x2-mean(x2))^2))
    z3=(x3-mean(x3))/sqrt(sum((x3-mean(x3))^2))
    z4=(x4-mean(x4))/sqrt(sum((x4-mean(x4))^2))
    z5=(x5-mean(x5))/sqrt(sum((x5-mean(x5))^2))
    z6=(x6-mean(x6))/sqrt(sum((x6-mean(x6))^2))
    z=cbind(z1, z2, z3, z4,z5,z6)
    zy=y-mean(y)

pi_x=exp(beta+beta1*x1+beta2*x2+beta3*x3+beta4*x4+beta5*x5+beta6*x6)/(1+exp(bet
a+beta1*x1+beta2*x2+beta3*x3+beta4*x4+beta5*x5+beta6*x6))

    #matrix korelasi
    W=diag((pi_x)*(1-pi_x))
    korelasi=cor(z)
    kor=data.frame(korelasi)
    vif=diag(solve(cor(x)))
    vif_MLE=data.frame(vif)

    xt<-t(z)
    xtx<-t(z)%*%W%*%z
    T<-eigen(xtx)
```

```
p<-T$vectors
Z<-z%*%p
tZ<-t(Z)
Gama<-(solve(tZ%*%W%*%Z))%*%(tZ%*%W%*%zy)
Beta<-p%*%Gama

#menentukan nilai K_Awal

SSE<-sum((t(zy-(z%*%Beta))%*%(zy-(z%*%Beta)))
df<-(n-6-1)
sigma2<-SSE/df

k11<-(6*sigma2)/(Beta[1])^2
k12<-(6*sigma2)/(Beta[2])^2
k13<-(6*sigma2)/(Beta[3])^2
k14<-(6*sigma2)/(Beta[4])^2
k15<-(6*sigma2)/(Beta[5])^2
k16<-(6*sigma2)/(Beta[6])^2
k0<<-c(k11,k12,k13,k14,k15,k16)
K0<-diag(k0)

err<-1

while (err<=(10^-3))
{
 G_GR1<-(solve((tZ%*%W%*%Z)+K0))%*%(tZ%*%W%*%zy)
 B_GR1<-p%*%G_GR1
 pv_0<-t(B_GR1)%*%B_GR1

 K_1<-(6*sigma2)/(B_GR1[1])^2
 K_2<-(6*sigma2)/(B_GR1[2])^2
 K_3<-(6*sigma2)/(B_GR1[3])^2
 K_4<-(6*sigma2)/(B_GR1[4])^2
 K_5<-(6*sigma2)/(B_GR1[5])^2
 K_6<-(6*sigma2)/(B_GR1[6])^2
 K_iterasi<<-c(K_1,K_2,K_3,K_4,K_5,K_6)
 K0<-diag(K_iterasi)
 G_GRR<-(solve((tZ%*%W%*%Z)+K0))%*%tZ%*%W%*%zy
 B_GRR<-p%*%G_GRR
 pv_1<-pv_0
 pv_0<-t(B_GRR)%*%B_GRR
 err<-abs(pv_1-pv_0)

}
K0<<-K0
print(K0)

MI<-diag(c(1,1,1,1,1,1))
MKB<-solve((tZ%*%W%*%Z)+K0)
G_JR1<-(MI-(MKB%*%K0)^2)%*%Gama

Beta_JLR<-p%*%G_JR1

Sx1=sqrt(sum((z1-mean(z1))^2))
```

```
        Sx2=sqrt(sum((z2-mean(z2))^2))
        Sx3=sqrt(sum((z3-mean(z3))^2))
        Sx4=sqrt(sum((z4-mean(z4))^2))
        Sx5=sqrt(sum((z5-mean(z5))^2))
        Sx6=sqrt(sum((z6-mean(z6))^2))

        Sx=rbind(Sx1, Sx2, Sx3, Sx4, Sx5, Sx6)
        Sy=sqrt(sum((y-mean(y))^2))

        B_JLR1<-Beta_JLR[1]%*%(Sy/Sx1)
        B_JLR2<-Beta_JLR[2]%*%(Sy/Sx2)
        B_JLR3<-Beta_JLR[3]%*%(Sy/Sx3)
        B_JLR4<-Beta_JLR[4]%*%(Sy/Sx4)
        B_JLR5<-Beta_JLR[5]%*%(Sy/Sx5)
        B_JLR6<-Beta_JLR[6]%*%(Sy/Sx6)

        B_JLR<-rbind(B_JLR1,B_JLR2,B_JLR3,B_JLR4,B_JLR5,B_JLR6)

        #taksiranjackknifeRidgeRegression
        B=(matrix(c(1,1,1,1,1,1),nrow=6))
        MSE_JLR <- (sum((B_JLR-B)^2))/N

        CorX<-t(z)%*%z
        vif_JLR<-
    (diag(solve((tZ%*%W%*%Z)+K0)%*%(tZ%*%W%*%Z)%*%solve((tZ%*%W%*%Z)
    +K0)))

        sdJLR1<-sqrt(sum((t(zy-(z1*B_JLR[1])))%*%(zy-(z1*B_JLR[1])))/df)
        sdJLR2<-sqrt(sum((t(zy-(z2*B_JLR[2])))%*%(zy-(z2*B_JLR[2])))/df)
        sdJLR3<-sqrt(sum((t(zy-(z3*B_JLR[3])))%*%(zy-(z3*B_JLR[3])))/df)
        sdJLR4<-sqrt(sum((t(zy-(z4*B_JLR[4])))%*%(zy-(z4*B_JLR[4])))/df)
        sdJLR5<-sqrt(sum((t(zy-(z5*B_JLR[5])))%*%(zy-(z5*B_JLR[5])))/df)
        sdJLR6<-sqrt(sum((t(zy-(z6*B_JLR[6])))%*%(zy-(z6*B_JLR[6])))/df)

        SE1_JLR<-sdJLR1/sqrt(n)
        SE2_JLR<-sdJLR2/sqrt(n)
        SE3_JLR<-sdJLR3/sqrt(n)
        SE4_JLR<-sdJLR4/sqrt(n)
        SE5_JLR<-sdJLR5/sqrt(n)
        SE6_JLR<-sdJLR6/sqrt(n)

        SE_JLR<-cbind(SE1_JLR,SE2_JLR,SE3_JLR,SE4_JLR,SE5_JLR,SE6_JLR)

        SE_JLR[i,]<<-data.frame((SE_JLR))
        VIF_JLR[i,]<<-data.frame(t(vif_JLR))
        MSE_JLR[i,]<<-data.frame((MSE_JLR))
        Beta_JLR[i,]<<-data.frame(t(B_JLR))

        i<-i + 1
      }
    }
  }

ridge<-function(n,N)
```

```
{
  library(stats4)
  BETA_RIDGE<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=6))
  colnames(BETA_RIDGE)<<-c("bR1","bR2","bR3","bR4","bR5","bR6")
  GCV<<-data.frame(c(0))
  colnames(GCV)<<-c("GCV")
  MSE_RIDGE<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=1))
  colnames(MSE_RIDGE)<<-c("MSER")
  k<<-data.frame(c(0))
  colnames(k)<<-c("k")
  vif_ridge<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=6))
  colnames(vif_ridge)<<-c("vifr1","vifr2","vifr3","vifr4","vifr5","vifr6")
  SE_RIDGE<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=6))
  colnames(SE_RIDGE)<<-c("SER1","SER2","SER3","SER4","SER5","SER6")
  {
    i<-1
    while(i<=N)
    {
      set.seed(i+1)
      data<-data_y(n)

      #input data
      y <- data$y
      x1 <- dataaa$x1
      x2 <- dataaa$x2
      x3 <- dataaa$x3
      x4 <- dataaa$x4
      x5 <- dataaa$x5
      x6 <- dataaa$x6

      x<<-cbind(x1,x2,x3,x4,x5,x6)
      y<-data$y

      #scale and center
      X1=(x1-mean(x1))/sqrt(sum((x1-mean(x1))^2))
      X2=(x2-mean(x2))/sqrt(sum((x2-mean(x2))^2))
      X3=(x3-mean(x3))/sqrt(sum((x3-mean(x3))^2))
      X4=(x4-mean(x4))/sqrt(sum((x4-mean(x4))^2))
      X5=(x5-mean(x5))/sqrt(sum((x5-mean(x5))^2))
      X6=(x6-mean(x6))/sqrt(sum((x6-mean(x6))^2))
      X=cbind(X1,X2,X3,X4,X5,X6)
      zy=y-(mean(y))

      beta=0
      beta1=beta2=beta3=beta4=beta5=beta6=1

pi_x=exp(beta+beta1*x1+beta2*x2+beta3*x3+beta4*x4+beta5*x5+beta6*x6)/(1+exp(beta+beta1
*x1+beta2*x2+beta3*x3+beta4*x4+beta5*x5+beta6*x6))
      W=diag((pi_x)*(1-pi_x))
      Z<-log(pi_x)+((y-pi_x)/((pi_x)*(1-pi_x)))
      bu_mle<-(solve(t(x)%*%W%*%x)%*%(t(x)%*%W%*%Z))
      Bu_mle<-matrix(bu_mle)
      B<-(matrix(c(1,1,1,1,1,1),nrow=6))
      #matrix korelasi
```

```
CorX<-t(X)%*%X
XMatrix<-matrix(CorX,6,6)

#matrix identitas
I<-diag(6)

library(lmridge)
mo<-lmridge(y~x1+x2+x3+x4+x5+x6, data=data, K=seq(0,1,0.01),scale="sc")
h<-kest(mo)$kGCV
mod<-lmridge(y~x1+x2+x3+x4+x5+x6, data=data, K=c(h),scale="sc")
GCV<-kest(mod)$GCV
k=min(1/((Bu_mle)^2))

#beta_ridge
BR_CC1<-((solve((t(X)%*%W%*%X)+k*I))%*%(t(X)%*%W%*%X%*%Bu_mle))

s1<-sqrt(sum((X1-mean(X1))^2))
s2<-sqrt(sum((X2-mean(X2))^2))
s3<-sqrt(sum((X3-mean(X3))^2))
s4<-sqrt(sum((X4-mean(X4))^2))
s5<-sqrt(sum((X5-mean(X5))^2))
s6<-sqrt(sum((X6-mean(X6))^2))
sy<-sqrt(sum((y-mean(y))^2))

B_RR1=BR_CC1[1]%*%(sy/s1)
B_RR2=BR_CC1[2]%*%(sy/s2)
B_RR3=BR_CC1[3]%*%(sy/s3)
B_RR4=BR_CC1[4]%*%(sy/s4)
B_RR5=BR_CC1[5]%*%(sy/s5)
B_RR6=BR_CC1[6]%*%(sy/s6)

XMean<-rbind(mean(x1),mean(x2),mean(x3),mean(x4),mean(x5),mean(x6))

BR_0=mean(y)

#nilai parameter dalam bentuk asli
beta_ridge=rbind(B_RR1,B_RR2,B_RR3,B_RR4,B_RR5,B_RR6)
BetaR<-matrix(beta_ridge)
gcv<<-kest(mo)$GCV
gcv<<-t(gcv)
br<<-(coef(mod))

MSE_RIDGE<-((((BetaR[1]-1)^2))+(((BetaR[2]-1)^2))+(((BetaR[3]-1)^2))+(((BetaR[4]-
1)^2))+(((BetaR[5]-1)^2))+(((BetaR[6]-1)^2)))/N

#mencari nilai SE
df<-n-6-1
sdR1<-sqrt(sum((t(zy-(X1*beta_ridge[1])))%*%(zy-(X1*beta_ridge[1])))/df)
sdR2<-sqrt(sum((t(zy-(X2*beta_ridge[2])))%*%(zy-(X2*beta_ridge[2])))/df)
sdR3<-sqrt(sum((t(zy-(X3*beta_ridge[3])))%*%(zy-(X3*beta_ridge[3])))/df)
sdR4<-sqrt(sum((t(zy-(X4*beta_ridge[4])))%*%(zy-(X4*beta_ridge[4])))/df)
sdR5<-sqrt(sum((t(zy-(X5*beta_ridge[5])))%*%(zy-(X5*beta_ridge[5])))/df)
sdR6<-sqrt(sum((t(zy-(X6*beta_ridge[6])))%*%(zy-(X6*beta_ridge[6])))/df)
```

```
      SE1_R<-sdR1/sqrt(n)
      SE2_R<-sdR2/sqrt(n)
      SE3_R<-sdR3/sqrt(n)
      SE4_R<-sdR4/sqrt(n)
      SE5_R<-sdR5/sqrt(n)
      SE6_R<-sdR6/sqrt(n)

      SE_RIDGE<-cbind(SE1_R,SE2_R,SE3_R,SE4_R,SE5_R,SE6_R)

      vif_ridge<-(t(vif(mod)))
      vif_ridge[i,]<<-data.frame(t(vif_ridge))
      vif_mle[i,]<<-data.frame(t(vif_mle))

      BETA_RIDGE[i,]<<-data.frame(t(beta_ridge))
      GCV[i,]<<-data.frame(GCV)
      MSE_RIDGE[i,]<<-data.frame((MSE_RIDGE))
      k[i,]<<-data.frame(k)
      SE_RIDGE[i,]<<-data.frame((SE_RIDGE))
      i<-i+1
    }
  }
}

MLE<-function(n,alpha,N)
{
  MSE_MLE<<-data.frame(matrix(c(1),ncol=1))
names(MSE_MLE)<<-c("MSE_MLE")
  Beta_MLE<<-data.frame(matrix(c(1,1,1,1,1,1,1),ncol=7))
  colnames(Beta_MLE)<<-c("b0","b1","b2","b3","b4","b5","b6")
SE_MLE<<-data.frame(matrix(c(1,1,1,1,1,1),ncol=6))
  colnames(SE_MLE)<<-
c("SE_MLE1","SE_MLE2","SE_MLE3","SE_MLE4","SE_MLE5","SE_MLE6")
  ul<<-data.frame(c(0))
  names(ul)<<-c("i")
  {
    N<<-N
    i<-1
    while(i<=N)
    {
      set.seed(i)
      dataa<-data_y(n)
#input data
    x1<-dataaa$x1
    x2<-dataaa$x2
    x3<-dataaa$x3
    x4<-dataaa$x4
    x5<-dataaa$x5
    x6<-dataaa$x6


      x<<-cbind(x1,x2,x3,x4,x5,x6)
      y<-data$y
      mylogit<-glm(y~x1+x2+x3+x4+x5+x6, family=binomial, data=dataa)
      Beta_MLE<-(matrix(coef(mylogit)))
```

```
      B_MLE<-matrix(Beta_MLE)
      MSE_MLE<-((((B_MLE[2]-1)^2))+(((B_MLE[3]-1)^2))+(((B_MLE[4]-1)^2))+(((B_MLE[5]-
1)^2))+(((B_MLE[6]-1)^2))+(((B_MLE[7]-1)^2)))/N
df<-n-6-1
sdMLE1<-sqrt(sum((t(y-(x1*B_MLE[2])))%*%(y-(x1*B_MLE[2]))))/df)
sdMLE2<-sqrt(sum((t(y-(x2*B_MLE[3])))%*%(y-(x2*B_MLE[3]))))/df)
sdMLE3<-sqrt(sum((t(y-(x3*B_MLE[4])))%*%(y-(x3*B_MLE[4]))))/df)
sdMLE4<-sqrt(sum((t(y-(x4*B_MLE[5])))%*%(y-(x4*B_MLE[5]))))/df)
sdMLE5<-sqrt(sum((t(y-(x5*B_MLE[6])))%*%(y-(x5*B_MLE[6]))))/df)
sdMLE6<-sqrt(sum((t(y-(x6*B_MLE[7])))%*%(y-(x6*B_MLE[7]))))/df)

SE_MLE1<-sdMLE1/sqrt(n)
SE_MLE2<-sdMLE2/sqrt(n)
SE_MLE3<-sdMLE3/sqrt(n)
SE_MLE4<-sdMLE4/sqrt(n)
SE_MLE5<-sdMLE5/sqrt(n)
SE_MLE6<-sdMLE6/sqrt(n)
SE_MLE<-cbind(SE_MLE1,SE_MLE2,SE_MLE3,SE_MLE4,SE_MLE5,SE_MLE6)
      MSE_MLE[i,]<<-data.frame(MSE_MLE)
SE_MLE[i,]<<-data.frame(SE_MLE)
      ul[i,]<<-data.frame(i)
      Beta_MLE[i,]<<-data.frame(t(Beta_MLE))

      i<-i+1
    }
  }
}
ALL<-function(n,alpha,alpha2,N)
{
  {
    data_x(n,alpha,alpha2)
    LASSO(n,alpha,alpha2,N)
    PCR (n,N)
    JLR(n,p,alpha,alpha2,N)
    ridge(n,N)
    MLE(n,alpha,alpha2,N)
    N<<-N
  }
}
ALL(20,0.3,0.99,1000)
VIF
kor
colMeans(Beta_L)
colMeans(BETA_PCR)
colMeans(Beta_JLR)
colMeans(Beta_RIDGE)
colMeans(Beta_MLE)
colMeans(SE_L)
colMeans(SE_PCR)
colMeans(SE_JLR)
colMeans(SE_RIDGE)
colMeans(SE_MLE)
colMeans(MSE_L)
colMeans(MSEpc)
```

```
colMeans(MSE_JLR)
colMeans(MSE_RIDGE)
colMeans(MSE_MLE)

ALL(50,0.3,0.99,1000)
VIF
kor
colMeans(Beta_L)
colMeans(BETA_PCR)
colMeans(Beta_JLR)
colMeans(Beta_RIDGE)
colMeans(Beta_MLE)
colMeans(SE_L)
colMeans(SE_PCR)
colMeans(SE_JLR)
colMeans(SE_RIDGE)
colMeans(SE_MLE)
colMeans(MSE_L)
colMeans(MSEpc)
colMeans(MSE_JLR)
colMeans(MSE_RIDGE)
colMeans(MSE_MLE)

ALL(100,0.3,0.99,1000)
VIF
kor
colMeans(Beta_L)
colMeans(BETA_PCR)
colMeans(Beta_JLR)
colMeans(Beta_RIDGE)
colMeans(Beta_MLE)
colMeans(SE_L)
colMeans(SE_PCR)
colMeans(SE_JLR)
colMeans(SE_RIDGE)
colMeans(SE_MLE)
colMeans(MSE_L)
colMeans(MSEpc)
colMeans(MSE_JLR)
colMeans(MSE_RIDGE)
colMeans(MSE_MLE)

ALL(200,0.3,0.99,1000)
VIF
kor
colMeans(Beta_L)
colMeans(BETA_PCR)
colMeans(Beta_JLR)
colMeans(Beta_RIDGE)
colMeans(Beta_MLE)
colMeans(SE_L)
colMeans(SE_PCR)
colMeans(SE_JLR)
colMeans(SE_RIDGE)
```

```
colMeans(SE_MLE)
colMeans(MSE_L)
colMeans(MSEpc)
colMeans(MSE_JLR)
colMeans(MSE_RIDGE)
colMeans(MSE_MLE)
```

3. SCRIPT DATA REAL KEMISKINAN METODE JLR

```
library(readxl)

data <- read_excel("Documents/bismillah/SKRIPSI/data.xlsx")

View(data)

x1=data$x1

x2=data$x2

x3=data$x3

x4=data$x4

x5=data$x5

x6=data$x6

y=data$y


datax=data.frame(x1,x2,x3,x4,x5,x6)

y=data$y

X=scale(datax)

Y=matrix(y-(mean(y)))

vif=diag(solve(cor(X)))

x=model.matrix(y~x1+x2+x3+x4+x5+x6,data)[,-1]

y=data$y

reg=lm(formula=y~x1+x2+x3+x4+x5+x6,data=data)

BD=reg$coefficients
```

```
matrix(BD)

matrix(BD)

pi_x=exp(BD[1]+BD[2]*x1+BD[3]*x2+BD[4]*x3+BD[5]*x4+BD[6]*x5+BD[7]*x6)/(1+exp(BD[1]+BD[
2]*x1+BD[3]*x2+BD[4]*x3+BD[5]*x4+BD[6]*x5+BD[7]*x6))


#MSE_MLE

glm_mle<-glm(formula=y~x1+x2+x3+x4+x5+x6,data=data,family=binomial(link="logit"))

Beta_MLE=glm_mle$coefficients

matrix(Beta_MLE)

MSE_MLE=((Beta_MLE[2]-BD[2])^2)+((Beta_MLE[3]-BD[3])^2)+((Beta_MLE[4]-
BD[4])^2)+((Beta_MLE[5]-BD[5])^2)+((Beta_MLE[6]-BD[6])^2)+((Beta_MLE[7]-BD[7])^2)



#scale and center

z1 <- (x1-mean(x1))/sqrt(sum((x1-mean(x1))^2))

z2 <- (x2-mean(x2))/sqrt(sum((x2-mean(x2))^2))

z3 <- (x3-mean(x3))/sqrt(sum((x3-mean(x3))^2))

z4 <- (x4-mean(x4))/sqrt(sum((x4-mean(x4))^2))

z5 <- (x5-mean(x5))/sqrt(sum((x5-mean(x5))^2))

z6 <- (x6-mean(x6))/sqrt(sum((x6-mean(x6))^2))

z  <- cbind(z1, z2, z3, z4, z5, z6)


#matrix korelasi

W=diag((pi_x)*(1-pi_x))

korelasi=cor(z)

kor=data.frame(korelasi)

vif=diag(solve(cor(x)))

vif_mle=data.frame(vif)
```

```
xt<-t(z)

xtx<-t(z)%*%W%*%z

T<-eigen(xtx)

p<-T$vectors

Z<-z%*%p

tZ<-t(Z)

Gama<-(solve(tZ%*%W%*%Z))%*%(tZ%*%W%*%Y)

Beta<-p%*%Gama

B_MLE=cbind(Beta_MLE[2],Beta_MLE[3],Beta_MLE[4],Beta_MLE[5],Beta_MLE[6],Beta_MLE[7])

b_MLE=t(B_MLE)


#menentukan nilai K_Awal


SSE<-sum((t(Y-(z%*%Beta)))%*%(Y-(z%*%Beta)))

df<-(20-6-1)

sigma2<-SSE/df


k11<-(6*sigma2)/(Beta[1])^2

k12<-(6*sigma2)/(Beta[2])^2

k13<-(6*sigma2)/(Beta[3])^2

k14<-(6*sigma2)/(Beta[4])^2

k15<-(6*sigma2)/(Beta[5])^2

k16<-(6*sigma2)/(Beta[6])^2

k0<<-c(k11,k12,k13,k14,k15,k16)

K0<-diag(k0)

err<-1
```

```
det<-det((tZ%*%W%*%Z)+K0)


while ((err<=(10^-3)) || (det((tZ%*%W%*%Z)+K0)==0) )
{
  G_GR1<-(solve((tZ%*%W%*%Z)+K0))%*%(tZ%*%W%*%Y)
  pv_0<-t(G_GR1)%*%G_GR1


  K_1<-(P*sigma2)/(G_GR1[1])^2
  K_2<-(P*sigma2)/(G_GR1[2])^2
  K_3<-(P*sigma2)/(G_GR1[3])^2
  K_4<-(P*sigma2)/(G_GR1[4])^2
  K_5<-(P*sigma2)/(G_GR1[5])^2
  K_6<-(P*sigma2)/(G_GR1[6])^2
  K_iterasi<<-c(K_1,K_2,K_3,K_4,K_5,K_6)
  K0<-diag(K_iterasi)
  G_GRR<-(solve((tZ%*%W%*%Z)+K0))%*%tZ%*%W%*%Y
  det<-det((tZ%*%W%*%Z)+K0)
  pv_1<-pv_0
  pv_0<-t(G_GRR)%*%G_GRR
  err<-abs(pv_1-pv_0)


}
K0<<-K0


print(K0)


MI<-diag(c(1,1,1,1,1,1))
```

```
MKB<-solve((tZ%*%W%*%Z)+K0)
G_JR1<-(MI-(MKB%*%K0)^2)%*%Gama

Beta_JLR<-p%*%G_JR1

Sx1 <- sqrt(sum((x1-mean(x1))^2))
Sx2 <- sqrt(sum((x2-mean(x2))^2))
Sx3 <- sqrt(sum((x3-mean(x3))^2))
Sx4 <- sqrt(sum((x4-mean(x4))^2))
Sx5 <- sqrt(sum((x5-mean(x5))^2))
Sx6 <- sqrt(sum((x6-mean(x6))^2))
Sx  <- rbind(Sx1, Sx2, Sx3, Sx4, Sx5, Sx6)
Sy  <- sqrt(sum((y-mean(y))^2))

B_JLR1<-Beta_JLR[1]%*%(Sy/Sx1)
B_JLR2<-Beta_JLR[2]%*%(Sy/Sx2)
B_JLR3<-Beta_JLR[3]%*%(Sy/Sx3)
B_JLR4<-Beta_JLR[4]%*%(Sy/Sx4)
B_JLR5<-Beta_JLR[5]%*%(Sy/Sx5)
B_JLR6<-Beta_JLR[6]%*%(Sy/Sx6)

B_JLR<-rbind(B_JLR1,B_JLR2,B_JLR3,B_JLR4,B_JLR5,B_JLR6)

#taksiran jackknife LOGISTIC Ridge

vif_JLR=(diag(solve((tZ%*%W%*%Z)+K0)%*%(tZ%*%W%*%Z)%*%solve((tZ%*%W%*%Z)+K0)))
```

```
#mencari nilai SE
summary(glm_mle)
SE_MLE=matrix(summary(glm_mle)$coefficient[,2])

dff=20-6-1

sdJLR1<-sqrt(sum((t(Y-(z1*B_JLR[1])))%*%(Y-(z1*B_JLR[1])))/dff)
sdJLR2<-sqrt(sum((t(Y-(z2*B_JLR[2])))%*%(Y-(z2*B_JLR[2])))/dff)
sdJLR3<-sqrt(sum((t(Y-(z3*B_JLR[3])))%*%(Y-(z3*B_JLR[3])))/dff)
sdJLR4<-sqrt(sum((t(Y-(z4*B_JLR[4])))%*%(Y-(z4*B_JLR[4])))/dff)
sdJLR5<-sqrt(sum((t(Y-(z5*B_JLR[5])))%*%(Y-(z5*B_JLR[5])))/dff)
sdJLR6<-sqrt(sum((t(Y-(z6*B_JLR[6])))%*%(Y-(z6*B_JLR[6])))/dff)

SE1_JLR<-sdJLR1/sqrt(20)
SE2_JLR<-sdJLR2/sqrt(20)
SE3_JLR<-sdJLR3/sqrt(20)
SE4_JLR<-sdJLR4/sqrt(20)
SE5_JLR<-sdJLR5/sqrt(20)
SE6_JLR<-sdJLR6/sqrt(20)

SE_JLR<-cbind(SE1_JLR,SE2_JLR,SE3_JLR,SE4_JLR,SE5_JLR,SE6_JLR)

wald_MLE1=(Beta_MLE[2]/SE_MLE[2])^2
wald_MLE2=(Beta_MLE[3]/SE_MLE[3])^2
wald_MLE3=(Beta_MLE[4]/SE_MLE[4])^2
wald_MLE4=(Beta_MLE[5]/SE_MLE[5])^2
```

```
wald_MLE5=(Beta_MLE[6]/SE_MLE[6])^2

wald_MLE6=(Beta_MLE[7]/SE_MLE[7])^2


wald_MLE<-cbind(wald_MLE1,wald_MLE2,wald_MLE3,wald_MLE4,wald_MLE5,wald_MLE6)


wald_JLR1=(B_JLR[1]/SE1_JLR)^2

wald_JLR2=(B_JLR[2]/SE2_JLR)^2

wald_JLR3=(B_JLR[3]/SE3_JLR)^2

wald_JLR4=(B_JLR[4]/SE4_JLR)^2

wald_JLR5=(B_JLR[5]/SE5_JLR)^2

wald_JLR6=(B_JLR[6]/SE6_JLR)^2


wald_JLR<-cbind(wald_JLR1,wald_JLR2,wald_JLR3,wald_JLR4,wald_JLR5,wald_JLR6)


B_JLR

print(Beta_MLE)

print(vif)

vif_JLR

SE_MLE

SE_JLR

wald_JLR

wald_MLE
```

Lampiran 3

IV. BIAYA DAN JADWAL PENELITIAN

4.1 Anggaran Biaya

A. Alat dan Barang

No.	Keterangan	Volume	Satuan	Harga satuan	Jumlah
1	Flashdisk 128Gb	3	vol	300,000.00	900,000.00
2	Hard disk eksternal 4 TB	1	unit	1.000,000.00	1,000,000.00
3	DVD RW	1	pack	100,000.00	100,000.00
4	Billionton Green LaserPointer	1	unit	300,000.00	300,000.00
				Jumlah	**2,300,000.00**

B. ATK/ BHP

No.	Keterangan	Volume	Satuan	Harga satuan	Jumlah
1	Epson tinta black	7	botol	400,000.00	2,800,000.00
2	Epson tinta warna	3	botol	300,000.00	900,000.00
3	Kertas A4 80 gr	10	rim	50,000.00	500,000.00
4	Kertas F4 80 gr	10	rim	50,000.00	500,000.00
5	Alat tulis, binder dan map	5	paket	500,000.00	2,500,000.00
6	Paket Data Internet	3	bulan	400,000.00	1.200,000.00
				Jumlah	**8,400,000.00**

C. Perjalanan

No.	Keterangan	Volume	Satuan	Harga Satuan	Jumlah
1	Tiket pesawat PP B.Lampung-Jakarta	1	orang	1,500,000.00	1.500,000.00
2	Biaya transportasi dalam kota Jakarta	2	hari	300,000.00	600,000.00
3	Biaya penginapan di Jakarta	2	hari	600,000.00	1.200,000.00
	Jumlah				**3.300,000.00**

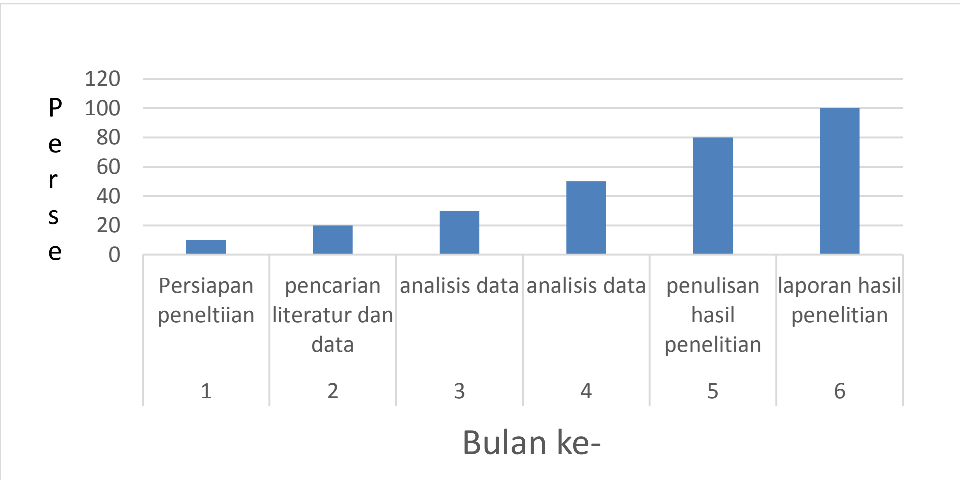
D. Laporan, Diseminasi, Seminar

No.	Keterangan	Volume	Satuan	Harga Satuan	Jumlah
1	Biaya pendaftaran seminar internasional	1	orang	1,500,000.00	1,500,000.00
2	Biaya penerbitan jurnal internasional	1	jurnal	3,000,000.00	3,000,000.00
3	Biaya penggandaan dan jilid laporan	3	eksemplar	500,000.00	1.500,000.00
	Jumlah				**6.000,000.00**

Total Pengeluaran

No.	Jenis pengeluaran	Jumlah	%
1	Pengadaan Alat dan Barang (40%)	2.300,000.00	20%
2	ATK/ BHP (20%)	8.400.000.00	30%
3	Travel expenditure (20 %)	3.300,000.00	20%
4	Laporan, Dieminasi, Publikasi (20%)	6.000,000.00	30%
	Total Biaya	**20.000,000.00**	100%

4.2 Jadwal Penelitian



LAMPIRAN 4

BIODATA KETUA PENELITI

A. Data Pribadi

No	Nama Lengkap (dengan Gelar)	Dr. Ir. Netti Herawati, M.Sc.
	Jenis Kelamin	Perempuan
	Jabatan Fungsional	Lektor Kepala
	NIP	196501251990032001
	NIDN	0025016503
	Tempat dan Tanggal Lahir	Telukbetung, 25 Januari 1965
	E-mail	Netti.herawati@fmipa.unila.ac.id
	Alamat Rumah	Jl. S. Hamdani Palapa VB No 38 B. Lampung
	No Telpon/HP	081273809624
	Lulusan yang telah dihasilkan	130
	Mata Kuliah yang Diampu	Statistika Dasar
		Rancangan Percobaan
		Analisis Regresi Terapan
		Metodologi Penelitian
		Nonparametrik

B**. Riwayat Pendidikan**

	S1	S2	S3
Nama Perguruan Tinggi	Universitas Lampung	Northern Illinois University	Gunma University
Bidang Ilmu	Ilmu Tanah	Statistika	Biometrika
Tahun masuk-lulus	1983-1987	1992-1994	1996-2000

C. Pengalaman Penelitian dalam 5 Tahun Terakhir

No	Tahun	Judul Penelitian	Pendanaan	
			Sumber	Jmlh (jt Rph)
1	2012	*Inference for Noisy Samples*	PAR DIKTI	100
2	2016	Pengembangan Metode *Iterated Reweighted Least Trimmed Square* untuk Pendugaan Model *Generalized Estimating Equation* (GEE) pada Data Mengandung Pencilan	Fundamental DIKTI	50
3	2017	*The Optimal Bandwidth for Kernel Density Estimation of Skewed Distribution: A Case Study on Survival Data of Cancer Patients*	DIPA PNBP	15

D. Publikasi Artikel ilmiah dalam Jurnal dalam 5 Tahun Terakhir

No	Judul Artikel Ilmiah	Nama Jurnal	**Vol/Nomor/ Tahun**
1	Model persamaan struktural untuk analisis data (studi kasus survey	*Prosiding Semirata 2016 Bidang MIP BKS PTN wil*	*22-24 Mei 2016*

	kepuasan konsumen)	*barat, Unsri. ISBN: 978-602-71798-1-3*	
2	Robust Estimation of Generalized Estimating Equation When Data Contain Outliers	*INSIST*	2/1/2017
3	A robust procedure for GEE model	*Far East Journal of Mathematical Sciences*	102/03/2017
4	*The Optimal Bandwidth for Kernel Density Estimation of Skewed Distribution: A Case Study on Survival Data of Cancer Patients*	Prosiding seminar nasional metode kuantitatif. Issn 978-602-98559-3-7	24 – 25/11/2017
5	*Regularized Multiple Regression Methods to Deal with Severe Multicollinearity*	International Journal of Statistics and Applications	8(4): 167-172/2018
6	*Ridge Regression For Handling Different Levels Of Multicollinearity*	Sci.Int.(Lahore)	30(4),597-600/2018
7	*Analisis Regresi Nonparametrik Dengan Teknik Smoothing*	Semirata, Medan, 5 Mei 2018	2018
8	*Metode Estimasi Diagonal Weighted Least Square (DWLS)Untuk Berbagai Ukuran Sampel (Studi Kasus Kualitas Pelayanan Perpustakaan Unila)*	Prosiding seminar nasional metode kuantitatif II. Issn 978-623-90150-0-8	19-20 November 2018
9	*Handling Full Multicollinearity And Various Numbers Of Outliers Using Robust Ridge Regression*	Sci.Int.(Lahore)	31(2),201-204/2019
10	*Modeling Stock Return Data using Asymmetric Volatility Models : A Performance Comparison based on the Akaike Information Criterion and Schwarz Criterion*	Journal of Engineering and Scientific Research (JESR), pISSN: 268-0338; eISSN: 268-1695	1(1) 40-45/2019

E. Pemakalah Seminar Ilmiah (*oral presentation*) dalam 5 Tahun Terakhir

No	Nama Pertemuan Ilmiah/Seminar	Judul Artikel Ilmiah	Waktu dan Tempat
1	*Seminar hasil Penelitian PAR DIKTI*	*Inference for Noisy Samples*	Januari 2012, DIKTI
2	**SEMIRATA**	SEM untuk Studi kasus Survey Kepuasan Konsumen	*UNSRI, 22-24 Mei 2016*
3	**ICSTAR 2016**	Robust Estimation of Generalized Estimating Equation When Data Contain Outliers	*Bandar Lampung, 2016*
4	seminar nasional metode kuantitatif.	*The Optimal Bandwidth for Kernel Density Estimation of Skewed Distribution: A Case Study on Survival Data of Cancer Patients*	*Bandar Lampung, 2017*
5	seminar nasional metode kuantitatif.	*Metode Estimasi Diagonal Weighted Least Square (DWLS)Untuk Berbagai Ukuran Sampel (Studi Kasus Kualitas Pelayanan Perpustakaan Unila)*	*Bandar Lampung, 2019*

HOME ABOUT AUTHORS SUBJECTS AFFILIATIONS SOURCES REGISTRATION FAQ

AUTHOR LOGIN PROFILE LOGOUT

sinta Author

Logged in

Statistic | Update Profile | Publications | Books | IPR | WoS Document

2027 Rank in National

16 Rank in Affiliation

Author ID

6169178

verified

	Articles	Citations	H-Index	i10-Index
Scopus	7	191	5	3
Google Scholar	31	372	5	4

Full Name

NETTY HERAWATI

Author Subject

Biometrics
medical statistics
Applied statistics
Add New Subject

Title

Ir M.Sc.

Affiliation

UNIVERSITAS LAMPUNG

Department

Mathematics ()

More

BIODATA ANGGOTA PENELITI 1

A. Identitas Diri

1	NamaLengkap(denganGelar)	Dr. KhoirinNisa, M.Si
2	JenisKelamin	Perempuan
3	JabatanFungsional	Lektor
4	NIP	197407262000032001
5	NIDN	0026077401
6	TempatdanTanggalLahir	Jakarta,26Juli1974
7	E-mail	Khoirin.nisa@fmipa.unila.ac.id
8	AlamatRumah	PerumahanGriyaKencanaBlokC No.6RajabasaBandar-Lampung
9	NomorTelepon/HP	081379846402
10	AlamatKantor	JurusanMatematikaFMIPAUnila
11	NomorTelepon/Fax	(0721)-701609
12	LulusanyangTelahDihasilkan	S160orang
13	MataKuliahyangDiampu	1. AnalisisMultivariat
		2. StatistikaMatematika
		3. MatriksuntukStatistika
		4. StatistikaDasar

B. RiwayatPendidikan

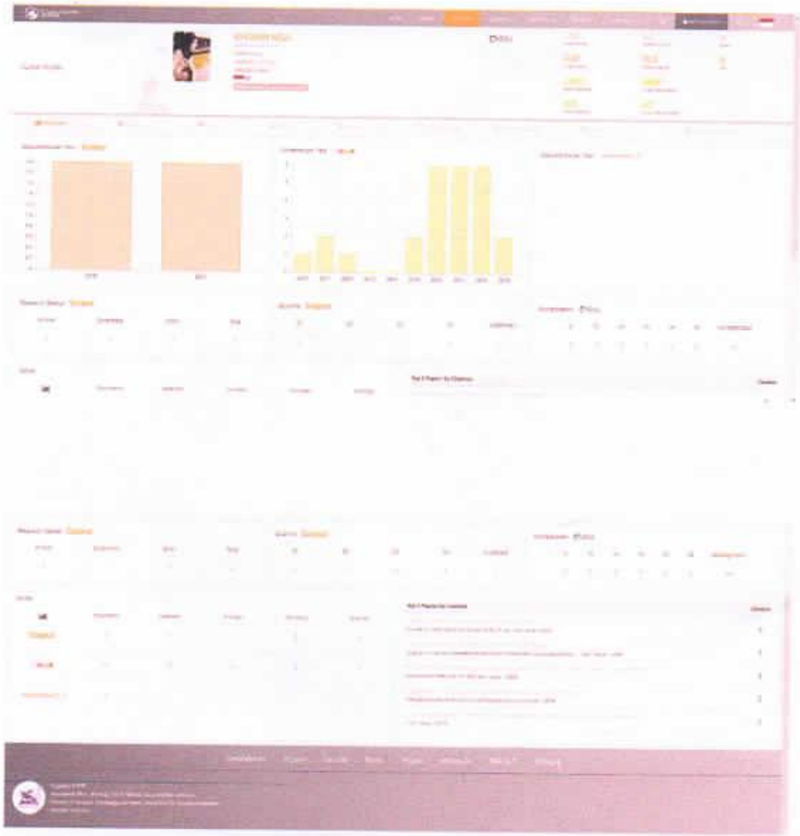
	S1	S2	S3
Nama Perguruan Tinggi	UnpadBandung	IPB	IPB–Universitede FrancheComte(*double degree*)
BidangIlmu	Matematika	Statistika	Statistika–*Mathematics & Applications*
TahunMasuk-Lulus	1992-1997	1998-2001	2011-2015
JudulSkripsi/ Thesis/ Disertasi	MasalahNilai BatasPersamaan GelombangSatu DimensiPada DawaiBergetar	AnalisisKausal denganPeubah LatenuntukData Kategorik	*OnMultivariate DispersionAnalysis*
Nama Pembimbing/ Promotor	Drs.Wiratmadja, M.S.	Prof.Asep Saefuddin, Dr.MulyaSiregar	Prof.AsepSaefuddin, Prof.I WayanMangku, Dr.AjiH.Wigena, Prof.CelestinC. Kokonendji

C. PublikasiArtikelilmiahdalamJurnaldalam5TahunTerakhir

No	JudulArtikelIlmiah	NamaJurnal / Proceeding	Volume/ Nomor/Tahun
1	Characterization of multivariate normal Poisson models	*Journal of Iranian Statistical Society*	14/2/2015
2	Generalized variance estimation of normal Poisson models	*Springer Proceeding of Mathematics and Statistics*	124/ 21/ 16
3	Empirical comparison of the generalized variance estimators of some normal stable Tweedie models: a simulation study	*Applied Mathematical Sciences*	10/63/2016
4	Robust generalized estimating equation when data contain outliers	*INSIST*	02/01/2017
5	On generalized variance of normal Poisson model and Poisson variance estimation under Gaussianity	*ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*	12/12/2017
6	A robust procedure for GEE model	*Far East Journal of Mathematical Sciences*	102/03/2017
4	*The Optimal Bandwidth for Kernel Density Estimation of Skewed Distribution: A Case Study on Survival Data of Cancer Patients*	Prosiding seminar nasional metode kuantitatif. Issn 978-602-98559-3-7	24 – 25/11/2017

D. PemakalahSeminarIlmiah(*oralpresentation*)dalam5TahunTerakhir

No	NamaPertemuanIlmiah/ Seminar	JudulArtikelIlmiah	Waktudan Tempat
1	*InternationalConferenceon ComputationalMathematics, ComputationalGeometricsand Statistics.*	*Generalized Variance Estimationof Normal PoissonModels*	3-4Februari 2014, Singapura
2	*International Conference of Sciences Technology and Interdisciplinary Research*	*Robust generalized estimating equation when data contain outliers*	23-24 Agustus 2016, Bandar Lampung



BIOADATA ANGGOTA PENELITI 2

I. Identitas Diri

1. Nama Lengkap	Drs. Nusyirwan, M.Si.
2. Tanggal Lahir/Umur	10 Oktober 1966
3. Tempat Lahir	Palembang, Sumatera Selatan
4. Jenis Kelamin	Laki-laki
5. Agama	Islam
6. Status Perkawinan	Menikah
7. Alamat	Perumahan Palem Permai I Blok E no 9 Jl. Raden Gunawan(BLPP) Hajimena, Bandar Lampung ph: (0721) 774826 HP: 08127978261 mailto : nusyir1010@gmail.com

II. PENDIDIKAN

No	Pendidikan	Jurusan	Keterangan/Lulus Tahun	Tempat
1	Strata 1	Statistika	1991	UNPAD, Bandung
2	Strata 2	Statistika	1998	IPB, Bogor

III. KURSUS/ PELATIHAN DALAM NEGERI dan TRAINER

No	Nama Kursus	Waktu/tempat	Keterangan
1	Pelatihan Statistika dan Aplikasi SPSS untuk dosen-dosen UNILA	2002-2003 Universitas Lampung	Sebagai pelatih
2	Pelatihan Aplikasi Database Website/Internet untuk dinas pendidikan DKI,Banten, dan Lampung	2002/ Universitas Lampung	Sebagai pelatih
3	Analisis Multivariate	2003 / Puncak Bogor	Sebagai peserta
4	Pelatihan Ekonometrika untuk dosen-dosen fakultas ekonomi Unila	2005/FE Universitas Lampung	Sebagai pelatih
5	Pelatihan SAS/Econometric Time Series untuk mahasiswa S2 dan S3 PS Ekonomi Pertanian (EPN) IPB	2008 dan 2009 /FAK EKONOMI dan MANAJEMEN IPB	Sebagai pelatih
6	Metodologi Riset dan Analisis Statistika untuk karyawan BI Jakarta	Bank Indonesia, DSDM, 2008	Sebagai pelatih
7	Pelatihan Disain Survey & Penyusunan Kuesioner untuk karyawan BI Jakarta	Bank Indonesia Jakarta, Maret 2009	Sebagai pelatih

V. PENELITIAN

No	Topik Penelitian	Keterangan
1	*On The Estimation of the Generalized Log-Logistic Distribution with Application to Pollutant Concentration Data*	makalah disajikan pada Seminar Nasional Statistika FMIPA IPB, Bogor, 9 September 2000.
2	Analisis Procrustes	Makalah disajikan pada Semirata BKS Barat,Univeristas Bengkulu, tahun 1999.
3	Selang Kepercayaan untuk Koefisien β_1 garis regresi apabila ragam galat tak homogen dengan metode OLS dan WLS	makalah disampaikan pada semirata hasil penelitian PPD Heds Project, Unand, Padang, 29 Agustus 2001.
4	Pembandingan Aturan Penghentian dan Metode Kombinasi dalam pemilihan peubah dalam analisis komponen utama	PDM –BBI, Penelitian Dosen Muda, Dikti, tahun 2000.
5	Proyeksi Inflasi Kota Bandar Lampung	Penelitian kerjasama Unila dan Bank Indonesia, tahun 2005.
6	Penyusunan Master Plan Pendidikan Anak Usia Dini Kabupaten Lampung Barat	Penelitian kerjasama Unila dan Bappeda Kab Lampung Barat
7.	Ketakbiasan Dalam Model Analisis Faktor Konfirmatori Pada Metode Pendugaan Kuadrat Terkecil Tak Terboboti (Unweighted Least Square) Untuk Data Ordinal	Prosiding Seminar dan Rapat Tahunan BKS PTN Barat 2013, 1 (1). pp. 1-8.
8.	PENDUGAAN BLUP DAN EBLUP (SUATU PENDEKATAN SIMULASI)	Seminar Nasional Metode Kuantitatif 2017, 24 November 2017.
9.	Penerapan metode autoregressive distributed lag (ardl)dalam memodelkan persentase penduduk miskin terhadap tingkat pengangguran terbuka di provinsi lampung periode 2011-2017	Prosiding Seminar Nasional Metode Kuantitatif 2018. ISSN ISBN No. 978-623-90150-0-8
10.	Analisis Biplot dalam pengelompokan Persepsi antaretnik di Bakauheni Lampung Selatan	Prosiding Seminar Nasional Metode Kuantitatif. Tahun 2019
11	Peramalan volatilitas data return kurs rupiah terhadap dollar dengan metode integrated generalized autoregressive conditional heteroscedasticity (igarch)	In: SN_SMIAP V Tahun 2019 FMIPA, FMIPA UNILA.
12.	Perceptions of Ethnic Groups in Bakauheni Sub-District, South Lampung Regency, Indonesia	Journal of Intercultural Communication, ISSN 1404-1634, issue 51, November 2019
13	Handling Full Multicollinearity And Various Numbers Of Outliers Using Robust Ridge Regression	Sci.Int.(Lahore) 31(2), 201-204/2019

Author Profile

NUSYIRWAN
Universitas Lampung
Statistika IPB
SINTA ID : 6681591
Subjects/Areas:
ID
Statistika

sinta

0.05
Overall Score

2.5
Overall Score V2

0
Books

0.02
3 Years Score

1
3 Years Score V2

0
IPR

86912
Rank in National

49181
3 Years National Rank

798
Rank in Affiliation

436
3 Years Affiliation Rank