



**KEBUTUHAN RUMAH SEDERHANA DI KABUPATEN
JEMBER DENGAN *ROBUST SMALL AREA ESTIMATION***

TESIS

diajukan guna melengkapi tugas akhir dan memenuhi salah satu syarat untuk menyelesaikan dan mencapai gelar Magister Sains (S2) Program Magister Matematika

Oleh

**Frida Murtinasari
NIM 131820101005**

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN
ALAM
UNIVERSITAS JEMBER
2016**

HALAMAN PERSEMBAHAN

Bismillahirrahmaanirrahiim

Segala puji bagi Allah SWT. yang telah memberikan rahmat, nikmat, dan karunia berupa kekuatan dan kesempatan untuk menyelesaikan tesis ini. Tesis ini penulis persembahkan untuk:

1. Orang tua dan mertua tercinta, Ayah Juli Moerdjianto, Ibu Siti Rofingatin, Ayah Darmadi dan Ibu Waqiah, yang telah tulus memberikan doanya;
2. Suamiku Indro Nopiyanto serta buah hati tercinta Nasha dan Shakila, yang selalu memberi cinta, keceriaan, dan motivasi ;
3. Dosen pembimbing, penguji dan pengajar serta staf dan karyawan yang turut membantu terselesaikannya tesis ini;
4. Almamater FMIPA UNEJ, teman-teman S2 Matematika 2013, rekan kerja FPMIPA IKIP Jember serta semua pihak yang senantiasa memberikan arahan dan motivasi untuk terus berusaha.

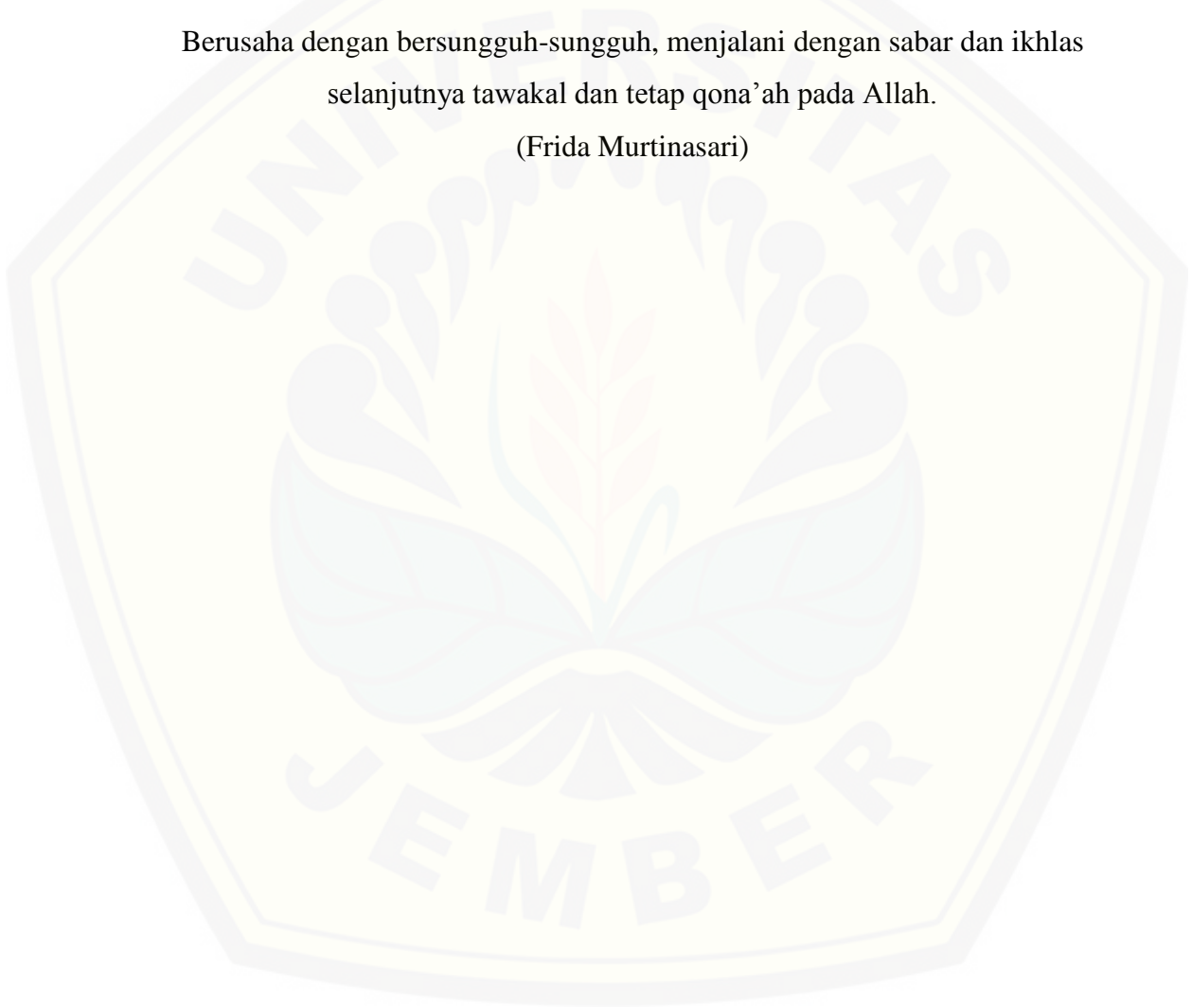
MOTTO

Siapa yang berjalan disuatu jalan untuk menuntut Ilmu pengetahuan, Allah akan memudahkan baginya jalan ke Surga.

(HR. Muslim dan Abu Hurairah)

Berusaha dengan bersungguh-sungguh, menjalani dengan sabar dan ikhlas selanjutnya tawakal dan tetap qona'ah pada Allah.

(Frida Murtinasari)



PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Frida Murtinasari

NIM : 131820101005

menyatakan dengan sesungguhnya bahwa tesis yang berjudul: *Kebutuhan Rumah Sederhana di Kabupaten Jember dengan Robust Small Area Estimation* adalah benar-benar hasil karya sendiri, kecuali jika disebutkan sumbernya dan tesis ini belum pernah diajukan pada institusi manapun, serta bukan karya jiplakan. Saya bertanggung jawab atas keabsahan isinya sesuai dengan sikap ilmiah yang harus dijunjung tinggi.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya, tanpa adanya tekanan dan paksaan dari pihak manapun serta bersedia mendapat sanksi akademik jika ternyata di kemudian hari pernyataan ini tidak benar.

Jember, Juni 2016

Yang menyatakan,

Frida Murtinasari
NIM 131820101005

TESIS

**KEBUTUHAN RUMAH SEDERHANA DI KABUPATEN JEMBER
DENGAN *ROBUST SMALL AREA ESTIMATION***

Oleh

**Frida Murtinisari
NIM 131820101005**

Pembimbing I : Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si, M.Si
Pembimbing II : Dian Anggraeni, S.Si, M.Si

PERSETUJUAN

**KEBUTUHAN RUMAH SEDERHANA DI KABUPATEN JEMBER
DENGAN *ROBUST SMALL AREA ESTIMATION***

TESIS

diajukan guna melengkapi tugas akhir dan memenuhi salah satu syarat untuk menyelesaikan dan *mencapai gelar Magister Sains (S2)* Program Magister Matematika

Nama Mahasiswa	: Frida Murtinasari
NIM	: 131820101005
Fakultas/Jurusan	: MIPA/Matematika
Program Studi	: Matematika
Tahun Angkatan	: 2013
Daerah Asal	: Jember
Tempat, Tanggal Lahir	: Trenggalek, 28 Desember 1984

Disetujui Oleh:

Pembimbing I

Pembimbing II

Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si, M.Si
NIP. 197407192000121001

Dian Anggraeni, S.Si, M.Si
NIP. 198202162006042002

HALAMAN PENGESAHAN

Tesis yang berjudul *Kebutuhan Rumah Sederhana di Kabupaten Jember dengan Robust Small Area Estimation* telah diuji dan disahkan oleh Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember pada :

hari :

tanggal :

tempat : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Tim Penguji:

Pembimbing Utama

Pembimbing Anggota

Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si, M.Si
NIP. 197407192000121001

Dian Anggraeni, S.Si, M.Si
NIP. 198202162006042002

Penguji I

Penguji II

Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc, Ph.D.
NIP. 195912201985031002

Kusbudiono, S.Si, M.Si
NIP. 197704302005011001

Mengesahkan

Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,

Drs. Sujito, Ph.D
NIP 196102041987111001

RINGKASAN

Kebutuhan Rumah Sederhana di Kabupaten Jember dengan *Robust Small Area Estimation*, Frida Murtinasari, 131820101005, 2016: 46 halaman, Pogram Pasca Sarjana Magister Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.

SAE (*Small Area Estimation*) merupakan salah satu metode dalam statistik yang sudah tidak asing lagi. SAE sering digunakan oleh para peneliti terutama statistisi untuk menduga parameter – parameter subpopulasi yang memiliki ukuran sampel kecil. Dalam SAE terdapat dua teknik pendugaan yaitu pendugaan langsung (*direct estimation*) dan pendugaan tidak langsung (*indirect estimation*). Pendugaan langsung dianggap tidak mampu memberikan ketelitian yang cukup bila ukuran sampel dalam area kecil yang menjadi perhatian sedikit/ berukuran kecil, sehingga statistik yang dihasilkan akan memiliki varian yang besar atau bahkan pendugaan tidak dapat dilakukan karena tidak terwakili dalam survey. Karena hal tersebut maka dikembangkan metode pendugaan tidak langsung agar ragam yang dihasilkan semakin kecil. Metode tidak langsung antara lain *empirical best linear unbiased prediction* (EBLUP), *empirical Bayes* (EB), dan *hierarchical Bayes* (HB).

Empirical Best Linear Unbiased Prediction (EBLUP) merupakan salah satu metode pendugaan tak langsung dalam *Small Area Estimation*. Adanya *outlier* pada data tidak menjamin bahwa metode ini dapat menghasilkan prediksi yang tepat. Data yang memiliki *outlier* tidak dapat dibuang begitu saja karena akan mempengaruhi model prediksi serta menghasilkan estimasi yang kurang tepat.

Regresi *robust* merupakan salah satu pendekatan yang digunakan dalam model *Small Area Estimation*. Pendekatan tersebut dianggap memiliki kelebihan karena dapat menanggulangi data *outlier*, sehingga mengurangi sifat bias pada penduga yang dihasilkan dan prediksinya menjadi lebih tepat. *Robust Small Area Estimation* terbagi menjadi beberapa pendekatan, yaitu dengan *Maximum Likelihood* dan *M-Estimation*.

Beberapa penerapan dalam penelitian *Small Area Estimation*, antara lain pengeluaran penduduk per kapita, ketahanan pangan nasional dan masih banyak hal lain yang menjadi permasalahan pokok di tiap negara maupun provinsi. Di tingkat kabupaten terutama kabupaten Jember, kebutuhan akan rumah terus meningkat sejalan dengan pertambahan jumlah penduduk. Sehingga subsidi Kredit Pemilikan Rumah untuk perumahan juga mengalami peningkatan. Oleh karena itu pemerintah dituntut untuk lebih tepat sasaran dalam memberikan bantuan terhadap masyarakat. Disisi yang lain, data yang diperoleh untuk prediksi kebutuhan tersebut terbatas. Sehingga pada penelitian ini akan diduga kebutuhan rumah sederhana di kabupaten Jember menggunakan *Robust Small Area Estimation*.

Dari penelitian ini diperoleh prediksi kecamatan yang membutuhkan jumlah rumah sederhana yang paling banyak menurut EBLUP adalah kecamatan Silo yaitu sebesar 15.493 unit. Sedangkan yang membutuhkan rumah sederhana paling sedikit adalah kecamatan Arjasa yaitu sebesar 5.586 unit. Metode REBLUP ML menghasilkan prediksi kecamatan Silo membutuhkan rumah sederhana paling banyak yaitu sebesar 14.045 unit dan kecamatan Arjasa yang membutuhkan rumah sederhana paling sedikit yaitu sebesar 6.926 unit. Untuk prediksi kebutuhan rumah sederhana menurut metode REBLUP *M-Estimation* menunjukkan kecamatan Silo sebagai kecamatan yang membutuhkan jumlah sederhana paling banyak yaitu sebesar 14.211 unit. Sedangkan yang membutuhkan rumah sederhana paling sedikit adalah kecamatan Arjasa yaitu sebesar 6.7737 unit. Hasil prediksi metode tersebut menggunakan data dengan *outlier* dan tanpa *outlier*.

Sedangkan dari nilai RMSE dapat disimpulkan bahwa metode REBLUP *M-Estimation* memiliki sensitifitas terhadap *outlier* yang lebih rendah dibandingkan dengan metode EBLUP maupun REBLUP ML. Nilai RMSE dengan EBLUP mengalami peningkatan dari 1473,7 menjadi 40.013,7 hanya dengan satu kecamatan yang menjadi *outlier* dalam data yaitu kecamatan Wuluhan.

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT. yang telah menganugerahkan begitu banyak rahmat, karunia, dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul *Kebutuhan Rumah Sederhana di Kabupaten Jember dengan Robust Small Area Estimation*. Sholawat dan salam semoga senantiasa tercurahkan kepada nabi penyempurna akhlak manusia, Baginda Muhammad SAW.

Penyusunan tesis ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak, oleh karena itu penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Prof. Drs. Kusno, DEA., Ph.D. selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah membimbing selama menjadi mahasiswa;
2. Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si, M.Si. selaku Dosen Pembimbing Utama dan Dian Anggraeni, S.Si, M.Si. selaku Dosen Pembimbing Anggota yang telah banyak memberikan bimbingan dan pengarahan sehingga tesis ini terselesaikan dengan baik;
3. Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc, Ph.D. dan Kusbudiono, S.Si, M.Si. selaku Dosen Penguji, terima kasih atas kritik dan sarannya;
4. Indro Nopiyanto, Nashaila Azzahra dan Shakila Azzahra yang telah memberikan senyum dan semangat setiap hari;
5. Orang tua dan mertua tersayang yang tiada hentinya berdoa agar studi ini bisa selesai dengan baik;
6. teman-teman-ku tercinta, khususnya Magister Matematika angkatan 2013 dan rekan kerja IKIP PGRI, terima kasih atas dukungannya.

Semoga tesis ini dapat memberikan manfaat bagi penulis khususnya dan bagi pembaca pada umumnya. *Aamiin...*

Jember, Juni 2016

Penulis

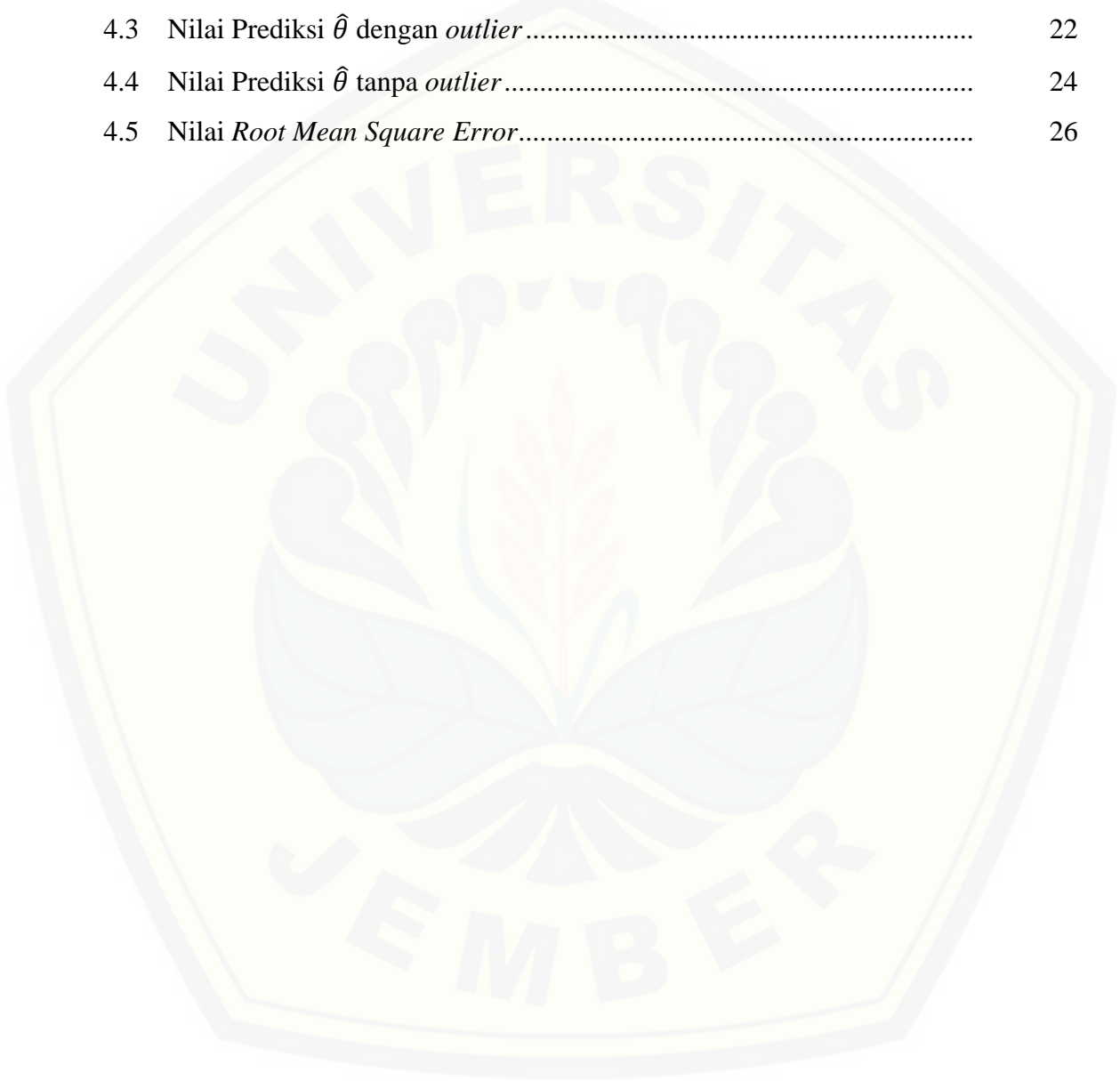
DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSEMBAHAN	ii
HALAMAN MOTTO	iii
HALAMAN PERNYATAAN.....	iv
HALAMAN PEMBIMBINGAN.....	v
HALAMAN PERSETUJUAN	vi
HALAMAN PENGESAHAN.....	vii
RINGKASAN	viii
KATA PENGANTAR.....	x
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
BAB 1. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	2
1.3 Tujuan	3
1.4 Manfaat	3
BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Penduga Area Kecil (<i>Small Area Estimation</i>)	4
2.1.1 Pendugaan Berbasis Rancangan (<i>design based</i>)	4
2.1.2 Pendugaan Berbasis Model (<i>Model Based</i>)	5
2.2 Model Area Kecil (<i>Small Area Model</i>)	5
2.2.1 <i>Basic Area Level (Type A) Model</i>	6

2.2.2	<i>Basic Unit Level (Type B) Model</i>	7
2.3	Metode Empirical Best Linear Unbiased Predictions (EBLUP)	7
2.4	Robust EBLUP	9
2.4.1	<i>REBLUP ML (RML)</i>	9
2.4.2	<i>REBLUP M-Estimation</i>	11
2.5	Rumah Sederhana	12
BAB 3.	METODE PENELITIAN	14
3.1	Data	14
3.2	Setting Model <i>Small Area Estimation</i>	14
3.3	Identifikasi Pencilan	15
3.4	Syntax R untuk <i>Robust Small Area Estimation</i>	16
3.5	Analisis Data	18
BAB 4.	HASIL DAN PEMBAHASAN	20
4.1	Deskripsi data	20
4.2	Pendugaan Parameter $\hat{\beta}$	21
4.3	Prediksi Nilai $\hat{\theta}$	22
4.3.1	Prediksi Nilai $\hat{\theta}$ dengan <i>outlier</i>	22
4.3.2	Prediksi Nilai $\hat{\theta}$ tanpa <i>outlier</i>	24
4.4	Perbandingan Metode EBLUP, REBLUP ML dan REBLUP M-Estimation	25
BAB 5.	KESIMPULAN DAN SARAN	27
5.1	Kesimpulan	27
5.2	Saran	28
DAFTAR PUSTAKA	29
LAMPIRAN	31

DAFTAR TABEL

	Halaman
4.1 Hasil Rangkuman Data	12
4.2 Nilai <i>Standar Error</i> dan Estimasi Parameter $\hat{\beta}$	22
4.3 Nilai Prediksi $\hat{\theta}$ dengan <i>outlier</i>	22
4.4 Nilai Prediksi $\hat{\theta}$ tanpa <i>outlier</i>	24
4.5 Nilai <i>Root Mean Square Error</i>	26



DAFTAR GAMBAR

	Halaman
3.1 <i>Flowchart</i> Untuk Analisis <i>Robust</i> SAE	19
4.1 Boxplot Data Kebutuhan Rumah Sederhana.....	21



BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

SAE (*Small Area Estimation*) merupakan salah satu metode dalam statistik yang sudah tidak asing lagi. SAE sering digunakan oleh para peneliti terutama statistisi untuk menduga parameter – parameter subpopulasi yang memiliki ukuran sampel kecil (Rao, 2003). Dalam SAE terdapat dua teknik pendugaan yaitu pendugaan langsung (*direct estimation*) dan pendugaan tidak langsung (*indirect estimation*). Rao (2003) menyatakan bahwa pendugaan sederhana area kecil yang didasarkan pada penerapan model desain penarikan contoh (*design-based*) disebut sebagai pendugaan langsung (*direct-estimation*). Pendugaan langsung tidak mampu memberikan ketelitian yang cukup bila ukuran sampel dalam area kecil yang menjadi perhatian sedikit/ berukuran kecil, sehingga statistik yang dihasilkan akan memiliki varian yang besar atau bahkan pendugaan tidak dapat dilakukan karena tidak terwakili dalam survey. Karena hal tersebut maka dikembangkan metode pendugaan tidak langsung agar ragam yang dihasilkan semakin kecil. Metode tidak langsung antara lain *empirical best linear unbiased prediction* (EBLUP), *empirical Bayes* (EB), dan *hierarchical Bayes* (HB). Metode yang lebih umum digunakan adalah EB dan HB karena dapat digunakan untuk data kontinu, cacahan maupun biner. Metode ini memasukkan variabel penyerta (*model-based*) yang dihubungkan dengan area terkait sebagai informasi tambahan.

Terdapat dua pendekatan dalam SAE yaitu *basic area level model* dan *basic unit level model* (Rao, 2003). Kedua model tersebut memiliki asumsi yang ketat terhadap distribusi yang mendasar, yaitu normal dan bebas dari outlier. Hal tersebut dilakukan agar varians yang dihasilkan tidak besar sehingga prediksinya menjadi tepat. Di lapangan, data yang dihasilkan belum tentu berdistribusi normal dan tidak memiliki *outlier*.

Empirical Best Linear Unbiased Prediction (EBLUP) merupakan salah satu metode pendugaan tak langsung dalam *Small Area Estimation*. Adanya *Outlier* pada data tidak menjamin bahwa metode ini dapat menghasilkan prediksi yang tepat. Data yang

memiliki *outlier* tidak dapat dibuang begitu saja karena akan mempengaruhi model prediksi serta menghasilkan estimasi yang kurang tepat (Mustikasari, 2012). Menurut Aunuddin (1989) regresi *robust* dianggap memiliki kelebihan karena dapat menanggulangi data *outlier*, sehingga mengurangi sifat bias pada penduga yang dihasilkan dan prediksinya menjadi lebih tepat. *Robust Small Area Estimation* terbagi menjadi beberapa pendekatan, yaitu dengan *Maximum Likelihood* dan *M-Estimation*.

Robust Small Area Estimation dikemukakan oleh Schoch pada tahun 2012. Di Indonesia, beberapa analisis *Small Area Estimation* dengan data yang memiliki *outlier* telah diteliti oleh Kurnia (2006) yaitu modifikasi general regression dan pendekatan nonparametrik pada pendugaan area kecil. Kemudian Sadik *et al* (2008) dengan metode pendekatan pemulusan kernel. Setelah itu Darsyah (2013) menggunakan SAE Kernel-Bootstrap untuk menduga pengeluaran per kapita di Kabupaten Sumenep.

Beberapa penerapan dalam penelitian *Small Area Estimation*, antara lain pengeluaran penduduk per kapita, ketahanan pangan nasional dan masih banyak hal lain yang menjadi permasalahan pokok di tiap negara maupun provinsi. Di tingkat kabupaten terutama kabupaten Jember, kebutuhan akan rumah terus meningkat sejalan dengan pertambahan jumlah penduduk. Sehingga subsidi Kredit Pemilikan Rumah untuk perumahan juga mengalami peningkatan. Oleh karena itu pemerintah dituntut untuk lebih tepat sasaran dalam memberikan bantuan terhadap masyarakat. Disisi yang lain, data yang diperoleh untuk prediksi kebutuhan tersebut terbatas. Keterbatasan tersebut dapat menimbulkan nilai ekstrim pada suatu wilayah tertentu sehingga menimbulkan *outlier*. *Outlier* dapat mempengaruhi kesimpulan pada suatu data. Oleh karena itu pada penelitian ini akan dibahas sensitifitas terhadap adanya *outlier* pada kebutuhan rumah sederhana di kabupaten Jember menggunakan *Robust Small Area Estimation*.

1.2 Perumusan Masalah

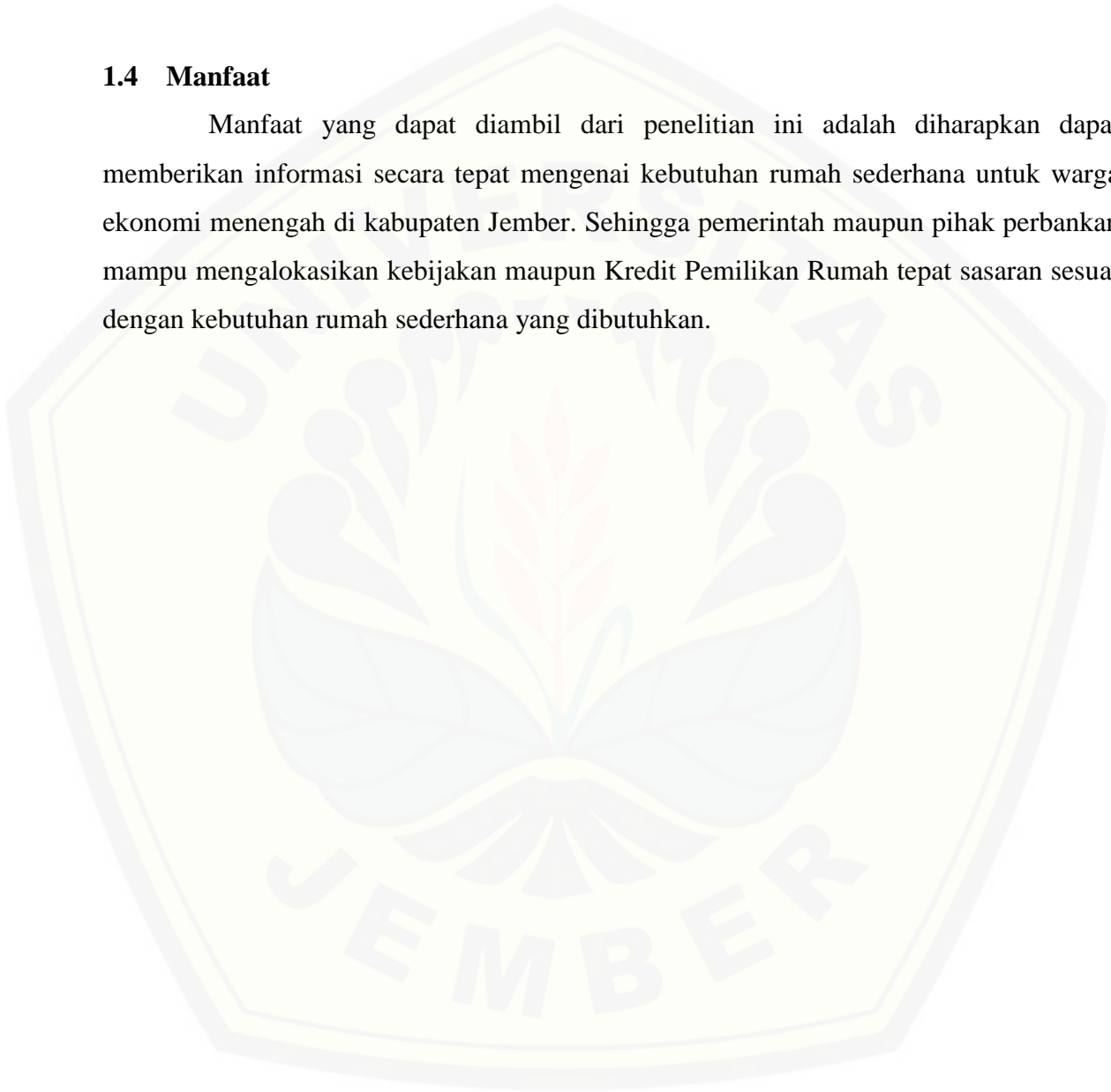
Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan diatas, maka permasalahan yang dibahas dalam penelitian ini adalah menentukan kebutuhan rumah sederhana di kabupaten Jember dan sensitifitasnya terhadap *outlier* dengan menggunakan *Robust Small Area Estimation*.

1.3 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk kebutuhan rumah sederhana di kabupaten Jember dan sensitifitasnya terhadap *outlier* dengan menggunakan *Robust Small Area Estimation*.

1.4 Manfaat

Manfaat yang dapat diambil dari penelitian ini adalah diharapkan dapat memberikan informasi secara tepat mengenai kebutuhan rumah sederhana untuk warga ekonomi menengah di kabupaten Jember. Sehingga pemerintah maupun pihak perbankan mampu mengalokasikan kebijakan maupun Kredit Pemilikan Rumah tepat sasaran sesuai dengan kebutuhan rumah sederhana yang dibutuhkan.



BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penduga Area Kecil (*Small Area Estimation*)

Rao (2003) mengemukakan bahwa suatu area disebut kecil apabila contoh yang diambil pada area tersebut tidak mencukupi untuk melakukan pendugaan langsung dengan hasil dugaan yang akurat. Area yang kecil (*Small Area*) tersebut dapat berupa desa, kecamatan, kabupaten, kelompok suku maupun kelompok yang lain. Pendugaan area kecil (*Small Area Estimation*) bertujuan untuk meningkatkan keakuratan penduga suatu parameter, yaitu dengan menggunakan pendugaan tidak langsung. Pendugaan tidak langsung dapat dilakukan dengan “meminjam kekuatan” atau memanfaatkan peubah-peubah tambahan dalam menduga parameter. Peubah pendukung ini berupa informasi tambahan yang didapatkan pada area lain dari survei yang sama, dari area yang sama pada survei yang terdahulu, atau peubah lain yang berhubungan dengan peubah yang menjadi perhatian pada area kecil. Keuntungan metode ini yaitu memiliki dugaan yang optimal, memperoleh model valid yang berasal dari data sampel, dan dapat menjelaskan berbagai macam model berdasarkan pada respon alami suatu kelompok dan kekelompokkan struktur data.

Menurut Rao (2003), proses pendugaan pada suatu area atau subpopulasi terbagi menjadi dua, yaitu : pendugaan berbasis rancangan (*design based*) dan pendugaan berbasis model (*model based*).

2.1.3 Pendugaan Berbasis Rancangan (*design based*)

Pendugaan ini merupakan penduga pada suatu area berdasarkan data contoh dari area itu sendiri. Proses pendugaan ini dapat menggunakan informasi tambahan untuk menduga parameter yang menjadi perhatian. Pendekatan klasik yang digunakan untuk menduga parameter area kecil didasarkan pada aplikasi model desain penarikan sampel. Hal tersebut menghasilkan metode pendugaan langsung dan diasumsikan tidak terjadi galat pengukuran.

2.1.2 Pendugaan Berbasis Model (*Model Based*)

Pendugaan pada metode berbasis model merupakan pendugaan suatu area dengan cara menghubungkan informasi pada area tersebut dengan area lain melalui model yang tepat. Hal ini berarti bahwa dugaan tersebut mencakup data dari area lain. Informasi yang digunakan diasumsikan memiliki hubungan dengan peubah yang menjadi perhatian. Tujuannya adalah untuk meningkatkan akurasi suatu penduga. Pendugaan parameter dan inferensianya yang berdasarkan pada informasi tambahan tersebut, dinamakan pendugaan tidak langsung atau pendugaan berbasis model (Rao, 2003).

2.2 Model Area Kecil (*Small Area Model*)

Darsyah *et al* (2013) menyebutkan ada dua konsep pokok yang digunakan untuk mengembangkan model *small area*, yaitu

1. Model pengaruh tetap (*fixed effect*) dimana asumsi bahwa keragaman di dalam *small area* pada variabel respon dapat diterangkan seluruhnya oleh hubungan keragaman yang bersesuaian pada informasi tambahan.
2. Model pengaruh acak (*random effect*) dimana asumsi keragaman spesifik *small area* tidak dapat diterangkan oleh informasi tambahan.

Gabungan antara kedua model tersebut membentuk model campuran (*mixed model*). Karena variabel respon diasumsikan berdistribusi normal maka pendugaan area kecil yang dikembangkan merupakan bentuk khusus dari *General Linear Mixed Model* (GLMM).

Datta dan Ghosh (1991) mengemukakan secara umum bentuk model linier campuran sebagai berikut :

$$Y = \mathbf{X}\beta + \mathbf{Z}v + e \quad (2.1)$$

dengan

\mathbf{X} : matriks pengaruh tetap pada model

\mathbf{Z} : matriks pengaruh acak pada model

β : vektor pada pengaruh tetap

v : vektor pada pengaruh acak dengan $v \sim N(0, \sigma_v^2)$

e : vektor galat dengan $e \sim N(0, \sigma_e^2)$

Y : vektor $N \times 1$ dari nilai y populasi

Rao (2003) mengemukakan bahwa model *small area* menggunakan model linier campuran seperti pada persamaan (1) dimana \mathbf{X} merupakan matriks peubah penyerta, \mathbf{Z} adalah matriks pengaruh acak yang biasa dikenal dengan pengaruh area kecil, dan e adalah vektor galat dari sampel. Dalam pendugaan area kecil terdapat dua jenis model dasar yang digunakan, yaitu *basic area level (Type A)* model dan *basic unit level (Type B)* model.

2.2.1 Basic Area Level (Type A) Model

Basic area level model atau dapat disebut sebagai model berbasis area merupakan model yang didasarkan pada ketersediaan data pendukung atau penyerta yang hanya ada untuk level area tertentu, misalkan $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{ip})^T$ dengan parameter yang akan diduga adalah θ_i yang merupakan fungsi dari rata-rata peubah respon dan diasumsikan mempunyai keterkaitan dengan \mathbf{x}_i . Data pendukung atau penyerta tersebut digunakan untuk membangun model

$$\theta_i = \mathbf{x}_i^T \beta + v_i \quad (2.2)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, m$ dan $v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$ sebagai pengaruh acak yang diasumsikan menyebar normal. Sedangkan β adalah vektor koefisien regresi berukuran $p \times 1$. Estimator dari θ_i dapat diketahui dengan mengasumsikan bahwa model penduga langsung y_i telah tersedia, yaitu

$$y_i = \theta_i + e_i \quad (2.3)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, m$ dan sampling error $e_i \sim N(0, \sigma_{e_i}^2)$ dengan $\sigma_{e_i}^2$ diketahui.

Dari kombinasi persamaan (2) dan (3), didapatkan model linier campuran sebagai berikut :

$$y_i = \hat{\theta}_i = \mathbf{x}_i^T \beta + v_i + e_i \quad (2.4)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, m$ dan dengan asumsi v_i dan e_i saling bebas.

2.2.2 Basic Unit Level (Type B) Model

Merupakan suatu model dimana data-data pendukung yang tersedia bersesuaian secara individu dengan data respon, misal $\mathbf{x}_{ij} = (\mathbf{x}_{ij1}, \mathbf{x}_{ij2}, \mathbf{x}_{ij3}, \dots, \mathbf{x}_{ijp})^T$ artinya untuk masing-masing anggota populasi j dalam masing-masing area kecil i , namun terkadang cukup dengan rata-rata populasi \hat{x}_i diketahui saja. sehingga didapatkan suatu model linier campuran sebagai berikut :

$$y_{ij} = \hat{\theta}_{ij} = \mathbf{x}_{ij}^T \boldsymbol{\beta} + v_i + e_{ij} \quad (2.5)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, N_i$, dengan asumsi v_i merupakan peubah acak yang berdistribusi $v_i \sim N(0, \sigma_{v_i}^2)$ dan \tilde{e}_{ij} merupakan peubah acak saling bebas dari v_i sehingga distribusi dari adalah $\tilde{e}_{ij} \sim N(0, \sigma_e^2)$.

2.3 Metode *Empirical Best Linear Unbiased Predictions* (EBLUP) dalam *Small Area Estimation*

Asumsi dasar dalam pengembangan model pendugaan area kecil tersebut adalah keragaman di dalam area kecil, dimana peubah respon dapat diterangkan oleh hubungan keragaman yang bersesuaian dengan informasi tambahan yang disebut pengaruh tetap. Di sisi yang lain terdapat asumsi yaitu bahwa keragaman spesifik area kecil tidak dapat diterangkan oleh informasi tambahan yang merupakan pengaruh acak area kecil. Gabungan dari dua asumsi tersebut membentuk model pengaruh campuran. Salah satu sifat yang menarik dalam model campuran adalah kemampuan dalam hal menduga kombinasi linear dari pengaruh tetap dan pengaruh acak. Henderson mengembangkan teknik penyelesaian model pengaruh campuran untuk memperoleh prediksi tak-bias linear terbaik (*best linear unbiased prediction* / BLUP). Menurut Rao (2003), BLUP (*Best Linear Unbiased Prediction*) merupakan suatu pendugaan parameter yang meminimumkan MSE diantara kelas - kelas pendugaan parameter linier tak bias lainnya. BLUP dihasilkan dengan asumsi bahwa komponen ragam diketahui. Namun faktanya, komponen ragam sulit bahkan tidak diketahui. Oleh karena itu, diperlukan pendugaan terhadap komponen ragam tersebut melalui data sampel.

Rao (2003) mengungkapkan bahwa model untuk pendugaan tidak langsung, yaitu $\hat{\theta}_i = x_i^T \beta + b_i v_i + e_i$, $i = 1, \dots, m$, sebenarnya merupakan kasus khusus dari model linier campuran pada persamaan (1), dengan

$$Y_i = \hat{\theta}_i, \quad X_i = x_i^T \text{ dan } Z_i = b_i,$$

dan

$$V_i = v_i, \quad e_i = e_i, \text{ dan } \beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)^T,$$

Secara umum matriks koragam dari bentuk persamaan linier campuran $\mathbf{y}^p = \mathbf{x}^p \beta + \mathbf{Z}^p \mathbf{v} + \mathbf{e}^p$ bagi \mathbf{v} dan \mathbf{e} adalah \mathbf{G} dan \mathbf{R} . Dalam bentuk linier campuran ini dilakukan pendugaan terhadap kombinasi linier dari parameter yaitu $\mu = \mathbf{1}^T \tilde{\beta} + \mathbf{m}^T \mathbf{v}$. Rao (2003) mengemukakan bahwa untuk δ tertentu yang diketahui maka penduga BLUP (*best linear unbiased prediction*) bagi μ adalah

$$\tilde{\mu}^H = t(\delta, \mathbf{y}) = \mathbf{1}^T \tilde{\beta} + \mathbf{m}^T \mathbf{v} = \mathbf{1}^T \tilde{\beta} + \mathbf{m}^T \mathbf{G} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{X} \tilde{\beta}) \quad (2.6)$$

dimana

$$\begin{aligned} \tilde{\beta} &= \tilde{\beta}(\delta) = (\mathbf{x}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{x}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{y} \\ \tilde{\mathbf{v}} &= \tilde{\mathbf{v}}(\delta) = \mathbf{G} \mathbf{Z} \mathbf{V}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{X} \tilde{\beta}). \end{aligned}$$

Pada model linier campuran dalam *Small Area Estimation*, $\mathbf{G}_i = \sigma v^2$, $\mathbf{R}_i = \psi_i$ sehingga diperoleh $\mathbf{V}_i = \psi_i + \sigma v^2 b_i^2$ dan $\mu_i = \theta_i = \mathbf{z}_i^T \beta + b_i v_i$. Oleh karena itu penduga BLUP bagi μ_i atau θ_i dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\tilde{\theta}_i^H = t(\delta, \mathbf{y}) = \mathbf{z}_i^T \tilde{\beta} + \gamma_i (\hat{\theta}_i - \mathbf{z}_i^T \tilde{\beta}) \quad (2.7)$$

dimana $\gamma_i = \sigma v^2 b_i^2 / (\psi_i + \sigma v^2 b_i^2)$.

Sehingga diperoleh penduga terbaik (*best predictor*, BP) bagi $\hat{\theta}_i = x_i^T \beta + b_i v_i + e_i$ jika β dan A diketahui adalah sebagai berikut:

$$\hat{\theta}_i^{BP} = \hat{\theta}_i(y_i | \beta, A) = x_i^T \beta + (1 - B_i)(y_i - x_i^T \beta) \quad (2.8)$$

dengan

$$B_i = \frac{D_i}{A + D_i} \text{ untuk } i = 1, 2, 3, \dots, m,$$

$A = \sigma v^2 b_i^2$ dan $D_i = \mathbf{R}_i = \psi_i$ pada persamaan (2.7).

Jika A diketahui, maka $\hat{\theta}_i^{EBLUP}$ dapat diduga dengan metode kuadrat terkecil terboboti yaitu dengan mensubstitusi β oleh $\hat{\beta}_i$ pada $\hat{\theta}_i^{EBLUP}$ sehingga diperoleh

$$\begin{aligned}
 \hat{\theta}_i^{EBLUP} &= \hat{\theta}_i(y_i, I, A) = \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}_i + (1 - B_i)(y_i - \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}_i) \\
 &= \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}_i + (1 - B_i)y_i - (1 - B_i)\mathbf{x}_i^T \hat{\beta}_i \\
 &= \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}_i + y_i - B_i y_i - \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}_i + B_i \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}_i \\
 &= (1 - B_i)y_i + B_i \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}_i.
 \end{aligned} \tag{2.9}$$

Penduga BLUP yang diperoleh dengan cara terlebih dahulu menduga komponen ragamnya, kemudian mensubstitusi β oleh $\hat{\beta}$ dan A oleh \hat{A} yang disebut sebagai prediksi tak-bias linear terbaik empirik (*empirical best linear unbiased prediction* / EBLUP). Sedangkan bentuk *Mean Square Error*nya adalah

$$\begin{aligned}
 \text{MSE}(\hat{\theta}_i^{EBLUP}) &= E(\hat{\theta}_i^{EBLUP} - \theta_i)^2. \\
 &= \frac{1}{i} \sum (\hat{\theta}_i^{EBLUP} - \theta_i)^2
 \end{aligned} \tag{2.10}$$

2.4 Robust EBLUP

Meskipun metode EBLUP klasik berguna untuk memperkirakan area kecil yang efisien di bawah asumsi normalitas, akan tetapi hal tersebut dipengaruhi oleh adanya outlier dalam data. Terutama apabila parameter tidak dapat diperkirakan secara konsisten dengan adanya kontaminasi pada data. Dan apabila terdapat kontaminasi, metode apapun untuk menduga hal ini akan bias. Sehingga bisa dikatakan bahwa metode EBLUP klasik menjadi tidak efisien untuk menduga $\hat{\theta}$ (Schoch, 2012).

Terdapat dua metode yang digunakan untuk menduga parameter dalam *Robust Small Area Estimation*, yaitu dengan *Robust EBLUP Maximum Likelihood* dan *Robust EBLUP M-Estimation*.

2.4.1 REBLUP Maximum Likelihood (RML)

Schoch (2012) mengemukakan bahwa pada dasarnya pendekatan REBLUP dengan *Maximum Likelihood* memiliki tingkat keakuratan yang hampir sama dengan metode EBLUP yang juga menggunakan *Maximum Likelihood*. Yang membedakan REBLUP ML dan EBLUP adalah dipastikannya *outlier* yang terdapat pada data yang digunakan pada REBLUP serta adanya prediktor yang diasumsikan *robust outlier* pada β dan v .

Wels and Richardson (1997) menyatakan bahwa *Maximum Likelihood* akan memiliki bias yang besar apabila parameter tidak dapat diperkirakan secara konsisten sehingga estimator yang menggunakan *Maximum Likelihood* bisa menjadi sangat tidak efisien. Parameter θ yang akan diduga ($\hat{\theta}$) merupakan fungsi rata-rata yang dari peubah respon yaitu Y. Pada persamaan (6), Sinha dan Rao (2009) menggantikan $\hat{\beta}$ dan \hat{v} dengan prediktor *robust outlier* yaitu $\hat{\beta}^{ROBUST}$ dan \hat{v}^{ROBUST} untuk membuat prediktor yang lebih resisten terhadap *outlier*. Sehingga REBLUP ML $\hat{\theta}$ adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}\hat{\theta}_i^{REBLUP} &= \hat{\theta}_i(y_i, I, A) = \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^{ROBUST}_i + (1 - B_i)(y_i - \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^{ROBUST}_i) \\ &= \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^{ROBUST} + (1 - B_i)y_i - (1 - B_i)\mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^{ROBUST} \\ &= \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^{ROBUST} + y_i - B_i y_i - \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^{ROBUST} + B_i \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^{ROBUST} \\ &= (1 - B_i)y_i + B_i \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^{ROBUST}\end{aligned}$$

dengan

$$B_i = \frac{D_i}{A + D_i} \text{ untuk } i = 1, 2, 3, \dots, m. \quad (2.11)$$

Sedangkan bentuk dari *Mean Square Error*nya adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}\text{MSE}(\hat{\theta}_i^{REBLUP}) &= E(\hat{\theta}_i^{REBLUP} - \theta_i)^2. \\ &= \frac{1}{i} \sum (\hat{\theta}_i^{REBLUP} - \theta_i)^2\end{aligned} \quad (2.12)$$

2.4.2 REBLUP M-Estimation

Robust dalam model regresi diperkenalkan pertama kali oleh Andrews (1972). Metode ini digunakan untuk menganalisis data yang dipengaruhi oleh *outlier*. Hal ini bertujuan untuk menghasilkan model yang *resistant* terhadap *outlier*. Suatu estimasi yang *resistant* adalah estimasi yang relatif tidak terpengaruh oleh perubahan besar maupun perubahan kecil pada bagian data. Prosedur *robust* digunakan untuk mengakomodasi adanya keanehan data, sekaligus meniadakan identifikasi adanya data *outlier* dan juga bersifat otomatis dalam menanggulangi data *outlier* (Aunuddin, 1989).

Chen (2002) menyebutkan beberapa prosedur estimasi parameter dalam regresi robust, salah satu diantaranya adalah *M-Estimation* yang diperkenalkan Huber (1973) .

M-Estimation merupakan metode regresi robust yang sering digunakan. *M-Estimation* dipandang baik untuk mengestimasi parameter yang disebabkan oleh *x-outlier* dan memiliki *breakdown point* $1/n$. *M-estimation* Huber melalui fungsi $\psi (\cdot)$ melibatkan pengkuadratan residual yang kecil seperti pada *Ordinary Least Square* tetapi memberikan residual yang besar sedemikian rupa untuk mengurangi pengaruh *robust* (Myers, 1990). Secara umum dalam bentuk model linier

$$y_i = \alpha + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i \quad (2.13)$$

Untuk observasi ke- i dari n observasi, dapat dituliskan model yang sesuai adalah,

$$y_i = a + b_1 x_{i1} + b_2 x_{i2} + \dots + b_k x_{ik} + e_i \quad (2.14)$$

$$y_i = \mathbf{x}_i^T \mathbf{b} + e_i \quad (2.15)$$

Sehingga diperoleh bentuk *M-Estimator* yang umum dengan meminimumkan *fungsi objektif*-nya sebagai berikut :

$$\sum_{i=1}^n \rho(e_i) = \sum_{i=1}^n \rho(y_i - \mathbf{x}_i^T \mathbf{b}) \quad (2.16)$$

Sedangkan pada *Robust Small Area Estimation*, *outlier* terjadi pada pengaruh acak yaitu pada β dan v sehingga fungsi $\psi (\cdot)$ berada pada penduga *robust* untuk β dan v . Payam dan Ray (2013) menuliskan bentuk prediktor mean dari REBLUP dengan *M-Estimation* adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i^{REBLUP\ MST} &= \hat{\theta}_i(y_i I, A) = \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^\psi + (1 - B_i)(y_i - \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^\psi) \\ &= \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^\psi + (1 - B_i)y_i - (1 - B_i)\mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^\psi \\ &= \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^\psi + y_i - B_i y_i - \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^\psi + B_i \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^\psi \\ &= (1 - B_i)y_i + B_i \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}^\psi \end{aligned} \quad (2.17)$$

dengan

$B_i = \frac{D_i}{A+D_i}$ untuk $i = 1, 2, 3, \dots, m$, $\hat{\beta}^\psi$ dan \hat{v}^ψ merupakan penduga *robust* dari pengaruh tetap dan pengaruh acak model.

Sedangkan bentuk *Mean Square Error*nya yaitu :

$$\begin{aligned} \text{MSE}(\hat{\theta}_i^{\text{REBLUP MST}}) &= E(\hat{\theta}_i^{\text{REBLUP MST}} - \theta_i)^2. \\ &= \frac{1}{i} \sum (\hat{\theta}_i^{\text{REBLUP MST}} - \theta_i)^2 \end{aligned} \quad (2.18)$$

2.5 Rumah Sederhana

Salah satu permasalahan yang ada di Indonesia adalah tersedianya perumahan untuk masyarakat menengah ke bawah. Bagi masyarakat tersebut, kebutuhan terhadap rumah sederhana yang murah dan memenuhi kriteria rumah sehat adalah barang mewah yang masih sulit untuk diwujudkan. Rumah sederhana yang sehat dengan harga murah adalah harapan bagi masyarakat menengah ke bawah untuk mendapatkan hunian yang layak.

Real Estate Indonesia (REI) mencatat bahwa kebutuhan rumah per tahun di Indonesia mencapai 2,6 juta. Hal tersebut selalu mengalami peningkatan seiring dengan bertambahnya penduduk di Indonesia. Hal ini merupakan salah satu permasalahan lama yang belum terpecahkan. Masalah perumahan itu bisa kita ketahui misalnya dari laporan Departemen Kesehatan RI tahun 2006, yang menyatakan bahwa untuk tingkat nasional, kondisi rumah yang memenuhi *kriteria rumah sederhana dan sehat* hanya sekitar 43,89%. Artinya, sebagian besar rumah di Indonesia tidak memenuhi kriteria rumah sederhana yang sehat.

Kriteria rumah dalam terminologi masyarakat menengah ke atas atau masyarakat menengah ke bawah sedikit banyak dikaitkan dengan jumlah penghasilan per bulan seseorang. Hal tersebut menjadikan tolak ukur seseorang dengan penghasilannya untuk mendapatkan rumah yang sesuai untuk dihuni. Kepemilikan rumah pada saat ini lebih dipermudah dengan adanya Kredit Kepemilikan Rumah terutama bagi masyarakat menengah ke bawah.

Kriteria rumah sederhana sehat (RSH) yang menjadi ketetapan dari kementerian adalah sebagai berikut :

1. Rumah tidak bersusun dengan luas lantai bangunan tidak lebih dari 36m² yg dibangun diatas tanah kaveling tidak lebih dari 54m².

2. Setiap unit RSH dilengkapi dengan listrik 900 Watt, sumber air bersih, dan jamban.
3. Permukiman RSH dilengkapi dengan jalan, saluran pembuangan, tempat sampah, dsb.
4. Rumah memiliki ventilasi udara yang baik, dapur yang memadai serta tata ruang yang layak.



BAB 3. METODE PENELITIAN

Pada bab ini akan diuraikan metode penelitian yang merupakan kerangka acuan yang akan dilakukan dalam penelitian ini, yaitu meliputi ilustrasi data yang digunakan untuk analisis *Robust* SAE dan metode analisis data yang digunakan untuk *Robust* SAE .

3.1 Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian jumlah kebutuhan rumah sederhana di kabupaten Jember dengan *Robust Small Area Estimation* adalah data Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) BPS Tahun 2012 dan variabel penyerta berasal dari pendataan Potensi Desa yang dituliskan pada Jember Dalam Angka Tahun 2011. Variabel respon yang menjadi perhatian dalam penelitian ini adalah jumlah kebutuhan rumah sederhana pada masing-masing kecamatan di kabupaten Jember.

Berdasarkan asumsi Real Estate Indonesia mengenai jumlah kebutuhan rumah sederhana, maka ditetapkan sebagai variabel penyerta dari data PODES (Potensi Desa) adalah jumlah rumah tangga ekonomi menengah dan luas daerah per kecamatan di kabupaten jember. Unit yang menjadi konsentrasi pada penelitian ini yaitu unit kecamatan yang saling bersesuaian antara variabel respon, yaitu jumlah kebutuhan rumah sederhana di setiap kecamatan yang berada di Jember dengan variabel penyertanya, yaitu jumlah keluarga menengah ke bawah serta luas daerah di masing- masing kecamatan di kabupaten Jember.

3.2 Setting Model *Small Area Estimation*

Model *small area* yang digunakan pada penelitian ini adalah model *small area* dengan menggunakan pendekatan *basic area level model*. Hal ini disebabkan karena data kebutuhan rumah sederhana bersesuaian sampai unit kecamatan. Sehingga dapat dituliskan untuk model regresi tersarang dari *small area* adalah sebagai berikut :

$$y_{ij} = \hat{\theta}_{ij} = x_{ij}^T \beta + v_i + e_{ij},$$

dengan $\hat{\theta}_{ij}$ merupakan nilai penduga kebutuhan rumah sederhana kecamatan di kabupaten Jember. Sedangkan x_i^T merupakan variabel penyerta berupa jumlah keluarga menengah ke bawah serta luas daerah di kabupaten Jember, yang diperoleh dari Jember dalam Angka 2011 pada data PODES (Potensi Desa).

Dari model *small area* diatas diperoleh bentuk prediksi mean dari EBLUP adalah

$$y_i^{EBLUP} = \hat{\theta}_i^{EBLUP} = \hat{\theta}_i(y_i, A) = x_i^T \hat{\beta}_i + (1 - B_i)(y_i - x_i^T \hat{\beta}_i)$$

dan bentuk dari *Mean Square Error* dari EBLUP yaitu

$$MSE(\hat{\theta}_i^{EBLUP}) = E(\hat{\theta}_i^{EBLUP} - \theta_i)^2.$$

Selanjutnya prediksi mean dari REBLUP ML diperoleh dari $\hat{y}_i^{REBLUP} = \hat{\theta}_i^{REBLUP} = \hat{\theta}_i(y_i, A) = (1 - B_i)y_i + B_i x_i^T \hat{\beta}_i^{ROBUST}$ dan nilai MSE diperoleh dari $MSE(\hat{\theta}_i^{REBLUP}) = E(\hat{\theta}_i^{REBLUP} - \theta_i)^2$.

Sedangkan untuk prediksi mean dari REBLUP *M-Estimation* diperoleh dari $\hat{y}_i^{REBLUP\ MST} = \hat{\theta}_i^{REBLUP\ MST} = \hat{\theta}_i(y_i, A) = (1 - B_i)y_i + B_i x_i^T \hat{\beta}_i^\psi$ dan nilai MSEnya diperoleh dari $MSE(\hat{\theta}_i^{REBLUP}) = E(\hat{\theta}_i^{REBLUP\ MST} - \theta_i)^2$.

3.3 Identifikasi Pencilan

Pada penelitian ini pendeteksian *outlier* dilakukan dengan menggunakan boxplot sebagai alat identifikasinya. Variabel yang akan dideteksi pencilannya yaitu variabel respon, yang dalam hal ini adalah jumlah kebutuhan rumah sederhana di kabupaten Jember. Di dalam boxplot tersebut akan terlihat kecamatan mana saja yang akan menjadi *outlier* dalam pengamatan.

3.4 Syntax R untuk Robust SAE

Dalam proses analisis data *Small Area Estimation* penggunaan alat bantu komputer sangat mutlak diperlukan. Untuk analisis data tersebut penulis menggunakan Program Statistika R (Paket R) sebagai alat bantu untuk menyelesaikan permasalahan analisis statistika yang berhubungan dengan *Small Area Estimation*.. Program Statistika R (Paket R) yang merupakan paket *open source*, yang dapat diperoleh secara cuma-cuma dari situs <http://www.r.project.org/>.

Paket R adalah sebuah paket pemrograman yang struktur bahasanya mirip dengan S (bahasa S) dan merupakan pengembangan dari bahasa S, hanya saja paket ini lebih bersifat *command line* daripada *menu driven*. Keuntungan menggunakan paket R untuk para statistikawan yaitu dapat memanfaatkan fasilitas-fasilitas yang terdapat dalam R. Fasilitas yang berupa paket program SAE merupakan implementasi dari penerapan dalam SAE. Sehingga para statistisi dan para pengguna pada umumnya yang ingin menganalisis SAE, dapat memanggil paket SAE tersebut untuk kemudian menjalankannya.

Pada penelitian ini digunakan *software* R versi 3.1.3 dengan menggunakan paket *sae*, *rsae* dan *robustbase* untuk analisis *Robust Small Area Estimation*.

Pembentukan awal model menggunakan bentuk *saemodel* sebagai berikut:

```
saemodel(formula, area, data, type = "b", na.omit = FALSE)

## S3 method for class 'saemodel'
print(x, ...)
## S3 method for class 'saemodel'
summary(object, ...)
## S3 method for class 'saemodel'
as.matrix(x, ...)
```

dengan keterangan sebagai berikut :

formula merupakan model linier dari SAE
area merupakan area dari *random effect*
data *data.frame*
type dapat berupa "a" atau "b" sesuai dengan definisi dari J.N.K. Rao of model yaitu type A (area-level model) atau B (unit-level model); default adalah *type="b"*.

Selanjutnya untuk *fitting* model menggunakan

```
fitsaemodel(method, model, ...)

convergence(object)

## S3 method for class 'fitsaemodel'
print(x, digits=6, ...)
## S3 method for class 'fitsaemodel'
```

```
summary(object, digits=6, ...)
## S3 method for class 'fitsaemodel'
coef(object, type="both", ...)
```

Kemudian untuk prediksinya menggunakan

```
robpredict(fit, areameans=NULL, k=NULL, reps=NULL)
```

```
## S3 method for class 'meanssaemodel'
print(x, digits=4, ...)
## S3 method for class 'meanssaemodel'
plot(x, y=NULL, type="e", sort=NULL, ...)
## S3 method for class 'meanssaemodel'
residuals(object, ...)
```

dengan keterangan sebagai berikut :

fit metode yang digunakan untuk pencocokan model apakah ML atau Huber M-*Estimation* .

k konstanta *robust* (Huber psi-function) untuk *robust prediction*.

reps pengulangan bootstrap untuk *mean squared prediction error*; default: *reps*=NULL

3.5 Analisis Data

Analisis data dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

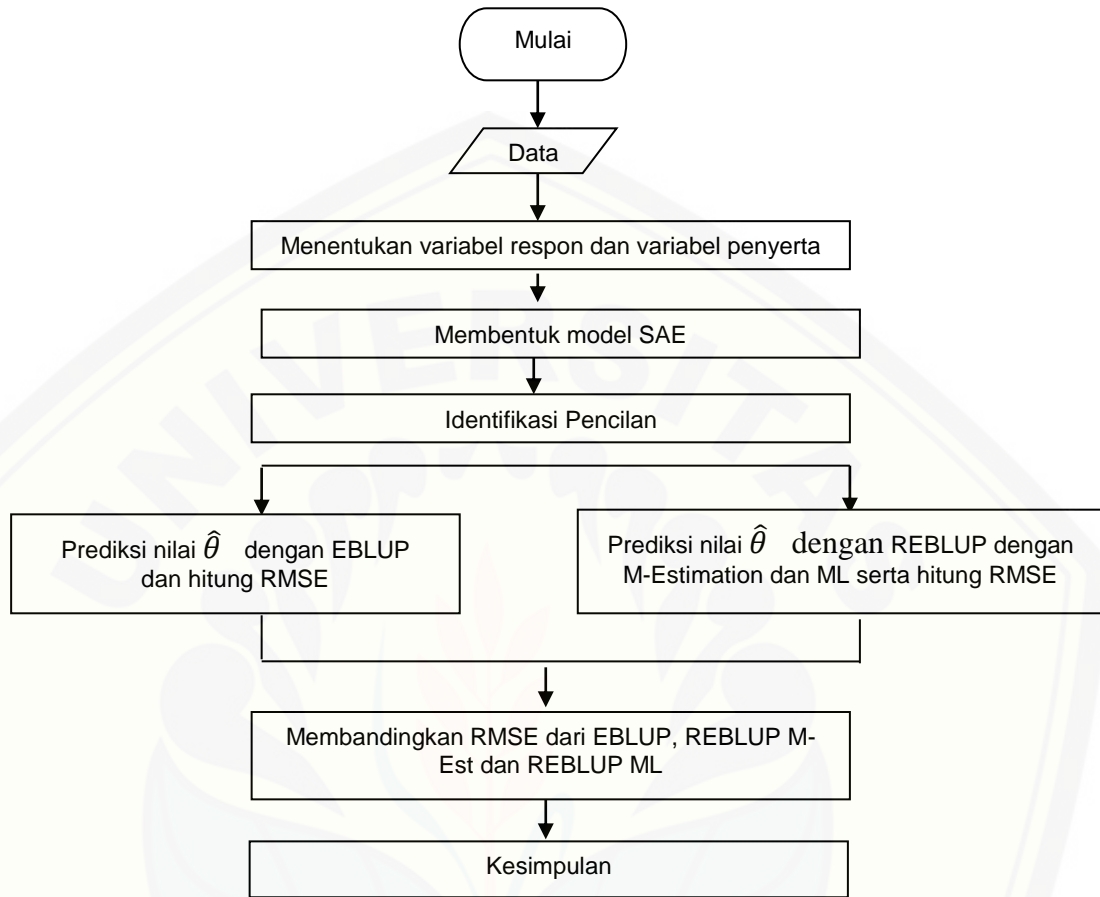
1. Menentukan variabel respon dan variabel penyerta dari data yang telah disajikan.
2. Mendeteksi adanya *outlier* pada data dengan intepretasi gambar/plot.
3. Membentuk *SAE model* dengan asumsi normal dan linier, yaitu :

$$\hat{y}_{ij} = \hat{\theta}_{ij} = x_{ij}^T \beta + v_i + e_{ij}$$

dengan $i = 1, 2, \dots, m$ dan asumsi v_i dan e_i saling bebas.

4. Memprediksi $\hat{\theta}$ dengan EBLUP yang disebut $\hat{\theta}_{EBLUP}$ untuk data dengan *outlier* dan tanpa *outlier*.
5. Memprediksi $\hat{\theta}$ dengan *Maximum Likelihood* ($\hat{\theta}_i^{REBLUP}$) dan *M-Estimation* yang ($\hat{\theta}_i^{REBLUP MST}$) untuk data dengan *outlier* dan tanpa *outlier*.
6. Menghitung *Mean Square Error* dari ketiga metode diatas yang selanjutnya disebut $RMSE \hat{\theta}_{EBLUP}$, $RMSE \hat{\theta}_i^{REBLUP}$ dan $RMSE \hat{\theta}_i^{REBLUP MST}$
7. Membandingkan hasil *Root Mean Square Error* dari ketiga metode tersebut.
8. Menarik kesimpulan dari hasil tersebut.

Algoritma tersebut dapat dituliskan dalam bentuk flowchart sebagai berikut :



Gambar 3.1 Flowchart Untuk Analisis Robust SAE

BAB 5. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa REBLUP M-Estimation lebih *robust* terhadap *outlier* karena hasil untuk pendugaan yang menggunakan EBLUP ternyata mengalami lonjakan nilai RMSE yang cukup besar dan mencapai lima kali lipat hanya dengan satu *outlier* saja, yaitu kecamatan Wuluhan yang diikut sertakan dalam analisis data. Sedangkan untuk metode REBLUP relatif lebih stabil hasil RMSEnya, yaitu berkisar 100-200 untuk penurunan nilai RMSEnya.

Untuk hasil prediksi kebutuhan rumah sederhana dengan menggunakan REBLUP M-Estimation, diperoleh kecamatan Silo sebagai kecamatan yang membutuhkan jumlah sederhana paling banyak yaitu sebesar 14.269 unit. Sedangkan yang membutuhkan rumah sederhana paling sedikit adalah kecamatan Arjasa yaitu sebesar 6.827 unit.

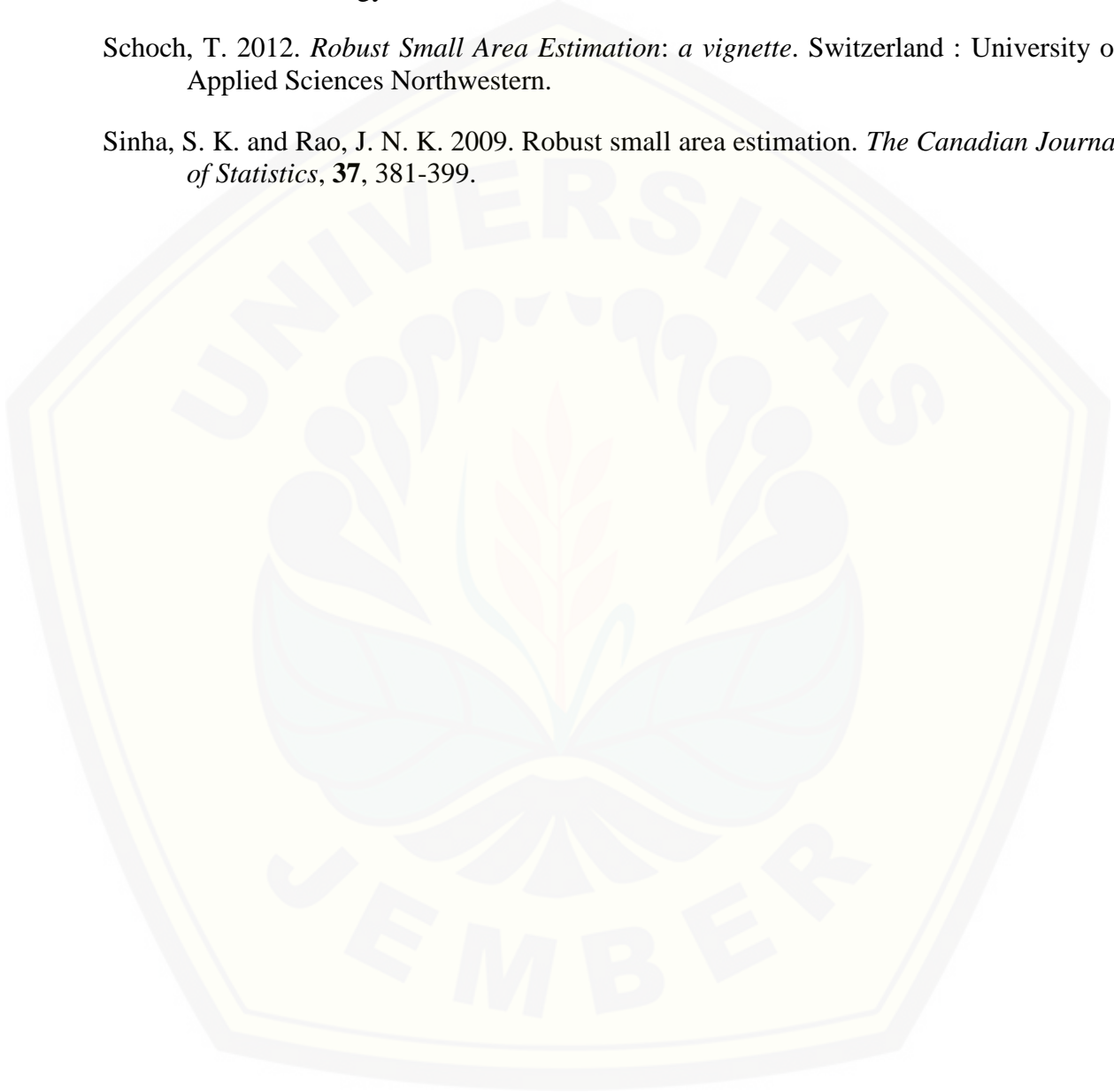
5.2 Saran

Dalam penelitian sosial sering ditemui masalah yang asumsi data yang tidak normal. Berbagai metode dapat dikembangkan untuk memenuhi asumsi tersebut agar taksiran yang dihasilkan semakin sesuai dengan keadaan riil. Pada *Small Area Estimation* yang memiliki keterbatasan data, sangat memungkinkan apabila ditemukan ketidakbersesuaian data di lapangan dan hal tersebut dapat dikembangkan dengan penelitian lebih lanjut.

DAFTAR PUSTAKA

- Andrews, D.F. 1972. *Robust Estimate of Location Survey and Advances*. Amerika Serikat: Pricenton University
- Aunuddin. 1989. *Analisis Data*. Bogor: Penerbit IPB. Bogor
- Chen, C. 2002. *Robust Regressions and Outlier Detection*. New York : John Wiley and Sons.
- Darsyah, M.Y, Maulana, U, dan Utami, T.W. 2013. *Small Area Estimation* untuk Pendugaan Jumlah Penduduk Miskin di Kota Semarang dengan Pendekatan *Kernel-Bootstrap*. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Program Studi Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang. *Jurnal Statistika*. Vol 2.
- Datta, G.S dan Gosh, M.1991. Bayesian Prediction in Linear models Application to Small Area Estimation. *The Annals of Statistics* .Vol **19**:1748-1170.
- Dewi, L.A. 2013. Estimasi parametermodel regresi M-Kuantil menggunakan *Iterative Reweighted Least Square (IRLS)*.Tidak Diterbitkan. Skripsi. Solo : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Solo
- Fellner, W. 1986. Robust estimation of variance components. *Technometrics*. Vol **28** : 51-60.
- Huber, P.J. 1981. *Robust Statistics*. New York : John Willey and Sons.
- Kurnia. 2006. *Modifikasi General Regression dan Pendekatan Non Parametrik pada Pendugaan Area Kecil*. Bogor : Institut Pertanian Bogor.
- Mustikasari, Erna. 2012. Estimasi Parameter Regresi *Robust* dengan Metode Estimasi MM pada Produksi Cabai di Indonesia.Tidak Diterbitkan. Skripsi. Solo : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Universitas Sebelas Maret.
- Myers, R.H. 1990. *Classical and Modern Regression with Applications 2nd Edition*. Boston: PWS-KENT Publishing Company.
- Moktarian, P dan Chambers, R. 2013. *An Outlier Robust Block Bootstrap for Small Area Estimation*. Australia : Faculty of Engineering and Information Sciences Paper University of Wolonglong.
- Rao JNK. 2003. *Small Area Estimation*. New York: John Wiley and Sons.

- Roesseuw, R. J and A.M . Leroy. 1987. *Robust Regression and Outlier Detection with the Robustreg Procedure, statistics and Data Analysis*. New Castle : SAS Institute.
- Sadik. 2008. Pendekatan Metode Pemulusan Kernel pada *Small Area Estimation*.. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Jurusan Matematika Universitas Yogyakarta. *Jurnal Statistika*. Vol **8**: 31-36.
- Schoch, T. 2012. *Robust Small Area Estimation: a vignette*. Switzerland : University of Applied Sciences Northwestern.
- Sinha, S. K. and Rao, J. N. K. 2009. Robust small area estimation. *The Canadian Journal of Statistics*, **37**, 381-399.



LAMPIRAN

Lampiran A. Data Penelitian

Nama Kecamatan	Kebutuhan Rumah Sederhana (Y)	Jumlah Keluarga Menengah ke Bawah (X1)	Luas daerah (X2)
Kencong	8728	1112	65,92
Gumukmas	10810	1329	82,98
Puger	15526	2055	148,99
Wuluhan	17780	1737	137,18
Ambulu	13502	2606	104,56
Tempurejo	9840	3527	524,46
Silo	15966	5602	309,98
Mayang	6572	4119	63,78
Mumbulsari	8412	5536	95,13
Jenggawah	10970	3133	51,02
Ajung	9647	2575	56,61
Rambipuji	9723	2913	52,80
Balung	10147	1508	47,12
Umbulsari	9177	2234	70,52
Semboro	7853	1666	45,43
Jombang	6760	2036	54,30
Sumberbaru	13414	4259	166,37
Tanggul	11283	4585	199,99
Bangsalsari	15412	5846	175,28
Panti	8480	3922	160,71
Sukorambi	5269	1999	60,63
Arjasa	5148	2931	43,75
Pakusari	5573	4151	29,11
Kalisat	9778	6810	53,48
Ledokombo	8340	8990	146,92
Sumberjambe	8236	5768	138,24
Sukowono	7637	7044	44,04
Jelbuk	7635	3306	65,06
Kaliwates	5933	2170	24,94
Sumbersari	5270	1570	37,05
Patrang	13776	2457	36,99

Lampiran B. Script Program Robust Small Area Estimation

Penggunaan paket sae, rsae ,dan robustbase

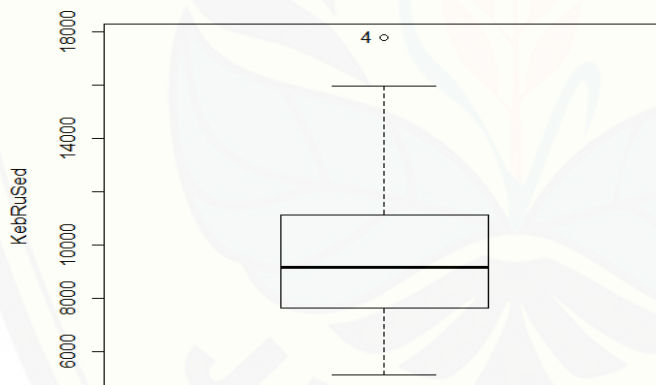
```
> library(sae)
Loading required package: nlme
Loading required package: MASS
> library(rsae)
> library(robustbase)
> attach(Dataku)
```

Hasil Rangkuman Data dengan Outlier

```
> summary(Dataku)
      Nama.Kecamatan  KebRuSed      JmlKelMB      Ldaerah
Ajung      : 1      Min.      : 5148      Min.      :1112      Min.      : 24.94
Ambulu     : 1      1st Qu.: 7636      1st Qu.:2046      1st Qu.: 49.07
Arjasa     : 1      Median   : 9177      Median   :2931      Median   : 65.06
Balung     : 1      Mean     : 9761      Mean     :3532      Mean     :106.24
Bangsalsari: 1      3rd Qu.:11127      3rd Qu.:4422      3rd Qu.:142.58
Gumukmas   : 1      Max.     :17780      Max.     :8990      Max.     :524.46
(Other)    :25
```

#Deteksi pencilinan pada data kebutuhan rumah sederhana

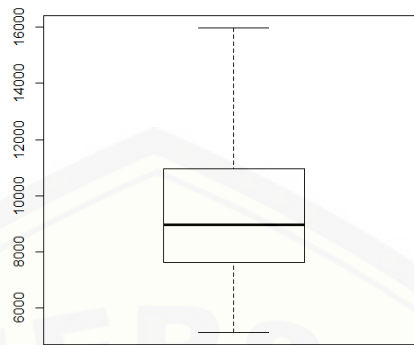
```
> boxplot(Dataku$KebRuSed)
```



#Hasil Rangkuman data tanpa outlier

```
> summary(DATAA)
      Nama.Kecamatan  KebRuSed      JmlKelMB      Ldaerah
Ajung      : 1      Min.      : 5148      Min.      :1112      Min.      : 24.94
Ambulu     : 1      1st Qu.: 7635      1st Qu.:2084      1st Qu.: 48.09
Arjasa     : 1      Median   : 8952      Median   :3032      Median   : 64.42
Balung     : 1      Mean     : 9494      Mean     :3592      Mean     :105.21
Bangsalsari: 1      3rd Qu.:10930      3rd Qu.:4504      3rd Qu.:144.75
Gumukmas   : 1      Max.     :15966      Max.     :8990      Max.     :524.46
(Other)    :24
```

```
> boxplot(Dataku$KebRuSed)
```



Setting model regresi tersarang Fay Heriot dengan Outlier

```
> bhfmodel<-  
saemodel(KebRuSed~JmlKelMB+Ldaerah,area=~Nama.Kecamatan,data=subset(Dataku))  
> bhfmodel  
SAE MODEL TYPE: B (J.N.K. Rao's classification)  
---  
FIXED EFFECTS: KebRuSed ~ (Intercept) + JmlKelMB + Ldaerah  
AREA-SPECIFIC RANDOM EFFECTS: Nama.Kecamatan
```

#Setting model regresi tersarang Fay Heriot tanpa outlier

```
> bhfmodel<-  
saemodel(KebRuSed~JmlKelMB+Ldaerah,area=~Nama.Kecamatan,data=subset(DATAA))  
> bhfmodel  
SAE MODEL TYPE: B (J.N.K. Rao's classification)  
---  
FIXED EFFECTS: KebRuSed ~ (Intercept) + JmlKelMB + Ldaerah  
AREA-SPECIFIC RANDOM EFFECTS: Nama.Kecamatan
```

Fitting Sae Model dengan Outlier

```
> mlfit<-fitsaemodel("ml",bhfmodel,init="s")  
> mlfit  
ESTIMATES OF SAE-MODEL (model type B)  
Method: Maximum likelihood estimation  
---  
Fixed effects  
Model: KebRuSed ~ (Intercept) + JmlKelMB + Ldaerah  
Coefficients:  
(Intercept) JmlKelMB Ldaerah  
8734.547742 -0.140002 14.318854  
---
```

```
Random effects
  Model: ~1| Nama.Kecamatan
              (Intercept)  Residual
Std. Dev.   2174.35        2174.35
---
Number of Observations:  31
Number of Areas:        31
> huberfit<-fitsaemodel("huberm",bhfmodel,k=2,init="s")
> huberfit
ESTIMATES OF SAE-MODEL (model type B)
Method: Huber-type M-estimation
Robustness tuning constant: k =  2
---
Fixed effects
Model: KebRuSed ~ (Intercept) + JmlKelMB + Ldaerah
  Coefficients:
  (Intercept)      JmlKelMB      Ldaerah
8421.7826898      -0.0651738      13.5337232
---
Random effects
  Model: ~1| Nama.Kecamatan
              (Intercept)  Residual
Std. Dev.   2194.47        2194.47
---
Number of Observations:  31
Number of Areas:        31

#Fitting Sae Model Tanpa Outlier

> mlfit
ESTIMATES OF SAE-MODEL (model type B)
Method: Maximum likelihood estimation
---
Fixed effects
Model: KebRuSed ~ (Intercept) + JmlKelMB + Ldaerah
  Coefficients:
  (Intercept)      JmlKelMB      Ldaerah
8.13129e+03      4.32646e-03      1.28045e+01
---
Random effects
  Model: ~1| Nama.Kecamatan
              (Intercept)  Residual
Std. Dev.   1980.62        1980.62
---
Number of Observations:  30
Number of Areas:        30
> huberfit<-fitsaemodel("huberm",bhfmodel,k=2,init="s")
> huberfit
```

ESTIMATES OF SAE-MODEL (model type B)

Method: Huber-type M-estimation

Robustness tuning constant: k = 2

Fixed effects

Model: KebRuSed ~ (Intercept) + JmlKelMB + Ldaerah

Coefficients:

(Intercept)	JmlKelMB	Ldaerah
8.13129e+03	4.32646e-03	1.28045e+01

Random effects

Model: ~1| Nama.Kecamatan

(Intercept)	Residual
-------------	----------

Std. Dev.	2064.33	2064.33
-----------	---------	---------

Number of Observations: 30

Number of Areas: 30

Metode EBLUP dengan Outlier

```
> attach(Dataku)
```

```
> xs<-cbind(KebRuSed,JmlKelMB,Ldaerah)
```

```
> xmean<-data.frame>Nama.Kecamatan,JmlKelMB,Ldaerah)
```

```
> KRS<-data.frame>Nama.Kecamatan,KebRuSed,data=Dataku)
```

```
> yrumah<-
```

```
eblupBHF(KebRuSed~JmlKelMB+Ldaerah,dom>Nama.Kecamatan,meanxpop=xm  
ean,popsize=KRS,data=Dataku)
```

```
> yrumah$eblup
```

	domain	eblup	sampsiz
1	Kencong	8825.922	1
2	Gumukmas	10677.707	1
3	Puger	14916.415	1
4	Wuluhan	16877.222	1
5	Ambulu	13053.852	1
6	Tempurejo	10568.560	1
7	Silo	15525.154	1
8	Mayang	6880.260	1
9	Mumbulsari	8523.810	1
10	Jenggawah	10730.734	1
11	Ajung	9590.212	1
12	Rambipuji	9643.680	1
13	Balung	10030.102	1
14	Umbulsari	9208.078	1
15	Semboro	8013.156	1
16	Jombang	7064.248	1
17	Sumberbaru	13057.253	1
18	Tanggul	11242.550	1
19	Bangsalsari	14797.041	1
20	Panti	8727.637	1

```
21 Sukorambi 5769.027 1
22 Arjasa 5616.606 1
23 Pakusari 5942.637 1
24 Kalisat 9626.540 1
25 Ledokombo 8493.003 1
26 Sumberjambe 8442.219 1
27 Sukowono 7728.074 1
28 Jelbuk 7828.283 1
29 Kaliwates 6285.172 1
30 Sumbersari 5735.144 1
31 Patrang 13177.448 1
> yrumah$fit
$summary
Linear mixed-effects model fit by REML
Data: NULL
      AIC      BIC    logLik
576.5846 583.2457 -283.2923

Random effects:
Formula: ~1 | as.factor(dom)
      (Intercept) Residual
StdDev:      3029.53 1136.074

Fixed effects: ys ~ -1 + Xs
              Value Std.Error DF   t-value p-value
Xs(Intercept) 8734.548 1273.4744 28   6.858833 0.0000
XsJmlKelMB    -0.140   0.3137 28  -0.446226 0.6589
XsLdaerah     14.319   6.0837 28   2.353657 0.0258
Correlation:
              Xs(In) XsJKMB
XsJmlKelMB -0.742
XsLdaerah  -0.288 -0.253

Standardized Within-Group Residuals:
              Min      Q1      Med      Q3      Max
-0.64141025 -0.24271697 -0.08056786  0.17229558  0.79486911

Number of Observations: 31
Number of Groups: 31

$fixed
Xs(Intercept)  XsJmlKelMB  XsLdaerah
8734.5477421  -0.1400024  14.3188538

$random
              (Intercept)
Ajung          405.5746
Ambulu         3186.9377
Arjasa        -3333.9534
```

```
Balung      831.9621
Bangsalsari 4371.0989
Gumukmas    941.0317
Jelbuk      -1374.9760
Jenggawah   1704.2438
Jombang     -2162.7236
Kalisat     1079.6212
Kaliwates   -2502.6234
Kencong     -696.8309
Ledokombo   -1086.6309
Mayang      -2190.8275
Mumbulsari  -797.8234
Pakusari    -2627.5166
Panti       -1758.9747
Patrang     4257.1885
Puger       4336.1670
Rambipuji   560.9157
Semboro     -1138.6328
Silo        3136.3137
Sukorambi   -3553.7131
Sukowono    -650.8874
Sumberbaru  2536.7216
Sumberjambe -1464.2080
Sumbersari  -3310.0252
Tanggul     286.2819
Tempurejo   -5181.7916
Umbulsari   -223.4670
Wuluhan     6421.5471
```

```
$errorvar
[1] 1290664
```

```
$refvar
[1] 9178055
```

```
$loglike
[1] -283.2923
```

```
$residuals
 [1] -794.8227 1073.3643 4945.9405 7324.5771 3635.1008 -
5910.4811 3577.3578
 [8] -2498.9126 -910.0173 1943.9031 462.6085 639.7944
948.9567 -254.8920
[15] -1298.7530 -2466.8566 2893.4481 326.5403 4985.7847 -
2006.3305 -4053.4541
[22] -3802.7906 -2997.0111 1231.4430 -1239.4384 -1670.1123 -
742.4184 -1568.3320
[29] -2854.5548 -3775.4975 4855.8557
> res3<-residuals(yrumah$fit)
> mseblup<-(sum(res^3))/31
```



```
> rmseblup<-sqrt(mseblup)
> rmseblup
[1] 40013.69
```

Metode EBLUP tanpa Outlier

```
> xs<-cbind(KebRuSed, JmlKelMB, Ldaerah)
> xmean<-data.frame>Nama.Kecamatan, JmlKelMB, Ldaerah)
> KRS<-data.frame>Nama.Kecamatan, KebRuSed, data=DATAA)
> yrumah<-
eblupBHF(KebRuSed~JmlKelMB+Ldaerah, dom>Nama.Kecamatan, meanxpop=xm
ean, popnsize=KRS, data=DATAA)
```

```
> yrumah$eblup
      domain      eblup  sampsize
1      Kencong  8759.035         1
2      Gumukmas 10611.494         1
3        Puger 14850.795         1
4      Ambulu  13006.330         1
5    Tempurejo 10459.038         1
6        Silo  15492.590         1
7      Mayang   6867.273         1
8    Mumbulsari  8530.182         1
9    Jenggawah 10702.585         1
10       Ajung   9551.092         1
11   Rambipuji   9611.285         1
12       Balung   9973.769         1
13   Umbulsari   9160.294         1
14     Semboro   7959.951         1
15     Jombang   7015.971         1
16 Sumberbaru 13027.604         1
17     Tanggul 11212.425         1
18  Bangsalsari 14793.966         1
19     Panti    8693.050         1
20  Sukorambi   5718.913         1
21     Arjasa   5586.224         1
22   Pakusari   5936.691         1
23   Kalisat   9663.354         1
24  Ledokombo   8551.159         1
25 Sumberjambe  8444.671         1
26   Sukowono   7770.812         1
27     Jelbuk   7800.592         1
28   Kaliwates   6244.761         1
29  Sumpersari   5681.799         1
30     Patrang 13139.890         1
```

```
> yrumah$fit
```

```
$summary
```

```
Linear mixed-effects model fit by REML
```

```
Data: NULL
```

```
      AIC      BIC    logLik
```

```
552.5663 559.0455 -271.2832
```

Random effects:

Formula: ~1 | as.factor(dom)
 (Intercept) Residual
 StdDev: 2764.54 1036.703

Fixed effects: ys ~ -1 + Xs

	Value	Std.Error	DF	t-value	p-value
Xs(Intercept)	8131.289	1185.4839	27	6.859046	0.0000
XsJmlKelMB	0.004	0.2917	27	0.014830	0.9883
XsLdaerah	12.804	5.5826	27	2.293637	0.0298

Correlation:

	Xs(In)	XsJKMB
XsJmlKelMB	-0.752	
XsLdaerah	-0.260	-0.267

Standardized Within-Group Residuals:

Min	Q1	Med	Q3	Max
-0.59723695	-0.23640156	-0.06655997	0.18544057	0.65148663

Number of Observations: 30

Number of Groups: 30

\$fixed

Xs(Intercept)	XsJmlKelMB	XsLdaerah
8.131289e+03	4.326464e-03	1.280450e+01

\$random

	(Intercept)
Ajung	683.7902
Ambulu	3524.8917
Arjasa	-3117.8578
Balung	1232.5910
Bangsalsari	4392.9714
Gumukmas	1411.9200
Jelbuk	-1178.0388
Jenggawah	1904.4314
Jombang	-1819.3726
Kalisat	817.8060
Kaliwates	-2215.2079
Kencong	-221.1343
Ledokombo	-1500.2364
Mayang	-2098.4625
Mumbulsari	-843.1364
Pakusari	-2585.2304
Panti	-1512.9929
Patrang	4524.2867
Puger	4802.8293
Rambipuji	791.3041

```
Semboro      -760.2401
Silo          3367.8956
Sukorambi    -3197.2763
Sukowono     -954.8448
Sumberbaru   2747.5757
Sumberjambe  -1481.6420
Sumbersari   -2930.6109
Tanggul      500.5213
Tempurejo    -4402.8948
Umbulsari    116.3647
```

```
$errorvar
[1] 1074752
```

```
$refvar
[1] 7642683
```

```
$loglike
[1] -271.2832
```

```
$residuals
 [1] -252.2313  1610.4712  5478.2272  4020.5796 -5022.0519
3841.5060
 [7] -2393.5588  -961.7025  2172.2421   779.9482   902.5813
1405.9241
[13]  132.7285  -867.1489 -2075.2218  3133.9535   570.9071
5010.7330
[19] -1725.7576 -3646.8933 -3556.3066 -2948.7785   932.8100 -
1711.2071
[25] -1689.9979 -1089.1199 -1343.7005 -2526.7216 -3342.7281
5160.5145
```

```
> summary(yrumah)
      Length Class      Mode
eblup  3      data.frame list
fit    7      -none-    list
> res5<-residuals(yrumah$fit)
> mseeblup<-(sum(res5^2))/30
> mseeblup
[1] 7845691
```

Metode REBLUP dengan Outlier

```
> summary(mlfit)
ESTIMATION SUMMARY
Method: Maximum likelihood estimation
---
Fixed effects
              Value      Std.Error      t-value df
(Intercept) 8734.547742 1210.287123  7.216922 28
```

```
JmlKelMB      -0.140002      0.300000      -0.469523 28
Ldaerah       14.318854      5.871802      2.476538 28
```

Robustly Estimated/Predicted Area-Level Means:

	raneff	fixeff	predicted mean
Ajung	340.64	9020.10	9360.74
Ambulu	2082.99	9667.03	11750.02
Arjasa	-1996.11	8822.86	6826.75
Balung	644.12	8961.21	9605.33
Bangsalsari	2715.10	10412.97	13128.07
Gumukmas	734.26	9458.20	10192.46
Jelbuk	-788.60	9086.82	8298.22
Jenggawah	1120.15	8908.08	10028.24
Jombang	-1229.61	9023.97	7794.36
Kalisat	584.77	8701.73	9286.51
Kaliwates	-1458.16	8617.89	7159.73
Kencong	-278.92	9241.45	8962.53
Ledokombo	-806.07	9824.24	9018.18
Mayang	-1327.64	9016.51	7688.87
Mumbulsari	-508.84	9348.44	8839.60
Pakusari	-1614.27	8545.21	6930.94
Panti	-1010.75	10341.18	9330.43
Patrang	2723.30	8762.26	11485.56
Puger	2836.33	10304.24	13140.57
Rambipuji	421.51	8946.51	9368.03
Semboro	-583.89	8928.04	8344.15
Silo	2017.46	12251.86	14269.33
Sukorambi	-2087.18	9112.05	7024.87
Sukowono	-500.89	8558.72	8057.84
Sumberbaru	1639.33	10395.81	12035.15
Sumberjambe	-912.74	9916.76	9004.02
Sumbersari	-1928.83	8820.88	6892.06
Tanggul	246.18	10829.57	11075.75
Tempurejo	-2960.15	15289.81	12329.66
Umbulsari	-29.29	9230.58	9201.29
Wuluhan	3371.34	10165.13	13536.47

```
> res<-residuals(pr)
> msemfit<-(sum(res^2))/31
> rmse<-sqrt(msemfit)
> rmse
[1] 1537.499
> huberfit<-fitsaemodel("huberm",bhfmodel,k=2,init="s")
> summary(huberfit)
ESTIMATION SUMMARY
Method: Huber-type M-estimation
Robustness tuning constant: k = 2
---
Fixed effects
              Value      Std.Error      t-value df
(Intercept) 8421.7826898 1221.4854215 6.8947059 27
```

```
JmlKelMB      -0.0651738      0.2981800      -0.2165680 27
Ldaerah       13.5337232      5.8352988      2.3192854 27
```

Degree of downweighting/winsorization:

```
                sum(wgt)/n
fixeff          0.994035
residual var    0.989173
area ranef var  0.994035
```

> convergence(huberfit)

CONVERGENCE REPORT

User specified number of iterations (niter) and numeric precision (acc):

```
                niter  acc
overall loop    4e+01  1e-05
fixeff          2e+02  1e-05
residual var    2e+02  1e-05
area ranef var  1e+02  1e-05
```

Number of runned EE-specific iterations in each call (given the user-defined specs), reported for each of the 4 overall iterations separately:

```
    fixeff  residual var  area ranef var
1     3         7         11
2     6         5         11
3     4         3         11
4     2         1
```

Robustly Estimated/Predicted Area-Level Means:

	ranef	fixeff	predicted mean
Ajung	231.3	9184.6	9415.9
Ambulu	1817.6	9866.9	11684.4
Arjasa	-1901.4	8950.7	7049.3
Balung	474.5	9198.1	9672.6
Bangsalsari	2492.9	10425.9	12918.8
Gumukmas	536.7	9736.7	10273.3
Jelbuk	-784.2	9203.3	8419.1
Jenggawah	972.0	9026.5	9998.4
Jombang	-1233.4	9227.0	7993.6
Kalisat	615.7	8546.9	9162.6
Kaliwates	-1427.3	8787.9	7360.6
Kencong	-397.4	9522.8	9125.4
Ledokombo	-619.7	9579.7	8959.9
Mayang	-1249.5	9071.1	7821.7
Mumbulsari	-455.0	9321.6	8866.6
Pakusari	-1498.5	8570.2	7071.7
Panti	-1003.2	10486.6	9483.5
Patrang	2427.9	8920.2	11348.1


```

Puger          2473.0  10580.2  13053.2
Rambipuji      319.9   9082.8   9402.7
Semboro        -649.4   9151.8   8502.4
Silo           1788.7  12388.8  14177.5
Sukorambi     -2026.7   9322.8   7296.1
Sukowono      -371.2   8379.0   8007.8
Sumberbaru    1446.7  10520.5  11967.2
Sumberjambe   -835.1   9906.5   9071.4
Sumbersari    -1887.7   9045.3   7157.5
Tanggul       163.3   10956.3  11119.5
Tempurejo    -2955.2  15750.4  12795.2
Umbulsari     -127.4   9431.5   9304.1
Wuluhan       3662.3  10455.6  14117.9
> pr2<-robpredict(huberfit)
> res2<-residuals(pr2)
> msehuberfit<-(sum(res2^2))/31
> rmse2<-sqrt(msehuberfit)
> rmse2
[1] 1473.753

# Metode REBLUP tanpa Outlier
> summary(mlfit)
ESTIMATION SUMMARY
Method: Maximum likelihood estimation
---
Fixed effects
              Value      Std.Error    t-value  df
(Intercept) 8.13129e+03 1.12465e+03 7.23007e+00 -2
JmlKelMB    4.32646e-03 2.76773e-01 1.56318e-02 -2
Ldaerah     1.28045e+01 5.29614e+00 2.41771e+00 -2
> pr3<-robpredict(mlfit)
> pr3
Robustly Estimated/Predicted Area-Level Means:
      raneff      fixeфф      predicted mean
Ajung          389.97      8867.29      9257.27
Ambulu         2010.29      9481.40     11491.69
Arjasa        -1778.15      8704.17      6926.01
Balung         702.96      8741.16      9444.12
Bangsalsari   2505.37     10400.95     12906.32
Gumukmas       805.24      9199.56     10004.79
Jelbuk        -671.85      8978.65      8306.80
Jenggawah     1086.12      8798.13      9884.25
Jombang      -1037.61      8835.38      7797.77
Kalisat        466.41      8845.54      9311.94
Kaliwates    -1263.36      8460.02      7196.66
Kencong       -126.12      8980.17      8854.06
Ledokombo     -855.60     10051.42      9195.82
Mayang        -1196.78      8965.78      7769.00
Mumbulsari    -480.85      9373.33      8892.48

```



```
Pakusari      -1474.39   8521.99   7047.60
Panti         -862.88  10206.07   9343.19
Patrang       2580.26   8615.56  11195.82
Puger        2739.11  10047.92  12787.04
Rambipuji     451.29   8819.97   9271.26
Semboro      -433.57   8720.21   8286.63
Silo         1920.75  12124.66  14045.42
Sukorambi    -1823.45  8916.27   7092.83
Sukowono     -544.56   8725.67   8181.11
Sumberbaru   1566.98  10280.00  11846.98
Sumberjambe  -845.00   9926.34   9081.34
Sumbersari   -1671.36  8612.49   6941.12
Tanggul      285.45  10711.90  10997.35
Tempurejo    -2511.03 14862.00  12350.97
Umbulsari     66.36   9043.93   9110.29
> msemfit3<-(sum(res3^2))/30
> msemfit3
[1] 1961422
> huberfit<-fitsaemodel("huberm",bhfmodel,k=2,init="s")
> huberfit
ESTIMATES OF SAE-MODEL (model type B)
Method: Huber-type M-estimation
Robustness tuning constant: k = 2
---
Fixed effects
Model: KebRuSed ~ (Intercept) + JmlKelMB + Ldaerah
Coefficients:
(Intercept)      JmlKelMB      Ldaerah
8.13129e+03  4.32646e-03  1.28045e+01
---
Random effects
Model: ~1| Nama.Kecamatan
              (Intercept)  Residual
Std. Dev.   2064.33      2064.33
---
Number of Observations: 30
Number of Areas: 30

> summary(huberfit)
ESTIMATION SUMMARY
Method: Huber-type M-estimation
Robustness tuning constant: k = 2
---
Fixed effects
              Value      Std.Error      t-value df
(Intercept) 8.13129e+03 1.17219e+03 6.93686e+00 27
JmlKelMB    4.32646e-03 2.88471e-01 1.49979e-02 27
Ldaerah     1.28045e+01 5.51999e+00 2.31966e+00 27
Degree of downweighting/winsorization:
```

```
sum(wgt)/n
fixeff      1
residual var 1
area ranef var 1
> pr4<-robpredict(huberfit)
> pr4
Robustly Estimated/Predicted Area-Level Means:
      ranef      fixe    predicted mean
Ajung      423.64    8867.29    9290.93
Ambulu     2183.82    9481.40   11665.23
Arjasa     -1931.65    8704.17    6772.52
Balung      763.64    8741.16    9504.80
Bangsalsari 2721.64  10400.95   13122.59
Gumukmas    874.75    9199.56   10074.30
Jelbuk     -729.85    8978.65    8248.81
Jenggawah  1179.88    8798.13    9978.01
Jombang    -1127.18    8835.38    7708.20
Kalisat     506.67    8845.54    9352.20
Kaliwates  -1372.42    8460.02    7087.60
Kencong    -137.00    8980.17    8843.17
Ledokombo  -929.46   10051.42    9121.96
Mayang     -1300.09    8965.78    7665.69
Mumbulsari -522.36    9373.33    8850.97
Pakusari   -1601.66    8521.99    6920.32
Panti      -937.36   10206.07    9268.70
Patrang    2802.99    8615.56   11418.55
Puger      2975.56   10047.92   13023.48
Rambipuji   490.25    8819.97    9310.22
Semboro    -471.00    8720.21    8249.20
Silo       2086.56   12124.66   14211.22
Sukorambi  -1980.85    8916.27    6935.42
Sukowono   -591.57    8725.67    8134.11
Sumberbaru 1702.24   10280.00   11982.24
Sumberjambe -917.94    9926.34    9008.40
Sumbersari -1815.64    8612.49    6796.85
Tanggul    310.09   10711.90   11021.99
Tempurejo  -2727.78   14862.00   12134.21
Umbulsari   72.09    9043.93    9116.02
> res4<-residuals(pr4)
> msehuber<-(sum(res4^2))/30
> msehuber
[1] 1637409
```