APLIKASI METODE FUZZY LINEAR REGRESSION (FLR) SEBAGAI ALAT PERAMALAN

(Studi Kasus Data PAD, PDRD, dan Jumlah Tenaga Kerja Kota Solok Tahun 2003 sampai 2013)

SKRIPSI

BRAWIUNE oleh: DANI DIANSA PUTRA 105090507111007



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

2014

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

APLIKASI METODE FUZZY LINEAR REGRESSION (FLR) SEBAGAI ALAT PERAMALAN (Studi Kasus Data PAD, PDRD, dan Jumlah Tenaga Kerja Kota Solok Tahun 2003 sampai 2013)

oleh: DANI DIANSA PUTRA 105090507111007

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji pada tanggal 27 Juni 2014 dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang Statistika

Dosen Pembimbing

Samingun Handoyo, S.Si., M.Cs NIP. 197304151998021002

Mengetahui, Ketua Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya

Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc NIP. 196709071992031001

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Dani Diansa Putra NIM : 105090507111007

Jurusan : Matematika Program Studi : Statistika

Skripsi berjudul :

APLIKASI METODE FUZZY LINEAR REGRESSION (FLR) SEBAGAI ALAT PERAMALAN

(Studi Kasus Data PAD, PDRD, dan Jumlah Tenaga Kerja Kota Solok Tahun 2003 sampai 2013)

Dengan ini menyatakan bahwa:

- 1. Isi dari Skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain namanama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam Skripsi ini.
- 2. Apabila dikemudian hari ternyata Skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung segala resiko yang akan saya terima.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 27 Juni 2014 Yang menyatakan,

(Dani Diansa Putra) NIM. 105090507111007

APLIKASI METODE FUZZY LINEAR REGRESSION (FLR) SEBAGAI ALAT PERAMALAN

(Studi Kasus Data PAD, PDRD, dan Jumlah Tenaga Kerja Kota Solok Tahun 2003 sampai 2013)

ABSTRAK

Pertumbuhan ekonomi daerah dapat diukur dengan melihat nilai pertumbuhan pendapatan asli daerah (PAD). Oleh karena itu, dibutuhkan model peramalan untuk meramalkan nilai pertumbuhan PAD, sehingga kebijakan-kebijakan ekonomi yang diterapkan oleh pemerintah Kota Solok untuk mendorong aktivitas perekonomian domestik dapat dinilai efektifitasnya. Metode Fuzzy Linear Regression (FLR) adalah metode yang dapat memodelkan peramalan dengan data set kecil. Selama ini, metode peramalan secara konvensional yang digunakan adalah analisis regresi berganda. Oleh karena itu, dalam penelitian ini juga mencoba untuk membandingkan kinerja metode konvensional dalam hal ini analisis regresi berganda dengan metode logika fuzzy. Dari hasil perhitungan, didapat nilai koefisien determinasi regresi linier berganda sebesar 0.45, fuzzy linier regresision dengan tiga linguistik sebesar 0.73, dan fuzzy linier regresision dengan lima linguistik sebesar 0.94. Hasil perhitungan kesalahan baku estimasi regresi linier berganda sebesar 6998370.127 (jutaan rupiah), fuzzy linier regresision dengan tiga linguistik sebesar 5654506.843 (jutaan rupiah), dan fuzzy linier regresision dengan 5601080.176 (jutaan rupiah). lima linguistik sebesar Hasil perhitungan MAPE regresi linier berganda sebesar 22%, MAPE fuzzy linier regresision dengan tiga linguistik sebesar 19%, dan fuzzy linier regresision dengan lima linguistik sebesar 15%. Dari hasil perhitungan dapat disimpulkan bahwa dalam melakukan prediksi nilai PAD Kota Solok metode yang tepat adalah menggunakan metode fuzzy linier regresision dengan lima linguistik.

Kata Kunci: Fuzzy Linear Regression, Regresi Linier Berganda, PAD

THE APPLICATION OF FUZZY LINEAR REGRESSION (FLR) METHODE AS FORECASTING TOOL

(Study Case Regional income, PDRD, and Number of Workers in Kota Solok year 2003 to 2013)

ABSTRACT

Regional economic growth can be measured by looking the value of regional's income. Thus, forecasting model is needed to forecast the value of regional's income growth so economic policies applied by government of Kota Solok to encourage economic activity can be effective. Number of data is the problem to model regional's income, because data provided are annual data, not a monthly or weekly one. Fuzzy Linear Regression (FLR) is method to forecast small data set. So far, forecasting method used commonly is multiple linear regression (MLR). This study aimed to make comparison between conventional MLR and fuzzy logic method. Analysis shows determination coefficient of MLR was 0.45, FLR with 3 linguistics was 0.73, and FLR with 5 linguistics was 0.94. Calculation of standard error of MLR was Rp 6998370,127, FLR with 3 linguistics was Rp 5654506,8434, while FLR with 5 linguistics was Rp 5601080,176. MAPE calculation of MLR was 22%, FLR with 3 linguistics was 19% and FLR with 5 linguistics was 15%. Thus, it can be concluded that FLR with 5 linguistics is better in predicting regional's income value of Kota Solok.

Keyword: fuzzy linear regression, multiple linear regression, regional's income

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT atas berkat, rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang Statistika.

Dalam penyusunan skripsi ini, penulis telah banyak dibantu oleh berbagai pihak. Oleh karena itu, dalam kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

- 1. Samingun Handoyo, S.Si., M.Cs selaku dosen pembimbing atas motivasi, waktu dan bimbingan yang telah diberikan.
- 2. Prof. Dr. Ir. Loekito Adi Soehono, M.Agr selaku dosen penguji I atas waktu, ilmu dan saran yang telah diberikan.
- 3. Eni Sumarminingsih, S.Si., M.M selaku dosen penguji II atas saran dan masukan yang telah diberikan.
- 4. Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc. selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya.
- 5. Seluruh jajaran dosen, staff dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya.
- 6. Mama, papa, uni Melsi, Dola, dan seluruh keluarga besar tercinta atas segala doa, kasih sayang, dukungan, dan nasihat yang telah diberikan.
- 7. Teman-teman Prodi Statistika angkatan 2010, 2011, 2012 atas kebersamaan dan dukungan. Grup Kasih Mama dan personil Dota 2 Camp yang senantiasa menemani susah senang dalam pembuatan skripsi ini.
- 8. Semua pihak yang telah membantu dalam penyusunan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan mengingat keterbatasan kemampuan penulis. Untuk itu, dengan segala kerendahan hati penulis mengharap kritik dan saran. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi semua pihak yang membutuhkan.

Malang, Juni 2014

DAFTAR ISI

		Ha	laman
		JUDUL	i
HALAN	IAN	PENGESAHAN	ii
HALAN	IAN	PERNYATAAN	iii
ABSTR	AK		iv
ABSTR	ACT		v
KATA 1	PEN(GANTAR	vi
DAFTA	R IS		vii
DAFTA	R GA	AMBAR	ix
		ABEL	\mathbf{x}
		AMPIRAN	xi
BAB I	PEN	DAHULUAN (A CASA)	
	1.1	Latar Belakang	1
	1.2	Rumusan Masalah	3
	1.3	Batasan Masalah	3
	1.4	Tujuan Penelitian	3
	1.5	Tujuan Penelitian	3
BAB II	TIN.	JAUAN PUSTAKA	
	2.1	Pendapatan Asli Daerah (PAD)	5
	2.2	Tenaga Kerja	5
	2.3	Pendapatan Domestik Regional Bruto (PDRB)	6
	2.4	Analisis Regresi Linier Berganda	7
	2.5	Penduga Parameter	8
	2.6	Pengujian Persamaan Regresi	9
	2.7	Pengujian Asumsi Regresi Liniear Berganda	11
		2.7.1 Kenormalan sisaan	11
		2.7.2 Asumsi Homoskedastisitas	11
		2.7.3 Asumsi Non Multikolineritas	12
		2.7.4 Asumsi Non Autokorelasi	13
	2.8	Uji Koefisien Determinasi (R ²)	14
	2.9	Fuzzy Logic	14
	2.10	Himpunan Fuzzy	16
		Fungsi Keanggotaan	17
	2.12	Operator Dasar Zadeh untuk Operasi	
		Himpunan fuzzy	20

2.1	3 Fungsi Implikasi	21
	4 Fuzzy Inference System (Metode Mamdani)	21
	5 Model Regresi Fuzzy	24
	6 Mean Absolut Percentage Error (MAPE)	26
	ETODE PENELITIAN	
3.1	Sumber Data	27
3.2	Metode Analisis	27
	Metode Analisis	27
	3.2.2 Regresi Linier Berganda	28
	3.2.3 Perhitungan Parameter Pembanding	29
3.3	Diagram Alir	31
BAB IV HA	ASIL DAN PEMBAHASAN	
4.1	Regresi Linier Berganda	33
4.2	Fuzzy Linear Regression dengan Tiga Linguistik	
	Tiga Linguistik	35
	4.2.1 Fuzzifikasi	35
	4.2.2 Fuzzy Rule Base	39
	4.2.2 Fuzzy Rule Base	40
	4.2.4 Defuzzifikasi	42
4.3	Fuzzy Linear Regression dengan	
	Lima Linguistik	42
	4.3.1 Fuzzifikasi	42
	4.3.2 Fuzzy Rule Base	46
	4.3.3 Inferensi Fuzzy	47
	4.3.4 Defuzzifikasi	49
4.4	Perbandingan Regresi Linier Berganda, Fuzzy	.,
	Linear Regression dengan Tiga Linguistik, dan	
	Fuzzy Linear Regression dengan Lima	
	Linguistik	49
	440	.,
	SIMPULAN DAN SARAN	
	Kesimpulan	53
5.2	Saran	53
DAFTAR P	USTAKA	55
	V	57

DAFTAR GAMBAR

				l i	Halaman
Gambar 2.1	Kaidah	Pengambilan	Keputusan	Dalam	Uji
	Durbin-V	Vatson	-		14
Gambar 2.2	Perbandin	ngan contoh (a	a) logika teg	as (b) lo	gika
	fuzzy dal	am penentuan	golongan umi	ır	15
Gambar 2.3	Bagan sis	stem Fuzzy			16
Gambar 2.4	Represen	tasi Linier Nail	ς		18
Gambar 2.5	Represen	tasi Linier Turi	ın		18
Gambar 2.6	Represen	tasi Kurva Seg	itiga		19
Gambar 2.7		tasi Kurva Traj			
Gambar 2.8	Proses de	fuzzy			23
Gambar 4.1	Plot Y ak	tual vs \hat{Y} mode	1		35
Gambar 4.2	Represen	tasi peubah PD	RB		37
Gambar 4.3	Represen	tasi peubah jun	nlah tenaga k	erja	38
Gambar 4.4	Represen	tasi peubah PA	D		39
Gambar 4.5	Komposi	si aturan metod	le MAX		41
Gambar 4.6	Defuzzifi	kasi			42
Gambar 4.7	Fungsi K	eanggotaan Per	ıbah PDRB		44
Gambar 4.8	Fungsi K	eanggotaan Per	ıbah jumlah t	enaga ker	ja 45
Gambar 4.9		eanggotaan Per			
Gambar 4.10	Komposi	si aturan metod	le MAX		48
Gambar 4.11	Defuzzif	ikasi			49

DAFTAR TABEL

	I	Halaman
Tabel 2.1	Analisis Ragam (Analysis of Variance)	16
Tabel 3.1	Peubah dan Semesta Pembicara	27
Tabel 3.2	Himpunan Fuzzy	27
Tabel 4.1	Variabel Semesta Pembicara	35
Tabel 4.2	Himpunan Fuzzy dan Domain	36
Tabel 4.3	Aturan dasar fuzzy dengan operator AND	40
Tabel 4.4	Variabel Semesta Pembicara	43
Tabel 4.5	Himpunan Fuzzy dan Domain	43
Tabel 4.6	Aturan dasar fuzzy dengan operator AND	46
Tabel 4.7	Perbandingan Regresi Linier Berganda dan Fuzz	zy –
	Linear Regression	50

DAFTAR LAMPIRAN

	Hal	aman
Lampiran 1.	Data PAD, PDRB, dan Jumlah Tenaga Kerja	
	Kota Solok tahun 2003 sampai dengan 2013	57
Lampiran 2.	Output Software SPSS 16	58
Lampiran 3.	Tahapan Analisis FLR dengan tiga linguistik	
	dengan menggunakan software Matlab 10a	60
Lampiran 4.	Tahapan Analisis FLR dengan lima linguistik	
	dengan menggunakan software Matlab 10a	63
Lampiran 5.	Hasil Fuzzy Linear Regression dengan tiga	
	linguistik	66
Lampiran 6.	Hasil Fuzzy Linear Regression dengan lima	
	linguistik	68
Lampiran 7.	Hasil Regresi Linier Berganda	70

BAB I PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Pertumbuhan ekonomi merupakan salah satu indikator penting guna menganalisis pembangunan ekonomi yang terjadi disuatu daerah. Salah satu sasaran pembangunan ekonomi daerah adalah meningkatkan laju pertumbuhan ekonomi daerah. Pertumbuhan ekonomi daerah diukur dengan Pendapatan Asli Daerah (PAD). Oleh karena PAD merupakan ukuran dan landasan yang tepat untuk mencapai sasaran di dalam perencanaan pembangunan ekonomi maka aspek ini relevan untuk dianalisa, dalam hal ini dibutuhkan model peramalan untuk meramalkan PAD pada tahun-tahun berikutnya, sehingga kebijakan-kebijakan ekonomi yang diterapkan oleh pemerintah Kota Solok untuk mendorong aktivitas perekonomian domestik dapat dinilai efektifitasnya.

Banyaknya data merupakan masalah untuk memodelkan PAD karena data yang tersedia hanyalah data tahunan bukan bulanan ataupun mingguan. Selain itu seseorang tidak dapat mengandalkan data pada periode dua puluh sampai tiga puluh tahun yang lalu untuk membangun model peramalan PAD karena keadaan ekonomi dan sosialnya sudah berbeda. Dalam hal ini yang digunakan adalah peubah ekonomi dan sosial vaitu Pendapatan Dometik Regional Bruto (PDRB) dan jumlah tenaga kerja. Krisis ekonomi dan perubahan politik juga merupakan penting lainnya yang meragukan pada pembenaran menggunakan semua data yang tersedia untuk memodelkan. Seperti halnya keadaan Indonesia pada masa Orde Baru yang berbeda dengan masa Reformasi dari segi politik, ekonomi, dan sosialnya. Oleh karena itu, kita tidak dapat mengandalkan data pada periode itu, sehingga data yang tersedia untuk memodelkan PAD ini terbatas atau data set kecil.

Metode Fuzzy Linear Regression (FLR) adalah metode yang dapat memodelkan peramalan dengan data set kecil. FLR dapat digunakan untuk menyesuaikan data fuzzy dan data crisp ke dalam model regresi (Saberi dan Asadzadeh, 2011).

Model regresi *fuzzy* pertama kali dikembangkan oleh Tanaka pada tahun 1984. Konsep dasar regresi *fuzzy* yang diusulkan oleh Tanaka adalah nilai residual antara nilai estimasi dan nilai pengamatan tidak dihasilkan oleh pengukuran *error*, tetapi oleh parameter yang tidak tetap di dalam model. Banyak peneliti yang terus mengembangkan metode FLR ini.

Dalam penelitian ini akan diaplikasikan metode FLR untuk memodelkan peramalan data PAD (Y) dengan peubah bebasnya, X_I adalah PDRB dan X_2 adalah jumlah tenaga kerja. Data yang dipakai adalah data dari tahun 2003-2013 yang diambil dari Badan Pusat Satistik (BPS) Kota Solok, dengan satuan dari PAD adalah jutaan rupiah, PDRB adalah jutaan rupiah dan jumlah tenaga kerja adalah Ribu jiwa. Dari data tersebut dicari parameter *fuzzy* sehingga terbentuk model peramalan. Kemudian dicari berapa besar ukuran kesalahan dari model tersebut dengan *Mean Absolut Percentage Error* (MAPE). Dalam logika *fuzzy* ini, penalaran yang digunakan adalah penalaran *fuzzy* metode Mamdani.

Selama ini, metode peramalan secara konvensional yang digunakan adalah analisis regresi berganda. Oleh karena itu, dalam penelitian ini juga mencoba untuk dibandingkan kinerja metode konvensional dalam hal ini analisis regresi berganda dengan metode logika *fuzzy*.

Metode FLR dalam penelitian ini menggunakan dua jumlah linguistik yang berbeda, yaitu FLR dengan tiga linguistik dan FLR dengan lima linguistik. linguistik adalah peubah yang bernilai kata atau kalimat, bukan angka. Linguistik ini merupakan konsep penting dalam logika fuzzy dan memegang peranan penting dalam beberapa aplikasi.

Jika kecepatan adalah peubah linguistik, maka nilai linguistik untuk peubah kecepatan adalah, misalnya lambat, sedang, cepat. Hal ini sesuai dengan kebiasaan manusia sehari-hari dalam menilai sesuatu, misalnya seseorang mengendarai mobil dengan cepat, tanpa memberikan nilai berapa kecepatannya.

1.2. Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam skripsi ini adalah bagaimana memodelkan FLR dan mengaplikasi metode tersebut dalam melakukan prediksi regresi berganda.

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah dalam skripsi ini adalah memodelkan FLR sehinga terbentuk model peramalan PAD, di mana PAD sebagai peubah respon, PDRB dan jumlah tenaga kerja sebagai peubah penjelas. Data yang digunakan adalah data PAD Kota Solok Tahun 2003 sampai 2013, data jumlah tenaga kerja Kota Solok tahun 2003 sampai 2013, dan data PDRB Kota Solok tahun 2003 sampai 2013. Dalam logika *fuzzy* ini, penalaran yang digunakan adalah penalaran *fuzzy* metode Mamdani.

1.4. Tujuan

Adapun tujuan dalam skripsi ini adalah:

- Memodelkan PAD, PDRB, Jumlah Tenaga Kerja dengan metode Regresi Linier Berganda.
- 2. Memodelkan PAD, PDRB, Jumlah Tenaga Kerja dengan metode FLR dengan tiga linguistik.
- 3. Memodelkan PAD, PDRB, Jumlah Tenaga Kerja dengan metode FLR dengan lima linguistik.
- 4. Membandingkan model Regresi Linier Berganda, model FLR dengan tiga linguistik, dan model FLR dengan lima linguistik.

1.5. Manfaat

Hasil Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi positif dan informasi bagi lembaga-lembaga terkait dalam menentukan kebijakan yang berkaitan dengan pertumbuhan ekonomi daerah.

VERSITAS BRAWN

BAB II TINIAUAN PUSTAKA

2.1. Pendapatan Asli Daerah (PAD)

Pendapatan Asli Daerah (PAD) adalah penerimaan yang diperoleh daerah dari sumber-sumber dalam wilayahnya sendiri yang dipungut berdasarkan peraturan daerah sesuai dengan peraturan perundangundangan yang berlaku. Sektor pendapatan daerah memegang peranan yang sangat penting, karena melalui sektor ini dapat dilihat sejauh mana suatu daerah dapat membiayai kegiatan pemerintah dan pembangunan daerah. Sumber-sumber Pendapatan Asli Daerah (PAD) dipisahkan menjadi empat jenis pendapatan, yaitu:

- a. Pajak Daerah
 - 1. Pajak Provinsi
 - 2. Pajak Kabupaten/ Kota
- b. Retribusi Daerah, terdiri dari: Retribusi Jasa Umum, Retribusi Jasa Usaha, dan Retribusi Perijinan Tertentu.
- c. Hasil Perusahaan milik daerah dan hasil pengelolaan kekayaan daerah yang dipisahkan.
- d. Lain-lain Pendapatan Asli Daerah (PAD) yang sah, yaitu: Hasil penjualan kekayaan daerah yang tidak dipisahkan, hasil pemanfaatan atau pendayagunaan kekayaan daerah yang tidak dipisahkan, jasa giro, pendapatan bunga, tuntutan ganti rugi, keuntungan selisih nilai tukar rupiah terhadap mata uang asing, dan komisi, potongan, ataupun bentuk lain sebagai akibat dari penjualan dan/ atau pengadaan barang dan atau jasa oleh daerah.

(Yuwono, 2008).

2.2. Tenaga Kerja

Tenaga kerja adalah penduduk pada usia kerja yaitu antara 15-64 tahun. Penduduk dalam usia kerja ini dapat digolongkan menjadi dua yaitu angkatan kerja dan bukan angkatan kerja. Secara ringkas, tenaga kerja terdiri atas angkatan kerja dan bukan angkatan kerja. Yang dimaksud dengan angkatan kerja adalah bagian dari tenaga kerja yang terlibat atau masih berusaha uantuk terlibat dalam kegiatan produktif yang menghasilkan barang dan jasa. Menurut Suparmoko (2002) angkatan kerja adalah penduduk yang belum bekerja namun siap untuk bekerja atau sedang mencari pekerjaan pada tingkat upah yang berlaku.

Angkatan kerja terdiri atas golongan yang bekerja, dan golongan yang menganggur dan mencari pekerjaan.

Bukan angkatan kerja adalah mereka yang masih sekolah, golongan yang mengurus rumah tangga, dan golongan lain-lain atau penerima pendapatan Jika yang digunakan sebagai satuan hitung tenaga kerja adalah orang, maka disini dianggap bahwa semua orang mempunyai kemampuan dan produktifitas kerja yang sama dan lama waktu kerja yang dianggap sama. Penggunaan tenaga kerja hanya bisa diwujudkan kalau tersedia dua unsur pokok, yang pertama adalah adanya kesempatan kerja yang cukup banyak, yang produktif dan memberikan imbalan yang baik. Dan yang kedua, adalah tenaga kerja yang mempunyai kemampuan dan semangat kerja yang cukup tinggi.

Kesempatan kerja dapat tercipta jika terjadi permintaan akan tenaga kerja di pasar kerja. Besarnya tenaga kerja dalam jangka pendek tergantung dari besarnya efektifitas permintaan untuk tenaga kerja yang dipengaruhi oleh kemampuan-kemampuan substitusi antara tenaga kerja dan faktor produksi yang lain, elastisitas permintaan akan hasil produksi, dan elastisitas penyediaan faktor-faktor pelengkap lainnya. Dalam statistik ketenagakerjaan di Indonesia kesempatan kerja merupakan terjemahan bagi *employment* yang berarti sebagai jumlah orang yang bekerja tanpa memperhitungkan berapa banyak pekerjaan yang dimiliki tiap orang, pendapatan dan jam kerja mereka.

2.3. Pendapatan Domestik Regional Bruto (PDRB)

PDRB merupakan penjumlahan dari semua harga dan jasa akhir atau semua nilai tambah yang dihasilkan oleh daerah dalam periode waktu tertentu (1 tahun). Untuk menghitung nilai seluruh produksi yang dihasilkan suatu perekonomian dalam suatu tahun tertentu dapat digunakan 3 cara penghitungan. Ketiga cara tersebut adalah:

- 1. Cara Pengeluaran. Dengan cara ini pendapatan nasional dihitung dengan menjumlah pengeluaran ke atas barang-barang dan jasa yang diproduksikan dalam negara tersebut. Menurut cara ini pendapatan nasional adalah jumlah nilai pengeluaran rumah tangga konsumsi, rumah tangga produksi dan pengeluaran pemerintah serta pendapatan ekspor dikurangi dengan pengeluaran untuk barang-barang impor.
- 2. Cara Produksi atau cara produk netto. Dengan cara ini pendapatan nasional dihitung dengan menjumlahkan nilai produksi barang atau jasa yang diwujudkan oleh berbagai sektor (lapangan usaha) dalam

- perekonomian. Dalam menghitung pendapatan nasional dengan cara produksi yang dijumlahkan hanyalah nilai produksi tambahan atau *value added* yang diciptakan.
- 3. Cara Pendapatan. Dalam penghitungan ini pendapatan nasional diperoleh dengan cara menjumlahkan pendapatan yang diterima oleh faktor-faktor produksi yang digunakan untuk mewujudkan pendapatan nasional.

Adapun manfaat penghitungan nilai PDRB adalah:

- a. Mengetahui dan menelaah struktur atau susunan perekonomian. Dari perhitungan PDRB dapat diketahui apakah suatu daerah termasuk daerah industri, pertanian atau jasa dan berapakah besar sumbangan masing-masing sektornya.
- b. Membandingkan perekonomian dari waktu ke waktu. Oleh karena nilai PDRB dicatat tiap tahun, maka akan di dapat catatan angka dari tahun ke tahun. Dengan demikian diharapkan dapat diperoleh keterangan kenaikan atau penurunan apakah ada perubahan atau pengurangan kemakmuran material atau tidak.

(Badan Pusat Statistik Solok, 2007).

2.4. Analisis Regresi Linier Berganda

Analisis regresi linier berganda adalah suatu teknik statistika untuk membuat model dan menyelidiki ketergantungan antara satu peubah respons dengan satu atau lebih peubah penjelas. Peubah respons dilambangkan dengan Y dan peubah penjelas dilambangkan dengan X. Jika peubah penjelas yang digunakan lebih dari satu maka digunakan metode analisis regresi linier berganda. Analisis regresi linier berganda menghasilkan persamaan linier yang dapat digunakan untuk menduga atau memprediksi nilai satu peubah respons berdasarkan beberapa peubah penjelas.

Menurut Draper dan Smith (1992), model regresi linier berganda dapat ditulis sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i$$
 (2.1)

di mana:

 Y_i : nilai peubah respons ke-i $X_{1i}, X_{2i}, ..., X_{ki}$: nilai peubah penjelas ke - k

 β_0 : intersep

 $\beta_1, \beta_2, ..., \beta_k$: koefisien regresi peubah penjelas ke - k

ε_i : galat pengamatan ke-i
n : banyaknya pengamatan
k : banyaknya peubah penjelas

2.5. Pendugaan Parameter

Penduga parameter ini bertujuan untuk mendapatkan model regresi linier berganda yang akan digunakan dalam analisis. Pada penelitian ini, metode yang digunakan untuk mendugai parameter model regresi linier berganda adalah metode kuadrat terkecil. Metode ini bertujuan meminimumkan jumlah kuadrat galat.

Misalkan terdapat pasangan data (x_i, y_i) , di mana i = 1, 2, ..., n, dan ingin ditentukan koefisien regresi β_0 dan β_1 agar menghasilkan nilai jumlah kuadrat galat (J) minimum.

$$J = \sum_{i=1}^{n} \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2$$
 (2.2)

MKT dilandasi pada penurunan J terhadap β_0 dan β_1 dengan menyamakannya dengan nol. Penurunan J terhadap β_0 menghasilkan persamaan:

$$\frac{\partial J}{\partial \beta_0} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)$$

kemudian disamakan dengan nol menjadi:

$$\frac{\partial f}{\partial \beta_0} = 0$$

$$-2 \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i) = 0$$

$$\sum_{i=1}^{n} (y_i - b_0 - b_1 x_i) = 0$$

$$\sum_{i=1}^{n} y_i - nb_0 - b_1 \sum_{i=1}^{n} x_i = 0$$

atau ditulis:

$$nb_0 + b_1 \sum_{i=1}^n x_i = \sum_{i=1}^n y_i$$
 (2.3)

Penurunan J terhadap β_1 menghasilkan persamaan:

$$\frac{\partial J}{\partial \beta_1} = 2 \sum_{i=1}^{n} (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) \frac{\partial (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)}{\partial \beta_1}$$
$$= 2 \sum_{i=1}^{n} (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (-x_i)$$

$$= -2\sum_{i=1}^{n} (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) x_i$$

kemudian disamakan dengan nol menjadi:

$$\frac{\partial J}{\partial \beta_1} = 0$$

$$-2\sum_{i=1}^{n} (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) x_i = 0$$

$$\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^{n} x_i - \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^{n} x_i^2 = 0$$

$$\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - b_0 \sum_{i=1}^{n} x_i - b_1 \sum_{i=1}^{n} x_i^2 = 0$$

atau ditulis:

$$x_{i}y_{i} - b_{0} \sum_{i=1}^{n} x_{i} - b_{1} \sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2} = 0$$

$$\text{alis:}$$

$$b_{0} \sum_{i=1}^{n} x_{i} + b_{1} \sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2} = \sum_{i=1}^{n} y_{i}x_{i}$$

$$(2.4)$$

Persamaan (2.3) dan (2.4) disebut persamaan normal, dalam bentuk matriks:

$$(X'X)b = X'Y \tag{2.5}$$

Apabila:

$$X' = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_{11}x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{k1}x_{k2} & \cdots & x_{kn} \end{bmatrix}, Y' = (y_1, y_2, \dots, y_n), \text{dan } b' = (b_0, b_1, \dots, b_k)$$

dan X'X tidak singular, maka persamaan (2.5) memiliki penyelesaian tunggal:

$$\mathbf{b} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X'Y}$$
(Sembiring, 1995). (2.6)

2.6. Pengujian Persamaan Regresi

Terdapat dua cara pengujian persamaan regresi yaitu pengujian secara simultan dan pengujian secara parsial.

1. Pengujian Koefisien Regresi Secara Simultan

Pengujian terhadap model regresi disebut dengan uji simultan model regresi linier. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini yaitu :

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

 H_1 : Paling tidak terdapat satu i di mana $\beta_i \neq 0$

Pemeriksaan koefisien regresi dapat dipermudah dengan menggunakan tabel analisis ragam sebagai berikut :

Tabel 2.1. Analisis Ragam (Analysis of variance)

Sumber Keragaman	Db	Jumlah Kuadrat	Kuadrat Tengah	F_{hitung}
Regresi	K	$\widehat{\boldsymbol{\beta}}'\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y}-n\bar{Y}^2$	KTR	KTR/ KTG
Galat	n-k-1	$Y'Y - \widehat{\boldsymbol{\beta}}'X'Y$	KTG	
Total	n-1	$Y'Y - n\bar{Y}^2$		

Keterangan:

$$KTR = \frac{\widehat{\beta}' X' Y - n \overline{Y}^2}{k} \quad \text{dan } KTG = \frac{Y' Y - \widehat{\beta}' X' Y}{n - k - 1}$$
 (2.7)

Jika $F_{hitung} > F_{a,(k,n-k-1)}$ atau p-value < a, maka dapat diputuskan bahwa H_0 ditolak, yang menunjukkan bahwa paling tidak terdapat satu i di mana $\beta_i \neq 0$ (peubah penjelas mempunyai kontribusi yang nyata terhadap peubah respons). Sebaliknya jika $F_{hitung} < F_{a,(k,n-k-1)}$ atau p-value > a, maka dapat diputuskan bahwa H_0 diterima, yang menunjukkan bahwa peubah penjelas tidak mempunyai kontribusi yang nyata terhadap peubah respons.

2. Pengujian Koefisien Regresi Secara Parsial

Pengujian terhadap $\hat{\beta}$ yang dihasilkan merupakan pengujian parsial koefisien regresi linier. Hipotesis yang digunakan yaitu :

$$H_0: \beta_i = 0$$

$$H_1: \beta_i \neq 0$$
, dengan j= 1, 2, ..., k

di mana β_j adalah koefisien regresi untuk k peubah penjelas. Menurut Gujarati (1993), statistik uji untuk pengujian koefisien regresi secara parsial adalah statistik uji t sebagai berikut :

$$t = \frac{\hat{\beta}_j - \beta_j}{Se(\hat{\beta}_j)} \tag{2.8}$$

di mana $Se(\hat{\beta}_j)$ menyatakan *standard error* penduga parameter. Apabila $t_{hitung} > t_{\frac{a}{2'}(n-k-1)}$ dan p-value < a maka dapat diputuskan bahwa H_0 ditolak, yang artinya $\beta_i \neq 0$ atau peubah penjelas X_k memberikan kontribusi yang nyata terhadap model. Sebaliknya apabila $t_{hitung} < t_{\frac{a}{2'}(n-k-1)}$ dan p-value > a maka

dapat diputuskan bahwa H_0 diterima, yang artinya peubah penjelas X_i memberikan kontribusi yang nyata terhadap model.

2.7. Pengujian Asumsi Regresi Linear Berganda

2.7.1 Kenormalan sisaan

Asumsi kenormalan terpenuhi atau tidak dapat diuji dengan menggunakan uji secara grafik atau uji secara statistik. Uji secara grafik, kenormalan data pengamatan diuji menggunakan histogram yang membandingkan antara data pengamatan dengan distribusi yang mendekati distribusi normal, atau melihat normal *probability plot* yang membandingkan distribusi kumulatif dari distribusi normal. Jika data menyebar di sekitar garis diagonal dan mengikuti arah garis diagonal pada *normal probability plot* atau grafik histogramnya menunjukkan pola distribusi normal, maka model regresi memenuhi asumsi normalitas.

Uji Kolmogorov-Smirnov digunakan untuk menguji asumsi kenormalan galat berlandaskan hipotesis (Daniel, 1989):

H₀: galat menyebar normal

H₁: galat tidak menyebar normal

$$D_n = maks |F_n(x) - F_0(x)| \qquad (2.9)$$

di mana:

 D_n = jarak tengah maksimum antara fungsi sebaran empiris $F_n(x)$ dengan fungsi sebaran normal $F_0(x)$

 $F_0(x)$ = sebaran kumulatif normal

 $F_n(x)$ = sebaran kumulatif contoh

 $D_{n(\alpha)}$ = titik kritis uji Kolmogorov-Smirnov

Hipotesis nol diterima (galat menyebar normal) jika $D_n < D_{n(\alpha)}$

2.7.2 Asumsi Homoskedastisitas

Homoskedastisitas berarti bahwa ragam sisaan adalah sama untuk semua pengamatan. Pengujian asumsi ini bertujuan untuk mengetahui apakah sisaan mempunyai ragam yang homogen.Pendeteksian kehomogenan ragam sisaan dapat dilakukan melalui Uji *Breusch-Pagan*. Hipotesis yang melandasi pengujian adalah:

H₀: Ragam sisaan homogen lawan

H₁: Ragam sisaan tidak homogen

Menurut Gujarati (2004), uji Breusch-Pagan didasarkan atas uji persamaan regresi dari harga mutlak sisaan e^2 dan peubah penielas. dengan e² sebagai peubah respon dan X sebagai peubah penjelas, sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$e_i^2 = \alpha_0 + \alpha_1 X_{1i} + \alpha_2 X_{2i} + \dots + \alpha_p X_{pi} + v_i$$
 (2.10)

di mana:

 $\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_n$: Koefisien regresi parsial pada bentuk hubunganantara e_i^2 dan peubah penjelas

 v_i : Sisaan ke-i

Pengujian model hubungan tersebut adalah menggunakan statistik uji Lagrange-Multiplier (LM) yang mengikuti sebaran χ^2 dengan derajat bebas sebanyak p peubah penjelas yang digunakan dalam uji Breusch-Pagan. Statistik Lagrange-Multiplier (LM) mempunyai bentuk $LM = nR^2$. Di mana R^2 adalah nilai koefisien determinasi dari model yang diperoleh. Jika koefisien model regresi $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_n$ ternyata tidak signifikan secara statistik yaitu statistik uji LM lebih kecil dari nilai kritisnya atau p-value lebih besar dari α maka H₀ diterima. sehingga dapat disimpulkan bahwa asumsi homoskedastisitas terpenuhi, begitu juga sebaliknya.

2.7.3 Asumsi Non Multikolineritas

Mulltikolinearitas mempunyai pengertian bahwa ada hubungan linear yang sempurna diantara beberapa atau semua peubah penjelas dari model regresi. Uji multikolinieritas bertujuan untuk menguji apakah dalam model regresi ditemukan adanya korelasi peubah penjelas. Salah satu metode untuk mengetahui ada tidaknya multikolinieritas adalah dengan melihat nilai VIF (Variance Inflaction Factor) dari masingmasing peubah penjelas, di mana VIF merupakan ukuran besarnya keragaman total salah satu peubah yang dapat dijelaskan oleh keragaman peubah penjelas yang lain. Nilai VIF didefinisikan sebagai:

$$VIF_{j} = \frac{1}{1 - R_{j}^{2}} \tag{2.11}$$

dengan:
$$R_j^2 = \frac{JK_{reg}}{JK_{total}}$$

di mana:

j : 1, 2, ..., p

p : Banyaknya peubah penjelas JK_{reg} : Jumlah kuadrat regresi JK_{total} : Jumlah kuadrat total R_i^2 : Koefisien determinasi

Koefisien determinasi diperoleh dengan meregresikan peubah prediktor X_i dengan semua peubah prediktor lain.

Menurut Bowerman dan O'Connel (1990), nilai VIF akan semakin besar jika terdapat korelasi yang semakin besar di antara peubah penjelas. Jika nilai VIF lebih dari 10, multikolinieritas memberikan pengaruh yang serius pada pendugaan metode kuadrat terkecil.

2.7.4 Asumsi Non Autokorelasi

Autokorelasi dapat didefinisikan sebagai korelasi antara anggota serangkaian observasi yang diurutkan menurut waktu.Pengujian secara empiris dapat dilakukan dengan menggunakan statistik uji *Durbin-Watson*. Hipotesis yang melandasi pengujian ini adalah:

H₀: Tidak terdapat autokorelasi antar sisaan

H₁: Terdapat autokorelasi antar sisaan

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$d = \frac{\sum_{t=2}^{n} (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^{n} e_t^2}$$
 (2.12)

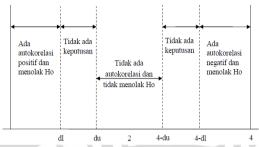
di mana:

 e_t : Penduga-Sisaan ke-t, $e_t = y_t - \hat{y}_t$

 e_{t-1} : Penduga-Sisaan ke-(t-1)

t : 1, 2, ..., n

Menurut Gujarati (2004), kriteria pengambilan keputusan yaitu dengan membandingkan statistik uji d dengan nilai-nilai kritis pada tabel Durbin-Watson dengan mengambil d_L sebagai batas bawah dan d_U sebagai batas atas. Kaidah pengambilan keputusan dalam uji Durbin-Watson dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Kaidah Pengambilan Keputusan Dalam Uji *Durbin-Watson* (Gujarati, 2004)

2.8. Uji Koefisien Determinasi (R^2)

Uji koefisien determinasi R^2 digunakan untuk melihat sejauh mana peubah penjelas mampu menerangkan keragaman peubah responsnya. Nilai R^2 mengukur tingkat keberhasilan model regresi yang digunakan dalam memprediksi nilai peubah respons. Menurut Gujarati (2004) terdapat dua sifat R^2 yaitu :

- 1. R^2 merupakan besaran non negatif.
- 2. Batas nilai R^2 antara 0 hingga 1. Jika R^2 bernilai 1 berarti menunjukkan kesesuaian yang sempurna, sedangkan jika R^2 bernilai 0 berarti menunjukkan tidak ada hubungan antara peubah penjelas dengan peubah respons.

Koefisien determinasi adalah suatu ukuran yang biasa digunakan untuk mengetahui ketepatan suatu model persamaan regresi linier berganda dalam artian mengukur keeratan hubungan peubah bebas dengan peubah tak bebasnya. Perhitungan koefisien determinasi terbesar (R²) regresi didapat dengan mengunakan rumus :

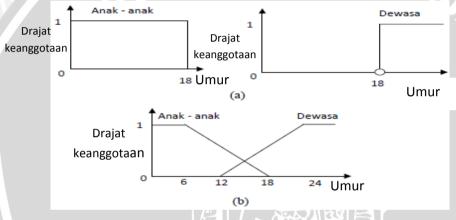
$$R^{2} = \frac{\sum (\hat{y} - \bar{y})^{2}}{\sum (y - \bar{y})^{2}}$$
(Gujarati, 2004)

2.9. Fuzzy Logic

Fuzzy logic atau logika fuzzy pada dasarnya merupakan logika bernilai banyak (multivalued logic) yang dapat mendefinisikan nilai diantara keadaan konvensional seperti ya atau tidak, benar atau salah,

naik atau turun, dan sebagainya. Penalaran *fuzzy* menyediakan cara untuk memahami kinerja dari *system* dengan cara menilai *input* dan *output system* dari hasil pengamatan.

Dalam contoh kehidupan seseorang dikatakan dewasa apabila berumur lebih dari 18 tahun, maka seseorang yang kurang dari atau sama dengan 18 tahun di dalam logika tegas akan dikatakan sebagai tidak dewasa atau anak – anak. Dalam hal ini pada logika *fuzzy*, seseorang yang berumur sama dengan atau kurang dari 18 tahun dapat dikategorikan dewasa tetapi tidak penuh. Secara grafik dapat digambarkan sebagai berikut:



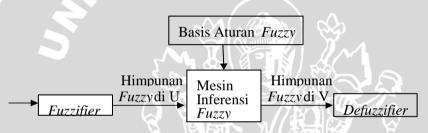
Gambar 2.2 Perbandingan contoh (a) logika tegas dan (b) logika fuzzy dalam penentuan golongan umur (Kusumadewi dan Purnomo, 2004)

Menurut Kusumadewi dan Purnomo (2004), ada beberapa alasan mengapa logika fuzzy digunakan, antara lain :

- 1. Konsep matematis yang mendasari penalaran fuzzy sangat sederhana dan mudah dimengerti.
- 2. Logika fuzzy sangat fleksibel.
- 3. Logika fuzzy memiliki toleransi terhadap data-data yang tidak cepat.
- 4. Logika fuzzy mampu memodelkan fungsi-fungsi non-linear yang sangat kompleks.

- 5. Logika fuzzy dapat membangun dan mengaplikasikan pengalamanpengalaman para pakar secara langsung tanpa harus melalui proses pelatihan.
- 6. Logika *fuzzy* dapat bekerjasama dengan teknik-teknik kendali secara konvensional.
- 7. Logika *fuzzy* didasarkan pada bahasa alami.

Proses pada sistem *fuzzy* yaitu dari *input* yang berupa data *real* dirubah oleh *fuzzifier* (tahap fuzzifikasi) menjadi nilai *fuzzy* di *U* kemudian diolah oleh mesin inferensi *fuzzy* dengan aturan dasar *fuzzy* yang selanjutnya ditegaskan kembali dengan *defuzzifier* (tahap defuzifikasi) menjadi nilai tegas (*output*). Berikut disajikan system *fuzzy*



dalam bentuk Gambar 2.3.

Gambar 2.3 Bagan Sistem Fuzzy (Kusumadewi dan Purnomo, 2004)

Menurut Kusumadewi dan Purnomo (2004), logika *fuzzy* adalah suatu cara yang tepat untuk memetakan suatu ruang input ke dalam suatu ruang output. *Fuzzy* dinyatakan dalam derajat dari suatu keanggotaan dan derajat dari kebenaran.

2.10. Himpunan Fuzzy

Teori Fuzzy pertama kali diperkenalkan pada tahun 1965 oleh Prof. Lotfi A. Zadeh dari Universitas California di Berkeley, menjelaskan bahwa konsep tentang himpunan fuzzy (fuzzy set = himpunan kabur) yang menyatakan bahwa selain pendekatan probabilitas, ketidakpastian dapat didekati dengan menggunakan metode lain, dalam hal ini konsep himpunan fuzzy. Jika X merupakan suatu

himpunan dengan anggota-anggotanya dilambangkan dengan x, maka suatu himpunan fuzzy A dalam X didefinisikan dengan.

$$A = \{(x, \mu_A(x))\} \mid x \in X \mid (2.14)$$

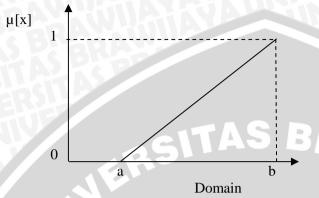
Di mana $\mu_A(x)$ disebut fungsi keanggotaan dari himpunan fuzzy A, dimana fungsi keanggotaan memetakan tiap elemen dari X pada derajat keanggotaan x pada interval [0,1]. Nilai dari $\mu_A(x)$ menjelaskan derajat keanggotaan x dalam A, jika $\mu_A(x)$ mendekati 0 maka derajat keanggotaan x dalam A semakin rendah, sebaliknya juga jika $\mu_A(x)$ mendekati 1 maka derajat keanggotaan x dalam x semakin tinggi (Zadeh, 1965).

2.11. Fungsi Keanggotaan

Fungsi Keanggotaan adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik input data ke dalam nilai keanggotaannya (sering disebut derajat keanggotaan) yang memiliki interval antara 0 sampai 1. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah melalui pendekatan fungsi. Ada beberapa fungsi yang bisa digunakan.

a. Representasi Linear

Pada representasi linear, pemetaan input ke derajat ke-anggotannya digambarkan sebagai suatu garis lurus. Bentuk ini paling sederhana dan menjadi pilihan yang baik untuk mendekati suatu konsep yang kurang jelas. Ada 2 keadaan himpunan fuzzy yang linear. Pertama, kenaikan himpunan dimulai pada nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan nol bergerak ke kanan menuju ke nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan lebih tinggi (Gambar 2.4)



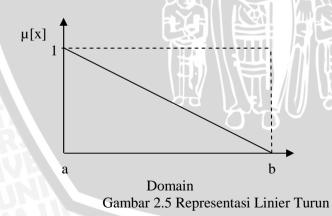
Gambar 2.4 Representasi Linear naik

Fungsi Keanggotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; \ untuk \ x \le a \\ \frac{x-a}{b-a} \ untuk \ a \le x \le b \\ 1 \ untuk \ x \ge b \end{cases}$$
 (2.15)

(Kusumadewi dan Purnomo, 2004)

Kedua, garis lulus dimulai dari nilai domain dengan derajat keanggotaan tertinggi pada sisi kiri, kemudian bergerak menurun ke nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan lebih rendah (Gambar 2.5)



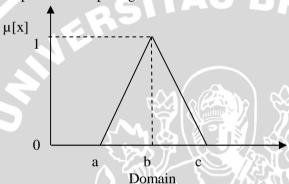
Fungsi Keanggotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} \frac{b-x}{b-a} & ; a \le x \le b \\ 0; & x \ge b \end{cases}$$
 (2.16)

(Kusumadewi dan Purnomo, 2004)

Representasi Kurva Segitiga

gan antara. Kurva segitiga pada dasarnya merupakan gabungan antara 2 garis seperti terlihat pada gamabr 2.6



Gambar 2.6 Representasi Kurva Segitiga

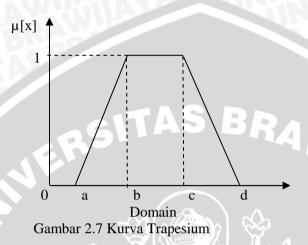
Fungsi Keanggotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; & untuk \ x \le a \ atau \ x \ge c \\ \frac{x-a}{b-a} & untuk \ a \le x \le b \\ \frac{c-x}{c-d} & untuk \ b \le x \le c \end{cases}$$
(2.17)

(Kusumadewi dan Purnomo, 2004)

Representasi Kurva Trapesium

Kurva Trapesium pada dasarnya seperti bentuk segitiga, hanya saja ada beberapa titik memiliki nilai keanggotaan 1 (Gambar 2.7).



Fungsi Keanggotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; & x \le a \text{ atau } x \ge d \\ \frac{x-a}{b-a}; & a \le x \le b \\ 1; & b \le x \le c \\ \frac{(d-x)}{(d-c)}; & c \le x \le d \end{cases}$$
 (2.18)

(Kusumadewi dan Purnomo, 2004)

2.12. Operator Dasar Zadeh Untuk Operasi Himpunan fuzzy

Seperti halnya himpunan konvensional, ada beberapa operasi yang didefinisikan secara khusus untuk mengkombinasi dan memodifikasi himpunan fuzzy. Nilai keanggotaan sebagai hasil dari operasi 2 himpunan sering dikenal dengan nama fire strength atau α-predikat. Ada 3 operator dasar yang diciptakan oleh Zadeh, yaitu:

a. Operator AND

Operator ini berhubungan dengan operasi interaksi pada himpunan. α -predikat sebagai hasil operasi dengan operator AND diperoleh dengan mengambil nilai keanggotaan terkecil antara elemen pada himpunan-himpunan yang bersangkutan.

$$\mu A \cap B = \min(\mu A(x), \mu B(y))$$

b. Operator OR

Operator ini berhubungan dengan operasi union pada himpunan. α -predikat sebagai hasil operasi dengan operator OR diperoleh dengan mengambil nilai keanggotaan terbesar antara elemen pada himpunan-himpunan yang bersangkutan.

$$\mu A \cup B = \max(\mu A(x), \mu B(y))$$

c. Operator NOT

Operator ini berhubungan dengan operasi komplemen pada himpunan. α -predikat sebagai hasil operasi dengan operator NOT diperoleh dengan mengurangkan nilai keanggotaan elemen pada himpunan yang bersangkutan dari 1.

$$\mu A = 1 - \mu A(x)$$

(Kusumadewi dan Purnomo, 2004)

2.13. Fungsi Implikasi

Tiap-tiap aturan (proposisi) pada basis pengetahuan fuzzy akan berhubungan dengan suatu relasi fuzzy. Bentuk umum dari aturan yang digunakan dalam fungsi implikasi adalah:

IF x is A THEN y is B

Dengan x dan y adalah scalar, dan A dan B adalah himpunan fuzzy. Proposisi yang mengikuti IF disebut anteseden, sedangkan proposisi yang mengikuti THEN disebut konsekuen.

Secara umum ada 2 fungsi implikasi yang dapat digunakan, yaitu:

- a. Min (minimum). Fungsi ini akan mendorong output himpunan fuzzy.
- b. Dot (product). Fungsi ini akan menskala output himpunan fuzzy. (Kusumadewi dan Purnomo, 2004)

2.14. Fuzzy Inference System (Metode Mamdani)

Metode Mamdani sering dikenal sebagai Metode Max-Min. Metode ini diperkenalkan oleh Ebrahim Mamdani pada tahun 1975. Untuk mendapatkan output, diperlukan 4 tahapan:

- a. Pembentukan Himpunan Fuzzy
 Pada metode Mamdani, baik peubah input maupun peubah output dibagi menjadi satu atau lebih himpunan fuzzy.
- b. Aplikasi Fungsi Implikasi

Pada metode Mamdani, fungsi implikasi yang digunakan adalah Min.

c. Komposisi Aturan

Tidak seperti penalaran monoton, apabila system terdiri-dari beberapa aturan, maka inferensi diperoleh dari kumpulan dan korelasi antar aturan. Ada 3 metode yang digunakan dalam melakukan inferensi system fuzzy, yaitu max, additive dan probabilistic OR.

1. Metode Maximum

Pada metode ini, solusi himpunan fuzzy diperoleh dengan cara mengambil nilai maksimum aturan, kemudian mengunakannya untuk memodifikasi daerah fuzzy, dan mengaplikasikannya ke output dengan mengunakan operator OR. Jika semua proposisi telah dievaluasi, maka output akan berisi suatu himpunan fuzzy yang merefleksikan kontribusi dari tiap-tiap proposisi. Secara umum dapat dituliskan:

$$\mu_{sf}[x_i] = \max (\mu_{sf}[x_i], \mu_{kf}[x_i])$$
Dengan:

 $\mu_{sf}[x_i]$ = nilai keanggotaan solusi fuzzy sampai aturan ke-i

 $\mu_{kf}[x_i]$ = nilai keanggotaan konsekuen fuzzy aturan ke-i

2. Metode Aditive

Pada metode ini, solusi himpunan fuzzy diperoleh dengan cara melakukan bounded-sum terhadap semua output daerah fuzzy. Secara umum dituliskan:

$$\mu_{sf}[x_i] = \min(1, \mu_{sf}[x_i] + \mu_{kf}[x_i])$$

Dimana:

 $\mu_{sf}[x_i]$ = nilai keanggotaan solusi fuzzy sampai aturan ke-i

 $\mu_{kf}[x_i]$ = nilai keanggotaan konsekuen fuzzy aturan ke-i

3. Metode Probabilistic OR

Pada metode ini, solusi himpunan fuzzy diperoleh dengan cara melakukan product terhadap semua output daerah fuzzy. Secara umum dituliskan:

$$\mu_{sf}[x_i] = (\mu_{sf}[x_i] + \mu_{kf}[x_i]) - ((\mu_{sf}[x_i] * \mu_{kf}[x_i])$$

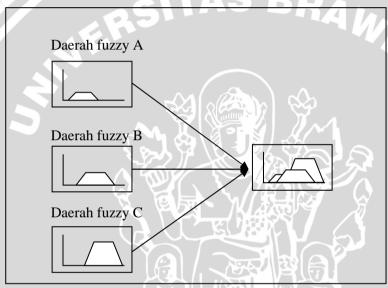
Dimana:

 $\mu_{sf}[x_i]$ = nilai keanggotaan solusi fuzzy sampai aturan ke-i

 $\mu_{kf}[x_i]$ = nilai keanggotaan konsekuen fuzzy aturan ke-i

d. Penegasan (defuzzy)

Input dari proses defuzzy adalah suatu himpunan fuzzy yang diperoleh dari komposisi aturan-aturan fuzzy, sedangkan output yang dihasilkan merupakan suatu bilangan pada domain himpunan fuzzy tersebut. Sehingga jika diberikan suatu himpunan fuzzy dalam range tertentu, maka harus dapat diambil suatu nilai crips tertentu sebagai output seperti terlihat pada Gambar 2.8.



Gambar 2.8 Proses defuzzy (Kusumadewi dan Purnomo, 2004)

Ada beberapa metode defuzzy yang bisa dipakai pada komposisi aturan MAMDANI, antara lain:

1. Metode Centroid

Pada metode ini, solusi crips diperoleh dengan cara mengambil titik pusat (z) daerah fuzzy. Secara umum dirumuskan:

$$Z = \frac{\int_a^b \mu_A(x)x dx}{\int_a^b \mu_A(x) dx}$$
 (2.19)

2. Metode Bisektor

Pada metode ini, solusi crips diperoleh dengan cara mengambil nilai pada domain fuzzy yang memiliki nilai keanggotaan setengah dari jumlah total nilai keanggotaan pada daerah fuzzy. Secara umum dituliskan:

$$z_p$$
 sedemikian hingga $\int_{R_1}^p \mu(z)dz = \int_p^R \mu(z)dz$ (2.20)

3. Metode Mean of Maximum

Pada metode ini, solusi crips diperoleh dengan cara mengambil nilai rata-rata domain yang memiliki nilai keanggotaan maksimum.

4. Metode largest of Maximum

Pada metode ini, solusi crips diperoleh dengan cara mengambil nilai terbesar dari domain yang memiliki nilai keanggotaan maksimum.

5. Metode Smallest of Maximum

Pada metode ini, solusi crips diperoleh dengan cara mengambil nilai terkecil dari domain yang memiliki nilai keanggotaan maksimum. (Kusumadewi dan Purnomo, 2004).

2.15. Model Regresi Fuzzy

Konsep dasar regresi fuzzy yang diusulkan oleh Tanaka (1982) adalah nilai residual antara nilai estimasi dan nilai pengamatan tidak dihasilkan oleh pengukuran error, tetapi oleh parameter yang tidak tetap di dalam model.

Model umum dari regresi fuzzy ditulis sebagai berikut:

$$Y = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \tag{2.21}$$

dimana X adalah vektor dari peubah bebas, , n adalah banyaknya peubah dan β_1 menyatakan himpunan fuzzy yang mempresentasikan parameter ke-i dari model.

 β_1 merupakan parameter fuzzy dari tipe L bilangan fuzzy $(\alpha_i, c_i)_L$, yaitu tipe bilangan fuzzy simetris dengan distribusi kemungkinannya adalah:

$$\mu_i(\beta_i) = L \left\{ (\alpha_i - \beta_i) / c \right\} \tag{2.22}$$

Dimana L adalah tipe fungsi yang didefinisikan oleh:

- $L(\alpha_i) = L(-\alpha_i)$
- ii. L(0) = 1
- iii. $L(\alpha_i)$ adalah fungsi linier naik untuk $\alpha_i \ge 0$
- iv. $\{\alpha_i | L(\alpha_i) \ge 0\}$ adalah interval tertutup

Sehingga parameter fuzzy dibentuk dalam fungsi keanggotaan segitiga, yaitu:

 $\mu_{A}(\beta_{i}) = \begin{cases} 1 - \frac{|\alpha_{i} - \beta_{i}|}{c_{i}}, \alpha_{i} - c_{i} \leq \beta_{i} \leq \alpha_{i} + c_{i} \\ 0, & yang \ lain \end{cases}$ (2.23)

dimana $\mu_A(\beta_i)$ adalah fungsi keanggotaan dari himpunan fuzzy yang disajikan oleh parameter β_i , α_i merupakan nilai tengah (middle value) dari bilangan fuzzy dan c_i merupakan persebaran (spread) dari nilai tengah bilangan fuzzy. Nilai spread menunjukkan kekaburan (fuzziness) dari suatu fungsi.

Lebih lanjut fungsi keanggotaan dari bilangan fuzzy $y_i = x_i'\beta$ dapat didefinisikan dengan menggunakan fungsi keanggotaan segitiga parameter β_i sebagai berikut:

$$\mu_{A}(\beta_{i}) = \begin{cases} 1 - \frac{|y_{i} - x_{t}\alpha|}{c'|x_{t}|} & untuk \ x_{t} \neq 0 \\ 1 & untuk \ x_{t} = 0, y_{t} = 0 \\ 0 & untuk \ x_{t} = 0, y_{t} \neq 0 \end{cases}$$
(2.24)

Dengan c merupakan vektor parameter dari model dan c nilai penyebaran dari semua parameter, t adalah banyaknya observasi, t = 1, 2, ..., k.

Sehingga persamaan (2.18) dapat ditulis menjadi :

$$Y = (\alpha_1, c_1) X_1 + (\alpha_2, c_2) X_2 + \dots + (\alpha_n, c_n) X_n$$

= $\sum_{i=1}^{n} (\alpha_i, c_i) X_t = X'(\alpha, c)$ (2.25)

Untuk meminimalkan tingkat kesamaran (vagueness), S, didefinisikan sebagai penjumlahan dari penyebaran masing-masing parameter fuzzy dalam model.

Minimize
$$S = \sum_{t=1}^{k} c' |X_t|$$
 (2.26)

sehingga tiap observasi yang mengandung nilai yt diasosiasikan dengan nilai keanggotaan yang lebih besar dari h, dimana $h \in [0,1]$. Sesuai dengan persamaan:

$$\mu_{\nu}(y_t) \ge h, untuk \ t = 1, 2, ..., k.$$
 (2.27)

derajat nilai *h* ditentukan secara subyektif, nilai *h* menunjukkan tingkat kekaburan dari parameter fuzzy yang ada dalam model. Index *t* dalam persamaan (2.27) menunjukan data *nonfuzzy* yang digunakan untuk membangun model, sedangkan untuk menentukan parameter dari regresi fuzzy telah dirumuskan oleh 4 Tanaka dkk (1982) dengan mengkonversi persamaan tersebut dalam permasalahan *linear programming* sebagai berikut:

Minimize $S = \sum_{t=1}^{k} c' |X_t|$ dengan batasan yang diperoleh dari subtitusi persamaan (2.23) ke persamaan (2.24), diperoleh:

$$x'\alpha + (1-h) c'|x_t| \ge y_t, t=1,2,...,k,$$

 $x'\alpha + (1-h) c'|x_t| \le y_t, t=1,2,...,k,$
 $c \ge 0$ (2.28)

dimana $c_t = c'|x_t| = \sum_{t=1}^n c_i |X_t|$

dengan $\alpha' = (\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_n)$ dan $c' = (c_1, c_2, ..., c_n)$ adalah vektor dari peubah yang belum diketahui dan S menunjukkan total dari tingkat kesamaran (*vagueness*).

2.16. Mean Absolut Percentage Error (MAPE)

The Mean Absolute Deviation (MAD) mengukur ketepatan ramalan dengan merata-rata kesalahan dugaan (nilai absolute masingmasing kesalahan). MAD paling berguna ketika orang yang menganalisis ingin mengukur kesalahan ramalan dalam unit sebagai deret asli.

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} \left| Xt - \widehat{Xt} \right|^2$$
 (2.29)

The Mean Squared Error (MSE) adalah metode lain untuk mengevaluasi metode peramalan. Pendekatan ini mengatur kesalahan peramalan yang besar karena kesalahan-kesalahan itu dikuadratkan.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} (Xt - \widehat{Xt})^{2}$$
 (2.30)

The Mean Absolute Percentage error (MAPE) dihitung menggunakan kesalahan absolute pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode tersebut. Pendekatan ini berguna ketika ukuran atau besar peubah ramalan itu penting dalam mengevaluasi ketepatan ramalan. Metode MAPE digunakan untuk membandingkan ketepatan dari teknik yang sama atau berbeda dalam dua deretyang sangat berbeda dan mengukur nilai ketepatan model yang dinyatakan dalam bentuk rata-rata persentase absolut kesalahan. Hasil persentase tersebut kemudian didapatkan nilai mean-nya.

Suatu model mempunyai kinerja sangat bagus jika nilai MAPE berada di bawah 10%, dan mempunyai kinerja bagus jika nilai MAPE berada di antara 10% dan 20%.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} \frac{|Xt - \widehat{X}t|}{Xt}$$
(Markidakis dkk, 1998).

BAB III METODOLOGI

3.1. Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yaitu data Pendapatan Asli Daerah (PAD) Kota Solok tahun 2003 samapi 2013, data jumlah tenaga kerja Kota Solok tahun 2003 sampai 2013, dan data Pendapatan Domestik Regional Bruto (PDRB) Kota Solok tahun 2003 sampai 2013 yang diperoleh dari Kantor Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Solok.

Data PDRB data jumlah tenaga kerja sebagai peubah penjelas dan data PAD sebagai peubah respon. Data dapat dilihat pada lampiran 1.

3.2. Metode Analisis

3.2.1. FLR

a. Pengidentifikasian Peubah dan Semesta Pembicara

Peubah-peubah yang digunakan dalam penelitian terdiri dari peubah input dan peubah output. Peubah input terdiri dari peubah penjelas X_1 yaitu PDRB, peubah penjelas X_2 yaitu jumlah tenaga kerja . Peubah output adalah respons bebas Y yaitu PAD.

Tabel 3.1 Peubah dan Semesta Pembicaraan

Fungsi	Variable	Semesta pembicara
Input	PDRB	[1794657.68, 6034570.45]
	JUMLAH	[106.234, 247.121]
	TENAGA	
	KERJA	
output	PAD	[14364998.04, 41200100.55]

Dari semesta pembicaraan dibentuk himpunan *fuzzy* untuk mendapatkan domain. Adapun himpunan-himpunan *fuzzy* yang digunakan setiap peubah seperti terlihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.2 Himpunan Fuzzy

Fungsi	Peubah	Nama Himpunan	Domain
		Fuzzy	<i>j</i>
Input	PDRB	Rendah	[1794657.68,3779818.57]
	Standar [1794657.68,6034570.45		[1794657.68,6034570.45]

	MILE	Tinggi	[3779818.57,6034570.45]
N. Car	Jumlah	Rendah	[106.234, 176.691]
	Tenaga	Standar	[106.234, 247.121]
	Kerja	Tinggi	[176.691, 247.121]
Output	PAD	Rendah	[14364998.04,27390000.7]
		Standar	[14364998.04,41200100.5]
1.24		Tinggi	[27390000.7,41200100.55]

b. Pembentukan Fungsi Keanggotaan Peubah

Fungsi keanggotaan dari himpunan fuzzy yang digunakan adalah fungsi keanggotaan segitiga, persamaan dari fungsi keanggotaan segitiga dapat dilihat pada persamaan 2.17.

c. Aplikasi Operator Fuzzy

Operator yang digunakan dalam penelitian ini adalah AND, diperoleh dengan mengambil nilai keanggotaan terkecil antar elemen pada himpunan-himpunan yang bersangkutan, sehingga α -predikat = min (μ (PAD), μ (Jumlah tenaga kerja))

d. Aplikasi Fungsi Implikasi

Semua operator menggunakan fungsi MIN $\mu A \cap B = \min(\mu A(x), \mu B(y))$ sehingga diperlukan juga fungsi implikasi untuk memperoleh nilai z tunggal dari semesta pembicaraan pada varibel.

e. Pembentukan Defuzzifikasi

Dalam penelitian ini menggunakan *Centroid* untuk melakukan defuzzyfikasi terhadap hasil perhitungan nilai. Rumus *Centroid* dapat dilihat pada persamaan 2.19.

3.2.2. Regresi Linier Berganda

a. Pendugaan Koefisien Regresi Linier Berganda

Estimasi parameter ini bertujuan untuk mendapatkan model regresi linier berganda yang akan digunakan dalam analisis. Pada pelatihan ini, pendugaan koefisien regresi menggunakan bantuan software SPSS 16.

b. Pengujian Koefisien Regresi Secara Simultan

Pengujian terhadap model regresi disebut dengan uji simultan model regresi linier. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini yaitu:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

 H_1 : Paling tidak terdapat satu i di mana $\beta_i \neq 0$

Pemeriksaan koefisien regresi dapat dipermudah dengan menggunakan tabel analisis ragam yang terdapat di bab II, table 2.1.

c. Pengujian Asumsi Regresi Linier Berganda

Cara untuk mengetahui kenormalan galat adalah dengan menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov*. Hipotesis yang melandasi asumsi ini yaitu :

 H_0 : galat menyebar mengikuti sebaran normal

 H_1 : galat tidak menyebar mengikuti sebaran normal

Membandingkan nilai *Kolmogorov Smirnov* yang telah diperoleh dengan nilai *Kolmogorov Smirnov* tabel dengan kriteria Apabila nilai *Kolmogorov Smirnov* yang dihitung lebih kecil daripada nilai *Kolmogorov Smirnov* tabel, maka dapat dikatakan bahwa asumsi normalitas terpenuhi. Tahapan ini menggunakan bantuan *software* SPSS 16.

Salah satu metode untuk mengetahui ada tidaknya multikolinieritas adalah dengan melihat nilai VIF (*Variance Inflaction Factor*) dari masing-masing peubah penjelas, di mana VIF merupakan ukuran besarnya keragaman total salah satu peubah yang dapat dijelaskan oleh keragaman peubah penjelas yang lain. Tahapan ini menggunakan bantuan *software* SPSS 16.

3.2.3. Perhitungan Parameter Pembanding

a. Perhitungan Koefisien Determinasi (R²)

Koefisien determinasi adalah suatu ukuran yang biasa digunakan untuk mengetahui ketepatan suatu model persamaan regresi linier berganda dalam artian mengukur keeratan hubungan peubah penjelas dengan peubah respons. Rumus perhitungan koefisien determinasi terbesar (R²) dapat dilihat pada persamaan 2.13.

b. Perhitungan Kesalahan Baku Estimasi

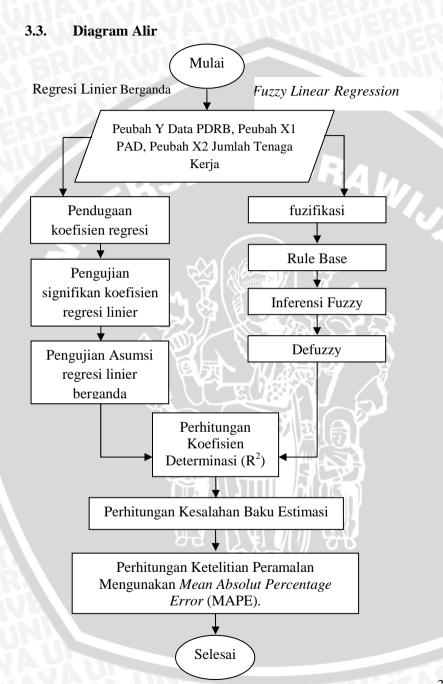
Kesalahan baku estimasi atau kesalahan standar ini mengukur besarnya penyimpangan nilai y (data sebenarnya) terhadap nilai trend. Perhitungan kesalahan baku estimasi adalah sebagai berikut:

$$S_{y,xk} = \sqrt{\frac{\sum (y - \hat{y})^2}{n - k}}$$
 (3.1)

c. Perhitungan Ketelitian Peramalan Mengunakan *Mean Absolut Percentage Error* (MAPE)

Menghitung seberapa besar ukuran kesalahan model peramalan yang didapatkan digunakan *Mean Absolut Percentage Error* (MAPE). MAPE merupakan rata-rata dari keseluruhan persentase kesalahan (selisih) antara data aktual dengan data hasil peramalan . Suatu model dikatakan layak jika nilai MAPE berada di bawah 10%, dan cukup layak jika berada di antara 10% dan 20%. Rumus yang digunakan untuk Perhitungan Ketelitian Peramalan Mengunakan *Mean Absolut Percentage Error* (MAPE) dapat dilihat pada persamaan 2.13.





ERSITAS BRAWIUM

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Regresi Linier Berganda

Analisis regresi linier berganda adalah suatu teknik statistika untuk membuat model dan menyelidiki ketergantungan antara satu peubah respons dengan satu atau lebih peubah penjelas. Peubah respons dilambangkan dengan Y dan peubah penjelas dilambangkan dengan X. Jika peubah penjelas yang digunakan lebih dari satu maka digunakan metode/analisis regresi linier berganda. Analisis regresi linier berganda menghasilkan persamaan linier yang dapat digunakan untuk menduga atau memprediksi nilai satu peubah respons berdasarkan beberapa peubah penjelas.

a. Pendugaan Parameter

Tahap pertama dalam analisis regresi linier berganda adalah melakukan pendugaan parameter, Dalam tahap ini peneliti menggunakan software SPSS 16. Berdasarkan output dari software SPSS 16 pada lampiran 2, maka didapat persamaan berikut : $ln\hat{Y} = 8.035 + 0.885 lnX_1 - 0.834 lnX_2$. Setelah mendapatkan persamaan regresi linier berganda, langka selanjutnya melakukan pengujian koefisien regresi. Uji yang digunakan adalah uji serentak (uji F).

b. Uji Koefisien Regresi Secara serentak (Uji F)

Uji Koefisien Regresi Secara serentak (Uji F), digunakan untuk mengetahui apakah peubah penjelas $(X_1, X_2, \dots X_n)$ secara bersama-sama berpengaruh secara signifikan terhadap peubah respon (Y). Atau untuk mengetahui apakah model regresi dapat digunakan untuk memprediksi peubah respon atau tidak. Dengan hipotesis:

H₀: Tidak ada pengaruh secara signifikan antara PDRB dan jumlah tenaga kerja secara bersama-sama terhadap PAD.

H₁: Ada pengaruh secara signifikan antara PDRB dan jumlah tenaga kerja secara bersama-sama terhadap PAD.

Dari hasil output SPSS 16 pada lampiran 2, dapat diketahui nilai $F_{hitung} = 5.30$. Sedangkan $F_{tabel} = 4.46$ dengan taraf signifikansi 5%, karena nilai $F_{hitung} > Ftabel$, maka disimpulkan menolak H_0 . Artinya ada pengaruh secara signifikan antara PDRB dan jumlah tenaga kerja secara bersama-sama terhadap PAD.

Tahapan selanjutnya dalam analisis regresi linier berganda adalah pengujian asumsi. Asumsi tersebut meliputi asumsi kenormalan sisaan, kebebasan multikolinieritas, kehomogenan ragam sisaan, dan non autokorelasi.

c. Uji normalitas sisaan

Uji normalitas sisaan bertujuan untuk menguji apakah sisaan dalam model regresi menyebar normal atau tidak. Karena dalam pengujian sebelumnya didapatkan data tidak menyebar normal, maka dilakukan penanganan dengan melakukan transformasi data. Hipotesis yang melandasi pengujian kenormalan sisaan adalah:

H₀: Sisaan menyebar normal

H₁: Sisaan tidak meyebar normal

Berdasarkan output SPSS 16 pada lampiran 2, didapatkan nilai p-*value*> 0.05, maka H₀ diterima. Artinya sisaan menyebar normal.

d. Asumsi bebas Multikolinieritas

Asumsi bebas Multikolinieritas dapat dideteksi dengan menggunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Jika nilai VIF lebih dari 10, multikolinieritas memberikan pengaruh yang serius pada pendugaan metode kuadrat terkecil (Bowerman dan O'Connel 1990). Berdasarkan output SPSS 16 pada lampiran 2, diketahui bahwa nilai VIF sebesar 5,281. Karena nilai VIF < 10 maka asumsi bebas multikolinieritas terpenuhi.

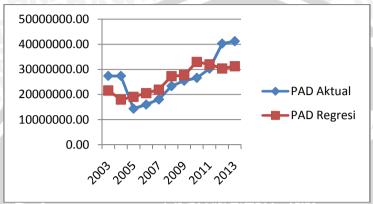
e. Homoskedastisitas

Homoskedastisitas berarti bahwa ragam sisaan adalah sama untuk semua pengamatan. Pengujian asumsi ini bertujuan untuk mengetahui apakah sisaan mempunyai ragam yang homogen. Homoskedastisitas terjadi jika tidak terdapat pola tertentu yang jelas, sertatitik-titik menyebar secara acak di atas dan di bawah angka 0 pada sumbu Y. Sedangkan Heteroskedastisitas terjadi jika terdapat titik-titik memiliki pola tertentu yang teratur seperti bergelombang, melebar kemudian menyempit, dan ada salah satu titik yang berada di titik 0. Dari gambar output SPSS 16 pada lampiran 2, dapat disimpulkan bahwa asumsi Homoskedastisitas terpenuhi.

f. Asumsi Non Autokorelasi

Asumsi Non Autokorelasi terpenuhi atau tidak dapat dilihat dari nilai Durbin Watson yang dibandingkan dengan nilai Du dan Dl. Dari output SPSS 16 pada lampiran 2,didapat nilai D = 1,073 sedangkan nilai Du = 0,7850 dan Dl = 1,6044. Karena nilai D = 1,073 berada di antara

Du dan Dl maka tidak dapat diambil keputusan atau dalam wilayah keragu-raguan.



Gambar 4.1. Plot Y altual vs Ŷ model

4.2. Fuzzy Linear Regression dengan Tiga Linguistik

4.2.1 Fuzzifikasi

Fuzzifikasi adalah fase pertama dari perhitungan *fuzzy* yaitu pengubahan nilai tegas (*crisp*) ke nilai samar. Dalam pembentukan fuzzifikasi ada 3 tahapan, yaitu penentuan variable *fuzzy* dan semesta pembicara, pembentukan himpunan *fuzzy* dan domain *fuzzy*, dan pembentukan fungsi keanggotaan.

Pada tahapan penentuan variable fuzzy dan semesta pembicara, Variable-peubah yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari peubah input dan peubah output. Peubah input terdiri dari peubah penjelas X_1 yaitu PDRB dan peubah penjelas X_2 yaitu jumlah tenaga kerja. Sedangkan peubah output adalah peubah respons Y yaitu PAD. Penentuan semesta pembicara untuk setiap variable fuzzy dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel. 4.1. Variable semesta pembicara

The cir (iii) + the the cir is controlled by the circumstance							
Fungsi	Variable	Semesta pembicara					
Input	PDRB	[1794657.68, 6034570.45]					
	JUMLAH TENAGA	[106.234, 247.121]					
	KERJA						
output	PAD	[14364998.04, 41200100.55]					

Pada input, variable PDRB memiliki semesta pembicara dari 1794657.68 (jutaan rupiah) hingga 6034570.45 (jutaan rupiah), dan variable jumlah tenagga kerja memiliki semesta pembicara 106.234 ribu jiwa hingga 247.121 ribu jiwa. Sedangkan untuk output, peubah PAD memiliki semesta pembicara dari 14364998.04 (juataan rupiah) hingga 41200100.55 (jutaan rupiah).

Dari semesta pembicara, dibentuk himpunan *fuzzy* untuk mendapatkan domain dari setiap himpunan *fuzzy* yang terbentuk. Peubah *fuzzy* pada input dan output dibagi menjadi tiga himpunan *fuzzy*, yaitu himpunan rendah, himpunan standar, dan himpunan tinggi. Pembentukan himpunan *fuzzy* dan domainnya dapat dilihat pada Table 4.2.

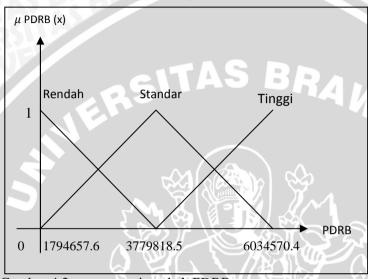
Table.4.2. Himpunan fuzzy dan Domain

Fungsi	Peubah	Nama	Domain
		Himpunan	
		Fuzzy	
Input	PDRB	Rendah	[1794657.68,3779818.57]
		Standar	[1794657.68,6034570.45]
		Tinggi (9) 570	[3779818.57,6034570.45]
	Jumlah	Rendah	[106.234 , 176.691]
	Tenaga	Standar	[106.234, 247.121]
	Kerja	Tinggi	[176.691, 247.121]
Output	PAD	Rendah	[14364998.04,27390000.7]
_		Standar	[14364998.04,41200100.55]
		Tinggi	[27390000.7,41200100.55]

Setelah dibentuk himpunan fuzzy dan domainnya, maka selanjutnya akan dibentuk fungsi keanggotaan dari setiap himpunan fuzzy. Fungsi Keanggotaan adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik input data ke dalam nilai keanggotaannya (sering disebut derajat keanggotaan) yang memiliki interval antara 0 sampai 1. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah melalui pendekatan fungsi. Dalam penelitian ini pendekatan fungsi yang digunakan adalah dengan pendekatan representasi kurva segitiga.

Pada pembentukan fungsi keanggotaan untuk peubah input dan output mengunakan Fuzzy Inference System Editor dan Membership Function Editor yang ada pada software Matlab 10a.

a. Fungsi keanggotaan peubah PDRB



Gambar 4.2 representasi peubah PDRB

Fungsi keanggotaan pada kurva rendah adalah:

Fungsi keanggotaan pada kurva rendah adalah:
$$\mu_R(x) = \begin{cases} \frac{3779818.57 - x}{2053123.7} ; 1794657.68 \le x \le 3779818.57 \\ 0 ; x \ge 3779818.57 \end{cases}$$

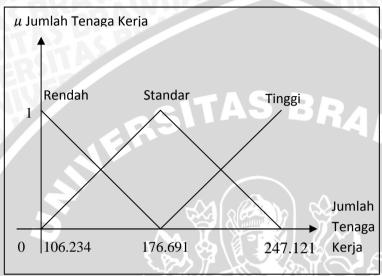
Fungsi keanggotaan pada kurva standar adalah:

$$\mu_{S}(x) = \begin{cases} 0 & \text{; } x \le 1794657.68 \text{ atau } x \ge 6034570.45 \\ \frac{x - 1794657.68}{2053123.7}; 1794657.68 \le x \le 3779818.57 \\ \frac{6034570.45 - x}{2053123.7}; 3779818.57 \le x \le 6034570.45 \end{cases}$$

Fungsi keanggotaan pada kurva tinggi adalah:

$$\mu_S(x) = \begin{cases} 0 & ; & x \le 3779818.57 \\ \frac{x - 3779818.57}{2053123.7} & ; & 3779818.57 \le x \le 6034570.45 \\ 1 & ; & x \ge 6034570.45 \end{cases}$$

b. Fungsi keanggotaan peubah jumlah tenaga kerja



Gambar 4.3 representasi peubah jumlah tenaga kerja

Fungsi keanggotaan pada kurva rendah adalah:

Fungsi keanggotaan pada kurva rendan adalah:
$$\mu_R(x) = \begin{cases} \frac{176.691 - x}{70.45} ; 106.234 \le x \le 176.691 \\ 0 ; x \ge 176.691 \end{cases}$$

Fungsi keanggotaan pada kurva standar adalah:

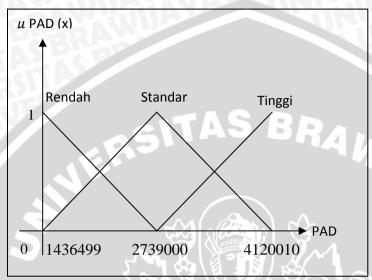
$$\mu_S(x) = \begin{cases} 0 & \text{; } x \le 106.234 \text{ atau } x \ge 247.121 \\ \frac{x - 106.234}{70.45}; & 106.234 \le x \le 176.691 \\ \frac{247.121 - x}{70.45}; & 176.691 \le x \le 247.121 \end{cases}$$
Expect keep goeters and a larger tings in delays.

Fungsi keanggotaan pada kurva tinggi adalah:

Fungsi keanggotaan pada kurva tinggi adalah:

$$\mu_S(x) = \begin{cases} 0 & ; & x \le 176.691 \\ \frac{x - 176.691}{70.45} & ; 176.691 \le x \le 247.121 \\ 1 & ; & x \ge 247.121 \end{cases}$$

c. Fungsi keanggotaan variable PAD



Gambar 4.4 representasi peubah PAD

Fungsi keanggotaan pada kurva rendah adalah:

ngsi keanggotaan pada kurva rendan adalah:
$$\mu_R(x) = \begin{cases} \frac{27390000.7 - x}{13025002.66}; 14364998.04 \le x \le 27390000.7\\ 0; x \ge 27390000.7 \end{cases}$$
ngsi keanggotaan pada kurva standar adalah:

Fungsi keanggotaan pada kurva standar adalah:

$$\mu_{S}(x) = \begin{cases} 0 & \text{; } x \le 14364998.04 \text{ atau } x \ge 41200100.55 \\ \frac{x - 14364998.04}{13025002.66}; 14364998.04 \le x \le 27390000.7 \\ \frac{41200100.55 - x}{13025002.66}; 27390000.7 \le x \le 41200100.55 \end{cases}$$

Fungsi keanggotaan pada kurva tinggi adalah:

$$\mu_S(x) = \begin{cases} 0 & ; & x \le 27390000.7 \\ \frac{x - 27390000.7}{13025002.66} & ; & 27390000.7 \le x \ 41200100.55 \\ 1 & ; & x \ge 41200100.55 \end{cases}$$

4.2.2 Fuzzy Rule Base

Basis kaidah fuzzy berisi aturan-aturan secara linguistik yang bersumber dari para pakar. Aturan-aturan dibentuk untuk menyatakan relasi antar input dan output. Setiap aturan merupakan implikasi. Pada penalaran berbasis aturan Pengetahuan direpresentasikan dengan menggunakan aturan berbentuk *IF-THEN*. Pada penelitian ini operator yang digunakan adalah operator AND. Operator logika *fuzzy* AND berkaitan dengan operasi pada himpunan yang diperoleh dengan mengambil nilai keanggotaan terkecil antar elemen pada himpunan-himpunan *fuzzy* yang bersangkutan. Aturan dasar *fuzzy* pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Aturan dasar fuzzy dengan operator AND

No	Rule		X1		X2		Y
1	R1	3.1	Rendah		Rendah		Rendah
2	R2		Rendah		Standar		Rendah
3	R3		Rendah		Tinggi	THEN	Standar
4	R4	IF	Standar	AND	Rendah		Rendah
5	R5	11,	Standar		Standar		Standar
6	R6		Standar		Tinggi	Bra(Tinggi
7	R7		Tinggi	>>)	Rendah		Standar
8	R8		Tinggi		Standar		Tinggi
9	R9		Tinggi	AL	Tinggi		Tinggi

4.2.3 Inferensi Fuzzy

Proses *inference* memperhitungkan semua aturan yang ada dalam basis kaidah *fuzzy*. Hasil dari proses *inference* dipresentasikan oleh suatu *fuzzy set* untuk setiap peubah bebas (pada *consequent*). Pada penelitian ini inferensi fuzzy yang digunakan adalah system inferensi Mamdani, dimana konsekuen dari system inferensi Mamdani berupa himpunan *fuzzy*. Sistem inferensi Mamdani digunakan untuk memprediksi nilai PAD. Dimana input dari prediksi nilai PAD adalah PDRB (X_1) dan jumlah tenaga kerja (X_2) . Berikut adalah penerapan system inferensi Mamdani dalam memprediksi nilai PAD.

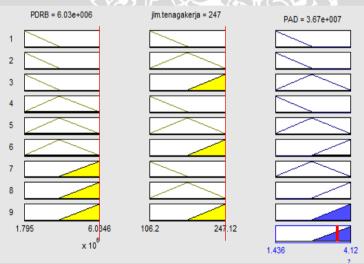
Berdasarkan data penelitian, dapat diketahui pada tahun 2013 PDRB (X₁) Kota Solok sebanyak 6034570.45 (jutaan rupiah), dan jumlah tenaga kerja (X₂) Kota Solok pada tahun 2013 sebanyak 247.121 (ribu jiwa). Dengan sistem inferensi Mamdani akan diprediksi besarnya nilai PAD (Y) pada tahun tersebut.

Pada sistem inferensi Mamdani, untuk mendapatkan output diperlukan empat tahapan, yaitu : pembentukan himpunan *fuzzy*, aplikasi fungsi implikasi, komposisi aturan, dan defuzzifikasi.

Pembentukan himpunan *fuzzy* berdasarkan nilai keanggotaan dari setiap input pada masing-masing peubah diperoleh berdasarkan fungsi keanggotan yang telah dibuat pada tahap sebelumnya.

Aplikasi fungsi implikasi dengan menghitung nilai α -predikat. Fungsi implikasi dalam sistem inferensi Mamdani mengunakan fungsi MIN, fungsi ini akan memotong tingkat keanggotaan minimum dari peubah input sebagai output.

Komposisi aturan yang digunakan dalam sistem inferensi Mamdani adalah komposisi aturan MAX. dengan bantuan software Matlab 10a, didapat komposisi aturan seperti Gambar 4.5. Komposisi aturan merupakan kesimpulan secara keseluruhan dengan mengambil tinggkat keanggotaan maksimum dari setiap konsekuen aplikasi fungsi implikasi dan menggabungkan semua kesimpulan masing-masing aturan.



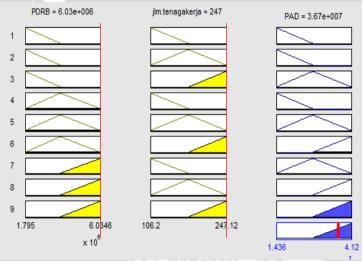
Gambar 4.5 Komposisi aturan metode MAX

Pada kolom pertama dan kedua menjelaskan tingkat keanggotan peubah input yaitu PDRB (X_1) dan jumlah tenagakerja (X_2) . Sedangkan pada baris dan kolom terakhir menunjukkan gabungan daerah fuzzy dari

masing-masing aturan, yang merupakan konsekuen dari komposisi aturan fuzzy.

4.2.4 Defuzzifikasi

Input dari proses defuzzy adalah suatu himpunan *fuzzy* yang diperoleh dari komposisi aturan-aturan *fuzzy*, sedangkan output yang dihasilkan merupakan suatu bilangan pada domain himpunan *fuzzy* tersebut. Pada sistem inferensi Mamdani, metode defuzzifikasi yang digunakan adalah *metode Centroid*. Pada metode ini, solusi crips diperoleh dengan cara mengambil titik pusat (z) daerah *fuzzy*. Hasil defuzzifikasi sistem inferensi Mamdani dapat dilihat pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Defuzzifikasi

Dari Gambar 4.6, pada kolom PAD menunjukan prediksi nilai PAD pada tahun 2013 sebesar 36800000.00 (jutaan rupiah).

4.3. Fuzzy Linear Regression dengan Lima Linguistik

4.3.1 Fuzzyfikasi

Pada tahapan penentuan variable fuzzy dan semesta pembicara, Variable-peubah yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari peubah input dan peubah output. Peubah input terdiri dari peubah penjelas X_1 yaitu PDRB dan peubah penjelas X_2 yaitu jumlah tenaga kerja.

Sedangkan peubah output adalah peubah respons Y yaitu PAD. Penentuan semesta pembicara untuk setiap variable *fuzzy* dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel. 4.4. Variable semesta pembicara

Fungsi	Variable	Semesta pembicara
Input	PDRB	[1794657.68, 6034570.45]
	JUMLAH	[106.234, 247.121]
	TENAGA KERJA	AS BRA
output	PAD	[14364998.04,41200100.55]

Pada input, variable PDRB memiliki semesta pembicara dari 1794657.68 (jutaan rupiah) hingga 6034570.45 (jutaan rupiah), dan variable jumlah tenagga kerja memiliki semesta pembicara 106.234 ribu jiwa hingga 247.121 ribu jiwa. Sedangkan untuk output, peubah PAD memiliki semesta pembicara dari 14364998.04 (juataan rupiah) hingga 41200100.55 (jutaan rupiah).

Dari semesta pembicara, dibentuk himpunan *fuzzy* untuk mendapatkan domain dari setiap himpunan *fuzzy* yang terbentuk. Pada bagian ini, peneliti menambahkan linguistik menjadi lima linguistik sehingga himpunan fazzy yang terbentuk adalah himpunan rendah, cukup rendah, standar, agak tinggi, dan tinggi. Pembentukan himpunan *fuzzy* dan domainnya dapat dilihat pada Table 4.5.

Table.4.5. Himpunan fuzzy dan Domain

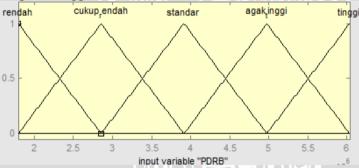
Fungsi	Peubah	Nama	Domain
		Himpunan	
		Fuzzy	AMED
Input	PDRB	Rendah	[1794657.68, 2855000.57]
		Cukup rendah	[1794657.68, 3915000.45]
		Standar	[2855000.57, 4975000.45]
		Agak tinggi	[3915000.45, 6035000.00]
		Tinggi	[4975000.45, 6035000.00]
	Jumlah	Rendah	[106.2, 141.5]
Tenaga Cukup		Cukup rendah	[106.2, 176.7]
	Kerja	Standar	[141.5, 211.9]
THE		Agak tinggi	[176.7, 247.1]
AU		Tinggi	[211.9, 247.1]

Output	PAD	Rendah	[14360000.00, 21070000.00]		
		Cukup rendah	[14360000.00, 27790000.00]		
12 B		Standar	[21070000.00, 34500000.00]		
		Agak tinggi	[27790000.00, 41200000.00]		
ATTA		Tinggi	[34500000.00, 41200000.00]		

Setelah dibentuk himpunan *fuzzy* dan domainnya, maka selanjutnya akan dibentuk fungsi keanggotaan dari setiap himpunan *fuzzy*. Fungsi Keanggotaan adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik input data ke dalam nilai keanggotaannya (sering disebut derajat keanggotaan) yang memiliki interval antara 0 sampai 1. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah melalui pendekatan fungsi. Dalam penelitian ini pendekatan fungsi yang digunakan adalah dengan pendekatan representasi kurva segitiga.

Pada pembentukan fungsi keanggotaan untuk peubah input dan output mengunakan Fuzzy Inference System Editor dan Membership Function Editor yang ada pada software Matlab 10a.

a. Fungsi Keanggotaan Peubah PDRB

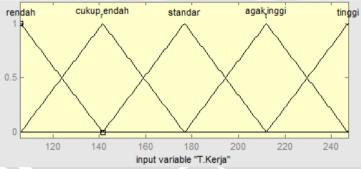


Gambar 4.7. Fungsi Keanggotaan Peubah PDRB

Fungsi keanggotaan kurva rendah memiliki domain dari 1794657.68 (jutaan rupiah) sampai 2855000.57 (jutaan rupiah). Fungsi keanggotan kurva cukup rendah memiliki domain dari 1794657.68 (jutaan rupiah) sampai 3915000.45 (jutaan rupiah). Fungsi keanggotan kurva standar memiliki domain dari 2855000.57 (jutaan rupiah) sampai 4975000.45 (jutaan rupiah). Fungsi keanggotan kurva agak tinggi memiliki domain dari 3915000.45 (jutaan rupiah) sampai 6035000.00

(jutaan rupiah). Fungsi keanggotan kurva tinggi memiliki domain dari 4975000.45 (jutaan rupiah), 6035000.00 (jutaan rupiah).

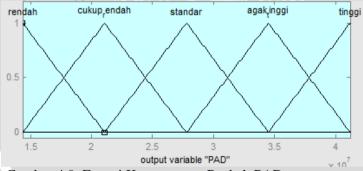
b. Fungsi Keanggotaan Peubah Jumlah Tenaga Kerja



Gambar 4.8. Fungsi Keanggotaan Peubah Jumlah Tenaga Kerja

Fungsi keanggotaan kurva rendah memiliki domain dari 106.2 ribu jiwa sampai 141.5 ribu jiwa. Fungsi keanggotan kurva cukup rendah memiliki domain dari 106.2 ribu jiwa sampai 176.7 ribu jiwa. Fungsi keanggotan kurva standar memiliki domain dari 141.5 ribu jiwa sampai 211.9 ribu jiwa. Fungsi keanggotan kurva agak tinggi memiliki domain dari 176.7 ribu jiwa sampa 247.1 ribu jiwa. Fungsi keanggotan kurva tinggi memiliki domain dari 211.9 ribu jiwa sampai 247.1 ribu jiwa.

c. Fungsi Keanggotaan Peubah PAD



Gambar 4.9. Fungsi Keanggotaan Peubah PAD

Fungsi keanggotaan kurva rendah memiliki domain dari 14360000.00 (jutaan rupiah) sampai 21070000.00 (jutaan rupiah).

Fungsi keanggotan kurva cukup rendah memiliki domain dari 14360000.00 (jutaan rupiah) sampai 27790000.00 (jutaan rupiah). Fungsi keanggotan kurva standar memiliki domain dari 21070000.00 (jutaan rupiah) sampai 34500000.00 (jutaan rupiah). Fungsi keanggotan kurva agak tinggi memiliki domain dari 27790000.00 (jutaan rupiah) sampai 41200000.00 (jutaan rupiah). Fungsi keanggotan kurva tinggi memiliki domain dari 34500000.00 (jutaan rupiah) sampai 41200000.00 (jutaan rupiah).

4.3.2 Fuzzy Rule Base

Basis kaidah *fuzzy* berisi aturan-aturan secara linguistik yang bersumber dari para pakar. Aturan-aturan dibentuk untuk menyatakan relasi antar input dan output. Setiap aturan merupakan implikasi. Pada penalaran berbasis aturan Pengetahuan direpresentasikan dengan menggunakan aturan berbentuk *IF-THEN*. Pada penelitian ini operator yang digunakan adalah operator AND. Operator logika *fuzzy* AND berkaitan dengan operasi pada himpunan yang diperoleh dengan mengambil nilai keanggotaan terkecil antar elemen pada himpunan-himpunan *fuzzy* yang bersangkutan. Aturan dasar *fuzzy* pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Aturan dasar fuzzy dengan operator AND

No	Rule		X1	Ŭ,	X2		Y
1	R1		Rendah		Rendah		Rendah
2	R2		Rendah	具有	Cukup rendah		Rendah
3	R3		Rendah	刻\	Standar	が記	Cukup rendah
4	R4		Rendah		Agak tinggi		Standar
5	R5	IF	Rendah	AND	Tinggi	THEN	Standar
6	R6		Cukup rendah	70	Rendah		Rendah
7	R7		Cukup rendah		Cukup rendah		Cukup rendah
8	R8		Cukup rendah		Standar		Standar
9	R9		1		Agak tinggi		Agak tinggi

10	R10	T	Cukup rendah		Tinggi		Agak tinggi
11	R11		Standar		Rendah		Cukup rendah
12	R12		Standar		Cukup rendah		Standar
13	R13		Standar		Standar		Standar
14	R14		Standar		Agak		Agak tinggi
				FA	tinggi		
15	R15		Standar		Tinggi	HA	Tinggi
16	R16		Agak tinggi		Rendah		Standar
17	R17		Agak tinggi		Cukup rendah		Agak tinggi
18	R18		Agak tinggi		Standar		Agak tinggi
19	R19	IF	Agak tinggi	AND	Agak tinggi	THEN	Agak tinggi
20	R20		Agak tinggi		Tinggi	T. A	Tinggi
21	R21		Tinggi	人人首	Rendah		Standar
22	R22		Tinggi		Cukup rendah		Agak tinggi
23	R23		Tinggi		Standar	TUD-	Tinggi
24	R24		Tinggi		Agak tinggi	2	Tinggi
25	R25		Tinggi	(Tinggi		Tinggi

4.3.3 Inferensi Fuzzy

Pada penelitian ini inferensi fuzzy yang digunakan adalah system inferensi Mamdani, dimana konsekuen dari system inferensi Mamdani berupa himpunan fuzzy. Sistem inferensi Mamdani digunakan untuk memprediksi nilai PAD. Dimana input dari prediksi nilai PAD adalah PDRB (X_1) dan jumlah tenaga kerja (X_2) . Berikut adalah penerapan system inferensi Mamdani dalam memprediksi nilai PAD.

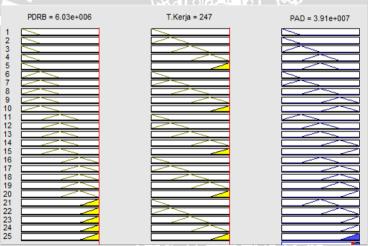
Berdasarkan data penelitian, dapat diketahui pada tahun 2013 PDRB (X₁) Kota Solok sebanyak 6034570.45 (jutaan rupiah), dan jumlah tenaga kerja (X₂) Kota Solok pada tahun 2013 sebanyak 247.121 (ribu jiwa). Dengan sistem inferensi Mamdani akan diprediksi besarnya nilai PAD (Y) pada tahun tersebut.

Pada sistem inferensi Mamdani, untuk mendapatkan output diperlukan empat tahapan, yaitu : pembentukan himpunan *fuzzy*, aplikasi fungsi implikasi, komposisi aturan, dan defuzzifikasi.

Pembentukan himpunan *fuzzy* berdasarkan nilai keanggotaan dari setiap input pada masing-masing peubah diperoleh berdasarkan fungsi keanggotan yang telah dibuat pada tahap sebelumnya.

Aplikasi fungsi implikasi dengan menghitung nilai α -predikat. Fungsi implikasi dalam sistem inferensi Mamdani mengunakan fungsi MIN, fungsi ini akan memotong tingkat keanggotaan minimum dari peubah input sebagai output.

Komposisi aturan yang digunakan dalam sistem inferensi Mamdani adalah komposisi aturan MAX. dengan bantuan software Matlab 10a, didapat komposisi aturan seperti Gambar 4.4. Komposisi aturan merupakan kesimpulan secara keseluruhan dengan mengambil tinggkat keanggotaan maksimum dari setiap konsekuen aplikasi fungsi implikasi dan menggabungkan semua kesimpulan masing-masing aturan.

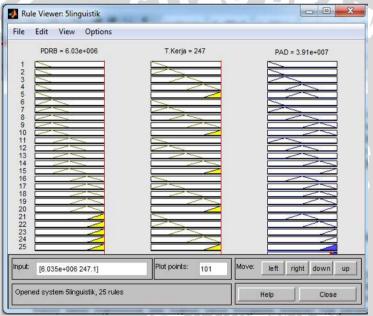


Gambar 4.10. Komposisi aturan metode MAX

Pada kolom pertama dan kedua menjelaskan tingkat keanggotan peubah input yaitu PDRB (X_1) dan jumlah tenagakerja (X_2) . Sedangkan pada baris dan kolom terakhir menunjukkan gabungan daerah fuzzy dari masing-masing aturan, yang merupakan konsekuen dari komposisi aturan fuzzy.

4.3.4 Defuzzifikasi

Input dari proses defuzzy adalah suatu himpunan *fuzzy* yang diperoleh dari komposisi aturan-aturan *fuzzy*, sedangkan output yang dihasilkan merupakan suatu bilangan pada domain himpunan *fuzzy* tersebut. Pada sistem inferensi Mamdani, metode defuzzifikasi yang digunakan adalah *metode Centroid*. Pada metode ini, solusi crips diperoleh dengan cara mengambil titik pusat (z) daerah *fuzzy*. Hasil defuzzifikasi sistem inferensi Mamdani dapat dilihat pada gambar 4.10.



Gambar 4.11 Defuzzifikasi

Dari Gambar 4.5, pada kolom PAD menunjukan prediksi nilai PAD pada tahun 2013 sebesar 39100000.00 (jutaan rupiah).

4.4. Perbandingan Regresi Linier Berganda, Fuzzy Linear Regression dengan Tiga Linguistik, dan Fuzzy Linear Regression dengan Lima Linguistik

Fuzzy linier regresision dan regresi linier berganda memiliki perbedan yang signifikan pada pendugaan parameter. Pada Fuzzy linier regresision parameternya terbentuk dari fungsi keanggotaan. Dalam

penelitian ini perbandingan antara Fuzzy linier regresision dan regresi linier berganda didasari tiga parameter pembeda, yaitu hasil perhitungan koefisien determinasi, hasil perhitungan kesalahan baku estimasi, dan hasil perhitungan ketelitian peramalan mengunakan *Mean Absolut Percentage Error* (MAPE).

Hasil perhitungan koefisien determinasi, perhitungan kesalahan baku estimasi, dan perhitungan ketelitian peramalan mengunakan *Mean Absolut Percentage Error* (MAPE) dapat dilihat pada Tabel 4.7.

Tabel. 4.7. Perbandingan Regresi Linier Berganda dan Fuzzy Linear

Regression

	Koefisien determinasi	Kesalahan baku estimasi	Mean Absolut Percentage Error (MAPE)
Regresi Linier Berganda	0.45	6998370.127	22%
Fuzzy Linear Regression dengan tiga linguistik	0.73	5654506.843	19%
Fuzzy Linear Regression dengan lima linguistik	0.94	5601080.176	15%

Berdasarkan tabel 4.7, hasil perhitungan koefisien determinasi regresi linier berganda sebesar 0.45, hasil perhitungan koefisien determinasi fuzzy linier regresision dengan tiga linguistik sebesar 0.73, dan hasil perhitungan koefisien determinasi fuzzy linier regresision dengan lima linguistik sebesar 0.94. Sesuai dengan teori koefisien determinasi dimana Jika R^2 bernilai 1 berarti menunjukkan kesesuaian yang sempurna, sedangkan jika R^2 bernilai 0 berarti menunjukkan tidak ada hubungan antara peubah penjelas dengan peubah respons, maka yang dipilih nilai koefisien determinasi yang terbesar (Gujarati, 2004). Dengan demikian dapat disimpulakan bahawa nilai koefisien determinasi fuzzy linier regresision dengan lima linguistik lebih baik dari nilai koefisien determinasi regresi berganda dan fuzzy linier regresision dengan tiga linguistik.

Berdasarkan Tabel 4.7, hasil perhitungan kesalahan baku estimasi regresi linier berganda sebesar 6998370.127 (jutaan rupiah), hasil perhitungan kesalahan baku estimasi *fuzzy linier regresision* dengan tiga linguistik sebesar 5654506.843 (jutaan rupiah), dan hasil perhitungan kesalahan baku estimasi *fuzzy linier regresision* dengan lima linguistik sebesar 5601080.176 (jutaan rupiah). Sesuai teori kesalahan baku estimasi maka *fuzzy linier regresision* dengan lima linguistik lebih baik dari pada regresi linier berganda dan *fuzzy linier regresision* dengan tiga linguistik.

Berdasarkan Tabel 4.7, hasil perhitungan MAPE regresi linier berganda sebesar 22%, hasil perhitungan MAPE fuzzy linier regresision dengan tiga linguistik sebesar 19%, dan hasil fuzzy linier regresision dengan lima linguistik sebesar 15%. Model prediksi yang baik adalah model prediksi yang memiliki MAPE terkecil (Markidakis dkk, 1998), dalam hal ini fuzzy linier regresision dengan lima linguistik lebih baik dibandingkan regresi linier berganda dan fuzzy linier regresision dengan tiga linguistik.

Dari analisa diatas dapat disimpulkan bahwa dalam melakukan prediksi nilai PAD metode yang tepat adalah dengan menggunakan metode fuzzy linier regresision dengan lima linguistik.

ERSITAS BRAWN

BAB V PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis regresi linier berganda, *fuzzy linier regresision* dengan tiga linguistik, dan *fuzzy linier regresision* dengan lima linguistik dalam memprediksi nilai PAD dapat disimpulkan:

- 1. Hasil perhitungan koefisien determinasi, hasil perhitungan kesalahan baku estimasi, dan hasil perhitungan ketelitian peramalan mengunakan Mean Absolut Percentage Error (MAPE) untuk regresi linier berganda secara berurut adalah 0.45, 6998370.127 (jutaan rupiah), dan 22%. Model Regresi Liniernya adalah $ln\hat{Y} = 8.035 + 0.885 lnX_1 0.834 lnX_2$.
- 2. Hasil perhitungan koefisien determinasi, hasil perhitungan kesalahan baku estimasi, dan hasil perhitungan ketelitian peramalan mengunakan Mean Absolut Percentage Error (MAPE) untuk *fuzzy linier regresision* dengan tiga linguistik secara berurut adalah 0.737, 5654506.843 (jutaan rupiah), dan 19%
- 3. Hasil perhitungan koefisien determinasi, hasil perhitungan kesalahan baku estimasi, dan hasil perhitungan ketelitian peramalan mengunakan Mean Absolut Percentage Error (MAPE) untuk *fuzzy linier regresision* dengan lima linguistik secara berurut adalah 0.94, 5601080.176 (jutaan rupiah), dan 15%
- 4. Dalam melakukan prediksi nilai PAD metode yang lebih tepat adalah dengan menggunakan metode *fuzzy linier regresision* dengan lima linguistik.

5.2. Saran

- 1. Peneliti selanjutnya dapat menambahkan atau mengurangi jumlah bentuk linguistik, sehingga jumlah *fuzzy rule* berbeda dan juga memberikan hasil yang berbeda.
- 2. Dalam penelitian ini penalaran *fuzzy* yang digunakan adalah penalaran *fuzzy* metode Mamdani, Penelitin selanjutnya dapat

mengunakan penalaran fuzzy lainya, karena setiap metode memiliki kelebihan dan keunggulan.



DAFTAR PUSTAKA

- Azadeh, A., Saberi, M., Asadzadeh, S.M., Khakestani, M, "A Hybrid Fuzzy Mathematical Programing-Design of Experiment Framework for Improvement of Energy Consumption Estimation With Small Data Sets and Uncertainty: *The Case of USA, Canada, Singapore, Pakistan, and Iran*", *Journal of Energy, 2011.* (tanggal akses 6 juni 2013)
- Badan Pusat Statistik Kota Solok. 2007. *Produk Domestik Regional Kota Solok 2006*. BPS Solok. Solok.
- Badan Pusat Statistik Kota Solok. 2012. *Produk Domestik Regional Kota Solok 2011*. BPS Solok. Solok.
- Draper, N. dan Smith, H. 1992. *Analisis Regresi Terapan*. Edisi Kedua. Terjemahan Bambang Sumantri. Gramedia. Jakarta.
- Gujarati, N.D. 2004. *Basic Econometrics*. 4th ed. McGraw-Hill Companies, Inc. New York.
- Kusumadewi, S. dan Purnomo, H. 2004. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. Graha Ilmu. Yogyakarta.
- Kutner, M.H., C.J. Nachtsheim., dan J. Neter. 2004. Applied Linear Regression Models. 4th ed. New York: McGraw-Hill Companies, Inc.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C. dan McGee V. E.. 1998. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Edisi Kedua. Alih Bahasa: Untung Sus A. dan Abdul Basith. Erlangga. Jakarta
- Sembiring, R.K. 2003. Analisis Regresi. Edisi Kedua. Bandung: Institut Teknologi Bandung.
- Shapiro, A.F. 2005. *Fuzzy Regression Models*. Article of Penn State University.

- Tanaka, H., Uejima, S. and Asai, K. 1982. Linear *Regression Analysis* with Fuzzy Model. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics.
- Yuwono, S. 2008. *Memahami APBD dan Permasalahannya (Panduan Pengelolaan Keuangan Daerah)*. Bayumedia Publishing. Surabaya.
- Zadeh, L. A., (1965), "Fuzzy Sets". *Information Control*, Vol. 8. Universitas California. Barkeley.



DAFTAR PUSTAKA

- Azadeh, A., Saberi, M., Asadzadeh, S.M., Khakestani, M, "A Hybrid Fuzzy Mathematical Programing-Design of Experiment Framework for Improvement of Energy Consumption Estimation With Small Data Sets and Uncertainty: *The Case of USA, Canada, Singapore, Pakistan, and Iran*", *Journal of Energy, 2011*.(tanggal akses 6 juni 2013)
- Badan Pusat Statistik Kota Solok. 2007. *Produk Domestik Regional Kota Solok 2006*. BPS Solok. Solok.
- Badan Pusat Statistik Kota Solok. 2012. *Produk Domestik Regional Kota Solok 2011*. BPS Solok. Solok.
- Draper, N. dan Smith, H. 1992. *Analisis Regresi Terapan*. Edisi Kedua. Terjemahan Bambang Sumantri. Gramedia. Jakarta.
- Gujarati, N.D. 2004. *Basic Econometrics*. 4th ed. McGraw-Hill Companies, Inc. New York.
- Kusumadewi, S. dan Purnomo, H. 2004. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. Graha Ilmu. Yogyakarta.
- Kutner, M.H., C.J. Nachtsheim., dan J. Neter. 2004. Applied Linear Regression Models. 4th ed. New York: McGraw-Hill Companies, Inc.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C. dan McGee V. E.. 1998.

 Metode dan Aplikasi Peramalan. Edisi Kedua. Alih
 Bahasa: Untung Sus A. dan Abdul Basith. Erlangga.
 Jakarta
- Sembiring, R.K. 2003. Analisis Regresi. Edisi Kedua. Bandung: Institut Teknologi Bandung.
- Shapiro, A.F. 2005. Fuzzy Regression Models. Article of Penn State University.

- Tanaka, H., Uejima, S. and Asai, K. 1982. Linear *Regression Analysis with Fuzzy Model*. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics.
- Yuwono, S. 2008. Memahami APBD dan Permasalahannya (Panduan Pengelolaan Keuangan Daerah). Bayumedia Publishing. Surabaya.

Zadeh, L. A., (1965), "Fuzzy Sets". *Information Control*, Vol. 8. Universitas California. Barkeley.



Lampiran 1. Data PAD, PDRB, dan Jumlah Tenaga Kerja Kota Solok tahun 2003 sampai dengan 2013

KS	Data					
tahun		jml.tenaga kerja				
1120	$PDRB(X_1)$	(X_2)	PAD (Y)			
2003	1794657.68	106.234	27390000.70			
2004	1945314.39	143.893	27400000.21			
2005	2274857.21	158.403	14364998.04			
2006	2654320.26	170.897	16006109.82			
2007	3082919.44	184.916	18074481.23			
2008	3779818.57	176.691	23377994.16			
2009	4089689.71	188.906	25514418.32			
2010	4619127.84	174.532	26621920.41			
2011	5231691.73	206.446	30280287.06			
2012	5832942.27	246.912	40254534.89			
2013	6034570.45	247.121	41200100.55			
,						

Lampiran 2. Output Software SPSS 16

a. Pendugaan Parameter

ANOVA^a

	Model	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Γ	1 Regression	,499	2	,250	3,073	,102 ^b
ı	Residual	,650	8	,081		
L	Total	1,150	10			

a. Dependent Variable: InY

Coefficients^a

Unstandardized Coefficients		d Coefficients	Standardized Coefficients			Collinearity	Statistics	
Mod	el	В	Std. Error	Beta	t	Sig.	Tolerance	VIF
1	(Constant)	8,035	3,681		2,183	,061		
	InX1	,885	,476	1,136	1,859	,100	,189	5,281
	lnX2	-,834	,869	-,587	-,960	,365	,189	5,281

WINDLE

b. Uji Normalitas

→ NPar Tests

[DataSet1] E:\New Folder\PROYEK.sav

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

		Unstandardiz ed Residual
N		11
Normal Parameters ^{a,b}	Mean	0E-7
	Std. Deviation	,25499045
Most Extreme Differences	Absolute	,219
	Positive	,219
	Negative	-,189
Kolmogorov-Smirnov Z		,726
Asymp. Sig. (2-tailed)		,667

a. Test distribution is Normal.

b. Predictors: (Constant), InX2, InX1

a. Dependent Variable: InY

b. Calculated from data.

c. Uji Multikolinieritas

Coefficientsa

Unstandardiz		d Coefficients	Standardized Coefficients			Collinearity	Statistics	
Model	I	В	Std. Error	Beta	t	Sig.	Tolerance	VIF
1	(Constant)	8,035	3,681		2,183	,061		
	InX1	,885	,476	1,136	1,859	,100	,189	5,281
	InX2	-,834	,869	-,587	-,960	,365	,189	5,281

a. Dependent Variable: InY

d. Asumsi Homoskedastisitas



Dependent Variable: InY

Segment 1
Segme

e. Asumsi Non Autokorelasi

Model Summary^b

Regression Standardized Predicted Value

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin- Watson
1	,659ª	,434	,293	,28509	1,073

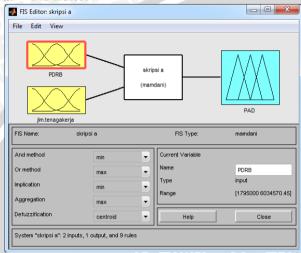
a. Predictors: (Constant), InX2, InX1

b. Dependent Variable: InY

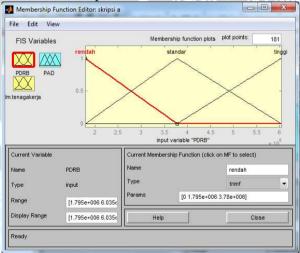
Lampiran 3. Tahapan Analisis FLR dengan tiga linguistik dengan menggunakan *software* Matlab 10a.

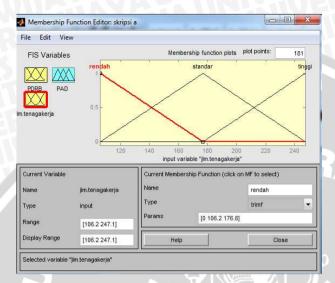
RAWIUAL

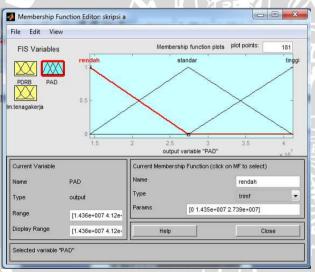
a. Fis Editor



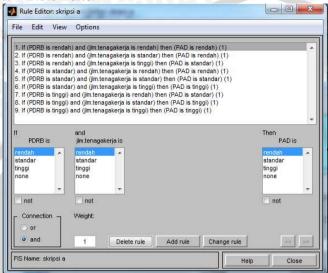
b. Membership Function Editor





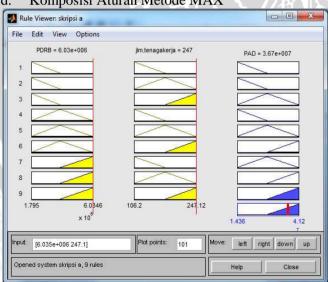


c. Rule Editor



MILAL

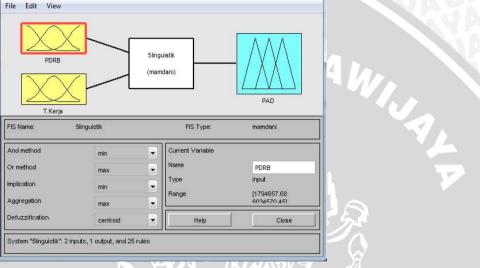
d. Komposisi Aturan Metode MAX



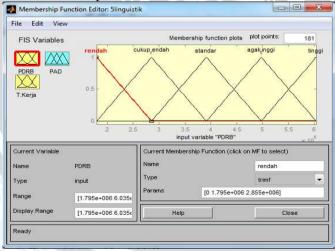
Lampiran 4. Tahapan Analisis FLR dengan lima linguistik dengan menggunakan software Matlab 10a.

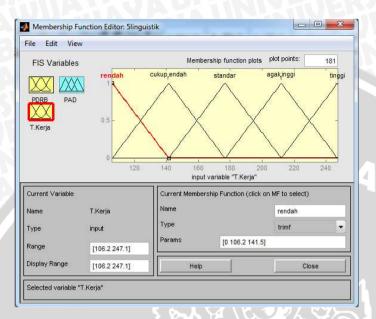
- - X

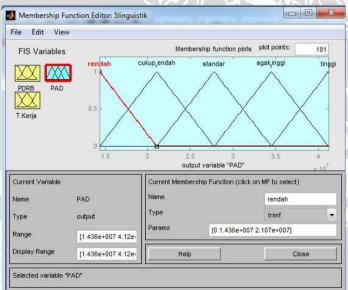




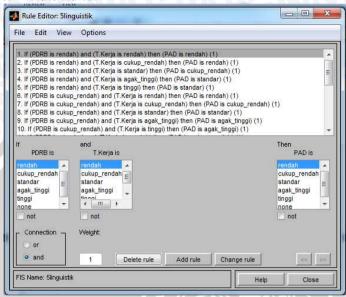
Membership Function Editor



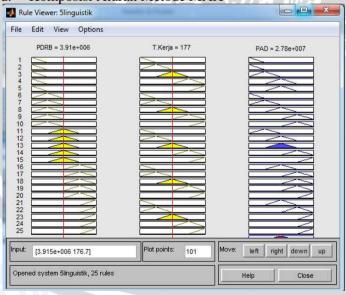




c. Rule Editor



d. Komposisi Aturan Metode MAX

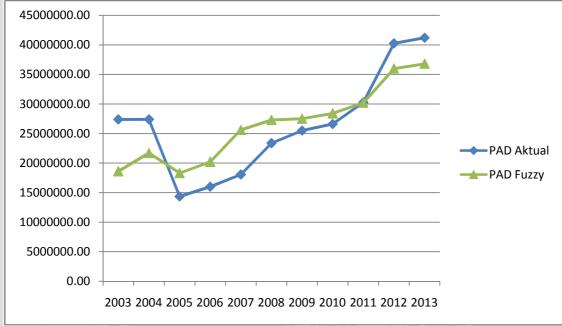


Hasil Fuzzy Linear Regression dengan tiga linguistik. Lampiran 5.

a. Hasil Fuzzy Linear Regression dengan tiga linguistik.

tahun	6	Data	M(.2	S Ý	error fuzzy	
	PDRB	jml.tenaga kerja	PAD			
2003	1794657.68	106.234	27390000.70	18600000.00	0.320920061	
2004	1945314.39	143.893	27400000.21	21700000.00	0.208029203	
2 005	2274857.21	158.403	14364998.04	19300000.00	0.273929864	
2006	2654320.26	170.897	16006109.82	21200000.00	0.262018081	
2007	3082919.44	184.916	18074481.23	25600000.00	0.416361536	
2008	3779818.57	176.691	23377994.16	27300000.00	0.167764857	
2009	4089689.71	188.906	25514418.32	27500000.00	0.077821946	
2010	4619127.84	174.532	26621920.41	28400000.00	0.066790057	
2011	5231691.73	206.446	30280287.06	30200000.00	0.002651463	
2012	5832942.27	246.912	40254534.89	36000000.00	0.105690822	
2013	6034570.45	247.121	41200100.55	36800000.00	0.106798296	
MAPE FUZZY	19%	R ² FUZZY	0.73	S _{y,xk} FUZZY	5654506.843	

b. Grafik \hat{Y} Fuzzy Linear Regression dengan tiga linguistik dan Y aktual

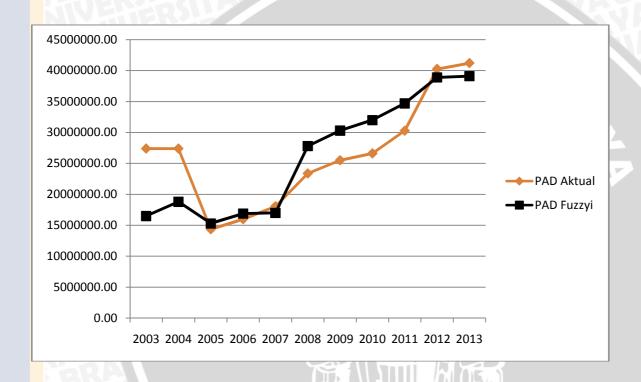


Lampiran 6. Hasil Fuzzy Linear Regression dengan lima linguistik.

a. Hasil Fuzzy Linear Regression dengan lima linguistik.

Data			Ŷ	error fuzzy
PDRB	jml.tenaga kerja	PAD	I	error ruzzy
1794657.68	106.234	27390000.70	16500000	0.397590377
1945314.39	143.893	27400000.21	18800000	0.313868618
2274857.21	158.403	14364998.04	15300000	0.065088903
2654320.26	170.897	16006109.82	16890000	0.055222049
3082919.44	184.916	18074481.23	17000000	0.059447417
3779818.57	176.691	23377994.16	27800000	0.189152491
4089689.71	188.906	25514418.32	30300000	0.187563817
4619127.84	174.532	26621920.41	32000000	0.202016966
5231691.73	206.446	30280287.06	34700000	0.145960074
5832942.27	246.912	40254534.89	38900000	0.03364925
6034570.45	247.121	41200100.55	39100000	0.05097319
15%	R ² FUZZY	0.94	S _{y,xk} FUZZY	5601080.176
	1794657.68 1945314.39 2274857.21 2654320.26 3082919.44 3779818.57 4089689.71 4619127.84 5231691.73 5832942.27 6034570.45	PDRB jml.tenaga kerja 1794657.68 106.234 1945314.39 143.893 2274857.21 158.403 2654320.26 170.897 3082919.44 184.916 3779818.57 176.691 4089689.71 188.906 4619127.84 174.532 5231691.73 206.446 5832942.27 246.912 6034570.45 247.121	PDRB jml.tenaga kerja PAD 1794657.68 106.234 27390000.70 1945314.39 143.893 27400000.21 2274857.21 158.403 14364998.04 2654320.26 170.897 16006109.82 3082919.44 184.916 18074481.23 3779818.57 176.691 23377994.16 4089689.71 188.906 25514418.32 4619127.84 174.532 26621920.41 5231691.73 206.446 30280287.06 5832942.27 246.912 40254534.89 6034570.45 247.121 41200100.55	PDRB jml.tenaga kerja PAD 1794657.68 106.234 27390000.70 16500000 1945314.39 143.893 27400000.21 18800000 2274857.21 158.403 14364998.04 15300000 2654320.26 170.897 16006109.82 16890000 3082919.44 184.916 18074481.23 17000000 3779818.57 176.691 23377994.16 27800000 4089689.71 188.906 25514418.32 30300000 4619127.84 174.532 26621920.41 32000000 5231691.73 206.446 30280287.06 34700000 5832942.27 246.912 40254534.89 38900000 6034570.45 247.121 41200100.55 39100000

b. Grafik \hat{Y} Fuzzy Linear Regression dengan lima linguistik dan Y actual

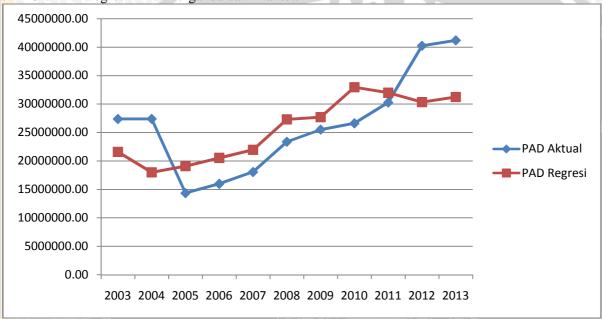


Hasil Regresi Linier Berganda Lampiran 7.

a. Hasil Regresi Linier Berganda

tahun	Data			v. Dogmosi	
	PDRB	jml.tenaga kerja	PAD	y Regresi	error regresi
2003	1794657.68	106.234	27390000.70	21598625.28	0.211441229
2004	1945314.39	143.893	27400000.21	18000334.62	0.343053486
2005	2274857.21	158.403	14364998.04	19092284.61	0.329083691
2006	2654320.26	170.897	16006109.82	20542548.92	0.283419216
2007	3082919.44	184.916	18074481.23	21959930.59	0.21496879
2008	3779818.57	176.691	23377994.16	27317510.78	0.168513885
2009	4089689.71	188.906	25514418.32	27702130.6	0.085744156
2010	4619127.84	174.532	26621920.41	32958538.23	0.238022566
2011	5231691.73	206.446	30280287.06	31989382.96	0.056442526
2012	5832942.27	246.912	40254534.89	30337973.29	0.246346446
2013	6034570.45	247.121	41200100.55	31242195.23	0.241696141
MAPE FUZZY	22%	R ² REGRESI	0.45	S _{y,xk} REGRESI	6998370.127

b. Grafik Ŷ Regresi linier Berganda dan Y aktual



Lampiran 8. Perhitungan

Berdasarkan data penelitian, dapat diketahui pada tahun 2013 PDRB (X_1) Kota Solok sebanyak 6034570.45 (jutaan rupiah), dan jumlah tenaga kerja (X_2) Kota Solok pada tahun 2013 sebanyak 247.121 (ribu jiwa). Dengan sistem inferensi Mamdani akan diprediksi besarnya nilai PAD (Y) pada tahun tersebut.

- a. Pembentukan Fungsi Keanggotaan Variabel
- Himpunan keanggotaan PDRB

$$\mu PDRB_{Tinggi} = \frac{6034570.45 - 3779818.57}{2053123.7} = 1$$

$$\mu PDRB_{Standar} = \frac{6034570.45 - 6034570.45}{2053123.7} = 0$$

• Himpunan keanggotaan Jumlah tenaga kerja

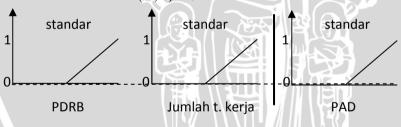
$$\mu T. Krj_{Tinggi} = \frac{247.121 - 176.691}{70.45} = 0.9$$

$$\mu T. Krj_{Standar} = \frac{247.121 - 247.121}{70.45} = 0$$

b. Aplikasi fungsi implikasi

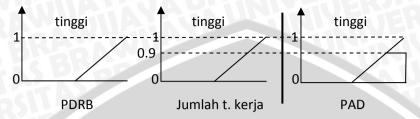
[R5] if (PDRB is standar) and (Jumlah t.kerja is standar) then (PAD is standar)

 α -predikat₁ = min (μ PDRB_{standar}; μ Jumlah t.kerja_{standar}) = min (0; 0) = 0



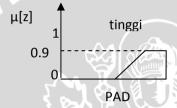
[R9] if (PDRB is standar) and (Jumlah t.kerja is standar) then (PAD is standar)

$$\alpha$$
-predikat₂ = min (μ PDRB_{tinggi}; μ Jumlah t.kerja_{tinggi})
= min (1; 0.9) = 0

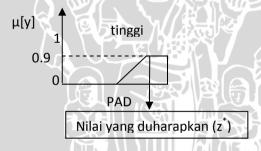


c. Komposisi antar aturan

Dari hasil aplikasi fungsi implikasi dari setiap aturan, digunakan metode MAX untuk melakukan komposisi antar semua aturan. Hasilnya seperti gambar daerah hasil komposisi.



d. Pembentukan Defuzzifikasi



$$z^* = \frac{\int_a^b \mu_A(x)x dx}{\int_a^b \mu_A(x) dx} = 36800000.00$$

Dari hasil perhitungan didapat hasil prediksi nilai PAD pada tahun 2013 sebesar 36800000.00 (jutaan rupiah).