index.htm

file:///D:/Publications/E-Prosiding/PPD%20HEDS%202006/PPD2006%20(F)/index.htm

SEMINAR PROGRAM PENGEMBANGAN DIRI (PPD) 2006 BIDANG MIPA

FORUM HEDS - FMIPA UNIVERSITAS NEGERI JAKARTA

Universitas Negeri Jakarta, 23 - 24 Agustus 2006

Home

Kepanitiaan

Kumpulan Makalah Matematika

Kumpulan Makalah Fisika

Kumpulan Makalah Kimia

Kumpulan Makalah Biologi

Pendahuluan

Program Pengembangan Diri (PPD) Forum HEDS yang dilakukan oleh staf pengajar Bidang MIPA universitas anggota Forum HEDS TA. 2005 sudah selesai dilaksanakan oleh para penerima dananya. PPD yang dilakukan ini terbuka bagi staff pengajar tetap yang relatif kurang mendapat kesempatan seperti ini sebelumnya, sehingga kesempatan ini dapat merupakan permicu kegiatan bagi yang bersangkutan.

Sebagai insan kampus staf akademik wajib selalu melakukan aktivitas ilmiah sebagai kegiatan sehari-hari. Kegiatan ilmiah rutin ini mutlak perlu bagi semua staf akademik, senior maupun junior, untuk mengembangkan ilmu dan setidak-tidaknya untuk mencegah pembekuan wawasan ilmiahnya. Pada gilirannya, kegiatan ilmiah yang dilakukan oleh cukup banyak staf akan menumbuhkan iklim ilmiah yang kondusif untuk mencapai prestasi.

Program Pengembangan Diri (PPD) ini untuk memberikan kesempatan kepada staf pengajar melakukan suatu kegiatan yang ditujukan untuk pengembangan diri sekaligus mendukung peningkatan mutu atau kefektifan pelaksanaan tugas-tugasnya.

Setelah para staf pengajar selesai mengadakan penelitian tersebut maka harus menyerahkan laporan secara tertulis ke Sekretariat Forum HEDS. Hasil dari penelitian PPD tersebut akan diseminarkan, dengan cara para calon peserta seminar mengirimkan makalah yang format penulisan dan batas waktu sudah ditentukan oleh Panitia.

Seminar tersebut dikhususkan untuk memberi kesempatan kepada peserta PPD menyajikan hasil karyanya. Bila dipandang perlu, para peserta dapat memberikan presentasi tentang kemajuan atau hasil yang dicapai di jurusannya masing – masing.

Maksud dan Tujuan

Seminar Program Pengembangan Diri (PPD) ini dimaksudkan untuk memberikan kesempatan kepada staf pengajar melakukan suatu kegiatan yang ditujukan untuk mengembangkan diri sekaligus dapat membandingkan hasil dari penelitiannya dengan para peneliti yang lain yang ikut dalam seminar tersebut.

Penyelenggara

Seminar PPD ini diselenggarakan Forum HEDS dengan FMIPA UNJ, Jakarta dan Sekretariat Panitia beralamat di

FMIPA
Universitas Negeri Jakarta
Jl. Pemuda No. 10 Rawamangun Jakarta Timur
Telp. (021) 4894909, Fax (021) 4894909

Peserta

Peserta yang diundang adalah penerima dana Penelitian Program Pengembangan Diri (PPD) TA. 2005 untuk Bidang MIPA sebanyak 90 orang dan yang mengirimkan makalah sebanyak 74 orang.

Pembicara Utama & Makalah Undangan

Pembicara utama pada seminar ini Direktur Pengembangan Penelitian dan Pengabdian pada Masyarakat, Ditjen Dikti, Depdiknas yaitu Prof. Dr. Ir. H. Muh. Munir, MS. dan Agus Nurhadi, Ph.D.

12:10 PM 3/16/2018

KEPANITIAAN

file:///D:/Publications/E-Prosiding/PPD%20HEDS%202006/PPD2006%20(F)/kepanitiaan.htm

SEMINAR PROGRAM PENGEMBANGAN DIRI (PPD) 2006 BIDANG MIPA

FORUM HEDS - FMIPA UNIVERSITAS NEGERI JAKARTA

Universitas Negeri Jakarta, 23 - 24 A

Home **Kepanitiaan** **Kumpulan Makalah Matematika** **Kumpulan Makalah Fisika** **Kumpulan Makalah Kimia** **Kumpulan Makalah Biologi**

KEPANITIAAN

Penanggung Jawab : Koordinator Forum HEDS
Dekan FMIPA UNJ

PANITIA PELAKSANA

Ketua : Drs. Siswoyo, M.Pd

Wakil Ketua : Drs. Swida Purwanto, M.Pd

Sekretaris : Ratna Widyati, M.Kom

Bendahara : Dra. Maria Paristiowati, M.Si

Kesekretariatan : Dian Handayani, M.Si
Bambang Irawan, M.Si

Sie Acara/Sidang : Dr. Apriliana L. Fitri, M.Ed

12:10 PM 3/16/2018

KEPANITIAAN

file:///D:/Publications/E-Prosiding/PPD%20HEDS%202006/PPD2006%20(F)/kepanitiaan.htm

PANITIA PELAKSANA

Ketua	**: Drs. Siswoyo, M.Pd**
Wakil Ketua	**: Drs. Swida Purwanto, M.Pd**
Sekretaris	**: Ratna Widyati, M.Kom**
Bendahara	**: Dra. Maria Paristiowati, M.Si**
Kesekretariatan	**: Dian Handayani, M.Si**
	Bambang Irawan, M.Si
Sie Acara/Sidang	**: Dr. Apriliana L.Fitri, M.Ed**
	Dr. Siti Zulaekah, M.Si
	Dr. Muktiningsih, M.Si
	Dra. Wardani Rahayu, M.Si
Sie Akomodasi	**: Setia Budi, S.Si**
Sie Perlengkapan	**: Fauzi Bakri, M.Si**
Sie Tranportasi	**: Hanum Isfaeni, M.Si**
Sie Konsumsi	**: Irma Ratna Kartika, M.Sc**
	Ellis Salsabila, M.Si
Sie Dokumentasi	**: Hadi Nesbey, S.Pd**
Sie Dekorasi	**: Dra. Firdaus Nurhayati**

12:11 PM 3/16/2018

MAKALAHMAT

file:///D:/Publications/E-Prosiding/PPD%20HEDS%202006/PPD2006%20(F)/makalahmat.htm

SEMINAR PROGRAM PENGEMBANGAN DIRI (PPD) 2006 BIDANG MIPA

FORUM HEDS - FMIPA UNIVERSITAS NEGERI JAKARTA

Universitas Negeri Jakarta, 23 - 24 Agustus 2006

Home **Kepanitiaan** **Kumpulan Makalah Matematika** **Kumpulan Makalah Fisika** **Kumpulan Makalah Kimia** **Kumpulan Makalah Biologi**

**) Clik Pada Judul Untuk Melihat Keseluruhan Makalah*

DAFTAR PESERTA SEMINAR
PROGRAM PENGEMBANGAN DIRI (PPD) 2006 BIDANG MIPA
KERJA SAMA FORUM HEDS - FMIPA UNJ

No.	Nama	Universitas	Jurusan	Judul Penelitian
1	Yulian Fauzi, S.Si., M.Si	UNIB	Matematika	Perancangan Filter Derivatif Pertama dalm Pengolahan Citra Digital Menggunakan Bahasa Matlab
2	Dian Kurniasari, S.Si., M.Sc	UNILA	Matematika	Generik Data untuk Pemodelan Matematika Kecepatan Angin dari Pagi-Malam Hari Menggunakan Dataloger Kincir Angin
3	Khoirin Nisa, S.Si., M.Si	UNILA	Matematika	Studi Efektifitas Algoritma proyeksi dalam Mengatasi Multikolinearitas dengan Simulasi

12:11 PM 3/16/2018

DAFTAR PESERTA SEMINAR
PROGRAM PENGEMBANGAN DIRI (PPD) 2006 BIDANG MIPA
KERJA SAMA FORUM HEDS - FMIPA UNJ

No.	Nama	Universitas	Jurusan	Judul Penelitian
1	Yulian Fauzi, S.Si., M.Si	UNIB	Matematika	Perancangan Filter Derivatif Pertama dalam Pengolahan Citra Digital Menggunakan Bahasa Matlab
2	Dian Kurniasari, S.Si., M.Sc	UNILA	Matematika	Generik Data untuk Pemodelan Matematika Kecepatan Angin dari Pagi-Malam Hari Menggunakan Dataloger Kincir Angin
3	Khoirin Nisa, S.Si., M.Si	UNILA	Matematika	Studi Efektifitas Algoritma proyeksi dalam Mengatasi Multikolinearitas dengan Simulasi Data
4	Ossy Dwi Endah Wulansari, S.Si	UNILA	Matematika	Otomatisasi Pengambilan Data Tegangan Pembangkit Listrik Panel Surya Menggunakan Komputer dengan Bahasa Pemrograman C
5	Widiarti, S.Si	UNILA	Matematika	Eksplorasi Mathematica Guna Mendapatkan Solusi Eksak Model Matematika Sistem Pegas-Massa
6	Aang Nuryaman, S.Si	UNILA	Matematika	Perbandingan Geometris dan Analitis Topologi pada Himpunan Bilangan Kompleks dengan Pendekatan Metrik

No.	Nama	Universitas	Jurusan	Judul Penelitian
7	Pardomuan Sitompul, S.Si., M.Si	UNIMED	Matematika	Model Pembelajaran Matematika untuk Meningkatkan Intuitif Siswa SMA 11 Medan
8	Drs. Swida Purwanto, M.Pd	UNJ	Matematika	Analisis Pengaruh Faktor Eksternal Belajar Terhadap Peningkatan Indeks Prestasi Mahasiswa Program Studi Pendidikan Matematika FMIPA UNJ
9	Oni Soesanto, S.Si	UNLAM	Matematika	Aplikasi Tree pada Sistem Klasifikasi Data Buku di Perpustakaan
10	Yuni Yulida, S.Si	UNLAM	Matematika	Persamaan Panas Satu Dimensi Non Homogen untuk Membentuk Fungsi *Green*
11	M. Syahriza Fahlevi, S.Si	UNLAM	Matematika	Analisis regresi Berganda Derajat Satu Menggunakan Variabel Indikator untuk Kasus Variabel Respon (Y) Bersifat Kuantitatif dengan Variabel Bebas (X) Bersifat Kualitatif
12	Drs. Hendra Syarifuddin, M.Si	UNP	Matematika	Peningkatan Efektifitas Perkuliahan Aljabar Linear Elementer dengan Pengintegrasian Multimedia di jurusan Matematika FMIPA UNP Padang
13	Dra. Dewi Murni, M.Si	UNP	Matematika	Diagnosis Kesulitan Belajar Mahasiswa Tahun Pertama Bersama (TPB) pada Mata Kuliah Kalkulus 1
				Penerapan Algoritma Genetika

14	Anita Desiani, M.Kom	UNSRI	Matematika	Penerapan Algoritma Genetika untuk Optimalisasi Suatu Fungsi Aljabar
15	Novi Rustiana Dewi, S.Si., M.Si	UNSRI	Matematika	Analisis Garansi Polis Kombinasi Dua Dimensi
16	Oki Dwipurwani, M.Si	UNSRI	Matematika	Penerapan Distribusi Kombinasi Eksponensial dalam Menghitung Peluang Ruin
17	Bambang Suprihatin, M.Si	UNSRI	Matematika	Kajian Kestabilan Solusi Sistem Persamaan Diferensial Linier Melalui Transformasi ke Bentuk Kanonik Jordan
18	Indrawati, M.Si	UNSRI	Matematika	Model Force of Interest dengan Pendekatan Proses Orstein-Uhlenbeck dan Proses Wiener
19	Sri Indra Maiyanti, S.Si., M.Si	UNSRI	Matematika	Manove (*Multivariate Analysis of Variance*) Satu Arah dan Dua Arah untuk Analisis ragam Data Peubah Ganda pada Rancangan Acak Lengkap
20	Yulia Resti, M.Si	UNSRI	Matematika	Perbandingan Konfigurasi Data Alumni Jurusan Matematika FMIPA Unsri Angkatan 1996-1998
21	Fitri Maya Puspita, M.Sc	UNSRI	Matematika	Perbandingan Konfigurasi Data Alumni Jurusan Matematika FMIPA Unsri Angkatan 1996-1998
22	Nurmaulidar, MSc	UNSYIAH	Matematika	Strategi Backtracking dan Saturation Degree dalam Pembuatan Jadwal Ujian Akhir
23	Zurnila Marli Kesuma, M.Si	UNSYIAH	Matematika	Pendektesian Pergeseran Mean Proses Menggunakan Peta Kendali Multivariat Cusum

MAKALAHMAT
file:///D:/Publications/E-Prosiding/PPD%20HEDS%202006/PPD2006%20(F)/makalahmat.htm

17	Bambang Suprihatin, M.Si	UNSRI	Matematika	Persamaan Diferensial Linier Melalui Transformasi ke Bentuk Kanonik Jordan
18	Indrawati, M.Si	UNSRI	Matematika	Model Force of Interest dengan Pendekatan Proses Orstein-Uhlenbeck dan Proses Wiener
19	Sri Indra Maiyanti, S.Si., M.Si	UNSRI	Matematika	Manove (*Multivariate Analysis of Variance*) Satu Arah dan Dua Arah untuk Analisis ragam Data Peubah Ganda pada Rancangan Acak Lengkap
20	Yulia Resti, M.Si	UNSRI	Matematika	Perbandingan Konfigurasi Data Alumni Jurusan Matematika FMIPA Unsri Angkatan 1996-1998
21	Fitri Maya Puspita, M.Sc	UNSRI	Matematika	Perbandingan Konfigurasi Data Alumni Jurusan Matematika FMIPA Unsri Angkatan 1996-1998
22	Nurmaulidar, MSc	UNSYIAH	Matematika	Strategi Backtracking dan Saturation Degree dalam Pembuatan Jadwal Ujian Akhir
23	Zurnila Marli Kesuma, M.Si	UNSYIAH	Matematika	Pendektesian Pergeseran Mean Proses Menggunakan Peta Kendali Multivariat Cusum

24	Dra. Mardiningsih, M.Si	USU	Matematika	Kajian Tentang Struktur Semi Simple Ring dengan Syarat Minimum

Untuk Menginstal Adobe Acrobat Reader Clik gambar disamping 

Serial Number : KWW500R7150122-128

PEMBANDINGAN REGRESI KOMPONEN UTAMA DAN ALGORITMA PROYEKSI DALAM MENGATASI MULTIKOLINEARITAS

Khoirin Nisa

Jurusan Matematika FMIPA UNILA
Email : Nisa_stat@unila.ac.id

ABSTRACT

Principal component regression (PCR) is often used in regression with multicollinearity, but it is not a method which directly maximizes coefficient of determination (R^2) since the first k principal components (PCs) with the largest variances do not always the variables that are most highly correlated with the response variable. To maximize the R^2 we have to select the PCs by a procedure such as the stepwise procedure. Projection algorithm is a method proposed by Filzmoser and Croux (2001) which can be used to overcome multicollinearity and can also maximize the R^2. In this study we aimed to compare the R^2 resulted by the PCR, Stepwise-PCR and the projection algorithm by Monte Carlo simulation. We generated data from normal distribution with 1900 replications. The result shows that projection algorithm and Stepwise-PCR yield almost the same R^2 and each of the two methods performs better than the PCR.

Keywords : Principal component regression, projection algorithm, multicollinearity.

I. PENDAHULUAN

Salah satu masalah yang sering dihadapi dalam analisisi regresi berganda adalah multikolinieritas, yaitu adanya hubungan linier (korelasi) antara dua variabel bebas atau lebih dalam suatu persamaan regresi. Hal ini menyebabkan matriks $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ menjadi singular sehingga persamaan normalnya tidak lagi mempunyai jawaban yang tunggal, akibatnya dugaan koefisien regresi kuadrat terkecil [$\mathbf{b} = (\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{Y}$] memiliki simpangan baku yang besar yang menjadikannya tidak lagi terandalkan.

Berbagai metode untuk mengatasi masalah multikolinearitas telah dikembangkan, salah satunya adalah Algoritma Proyeksi (Filzmoser dan Croux, 2001). Algoritma ini mengatasi multikolinieritas dengan cara membentuk komponen-komponen utama yang saling bebas dari variabel prediktor yang sekaligus juga memiliki korelasi yang tinggi dengan Y.

Tulisan ini membahas metode algoritma proyeksi dalam mengatasi multikolinieritas dan membandingkannya dengan metode regresi komponen utama (RKU) dan regresi komponen utama stepwise (RKU Stepwise) dengan melakukan simulasi Monte Carlo menggunakan program SAS/IML.

Algoritma Proyeksi

Misalkan diperoleh suatu data dari hasil pengamatan yang mempunyai *p* buah variabel bebas (*X*) dan sebuah variabel tak-bebas (*Y*) sehingga model regresi linear berganda yang terbentuk sebagai berikut,

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \ldots + \beta_p X_p + \varepsilon \qquad (1)$$

Ditulis dalam bentuk matriks ,

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\beta + \varepsilon$$

Konsep dasar dalam algoritma proyeksi adalah bagaimana mencari komponen-komponen utama z_1, z_2, ..., z_k yang menghasilkan nilai SMC setinggi mungkin dengan syarat bahwa komponen-komponen ini saling bebas dan memiliki ragam 1. Pemaksimumkan nilai SMC dilakukan secara sequensial. Pertama dengan memilih z_1=Xb yang memaksimumkan kudrat korelasi dengan Y, selanjutnya mencari komponen lain yang juga memaksimumkan kudrat korelasi dengan Y dan tidak berkorelasi dengan komponen-komponen sebelumnya.. Jadi untuk mencari z_1 dilakukan dengan menentukan sebuah vektor **b** yang memaksimumkan fungsi berikut,

$$\mathbf{b} \rightarrow |\mathrm{Corr}(\mathbf{Y}, \mathbf{Xb})| \qquad (2)$$

dimana

$$\mathbf{Xb} = b_1X_1 + b_2X_2 + \ldots + b_pX_p$$

Korelasi pada persamaan (2) merupakan korelasi biasa antara dua vektor kolom. Karena fungsi (2) invarian terhadap perkalian skalar maka perlu ditambahkan syarat $Var(\mathbf{Xb}) = 1$. Agar nilai Corr(**Y, Xb**) mencapai nilai maksimum, maka **b** harus merupakan dugaan kuadrat terkecil dari persamaan (1), yaitu $\mathbf{b}=(\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{Y}$.

Fungsi (2) dapat ditulis menjadi

$$\mathbf{b} \rightarrow |\mathrm{Corr}(\mathbf{Y}, \mathbf{z}_1)|. \qquad (3)$$

Untuk menghindari masalah multikolineraitas maka yang diinginkan bukan maksimum global dari fungsi (3) tetapi nilai maksimum fungsi pada himpunan

$$B_{n,1}(\mathrm{X}) = \left\{ \frac{\mathrm{X}_i}{\|\mathrm{X}_i\|}; \mathrm{n} = 1,2,\ldots,n \right\}.$$

Komponen kedua diperoleh dengan menyeleksi semua vektor yang mempunyai korelasi nol dengan z_1. Misalkan $\mathbf{X}_j$ menotasikan kolom ke-*j* dari data matriks **X.** Semua vektor data $\mathbf{Y}, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, .., \mathbf{X}_p$ diregresikan terhadap komponen pertama ($\mathbf{z}_1$). Galat yang diperoleh dari masing-masing persamaan regresi dinotasikan dengan $\mathbf{Y}^1$, $\mathbf{X}_1^1$, $\mathbf{X}_2^1$, ..., $\mathbf{X}_p^1$, selanjutnya variabel-variabel baru ini digunakan untuk mencari komponen z_2 dan semua variabel ini tidak berkorelasi dengan z_1. Komponen kedua z_2 diperoleh dengan mencari sebuah vektor **b** yang menghasilkan nilai tertinggi pada fungsi

$$\mathbf{b} \rightarrow |\mathrm{Corr}(\mathbf{Y}^1, \mathbf{X}^1\mathbf{b})| \qquad (4)$$

Agar nilai Corr($\mathbf{Y}^1$, $\mathbf{X}^1\mathbf{b}$) mencapai nilai maksimum, maka **b** juga harus merupakan dugaan kuadrat terkecil. Sehingga diperoleh komponen utama kedua $\mathbf{z}_2 = \mathbf{X}^1\mathbf{b}$ yaitu

$$\mathbf{z}_2 = \mathbf{X}^1\ ((\mathbf{X}^{1\prime}\ \mathbf{X}^1)^{-1}\ \mathbf{X}^{1\prime}\ \mathbf{Y}^1)$$

Nilai-nilai fungsi (4) dicari pada himpunan

$$B_{n,2}(\mathrm{X}) = \left\{ \frac{\mathrm{X}_i^1}{\left\|\mathrm{X}_i^1\right\|}; \mathrm{n} = 1,2,\ldots,n \right\}.$$

Untuk mencari komponen lain z_l (l = 3, 4, …, k), dilakukan dengan cara yang sama seperti pada pembentukan z_2. . Komponen z_l diperoleh dengan cara sebagai berikut

$$\begin{aligned} z_{l-1} &= b\,Y^{l-2} + \varepsilon_0 \\ z_{l-1} &= b\,X_1^{l-2} + \varepsilon_1 \\ z_{l-1} &= b\,X_2^{l-2} + \varepsilon_2 \\ \vdots \quad & \quad \vdots \quad \vdots \\ z_{l-1} &= b\,X_p^{l-2} + \varepsilon_p \end{aligned} \tag{5}$$

Galat dari masing-masing persamaan regresi pada (5) merupakan variabel-variabel baru untuk mencari komponen z_l, yaitu

$$\begin{aligned} \varepsilon_0 &= Y^{l-1} \\ \varepsilon_1 &= X_1^{l-1} \\ \varepsilon_2 &= X_2^{l-1} \\ \vdots \quad & \quad \vdots \\ \varepsilon_p &= X_p^{l-1} \end{aligned} \tag{6}$$

Persamaan- persamaan pada (6) dinotasikan dengan $\mathbf{Y}^{l-1}$, $\mathbf{X}_1^{l-1}$, $\mathbf{X}_2^{l-1}$, ..., $\mathbf{X}_p^{l-1}$ dan semua vektor ini tidak berkorelasi dengan semua **z** sebelumnya. Komponen pertama z_l diperoleh dengan memberikan sebuah vektor **b** yang menghasilkan nilai tertinggi pada fungsi

$$\mathbf{b} \rightarrow |\mathrm{Corr}(\mathbf{Y}^{l-1}, \mathbf{X}^{l-1}\mathbf{b})| \tag{7}$$

Solusi dari persamaan (7) di hitung pada himpunan

$$B_{n,l}(\mathbf{X}) = \left\{ \frac{\mathbf{X}_i^{l-1}}{\left\|\mathbf{X}_i^{l-1}\right\|}; 1 \le i \le n \right\}.$$

II. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan dalam peneitian ini adalah studi pustaka dan simulasi data dengan menggunakan komputer. Tahapan-tahapan yang dilakukan adalah sebagai berikut :

1. Membuat makro program SAS/IML untuk algoritma proyeksi.
2. Simulasi Data. Simulasi dilakukan dengan membangkitkan data sampel berdistribusi normal berukuran n=100 dengan banyaknya peubah bebas X dalam beberapa dimensi p, dimana p=2,3,4,...,20. Selanjutkan untuk memunculkan korelasi antar peubah dibangkitkan matriks transformasi T berukuran pxp yang elemen-elemennya diperoleh dari distribusi uniform. Vektor-vektor kolom dari matriks T merupakan koefisien kombinasi linier dari fungsi peubah asal yang digunakan untuk menghasilkan peubah-peubah baru yang saling berkorelasi. Peubah respon Y diperoleh dari hasil penjumlahan peubah bebas X dengan galat ε dimana ε dibangkitkan dari distribusi normal baku, yaitu $\varepsilon \sim N(0,1)$. Ulangan dalam simulasi dilakukan sebanyak 1900 kali, yaitu 100 ulangan untuk masing-masing jumlah peubah p=2,3,4,...,20. Selanjutnya seluruh data pada setiap ulangan dianalisis dengan menggunakan tiga metode, yaitu, metode regresi komponen utama, regresi komponen utama stepwise, dan metode algoritma proyeksi. Pembangkitan dan analisis data dengan ketiga metode dilakukan dengan menggunakan software SAS 8.0.
3. Membandingkan hasil yang diperoleh.

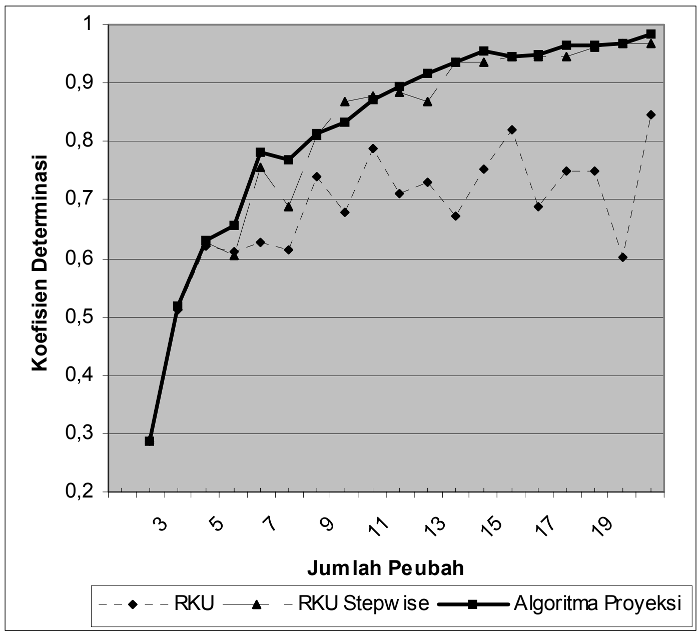
III. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Hasil simulasi data dan analisis dengan menggunakan ketiga metode memberikan nilai koefisien determinasi yang disajikan pada Tabel 1. Pada Tabel 1 terlihat bahwa rata-rata koefisien determinasi metode algoritma proyeksi cenderung lebih baik dari pada kedua metode lainnya. Data pada Tabel 1 disajikan dalam bentuk grafik pada Gambar 1.

Tabel 1. Rata-rata koefisien determinasi ketiga metode

Jumlah Peubah	**Rata-rata Koefisien Determinasi**		
	RKU	**RKU Stepwise**	**Algoritma Proyeksi**
2	0.2885	0.2918	0.2886
3	0.5112	0.5185	0.5189
4	0.6211	0.6262	0.6296
5	0.6102	0.6055	0.6578
6	0.6261	0.7557	0.7801
7	0.6154	0.6875	0.7689
8	0.7393	0.8116	0.8129
9	0.6779	0.8693	0.8328
10	0.7875	0.8777	0.8716
11	0.7121	0.8854	0.8961
12	0.7292	0.8685	0.9155
13	0.6726	0.9365	0.9368

14	0.7537	0.9362	0.9557
15	0.8197	0.9459	0.9465
16	0.6877	0.9469	0.9484
17	0.7508	0.9469	0.9658
18	0.7495	0.9617	0.9634
19	0.6025	0.9675	0.9685
20	0.8452	0.9674	0.9835



Gambar 1. Plot koefisien determinasi metode RKU, RKU Stepwise dan Algoritma proyeksi

Dari Gambar 1 terlihat bahwa rata-rata koefisien determinasi yang dihasilkan oleh metode algoritma proyeksi lebih tinggi dibandingkan dengan metode RKU dan metode RKU Stepwise. Plot rata-rata koefisien determinasi terhadap jumlah peubah dengan menggunakan algoritma proyeksi cenderung semakin meningkat dengan semakin bertambahnya jumlah peubah yang dimasukkan ke dalam model. Hal ini berlaku pula untuk metode RKU stepwise. Sedangkan plot rata-rata koefisien determinasi yang dihasilkan oleh metode RKU terlihat tidak stabil.

Secara umum metode algoritma proyeksi dan RKU memiliki prinsip yang sama, yaitu menghilangkan korelasi antar peubah bebas dengan membentuk komponen-komponen utama yang tidak berkorelasi yang merupakan kombinasi linier dari peubah asal. Komponen utama pada RKU dibentuk dengan menggunakan vektor eigen dari matriks ragam koragam atau matriks korelasi, selanjutnya komponen utama yang memiliki keragaman terbesar dipilih sebagai peubah bebas baru dan diregresikan dengan peubah respon. Hal ini dapat mengatasi masalah kolinieritas dengan baik namun sayangnya komponen utama yang memiliki keragaman terbesar tidak selalu memiliki korelasi tinggi dengan peubah respon, akibatnya tidak ada jaminan bahwa model yang terbentuk akan memiliki koefisien determinasi yang tinggi. RKU Stepwise merupakan metode perbaikan dari RKU, yaitu komponen-komponen utama yang terbentuk diseleksi berdasarkan korelasinya dengan peubah respon, sehingga model yang diperoleh akan memiliki koefisien determinasi yang besar. Algoritma proyeksi identik dengan mentode RKU stepwise, hanya bedanya algoritma proyeksi melakukan hal tersebut di atas secara simultan, yaitu membentuk komponen utama yang saling bebas dan sekaligus memiliki korelasi yang tinggi dengan peubah respon dalam satu tahap.

Metode algoritma proyeksi dan RKU menggunakan tiga komponen utama sebagai peubah bebas dalam model regresi pada semua jumlah peubah kecuali untuk $p=2$, untuk dua peubah X maka hanya tersedia dua komponen utama saja sehingga komponen utama yang digunakan dalam model regresi juga hanya dua. Sedangkan metode RKU stepwise menggunakan semua komponen utama yang secara statistik memberikan kontribusi signifikan dalam model, yaitu yang memiliki nilai p-value pada uji t kurang dari 0.05. Dalam simulasi ini, banyaknya komponen utama yang digunakan oleh RKU stepwise rata-rata lebih dari 50% dari peubah asal. Jadi untuk $p \geq 6$ maka RKU stepwise menggunakan komponen utama yang lebih banyak dibandingkan dengan metode RKU dan algoritma proyeksi. Secara teoritis, semakin banyak jumlah peubah bebas dalam model maka akan meningkatkan koefisien determinasi. Namun penelitian ini telah memperlihatkan bahwa dengan jumlah peubah bebas yang lebih sedikit dalam model, metode algoritma proyeksi dapat memberikan hasil yang sebanding bahkan lebih baik dari metode RKU stepwise.

IV. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian ini maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

Koefisien determinasi yang dihasilkan oleh metode algoritma proyeksi lebih baik dibandingkan dengan metode RKU dan RKU stepwise, dan nilainya semakin meningkat seiring dengan semakin banyaknya jumlah peubah bebas walaupun hanya tiga kompoenen utama yang digunakan dalam model. Ini berarti metode algoritma proyeksi sangat baik dan efektif digunakan dalam analisis regresi dengan multikolinieritas.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Croux, C dan Dehon, C. 2001. Estimator of the Multiple Correlation Coefficient : Local Robustness and Confidence Interval. *Statistical Papers*. http://www.econ.kuleuven.ac.be/christophe.croux.

[2] Croux, C dan Gazen, A.R. 2000. High Breakdown Estimators for Principal Components : the Projection-Pursuit Approach Revisited. *Computational Statistics*. Physica-Verlag, Heidelberg.

[3] Croux, C., Ruiz-Gazen, A., 1996. A fast algorithm for robust principal components based on projection pursuit. *Compstat: Proceedings in Computational Statistics*, Heidelberg: Physica-Verlag, hal 211-216.

[4] Davies, A.M.C. 2005. Back to basic : application of Principal Component Analysis. *SpectroscopyEurope*. Vol 17 No. 25

[5] Filzmoser, P dan Cristophe Croux. 2001. A Projection Algorithm for regression with collinearity, dalam *Clasification, Clustering and Data Analysis.* Springer-Verlag, Berlin

[6] Filzmoser, P. 2001. Robust Principal Component Regression dalam S. Aivazian, Yu. Karin dan H. Rieder : *Computer Data Analysis and Modeling Robust and Computer Intensive Methods*. Belarusian State University.

[7] Myers, R.H. 1990. *Classical and Modern Regression with Applications.* PWS-KENT Publishing Company, Boston