

# Variabel-Variabel yang Berpengaruh Terhadap Swabakar Batubara Menggunakan Regresi Komponen Utama

HARRY TETRA ANTONO, M. LUTFI

Puslitbang Teknologi Mineral dan Batubara Bandung  
Email : harryta@tekmira.esdm.go.id, lutfi@tekmira.esdm.go.id

## ABSTRAK

Batubara Indonesia pada umumnya cenderung bersifat swabakar (terbakar dengan sendirinya). Swabakar batubara didefinisikan sebagai pemanasan perlahan dan oksidasi batubara yang diawali dengan terserapnya oksigen pada suhu rendah. Hal tersebut menjadi isu lingkungan yang sangat penting sehingga pendeteksian dini potensi sifat swabakar perlu dilakukan. Batubara Indonesia memiliki beberapa karakteristik yang dapat dikategorikan menjadi tiga jenis yaitu proksimat, ultimat, dan petrografi. Karakteristik batubara tersebut apabila dijabarkan akan mengandung beberapa variabel yang merupakan partikel pembentuk batubara. Variabel-variabel yang cukup banyak tersebut tentunya dapat dianalisis untuk mengetahui karakteristik yang mempengaruhi swabakar batubara. Salah satu teknik analisis yang digunakan untuk mengetahui pengaruh dari variabel-variabel pengamatan yang cukup banyak adalah dengan menggunakan Principal Component Regression atau Regresi Komponen Utama.

*Kata kunci: swabakar, regresi komponen utama.*

## ABSTRACT

Indonesian coal in general tend to be swabakar (burning by itself). Swabakar coal is defined as coal heating and oxidation slowly beginning to absorb oxygen at low temperatures. It became a very important environmental issue that early detection of potential properties swabakar necessary. Indonesian coal has several characteristics that can be categorized into three types, namely proximate, ultimate, and petrographic. The coal characteristics when translated will contain some variables that are coal-forming particles. The variables are pretty much the course can be analyzed to determine the characteristics that affect swabakar coal. One of the analytical techniques used to determine the effect of observation variables which pretty much is by using Principal Component Regression or Principal Component Regression.

*Keywords: swabakar, principal component regression*

## 1. PENDAHULUAN

Batubara Indonesia pada umumnya cenderung bersifat swabakar (terbakar dengan sendirinya). Swabakar batubara didefinisikan sebagai pemanasan perlahan dan oksidasi batubara yang diawali dengan terserapnya oksigen pada suhu rendah.

Sifat swabakar batubara itu dapat menimbulkan kebakaran batubara. Kebakaran dapat terjadi pada singkapan (*outcrop*) batubara, tambang batu bara terbuka, atau tempat penimbunan (*stockpile*) batubara. Hal tersebut menjadi isu Lingkungan yang sangat penting sehingga pendeteksian dini potensi sifat swabakar perlu dilakukan.

Dari penelitian yang telah dilakukan oleh Puslitbang tekMIRA, batubara memiliki beberapa karakteristik yang dapat dikategorikan menjadi proksimat, ultimat dan petrografi. Karakteristik batubara tersebut apabila dijabarkan akan mengandung beberapa variabel yang merupakan partikel pembentuk batubara.

Variabel-variabel yang cukup banyak tersebut tentunya dapat dianalisis untuk mengetahui karakteristik yang mempengaruhi swabakar batubara. Salah satu teknik analisis yang digunakan untuk mengetahui pengaruh dari variabel-variabel pengamatan yang cukup banyak adalah dengan menggunakan *Principal Component Regression* (PCR).

## 2. METODOLOGI

Dalam pengukuran variable-variabel pengaruh swabakar batubara, sering terjadi multikolinieritas. Untuk alasan ini, maka dilakukan analisis untuk memecahkan masalah multikolinieritas tersebut dengan menggunakan *principal component regression* (Fekedulegn, 2002) yang merupakan sebuah pendekatan bahwa masalah multikolinieritas secara pasti dapat terselesaikan (Frank dan Friedman:1993).

Teknik regresi komponen utama merupakan salah satu teknik analisis untuk mengatasi multikolinieritas yang sering terjadi dalam suatu analisis regresi yang melibatkan banyak variabel bebas. Pada dasarnya analisis regresi komponen utama merupakan teknik analisis regresi yang dikombinasikan dengan teknik analisis komponen utama.

Kemudian analisis komponen utama ini digunakan sebagai variabel bebas dalam analisis regresi. Dikarenakan *principal component* orthogonal, maka tidak terdapat persoalan multikolinieritas dengan respek pada efeknya. Sebagai tambahan, menghilangkan *principal component* terkecil dan dapat digambarkan sebagai kombinasi linier pada variabel bebas, koefisien pada *principal component* dan koefisien ini (setelah membuang sebagian kecil *principal component* yang penting) dapat menghasilkan estimasi yang lebih baik.

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari laporan Penelitian Potensi Sifat Swabakar Batubara Dengan Menggunakan *Spontaneous Ignition Tester* (Sit-2), *Coal Heating Tester* (Cht), dan *Gas Hromatografi* (Gc) yang dilakukan oleh Kelompok Program Penerapan Teknologi Penambangan Mineral dan Batubara. Data yang digunakan adalah data sifat kerentanan swabakar batubara Indonesia yang terdiri atas 20 contoh batubara yang diambil secara acak dari tiap lapisan yang berasal dari tiga tambang di Indonesia, yaitu Kalimantan Selatan, PT BA Tanjung Enim, dan Bayah. Data swabakar batubara tersebut terdiri dari 16 variabel bebas yaitu, Air Lembab, Abu, Zat Terbang, Karbon Padat, Nilai Kalor Gross, Karbon, Hidrogen, Nitrogen, Belerang, Oksigen, Vitrit, Liptinite, Intertinite, Carbonat, Pyrite, Clay dan satu variabel tidak bebas yaitu Titik Nyala.

## 3. PENGOLAHAN DAN ANALISIS DATA

Data yang diperoleh dari penelitian tersebut mempunyai skala ukur yang berbeda, sehingga sebelum dilakukan analisis data dengan analisis komponen utama dan analisis regresi, perlu dilakukan transformasi data menjadi Z skor (standarisasi data).

Pengolahan data yang dilakukan adalah dengan menggunakan analisis komponen utama untuk mencari faktor-faktor utama dari beberapa variabel penelitian serta analisis regresi untuk melihat pengaruhnya.

Langkah-langkah yang dilalui dalam proses regresi komponen utama adalah sebagai berikut:

- Pendeteksian Multikolinieritas

Multikolinieritas dapat dideteksi dengan menggunakan cara sebagai berikut:

$$k = \frac{\lambda_{\max}}{\lambda_i}; \quad k = \text{koefisien multikolinieritas}$$

$\lambda$  = nilai eigen

Apabila nilainya  $100 \leq k \leq 1000$  maka terdapat multikolinieritas kuat dan jika  $k > 100$  maka terdapat multikolinieritas sangat kuat.

Sedangkan Indeks Kondisi (ID) dapat dihitung sebagai berikut:

$$ID = \sqrt{k_i}$$

Apabila nilai ID  $< 10$  maka terdapat multikolinieritas lemah,  $10 \leq ID \leq 30$  terdapat multikolinieritas kuat dan  $ID > 30$  terdapat multikolinieritas sangat kuat.

- Pembentukan Komponen Utama

Pembentukan komponen utama menggunakan analisis komponen utama dapat dilakukan yakni dengan menentukan matriks korelasi sampel, menentukan nilai eigen dari matriks

korelasi sampel yaitu  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$  yang diperoleh dari bentuk persamaan eigen  $|R - \lambda I| = 0$  dengan  $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_p$  dan menentukan eigenvector dari hasil nilai eigen dan selanjutnya proporsi dari total variansnya :

$$Pr(X_i) = \frac{\lambda_i}{\sum \lambda_i} \times 100\% \quad i = 1, 2, \dots, p$$

Bila 80% - 90% dari proporsi total varians data awal yang telah direduksi bisa dijelaskan oleh komponen utama tersebut maka sudah bisa mengganti  $p$  buah variabel data asal.

- Pemilihan Komponen Utama

Kriteria untuk menentukan banyaknya komponen yang dapat dibentuk (Bilson Simamora, 2005) adalah didasarkan pada kriteria eigen value  $\lambda_i > 1$ ; banyaknya komponen utama yang akan dibentuk harus lebih kecil daripada banyak variable bebasnya; persentase kumulatif dari varians dan pembuatan *scree plot* eigen terhadap komponen utama

- Pembentukan Koefisien dan Model Regresi Komponen Utama

Pembentukan koefisien dan model regresinya didasarkan pada analisis komponen utama yang telah terpilih dengan variable bebasnya

- Uji Keberartian Model Regresi Komponen Utama

Keberartian model regresi komponen utama dapat diuji dengan hipotesis uji sebagai berikut:

$$H_0 : \partial_k = 0 \text{ (Model regresi secara keseluruhan tidak berarti)}$$

$$H_1 : \partial_k \neq 0 \text{ (Model regresi secara keseluruhan berarti)}$$

Statistik uji:

Tabel 1. ANAVA

Sumber Variasi	Df	SS	MS
Regresi	k	$\hat{\beta}' X' Y - \frac{(\sum Y)^2}{n}$	SS(Regresi)/k
Error	n-k-1	SS (Tot) - SS (Reg)	SS (Residu)/n-k-1
Total	n-1	$Y' Y - \frac{(\sum Y)^2}{n}$	SS(Regresi)+SS(Residu)

$$F = \frac{MS(\text{Regresi})}{MS(\text{Error})}$$

Kriteria Uji : Tolak  $H_0$  jika  $F_{hitung} \geq F_{\alpha}(v_1, v_2)$

- Proses transformasi model regresi komponen utama menjadi model regresi variable bebas X sehingga didapat model sebagai berikut:

$$\hat{Y} = \hat{\beta}_{0PC} + \hat{\beta}_{1PC} X_1 + \dots + \hat{\beta}_{pPC} X_p$$

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Multikolinieritas dapat dideteksi dengan menggunakan Indeks Kondisi (ID), didapat angka sebesar 746,224 sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat multikolinieritas yang sangat kuat juga antar variabel-variabel bebasnya ( $ID > 30$ ) sehingga metode regresi komponen utama dapat digunakan.

Pada pendeteksian multikolinieritas yaitu dengan melihat nilai vector eigen seperti terlihat pada Tabel 2 di bawah ini.

Tabel 2. Vektor Eigen Dari Matriks Korelasi

v1	v2	v3	v4	v5	v6	v7	v8	v9	v10	v11	v12	v13	v14	v15	v16
0,26672	0,33421	-0,1759	-0,09981	0,01097	-0,01921	0,21877	0,37601	0,15925	0,17821	0,08241	0,02628	0,17871	0,03876	0,69893	0,00024
-0,3998	0,08491	0,03139	-0,16826	0,00098	-0,01662	0,08928	-0,2762	0,06822	-0,25098	0,13017	-0,3074	0,60232	-0,39908	0,12879	0,03758
0,1775	0,12905	0,39704	0,37682	-0,0568	0,05309	0,17486	-0,528	-0,03152	-0,10461	-0,06539	0,49356	0,05499	-0,04833	0,26756	-0,0089
0,19212	-0,3079	-0,2699	-0,09315	0,44538	0,29769	-0,2941	0,01401	-0,04289	0,04677	-0,19983	0,3824	0,47028	-0,02357	-0,03352	0,00687
0,14798	-0,4188	0,11356	0,24672	0,13134	0,06609	-0,148	-0,0297	0,15082	0,23415	-0,12474	-0,34041	-0,2708	-0,55673	0,30322	0,01623
0,00144	-0,3169	0,28046	0,29028	-0,4349	-0,35553	-0,2133	0,41642	-0,00411	0,05166	0,07894	0,13746	0,41616	0,01408	-0,0311	0,00788
0,36735	0,08201	0,1846	0,14982	0,1608	0,05883	0,30098	-0,081	0,45285	0,31595	0,08852	-0,27578	0,28841	0,14025	-0,42846	0,01148
-0,0236	-0,4279	-0,056	-0,19673	0,18006	-0,35304	0,48348	0,09406	0,38445	-0,3689	-0,02183	0,25981	-0,14094	-0,05518	-0,00467	-0,0082
-0,3155	0,09073	-0,1994	0,33144	0,32685	-0,12793	-0,028	0,0348	0,02879	0,2684	0,65344	0,2748	-0,09118	-0,16815	-0,07417	0,00128
0,28741	0,33978	-0,0903	-0,09466	-0,1612	-0,0397	0,12421	0,2166	-0,14322	-0,0334	-0,12032	0,23161	-0,02673	-0,68288	-0,37105	0,02144
0,19473	-0,2274	-0,4121	0,1387	-0,2998	0,09891	0,19768	-0,1722	-0,15681	-0,04194	0,1847	-0,06802	0,02881	0,04737	0,00572	0,69627
0,01212	-0,0471	0,54045	-0,07529	0,39291	0,19266	0,21409	0,34477	-0,43097	-0,13756	0,16089	-0,08384	-0,00367	0,01167	0,0074	0,32544
0,28535	0,27312	0,05811	-0,00472	0,27427	-0,45664	-0,5142	-0,0853	0,18422	-0,33525	0,04675	-0,09275	-0,05189	0,03197	0,01728	0,35221
-0,1875	0,16648	-0,1248	0,54083	0,01249	0,41232	-0,0108	0,32769	0,30251	-0,4729	-0,17102	-0,0511	-0,02748	0,01933	-0,04434	0,03633
-0,348	0,14209	-0,0863	0,22474	0,22127	-0,36678	0,19384	0,02084	-0,13048	0,32127	-0,60615	-0,00832	0,07582	0,04402	-0,01253	0,28929
-0,2922	0,0623	0,26952	-0,34357	-0,1796	0,26675	-0,1793	0,04398	0,46623	0,25621	-0,04054	0,29079	-0,11157	-0,05631	-0,00312	0,44465

Pembentukan koefisien dan model regresinya didasarkan pada analisis komponen utama yang telah terpilih dengan variable bebasnya yaitu dengan melihat nilai eigennya  $\geq 1$ . Didapat empat komponen utama yang memiliki nilai eigen  $\geq 1$  yaitu PC<sub>1</sub>, PC<sub>2</sub>, PC<sub>3</sub> dan PC<sub>4</sub>, nilai kumulatif varians PC<sub>1</sub>, PC<sub>2</sub>, PC<sub>3</sub>, dan PC<sub>4</sub> sebesar 0,879. Hal ini berarti apabila keenam belas variabel tersebut direduksi menjadi empat variabel, maka variabel yang baru dapat menjelaskan sekitar 87,9% dari total keenam belas variabel tersebut tanpa kehilangan banyak informasi.

Dari hasil taksiran koefisien regresi komponen utama maka dapat dibentuk model regresi komponen utama sebagai berikut:

$$\hat{Y} = (-3,5 \times 10^{-7}) - 0,246PC_1 + 0,025PC_2 + 0,185PC_3 + 0,059PC_4$$

Model regresi komponen diatas mempunyai arti sebagai berikut:

- Rata-rata titik nyala batubara akan bernilai (  $-3,5 \times 10^{-7}$  ) apabila semua komponen utama bernilai nol.
- Titik nyala akan berkurang sebesar 0,246 untuk setiap pertambahan satu satuan komponen utama pertama apabila nilai komponen kedua, ketiga dan keempat bernilai tetap.
- Titik nyala akan bertambah sebesar 0,025 untuk setiap pertambahan satu satuan komponen utama kedua apabila nilai komponen pertama, ketiga dan keempat bernilai tetap.
- Titik nyala akan bertambah sebesar 0,185 untuk setiap pertambahan satu satuan komponen utama ketiga apabila nilai komponen pertama, kedua, dan keempat bernilai tetap.

Uji Keberartian Model Regresi Komponen Utama

$$H_0: \delta_k = 0 \text{ (Model regresi secara keseluruhan tidak berarti)}$$

$$H_1: \delta_k \neq 0 \text{ (Model regresi secara keseluruhan berarti)}$$

$$\alpha = 0,1$$

Statistik uji:

Analysis of Variance					
Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	4	8,335	2,084	2,93	0,056
Residual Error	15	10,665	0,711		
Total	19	19,000			

p-value = 0,056  
p-tabel = 0,1

## Kriteria Uji

Tolak  $H_0$  jika  $p\text{-value} \leq p\text{-tabel}$

Karena  $p\text{-value} (0,056) \leq p\text{-tabel} (0,1)$ , maka  $H_0$  ditolak.

Jadi, dapat disimpulkan bahwa berdasarkan uji tersebut dapat dikatakan bahwa model regresi tersebut berarti.

Transformasi model regresi komponen utama menjadi model regresi untuk variabel  $X$  sebagai berikut:

$$\hat{Y} = (-7 \times 10^{-7}) - 0,0957 X_1 + 0,0963 X_2 + 0,0552 X_3 - 0,1103 X_4 - 0,0113 X_5 + 0,0607 X_6 - 0,0453 X_7 - 0,0269 X_8 + 0,0626 X_9 - 0,0845 X_{10} - 0,1216 X_{11} + 0,0914 X_{12} - 0,0529 X_{13} + 0,0591 X_{14} + 0,0865 X_{15} + 0,103 X_{16}$$

Model regresi komponen diatas mempunyai arti sebagai berikut:

- Rata-rata titik nyala batubara akan bernilai  $(-7 \times 10^{-7})$  apabila semua variable bernilai nol.
- Titik nyala akan berkurang sebesar 0,0957 untuk setiap pertambahan satu satuan Air Lembab ( $X_1$ ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.
- Titik nyala akan berkurang sebesar 0,0963 untuk setiap pertambahan satusatuan Abu ( $X_2$ ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.
- Titik nyala akan bertambah sebesar 0,0552 untuk setiap pertambahan satu satuan Zat Terbang ( $X_3$ ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.
- Titik nyala akan berkurang sebesar 0,1103 untuk setiap pertambahan satu satuan Karbon Padat ( $X_4$ ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.
- Titik nyala akan berkurang sebesar 0,0113 untuk setiap pertambahan satu satuan Nilai Kalor Gross ( $X_5$ ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.
- Titik nyala akan bertambah sebesar 0,0607 untuk setiap pertambahan satu satuan Karbon ( $X_6$ ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.
- Titik nyala akan berkurang sebesar 0,0453 untuk setiap pertambahan satu satuan Hidrogen ( $X_7$ ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.
- Titik nyala akan berkurang sebesar 0,0269 untuk setiap pertambahan satu satuan Nitrogen ( $X_8$ ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.
- Titik nyala akan bertambah sebesar 0,0626 untuk setiap pertambahan satu satuan Belerang ( $X_9$ ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.
- Titik nyala akan berkurang sebesar 0,0845 untuk setiap pertambahan satu satuan Oksigen ( $X_{10}$ ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.
- Titik nyala akan berkurang sebesar 0,1216 untuk setiap pertambahan satu satuan Vitrit (  $X_{11}$  ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.
- Titik nyala akan bertambah sebesar 0,0914 untuk setiap pertambahan satu satuan Liptinite ( $X_{12}$ ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.
- Titik nyala akan berkurang sebesar 0,0529 untuk setiap pertambahan satu satuan Intertinite ( $X_{13}$ ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.
- Titik nyala akan bertambah sebesar 0,0591 untuk setiap pertambahan satu satuan Carbonat ( $X_{14}$ ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.
- Titik nyala akan bertambah sebesar 0,0865 untuk setiap pertambahan satu satuan Pyrite ( $X_{15}$ ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.
- Titik nyala akan bertambah sebesar 0,103 untuk setiap pertambahan satu satuan Clay ( $X_{16}$ ) apabila variabel bebas lainnya bernilai tetap.

## 5. KESIMPULAN

1. Ada empat komponen utama yang digunakan dalam pembentukan model regresi komponen utama berdasarkan kriteria-kriteria pembentukan komponen utama yaitu dengan menggunakan kriteria nilai eigen, criteria persen varians, dan kriteria *Scree Plot*.
2. Berdasarkan nilai *Loadings* maka keempat komponen utama tersebut dapat dijabarkan sebagai berikut:
  - Komponen utama pertama mempunyai pengaruh yang didominasi oleh variabel Abu, Hidrogen, Belerang, Inertinite, Pyrite, Clay.
  - Komponen utama kedua mempunyai pengaruh yang didominasi oleh variabel Air Lembab, Karbon Padat, Nilai Kalor Gross, Karbon, Nitrogen, Oksigen.
  - Komponen utama ketiga mempunyai pengaruh yang didominasi oleh variabel Zat Terbang, Vitrit, Liptinite.
  - Komponen utama keempat mempunyai pengaruh yang didominasi oleh variabel Carbonat.
3. Model taksiran regresi komponen utama untuk keempat komponen utama dengan titik nyala tersebut adalah:

$$\hat{Y} = (-3,5 \times 10^{-7}) - 0,246PC_1 + 0,025PC_2 + 0,185PC_3 + 0,059PC_4$$

4. Model taksiran regresi komponen utama yang telah ditransformasi menjadi model regresi variabel bebas X terhadap variabel tak bebas titik nyala adalah:

$$\hat{Y} = (-7 \times 10^{-7}) - 0,0957 X_1 + 0,0963 X_2 + 0,0552 X_3 - 0,1103 X_4 - 0,0113 X_5 + 0,0607 X_6 - 0,0453 X_7 - 0,0269 X_8 + 0,0626 X_9 - 0,0845 X_{10} - 0,1216 X_{11} + 0,0914 X_{12} - 0,0529 X_{13} + 0,0591 X_{14} + 0,0865 X_{15} + 0,103 X_{16}$$

## DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Bilson, Simamora, 2005, Analisis Multivariat Pemasaran, Gramedia Pustaka Utama, Jakarta
- [2]. Draper, N.R., Smith, H., 2003, Applied Regression Analysis, 3rd edition, wiley, New York
- [3]. Gujrati, D.N., 2004, Basic econometrics, 4th edition, Tata Mc Graw Hill, New Delhi
- [4]. Fekedulegn, B. Desta; Colbert, J.J.; Hicks, R.R., Jr.; Schuckers, Michael E. 2002. Coping with Multicollinearity: An Example on Application of Principal Components Regression in Dendroecology. Res. Pap. NE-721. Newtown Square, PA: U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Northeastern Research Station. 43p.
- [5]. Frank, I.E., and Friedman, J.H., 1993, A Statistical View of Some Chemometrics Regressions Tools, Technometrics, 35, 109-148.