BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pendahuluan

Pada bab ini akan dijelaskan hasil – hasil yang diperoleh dari penerapan metode analasis regresi *ridge robust*. Metode regresi *ridge robust* digunakan untuk melihat hubungan antara *total moisture* (X_1), *moisture in air dried sample* (X_2), *ash* (X_3), *volatile matter* (X_4), *fixed carbon* (X_5), HGI (X_6) dan TSG (X_7) terhadap *Gross Calorfic Value* (Y).

4.2 Pemodelan Regresi Metode Kuadrat Terkecil

Hasil penaksiran parameter berdasarkan metode kuadrat terkecil untuk regresi linier berganda didapatkan sebagai berikut,

$$\hat{Y} = 5919.047 - 4.279\,X_1 - 50.716\,X_2 - 67.849\,X_3 + 14.214\,X_4 + 1.527\,X_5 + 2.941\,X_6 - 97.756\,X_7$$

Setelah didapatkan model di atas dapat diuji asumsi – asumsi normalitas, multikolinieritas dan pengamatan yang berpengaruh.

4.2.1 Normalitas

Asumsi normalitas dimaksudkan untuk mengetahui apakah galat berdistribusi normal atau tidak. Pada skripsi ini pengujian normalitas akan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.

Hipotesis:

H_0: Galat berdistribusi normal

H_1: Galat tidak berdistribusi normal

repository.unisba.ac.id

Dari hasil analisis diperoleh nilai *p-value* sebesar 0.001. Dengan menggunakan α = 0.05, maka diputuskan untuk menolak H_0. Karena nilai *p-value* < α, 0.001 < 0.05. Sehingga dapat disimpulkan bahwa galat tidak berdistribusi normal.

4.2.2 Multikolinieritas

Untuk mengetahui apakah terdapat masalah multikolinieritas dalam data proksimat, maka dapat menggunakan metode *variance inflation factors* (VIF). Nilai VIF disajikan pada Tabel **4.1** berikut,

Tabel 4.1 Nilai VIF dari variabel X

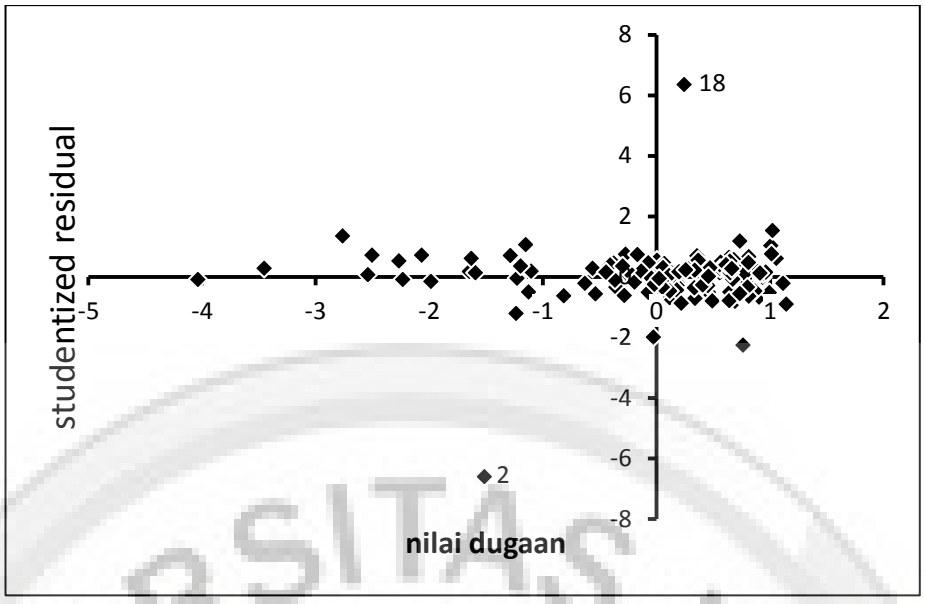
Variable	Variance Inflation
X_1	1.29687
X_2	14.16378
X_3	74.37769
X_4	16.09991
X_5	19.20357
X_6	1.35410
X_7	5.35343

Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa variabel X_2, X_3, X_4, dan X_5 memiliki nilai VIF lebih dari 10 dengan nilai 14.16378, 74.37769, 16.09991, dan 19.20357, maka dapat disimpulkan bahwa diantara variabel bebas terdapat masalah multikolinieritas, sehingga dapat disimpulkan bahwa dalam data proksimat terdapat kasus multikolinieritas dalam variabel bebasnya.

4.2.3 Pemeriksaan Pengamatan Berpengaruh

Pencilan berada di ujung mendekati garis regresi, jauh dari sebaran data lainnya serta berpengaruh terhadap pendugaan parameter dalam model regresi linier. Plot pemeriksaan pencilan disajikan pada Gambar **4.1** berikut,

repository.unisba.ac.id

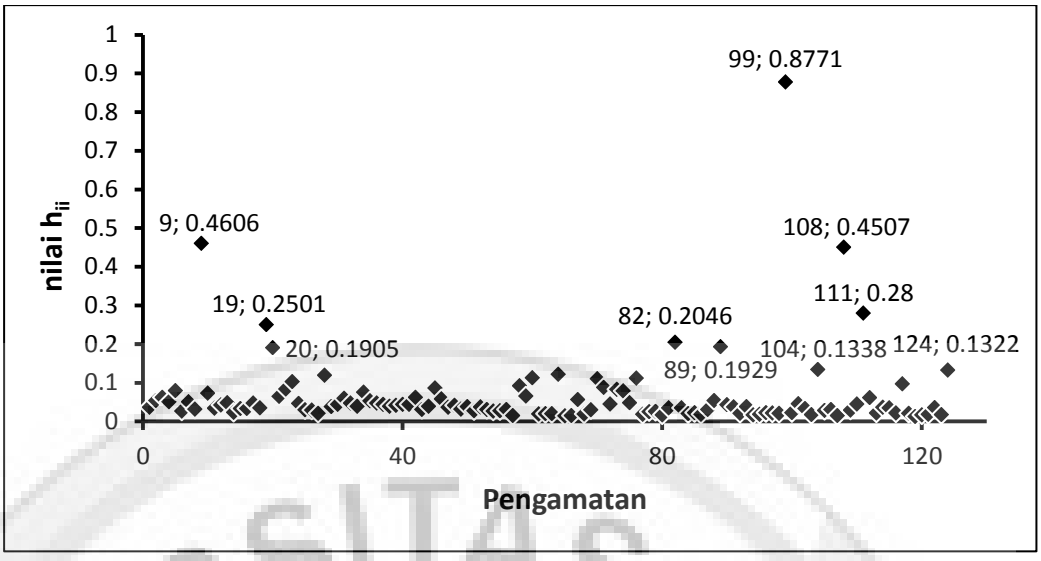


Gambar 4.1 Plot *studentized residual* dengan nilai dugaan

Dapat dilihat dari plot *studentized residual* dengan nilai dugaan, bahwa terdapat dua data yang jauh dari kumpulan data yaitu data ke-2 dan ke-18 dimana data tersebut di indikasikan merupakan pencilan. Jika sudah didapatkan model regresi akan didapatkan galat (ε), maka dapat dilakukan dengan cara memplot antara galat (ε) dengan nilai dugaan Y ($\hat{Y}$).

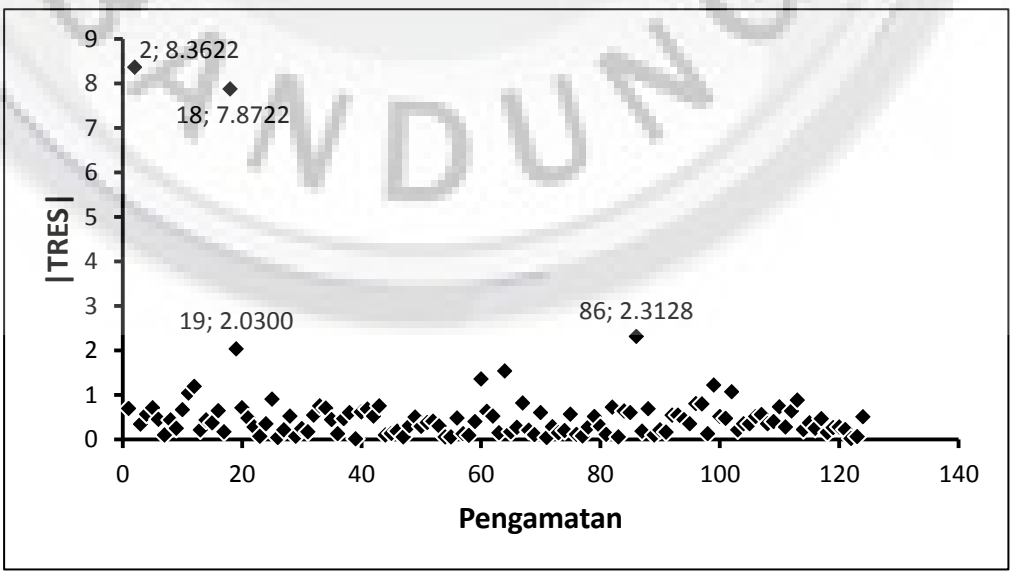
Berdasarkan statistik uji untuk mengetahui pencilan terhadap X yaitu dapat menggunakan h_{ii} apabila nilai $h_{ii} > \frac{2p}{n}$. Dapat dilihat dari gambar **4.2** bahwa pengamatan ke 9, 19, 20, 82, 89, 99, 104, 108, 111 dan 124 mempunyai nilai h_{ii} berturut-turut 0.4606, 0.2501, 0.1905, 0.2046, 0.1929, 0.8771, 0.1338, 0.4507, 0.28 dan 0.1322 karena nilai $h_{ii} > \frac{2p}{n} > \frac{2x8}{124} = 0.129$, maka pengamatan tersebut merupakan pencilan. Nilai h_{ii} dari variabel X lebih lengkap disajikan pada lampiran 2. Berikut adalah plot antara setiap pengamatan variabel x terhadap nilai h_{ii}.

repository.unisba.ac.id



Gambar 4.2 Plot Nilai h_{ii} dari variabel X

Untuk mengetahui pencilan terhadap Y dapat digunakan metode TRES. Dilihat dari gambar **4.3**, dengan menarik statistik uji tolak H_0 apabila nilai |TRES| > $t_{\frac{\alpha}{2}}$. Dari hasil perhitungan diperoleh bahwa pengamatan ke 2, 18, 19, dan 86 mempunyai nilai TRES 8.3622, 7.8722, 2.0300, dan 7.8722 karena nilai |TRES| > $t_{\frac{\alpha}{2}}$= 1,6602 maka H_0 ditolak yang berarti bahwa pengamatan tersebut merupakan pencilan. Nilai TRES dari variabel Y lebih lengkap disajikan pada lampiran 3. Berikut adalah plot antara setiap pengamatan variabel Y terhadap nilai mutlak TRES.



Gambar 4.3 Nilai mutlak TRES dari variabel Y

repository.unisba.ac.id

Tabel 4.2 Nilai h_{ii} dan DFFITS

Obs	h_{ii}	DFFITS
2	0.0539	-1.9886
9	**0.4606**	**-0.2312**
18	0.0351	1.4929
19	0.2501	-1.1673
20	0.1905	0.3421
82	0.2046	-0.364
86	0.0178	-0.3099
89	0.1929	-0.0461
99	**0.8771**	**-3.2369**
108	0.4507	0.3164
111	0.28	0.1735

Dilihat dari tabel 4.2 Nilai leverage terbesar diberikan oleh pengamatan ke-99 (h_{ii}= 0.8771), dimana nilai tersebut jauh lebih besar daripada $h_{ii} > \frac{2p}{n} > \frac{2x8}{124} = 0.129$. Hal yang perlu diperhatikan juga adalah pengamatan yang ke-9 yang memberikan nilai leverage yang cukup besar, yaitu h_{ii} = 0.4606. Hal ini juga dapat dilihat pada nilai DFFITS dari kedua data tersebut, yang masing-masing memberikan nilai (DFFITS)9 = -0.2312 dan (DFFITS)99 = 3-.2369. Hal ini mengindikasikan bahwa data ke-99 merupakan data yang berpengaruh pada nilai dugaan y karena pengamatan tersebut mempunyai nilai DFFITS yang lebih besar dari $\frac{2}{\sqrt{n}} = \frac{2}{\sqrt{124}} = 0.1796$. Nilai DFFITS lainnya ditampilkan dalam lampiran 4.

Tabel 4.3 Nilai RStudent dan DFBETAS

Obs	RStudent	DFBETAS						
		X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7
2	-8.3306	0.3400	0.0434	-0.3244	-0.1061	0.1438	**0.5675**	**0.7638**
18	7.8324	**-0.6857**	0.4750	0.2163	0.1488	0.2265	**0.5546**	-0.1031
19	-2.0213	-0.0191	0.0315	0.1490	0.1014	0.0990	**-0.9789**	-0.1427
99	-1.2119	-0.1495	**-3.0892**	**-3.0109**	**-2.8787**	**-3.0018**	0.0286	-0.0327

Selanjutnya, perhatikan pengamatan ke 2, 18, dan 19 dimana ketiga pengamatan tersebut mempunyai nilai R-Student yang lebih besar daripada 2. Hal ini mengindikasikan bahwa bahwa ketiga data tersebut merupakan data pencilan yang

repository.unisba.ac.id

berpotensi sebagai data yang berpengaruh. Hasil ini lebih ditegaskan pada nilai DFBETAS dari keempat pengamatan tersebut. Sebagai contoh, misalnya untuk pengamatan ke-2 memberikan pengaruh yang cukup besar pada koefisien regresi $\hat{\beta}_6$ dan $\hat{\beta}_7$, sedangkan pengamatan ke-18 memberikan pengaruh yang cukup besar pada koefisien regresi $\hat{\beta}_1$ dan $\hat{\beta}_6$, pengamatan ke-19 memberikan pengaruh yang cukup besar pada koefisien regresi $\hat{\beta}_6$ dan pengamatan ke-99 memberikan pengaruh yang cukup besar pada koefisien regresi $\hat{\beta}_2$, $\hat{\beta}_3$, $\hat{\beta}_4$dan $\hat{\beta}_5$. Walaupun demikian keempat pengamatan tersebut mempunyai nilai leverage yang lebih kecil dari $2\sqrt{p/n} = 2\sqrt{7/124} = 0.5080$, dimana pengamatan ke-99 mempunyai nilai leverage yang lebih besar dibandingkan pengamatan ke-2, ke-18, dan ke-19 oleh karena itu pengaruhnya terhadap model relatif besar. Nilai DFBETA lainnya ditampilkan dalam lampiran 5.

Dilihat dari hasil diatas terlihat ada masalah terkait dengan data yaitu adanya data berpengaruh dan adanya multikolinieritas diantara variabel bebas, maka diputuskan untuk menggunakan regresi *ridge robust* untuk mengatasi masalah tersebut.

4.3 Regresi *Ridge Robust*

Dalam proses pengestimasian model regresi *ridge* pemilihan tetapan bias λ merupakan hal yang paling penting dalam penelitian ini. Setelah diperoleh nilai λ maka dicari penaksir *ridge robust* untuk LAV, LMS dan LTS.

Menentukan nilai λ untuk LAV,

$$\lambda_{LAV} = \frac{ps_{LAV}^2}{\hat{\beta}_{LAV}^T \hat{\beta}_{LAV}} = \frac{8 * 28252.078}{51729388.924}$$

repository.unisba.ac.id

Maka diperoleh nilai λ untuk LAV adalah sebesar 0.0043584. Setelah didapatkan nilai λ_{LAV} maka dicari penaksir *ridge robust* untuk LAV. Berdasarkan hasil dari program SAS diperoleh penaksir regresi *ridge robust* untuk LAV,

$$y^* = -0.04734\ x_1^* - 0.32198\, x_2^* - 0.96623\, x_3^* + 0.09157\, x_4^* + 0.01223\, x_5^* + 0.06420\, x_6^* - 0.01408\, x_7^*$$

Nilai λ untuk LTS dan LMS ditampilkan pada lampiran 6. Setelah diperoleh nilai λ, maka diperoleh penaksir regresi *ridge robust* untuk LAV, LMS, dan LTS yang disajikan pada tabel **4.4.**

Tabel 4.4 Nilai λ dan Persamaan Regresi *Ridge Robust*

Metode	λ	Persamaan
***Ridge Robust* LAV**	0.0043584	$y^* = -0.04734\ x_1^* - 0.32198\, x_2^* - 0.96623\, x_3^* + 0.09157\, x_4^* + 0.01223\, x_5^* + 0.06420\, x_6^* - 0.01408\, x_7^*$
***Ridge Robust* LMS**	0.0035273	$y^* = -0.04733\, x_1^* - 0.32220\, x_2^* - 0.96676\, x_3^* + 0.09135\, x_4^* + 0.01199\, x_5^* + 0.06420\, x_6^* - 0.01404\, x_7^*$
***Ridge Robust* LTS**	0.0058615	$y^* = -0.04735\, x_1^* - 0.32159\, x_2^* - 0.96528\, x_3^* + 0.09197\, x_4^* + 0.01268\, x_5^* + 0.06420\, x_6^* - 0.01415\, x_7^*$

Pengembalian model persamaan regresi *ridge* ke dalam bentuk awal menggunakan persamaan 2.13 untuk mencari $\hat{\beta}_0$ dan persamaan 2.14 untuk mencari $\hat{\beta}_i$, *i = 1,2,....,n*. Pengembalian model regresi *ridge* LAV, LMS, dan LTS ke bentuk awal dibutuhkan rata-rata dan simpangan baku. Rata-rata dan simpangan baku dari MKT disajikan dalam tabel **4.5**.

repository.unisba.ac.id

Tabel 4.5 Rata-rata dan Simpangan Baku

Variabel	Simpangan Baku	Rata-rata
X_1	6.07270	41.59815
X_2	3.50165	18.53540
X_3	7.84916	8.37677
X_4	3.49591	38.22379
X_5	3.93618	34.93589
X_6	11.99693	53.37097
X_7	0.07811	1.45282
Y	549.5965	4844.25

Setelah diperoleh nilai $\hat{\beta}_0$ dan $\hat{\beta}_i$, $i = 1,2,....,n$ untuk pengembalian model regresi *ridge* LAV, LMS, dan LTS ke bentuk awal.

Transformasi Regresi *Ridge* LAV ke bentuk awal

$$\hat{\beta}_1 = \left(\frac{S_y}{S_{x1}}\right)\beta_1^* = \left(\frac{549.5965}{6.07270}\right)(-0.04734) = -4.28395$$

$$\hat{\beta}_2 = \left(\frac{S_y}{S_{x2}}\right)\beta_2^* = \left(\frac{549.5965}{3.50165}\right)(-0.32198) = -50.53638$$

$$\hat{\beta}_3 = \left(\frac{S_y}{S_{x3}}\right)\beta_3^* = \left(\frac{549.5965}{7.84916}\right)(-0.96623) = -67.65517$$

$$\hat{\beta}_4 = \left(\frac{S_y}{S_{x4}}\right)\beta_4^* = \left(\frac{549.5965}{3.49591}\right)(0.09157) = 14.39636$$

$$\hat{\beta}_5 = \left(\frac{S_y}{S_{x5}}\right)\beta_5^* = \left(\frac{549.5965}{3.93618}\right)(0.01223) = 1.70809$$

$$\hat{\beta}_6 = \left(\frac{S_y}{S_{x6}}\right)\beta_6^* = \left(\frac{549.5965}{11.99693}\right)(0.06420) = 2.94120$$

$$\hat{\beta}_7 = \left(\frac{S_y}{S_{x7}}\right)\beta_7^* = \left(\frac{549.5965}{0.07811}\right)(-0.01408) = -99.08612$$

Selanjutnya mencari nilai $\hat{\beta}_0$ dengan menggunakan rumus:

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \beta_1\bar{X}_1 + \beta_2\bar{X}_2 + \cdots + \beta_k\bar{X}_k$$

$$= 4844.25 - ((-4.28395 * 41.59815) + (-50.53638 * 18.5354)$$

repository.unisba.ac.id

$$+(-67.65517 * 8.37677) + (14.39636 * 38.22379) + (1.70809 * 34.93589)$$

$$+(2.9412 * 53.37097) + (-99.08612 * 1.45282))$$

$$= 5902.92136$$

Persamaannya adalah

$$\hat{Y} = 5902.92136 - 4.28395\ X_1 - 50.53638\ X_2 - 67.65517\ X_3 + 14.39636\ X_4$$
$$+1.70809\ X_5 + 2.9412\ X_6 - 99.08612\ X_7$$

Transformasi regresi *ridge* LTS dan LMS ke bentuk awal ditampilkan dalam lampiran 7.

Berdasarkan hasil pengujian yang diperoleh nilai koefesien regresi *ridge robust* LAV, LMS, dan LTS, MSE, dan λ untuk ketiga metode tersebut dapat diringkas kedalam tabel yang dapat dilihat pada tabel **4.6**.

Tabel 4.6 Hasil Estimasi Koefisien Regresi, λ dan MSE

Metode	λ	Persamaan	MSE
LAV	0.00436	$\hat{Y} = 5902.92136 - 4.28395\ X_1 - 50.53638\ X_2$ $-67.65517\ X_3 + 14.39636\ X_4 + 1.70809\ X_5$ $+2.9412\ X_6 - 99.08612\ X_7$	27773.2
LMS	0.00353	$\hat{Y} = 5902.92136 - 4.28305\ X_1 - 50.57059\ X_2$ $-67.69207\ X_3 + 14.36181\ X_4 + 1.67358\ X_5$ $+2.94124\ X_6 - 98.83283\ X_7$	32684.362
LTS	0.0059	$\hat{Y} = 5897.39279 - 4.28549\ X_1 - 50.47469\ X_2$ $-67.58858\ X_3 + 14.45874\ X_4 + 1.77033\ X_5$ $+2.94114\ X_6 - 99.54345\ X_7$	29897

Dengan membandingkan nilai MSE yang paling kecil dari ketiga metode tersebut dapat disimpulkan bahwa, dalam mengestimasi parameter pada data proksimat yang mengandung pencilan pada variabel *Gross Calorfic Value* terhadap variabel *total moisture*, *moisture in air dried sample*, *ash*, *volatile matter*, *fixed carbon*, HGI dan TSG bahwa metode regresi *ridge robust* LAV memiliki hasil yang

repository.unisba.ac.id

lebih baik dibandingkan dengan regresi *ridge robust* LMS dan regresi *ridge robust* LTS. Persamaan yang diperoleh pada metode *ridge robust* LAV,

$$\hat{Y} = 5902.92136 - 4.28395\,X_1 - 50.53638\,X_2 - 67.65517\,X_3 + 14.39636\,X_4 + 1.70809\,X_5 + 2.9412\,X_6 - 99.08612\,X_7$$

Berdasarkan variabel *total moisture*, setiap bertambahnya 1% *total moisture*, maka *gross calorfic value* akan berkurang sebesar 4.28% ar dengan asumsi bahwa *moisture in air dried sample, ash, volatile matter, fixed carbon*, HGI dan TSG tetap. Berdasarkan variabel *moisture in air dried sample*, setiap bertambahnya 1% *moisture in air dried sample*, maka *gross calorfic value* akan berkurang sebesar 50.54% adb dengan asumsi bahwa *total moisture, ash, volatile matter, fixed carbon*, HGI dan TSG tetap. Berdasarkan variabel *ash*, setiap bertambahnya 1% *ash*, maka *gross calorfic value* akan berkurang sebesar 50.54% adb dengan asumsi bahwa *total moisture, moisture in air dried sample, volatile matter, fixed carbon*, HGI dan TSG tetap. Berdasarkan variabel *volatile matter*, bertambahnya 1% *volatile matter* akan meningkatkan *gross calorfic value* sebesar 14.4% adb dengan asumsi bahwa *total moisture, moisture in air dried sample, ash, fixed carbon*, HGI dan TSG tetap. Berdasarkan variabel *fixed carbon*, bertambahnya 1% *fixed carbon* akan meningkatkan *gross calorfic value* sebesar 1.71% adb dengan asumsi bahwa *total moisture, moisture in air dried sample, ash, volatile matter*, HGI dan TSG tetap. Berdasarkan variabel HGI, bertambahnya nilai HGI akan meningkatkan *gross calorfic value* sebesar 2.94 dengan asumsi bahwa *total moisture, moisture in air dried sample, ash, volatile matter, fixed carbon* dan TSG tetap. Berdasarkan variabel TSG, setiap bertambahnya nilai TSG, maka *gross calorfic value* akan berkurang sebesar 99.08% dengan asumsi bahwa *total moisture, moisture in air dried sample, ash, volatile matter, fixed carbon* dan HGI tetap.

repository.unisba.ac.id