

Model Prediksi Pembentukan *Blast furnace Slag* Berbasis Regresi Linear Berganda pada Industri Baja

Sry Wahyuni Umar L^{*}, Setyawati Yani, Syamsuddin Yani

Prodi Magister Teknik Kimia, Program Pascasarjana, Universitas Muslim Indonesia, Makassar, Indonesia.

sry.wahyuni.umarl@gmail.com, wati.yani@umi.ac.id, syamsuddin.yani@umi.ac.id

Abstract. Blast furnace generates slag as a major by-product in the steel industry, affecting operational efficiency, flux consumption, energy requirements, and waste management. Variations in slag chemical composition contribute to fluctuations in slag formation, requiring a data-driven predictive approach to support process control. This study aims to develop a blast furnace slag formation prediction model using multiple linear regression based on key chemical composition parameters, including CaO, SiO₂, Fe, and Al₂O₃. The research data were obtained from blast furnace process observations during April 2026, consisting of 17 operational datasets. The analysis involved regression model development, significance testing, coefficient of determination evaluation, and comparison between actual and Predicted slag values. The results indicate that the developed regression model achieved an R² value of 0.9244, an adjusted R² value of 0.8969, and a Significance F value of 4.1296×10^{-6} . The model successfully explains most variations in slag formation and demonstrates high agreement between actual and Predicted values. Multiple linear regression provides a potential predictive modeling approach for improving blast furnace operation control and supporting sustainable steel industry development.

Keywords: *Blast furnace Slag, Predictive modeling, Multiple Linear Regression, Steel Industry, Slag Chemical Composition.*

Abstrak. *Blast furnace* menghasilkan *slag* sebagai produk samping utama dalam industri baja yang berpengaruh terhadap efisiensi operasi, konsumsi *flux*, kebutuhan energi, dan pengelolaan limbah. Variasi komposisi kimia *slag* menyebabkan perubahan jumlah *slag* yang terbentuk sehingga diperlukan pendekatan prediktif berbasis data untuk mendukung pengendalian proses. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model prediksi pembentukan *blast furnace slag* menggunakan regresi linear berganda berdasarkan parameter komposisi kimia CaO, SiO₂, Fe, dan Al₂O₃. Data penelitian diperoleh dari pengamatan proses *blast furnace* selama April 2026 dengan 17 data pengamatan. Analisis dilakukan melalui pembentukan model regresi, pengujian signifikansi, evaluasi koefisien determinasi, serta perbandingan nilai aktual dan prediksi. Hasil penelitian menunjukkan model regresi menghasilkan nilai R² sebesar 0,9244, adjusted R² sebesar 0,8969, dan *Significance F* sebesar $4,1296 \times 10^{-6}$. Model mampu menjelaskan sebagian besar variasi pembentukan *slag* serta menunjukkan kedekatan tinggi antara nilai aktual dan prediksi. Pendekatan regresi linear berganda berpotensi diterapkan sebagai *predictive modeling* untuk mendukung optimasi operasi *blast furnace* dan pengembangan industri baja berkelanjutan.

Kata Kunci: *Blast furnace Slag, Predictive modeling, Regresi Linear Berganda, Industri Baja, Komposisi Kimia Slag.*

*sry.wahyuni.umarl@gmail.com

A. Pendahuluan

Blast furnace merupakan salah satu unit proses utama dalam industri baja yang berfungsi menghasilkan *hot metal* melalui reduksi bijih besi pada temperatur tinggi. Proses tersebut tidak hanya menghasilkan besi cair sebagai produk utama, tetapi juga menghasilkan *fase non-logam* berupa *slag* yang terbentuk dari kombinasi impuritas bijih besi, material *flux*, dan komponen gangue selama proses peleburan. Karakteristik serta jumlah *slag* yang terbentuk menjadi indikator penting dalam evaluasi kestabilan operasi karena berhubungan langsung dengan kebutuhan *flux*, konsumsi energi, efisiensi *furnace*, dan pengelolaan residu industri. (Dzięcioł & Radziemska, 2022) menjelaskan bahwa *blast furnace slag* tidak lagi dipandang hanya sebagai limbah proses metalurgi, melainkan material bernilai yang memiliki potensi pemanfaatan berkelanjutan pada berbagai sektor industri.

Pembentukan *slag* dalam *blast furnace* dipengaruhi oleh keseimbangan reaksi termokimia antara berbagai oksida utama, terutama CaO , SiO_2 , Al_2O_3 , dan Fe . Komposisi kimia tersebut menentukan karakteristik fisik maupun jumlah *slag* yang dihasilkan selama proses tapping. (Q. Zhang *et al.*, 2025) menunjukkan bahwa mekanisme pembentukan *slag* memiliki keterkaitan erat dengan kondisi operasi *furnace*, interaksi material burden, serta stabilitas profil temperatur dalam tungku. Pengendalian jumlah *slag* menjadi aspek strategis karena pembentukan *slag* berlebih dapat meningkatkan konsumsi bahan tambahan, memperbesar beban energi, serta menurunkan efisiensi produksi baja. Kompleksitas hubungan antarparameter kimia menyebabkan pengendalian pembentukan *slag* tidak dapat dilakukan hanya melalui evaluasi satu variabel secara terpisah. Variasi kecil pada kandungan CaO , SiO_2 , Al_2O_3 , maupun Fe dapat memberikan perubahan terhadap rasio *slag*, karakteristik viskositas, serta performa operasi *blast furnace*. (Liu *et al.*, 2024) menyatakan bahwa optimasi komposisi bahan baku *blast furnace* membutuhkan pendekatan berbasis data karena interaksi antarparameter proses memiliki pola nonlinier yang sulit dikendalikan menggunakan metode konvensional.

Pendekatan berbasis analisis multivariat menjadi salah satu metode yang dapat digunakan untuk memahami hubungan simultan antara komposisi kimia dan pembentukan *slag*. Metode ini memungkinkan beberapa variabel independen dianalisis secara bersamaan untuk menjelaskan perubahan variabel respons. Kajian (S. Zhang *et al.*, 2023) mengenai *predictive modeling* kandungan sulfur *hot metal* menunjukkan bahwa pemanfaatan model berbasis data mampu meningkatkan kemampuan prediksi proses metalurgi dengan memanfaatkan kombinasi parameter operasi secara simultan. Transformasi digital pada sektor manufaktur baja mendorong penerapan pendekatan *predictive modeling* sebagai bagian dari pengembangan industri berbasis data. Sistem prediksi memungkinkan operator memperoleh estimasi kondisi proses sebelum terjadi perubahan aktual sehingga keputusan operasional dapat dilakukan secara lebih cepat dan akurat. (Bernárdez *et al.*, 2025) menegaskan bahwa integrasi kecerdasan buatan dalam industri baja memberikan peluang peningkatan kualitas produksi melalui pengambilan keputusan berbasis analisis data dan pengendalian proses yang lebih adaptif. Regresi linear berganda merupakan salah satu pendekatan statistik yang relevan sebagai tahap awal pengembangan *predictive modeling* karena mampu menjelaskan hubungan matematis antara variabel input dan output proses.

Metode ini memiliki keunggulan berupa interpretasi model yang mudah dipahami, kemampuan mengidentifikasi kontribusi setiap variabel prediktor, serta penerapan yang relatif sederhana pada lingkungan industri. Pendekatan statistik tersebut dapat menjadi dasar pengembangan sistem prediksi sebelum diterapkan pada metode kecerdasan buatan yang lebih kompleks seperti *machine learning* atau *deep learning*.

Penelitian mengenai *blast furnace slag* selama ini lebih banyak berfokus pada karakteristik material, mekanisme pembentukan, serta pemanfaatannya sebagai material konstruksi maupun aplikasi berkelanjutan. (Affan *et al.*, 2026) mengkaji pemanfaatan *slag blast furnace* sebagai material industri dengan mempertimbangkan performa awal dan aspek pengurangan emisi karbon. (Sarici *et al.*, 2025) juga menunjukkan bahwa *slag blast furnace* memiliki potensi pemanfaatan lanjutan melalui teknologi material berbasis alkali aktivasi.

Kajian mengenai pengembangan model prediksi jumlah *slag* berdasarkan kombinasi komposisi kimia utama masih relatif terbatas, khususnya pada konteks operasi industri baja aktual. (López-Rodríguez *et al.*, 2026) menunjukkan bahwa perilaku *slag* pada proses metalurgi sangat dipengaruhi oleh karakteristik komposisi dan kondisi termal, sehingga pendekatan prediktif berbasis data diperlukan untuk memahami hubungan kompleks tersebut. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model prediksi pembentukan *blast furnace slag* menggunakan regresi linear berganda

berdasarkan parameter komposisi kimia utama, yaitu CaO, SiO₂, Fe, dan Al₂O₃. Model yang dikembangkan diharapkan mampu menjadi pendekatan *predictive modeling* untuk mendukung pengendalian operasi *blast furnace* yang lebih efisien dan berkelanjutan.

B. Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode pemodelan prediktif (*predictive modeling*) untuk memperkirakan jumlah pembentukan *blast furnace slag* berdasarkan hubungan multivariat antara komposisi kimia *slag* dan jumlah *slag* yang dihasilkan. Data penelitian diperoleh dari pengamatan proses operasional *blast furnace* pada industri baja selama periode April 2026. Dataset terdiri atas 17 pengamatan proses yang merepresentasikan kondisi aktual pembentukan *slag* selama kegiatan produksi. Variabel penelitian diklasifikasikan menjadi satu variabel terikat dan empat variabel bebas. Variabel terikat (Y) berupa jumlah *blast furnace slag* yang dihasilkan dalam satuan ton. Variabel bebas terdiri atas parameter komposisi kimia utama *slag*, yaitu kandungan CaO sebagai X1, SiO₂ sebagai X2, Fe sebagai X3, dan Al₂O₃ sebagai X4. Pemilihan variabel tersebut didasarkan pada karakteristik utama pembentuk *slag* yang berperan dalam menentukan kuantitas serta komposisi *fase non-logam* selama proses peleburan.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Jenis Variabel	Parameter	Simbol	Satuan
Variabel terikat	Jumlah <i>slag</i>	Y	ton
Variabel bebas	Kalsium oksida	X1 (CaO)	%
Variabel bebas	Silika	X2 (SiO ₂)	%
Variabel bebas	Besi	X3 (Fe)	%
Variabel bebas	Aluminium oksida	X4 (Al ₂ O ₃)	%

Data komposisi kimia digunakan sebagai variabel prediktor karena perubahan kecil pada kandungan oksida dapat memengaruhi keseimbangan pembentukan *slag* dalam *furnace*. Pendekatan berbasis kombinasi beberapa parameter dipilih untuk menggambarkan kondisi proses secara lebih komprehensif dibandingkan analisis berdasarkan satu variabel tunggal. Analisis data dilakukan menggunakan metode regresi linear berganda (*multiple linear regression*) untuk membangun hubungan matematis antara komposisi kimia *slag* sebagai variabel independen dengan jumlah *slag* sebagai variabel dependen. Metode ini digunakan untuk mengevaluasi pengaruh simultan beberapa parameter kimia terhadap pembentukan *slag* serta menghasilkan persamaan prediksi yang dapat diterapkan pada kondisi operasi *blast furnace*. Model regresi linear berganda yang digunakan dalam penelitian ini dinyatakan melalui persamaan:

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + b_4X_4 \quad \dots (1)$$

Keterangan:

Y = jumlah *blast furnace slag* (ton)

a = konstanta regresi

b₁ = koefisien regresi CaO

b₂ = koefisien regresi SiO₂

b₃ = koefisien regresi Fe

b₄ = koefisien regresi Al₂O₃

X₁ = kandungan CaO (%)

X₂ = kandungan SiO₂ (%)

X₃ = kandungan Fe (%)

X₄ = kandungan Al₂O₃ (%)

Tahapan analisis dilakukan melalui beberapa tahap utama. Tahap pertama berupa analisis statistik deskriptif untuk mengetahui karakteristik distribusi data, nilai minimum, maksimum, serta rata-rata setiap variabel penelitian. Tahap kedua dilakukan pembentukan model regresi linear berganda dengan menggunakan empat parameter komposisi kimia sebagai variabel prediktor terhadap jumlah *slag*. Tahap ketiga berupa pengujian performa model melalui evaluasi nilai koefisien determinasi (*R Square*), *Adjusted R Square*, serta tingkat signifikansi model (*Significance F*).

Parameter tersebut digunakan untuk mengetahui kemampuan model dalam menjelaskan variasi pembentukan *slag* serta menentukan kelayakan model sebagai pendekatan prediksi. Tahap keempat dilakukan evaluasi kemampuan prediksi dengan membandingkan nilai jumlah *slag* aktual dan hasil estimasi model regresi. Tingkat kedekatan antara nilai aktual dan prediksi dianalisis berdasarkan nilai selisih (*error*) serta pola distribusi data pada grafik hubungan *actual value* dan *Predicted value*. Pendekatan evaluasi tersebut digunakan untuk menilai kemampuan model dalam merepresentasikan kondisi operasional *blast furnace* secara aktual.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Statistik Data Komposisi Kimia *Blast furnace Slag*

Analisis statistik deskriptif dilakukan untuk mengetahui karakteristik awal data komposisi kimia *blast furnace slag* sebelum dilakukan proses pemodelan regresi linear berganda. Evaluasi statistik mencakup nilai minimum, maksimum, dan rata-rata dari setiap variabel prediktor, yaitu CaO, SiO₂, Fe, dan Al₂O₃, serta variabel respons berupa jumlah *slag* yang dihasilkan. Pendekatan ini digunakan untuk memahami tingkat variasi data dan memastikan bahwa parameter input memiliki karakteristik yang representatif terhadap kondisi operasi *blast furnace*.

Tabel 2. Statistik Deskriptif Variabel Penelitian

Parameter	Minimum	Maksimum	Rata-rata
CaO (%)	40,50	42,00	41,26
SiO ₂ (%)	33,50	35,40	34,42
Fe (%)	0,20	0,92	0,56
Al ₂ O ₃ (%)	13,14	13,87	13,51
<i>Slag</i> (ton)	19,64	20,32	20,02

Hasil analisis menunjukkan bahwa komposisi kimia *slag* memiliki variasi relatif stabil selama periode pengamatan. Kandungan CaO berada pada kisaran 40,50–42,00%, sedangkan SiO₂ berkisar 33,50–35,40%, yang menunjukkan kondisi operasi *blast furnace* terkendali. (Chen *et al.*, 2026) menjelaskan bahwa perubahan komposisi oksida utama pada *blast furnace slag* berpengaruh terhadap karakteristik material yang dihasilkan. Stabilitas CaO dan SiO₂ menjadi faktor penting karena keduanya berperan dalam pembentukan struktur oksida silikat.

Kandungan Fe memiliki variasi 0,20–0,92%, menunjukkan dinamika proses reduksi selama pembentukan *hot metal*. (Metlenkin *et al.*, 2022) menyatakan bahwa karakteristik *slag* dipengaruhi oleh interaksi berbagai unsur secara simultan sehingga diperlukan analisis multikomponen. Kandungan Al₂O₃ berada pada rentang 13,14–13,87% dengan distribusi relatif homogen. (Wang *et al.*, 2024) menjelaskan bahwa pengendalian komposisi alumina diperlukan karena perubahan kecil dapat memengaruhi sifat dan efisiensi proses metalurgi.

Jumlah *slag* yang terbentuk berada pada rentang 19,64–20,32 ton dengan rata-rata 20,02 ton, menunjukkan fluktuasi rendah selama proses pengamatan. Kondisi tersebut memperlihatkan kestabilan operasi *furnace*, meskipun perubahan kecil komposisi kimia tetap dapat memengaruhi jumlah *slag* yang dihasilkan. (Du *et al.*, 2022) menunjukkan bahwa perubahan rasio komponen kimia *slag* dapat memengaruhi karakteristik material akhir. Pendekatan regresi linear berganda digunakan untuk menganalisis hubungan simultan CaO, SiO₂, Fe, dan Al₂O₃ terhadap pembentukan *blast furnace slag*.

Pengembangan Model Regresi Linear Berganda

Pengembangan model prediksi pembentukan *blast furnace slag* dilakukan menggunakan pendekatan regresi linear berganda dengan mempertimbangkan hubungan simultan antara parameter komposisi kimia utama, yaitu CaO, SiO₂, Fe, dan Al₂O₃ terhadap jumlah *slag* yang terbentuk. Pendekatan *multivariate* dipilih karena proses pembentukan *slag* tidak dipengaruhi oleh satu faktor tunggal, melainkan merupakan hasil interaksi beberapa komponen oksida yang mengalami perubahan selama proses peleburan. Model regresi linear berganda mampu menggambarkan kontribusi beberapa variabel independen secara bersamaan terhadap satu variabel respons sehingga sesuai digunakan untuk pemodelan proses industri yang memiliki karakteristik kompleks (Ehteram & Banadkooki, 2023). Hasil analisis menghasilkan persamaan model prediksi sebagai berikut:

$$Y = 10,667 + 0,075(CaO) + 0,215(SiO_2) + 0,270(Fe) - 0,098(Al_2O_3) \quad \dots (2)$$

Keterangan:

Y = jumlah *blast furnace slag* (ton)

CaO = kandungan kalsium oksida (%)

SiO_2 = kandungan silikon dioksida (%)

Fe = kandungan besi (%)

Al_2O_3 = kandungan aluminium oksida (%)

Persamaan regresi menunjukkan bahwa seluruh variabel komposisi kimia memiliki hubungan simultan terhadap perubahan jumlah *slag*. Koefisien positif pada CaO , SiO_2 , dan Fe menunjukkan kecenderungan peningkatan jumlah *slag*, sedangkan koefisien negatif pada Al_2O_3 menunjukkan pengaruh berlawanan pada kondisi penelitian. Pendekatan multivariat ini menggambarkan bahwa prediksi *slag* tidak hanya dipengaruhi oleh satu komponen, tetapi oleh kombinasi antarparameter kimia dalam proses *blast furnace*.

Nilai koefisien terbesar diperoleh pada Fe sebesar 0,270, diikuti SiO_2 sebesar 0,215, CaO sebesar 0,075, dan Al_2O_3 sebesar -0,098. Nilai tersebut menunjukkan kontribusi statistik masing-masing variabel terhadap perubahan jumlah *slag* berdasarkan data operasional. (Rossi *et al.*, 2022) menjelaskan bahwa regresi linear multivariat mampu mengidentifikasi pengaruh relatif berbagai parameter proses melalui koefisien regresi sehingga hubungan input dan output dapat dijelaskan secara kuantitatif.

SiO_2 menjadi salah satu parameter penting dalam model karena berperan dalam pembentukan jaringan silikat pada fase *slag*. Perubahan komposisi oksida dapat memengaruhi karakteristik *slag* cair, termasuk struktur dan sifat fisiknya. Model regresi linear berganda yang dikembangkan berfungsi sebagai pendekatan awal *predictive modeling* karena mampu memberikan interpretasi hubungan matematis antara komposisi kimia dan jumlah *slag*. (Mutombo & Numbi, 2022) menyatakan bahwa pemilihan variabel prediktor yang relevan dapat meningkatkan kemampuan estimasi sekaligus menjelaskan faktor yang berpengaruh dalam sistem proses.

Model yang diperoleh menunjukkan bahwa pembentukan *blast furnace slag* dapat diprediksi melalui kombinasi komposisi kimia utama tanpa pengukuran kompleks terhadap seluruh kondisi operasi. Pendekatan ini mendukung pengembangan sistem pengambilan keputusan berbasis data pada industri baja. (Lorincz *et al.*, 2025) menjelaskan bahwa regresi multivariat dapat digunakan sebagai instrumen prediktif pada sistem industri dengan banyak parameter masukan. Pengembangan lebih lanjut melalui integrasi *machine learning* berpotensi meningkatkan kemampuan adaptasi model terhadap perubahan kondisi operasi (Jafar *et al.*, 2023). Evaluasi performa melalui pengujian statistik dan perbandingan aktual-prediksi menjadi tahapan penting untuk memastikan kestabilan serta akurasi model (Yang & Lee, 2025).

Uji Signifikansi Model Prediksi

Pengujian signifikansi dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan model regresi linear berganda dalam menjelaskan hubungan antara variabel komposisi kimia *slag* dengan jumlah *blast furnace slag* yang terbentuk. Evaluasi model dilakukan melalui parameter koefisien determinasi (*R Square*), *Adjusted R Square*, serta nilai *Significance F* sebagai indikator kelayakan model secara simultan. Pendekatan evaluasi tersebut diperlukan untuk memastikan bahwa hubungan matematis yang diperoleh tidak hanya menggambarkan pola data, tetapi juga memiliki tingkat validitas statistik yang dapat digunakan sebagai dasar prediksi proses industri.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model Regresi

Parameter	Nilai
R Square	0,9244
Adjusted R Square	0,8969
Significance F	$4,1296 \times 10^{-6}$

Nilai *R Square* sebesar 0,9244 menunjukkan bahwa model regresi mampu menjelaskan 92,44% variasi jumlah *blast furnace slag* berdasarkan kombinasi variabel CaO , SiO_2 , Fe , dan Al_2O_3 . Tingginya nilai determinasi menunjukkan sebagian besar perubahan jumlah *slag* dapat diterangkan oleh komposisi kimia yang digunakan sebagai prediktor. (Jovanović *et al.*, 2023) menjelaskan bahwa koefisien determinasi menjadi indikator penting dalam menilai kemampuan model regresi dalam menjelaskan variasi variabel respons. Nilai *Adjusted R Square* sebesar 0,8969 juga menunjukkan

bahwa performa model tetap tinggi setelah mempertimbangkan jumlah variabel independen yang digunakan. Evaluasi *adjusted r square* diperlukan pada model multivariat untuk memastikan kontribusi setiap prediktor tidak menyebabkan kompleksitas model yang berlebihan (Čuchor *et al.*, 2026).

Nilai *Significance F* sebesar $4,1296 \times 10^{-6}$ menunjukkan bahwa model regresi memiliki tingkat signifikansi yang sangat tinggi karena berada di bawah batas 0,05. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa CaO, SiO₂, Fe, dan Al₂O₃ secara simultan berpengaruh terhadap pembentukan jumlah *slag*. Pengujian signifikansi model menjadi bagian penting dalam *predictive modeling* karena memastikan hubungan antara variabel masukan dan keluaran memiliki dasar statistik yang kuat (Rauf *et al.*, 2024). Pendekatan multivariat mampu menggambarkan kompleksitas proses metalurgi yang melibatkan interaksi berbagai komponen oksida secara lebih komprehensif.

Evaluasi model menunjukkan bahwa penggunaan beberapa parameter kimia secara simultan lebih representatif dibandingkan pendekatan berbasis satu variabel. Hubungan statistik yang terbentuk memberikan informasi mengenai kontribusi komposisi *slag* terhadap perubahan jumlah *slag* serta mendukung penerapan model sebagai alat bantu pengendalian proses industri. (S.-J. Lin *et al.*, 2024) menyatakan bahwa model prediksi berbasis regresi perlu dievaluasi melalui indikator statistik untuk memastikan kestabilan hubungan antara variabel prediktor dan target.

Kinerja model yang diperoleh menunjukkan potensi regresi linear berganda sebagai pendekatan *predictive modeling* dalam industri baja. Model tidak hanya memberikan estimasi jumlah *slag*, tetapi juga menyediakan dasar analitis untuk mendukung keputusan operasional berbasis data. (Biswas *et al.*, 2025) menekankan pentingnya evaluasi kontribusi variabel dalam memastikan parameter yang digunakan memiliki informasi relevan terhadap keluaran model. Hasil penelitian ini memperlihatkan bahwa komposisi kimia *slag* memiliki kontribusi kuat dalam memprediksi jumlah *slag* sehingga model layak digunakan pada tahap evaluasi prediksi aktual dan prediksi.

Evaluasi Prediksi Jumlah *Slag*

Evaluasi kemampuan prediksi dilakukan dengan membandingkan nilai aktual pembentukan *blast furnace slag* terhadap nilai hasil estimasi model regresi linear berganda. Tahapan ini bertujuan untuk mengetahui tingkat kedekatan model dalam merepresentasikan kondisi proses aktual berdasarkan kombinasi parameter komposisi kimia *slag*, yaitu CaO, SiO₂, Fe, dan Al₂O₃. Perbandingan nilai aktual dan prediksi menjadi indikator penting dalam menilai penerapan model statistik sebagai pendekatan *predictive modeling* pada proses industri yang memiliki karakteristik dinamis.

Tabel 4. Perbandingan Nilai Aktual dan Prediksi Jumlah *Slag*

Tanggal	Aktual (ton)	Prediksi (ton)	Error (ton)
01/04/26	20,30	20,24	0,06
02/04/26	20,00	19,98	0,02
03/04/26	19,90	19,95	0,05
04/04/26	20,10	20,06	0,04
05/04/26	20,20	20,15	0,05
06/04/26	19,80	19,84	0,04
07/04/26	20,00	19,97	0,03
08/04/26	20,32	20,26	0,06
09/04/26	19,95	19,99	0,04
10/04/26	20,15	20,10	0,05
11/04/26	19,75	19,80	0,05
12/04/26	20,05	20,02	0,03
13/04/26	19,64	19,70	0,06
14/04/26	20,25	20,19	0,06
15/04/26	20,10	20,07	0,03
16/04/26	19,85	19,90	0,05
17/04/26	20,30	20,23	0,07

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa nilai prediksi mengikuti pola perubahan nilai aktual selama periode pengamatan April 2026 dengan rentang kesalahan rendah sekitar 0,02–0,07 ton. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa regresi linear berganda mampu merepresentasikan hubungan simultan antara komposisi kimia *slag* dan jumlah *slag* yang terbentuk. Evaluasi aktual terhadap prediksi menjadi

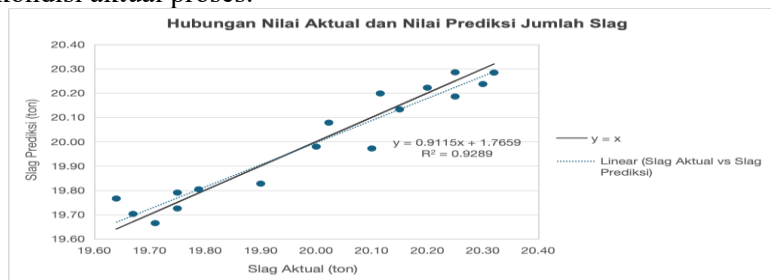
indikator penting dalam menilai kemampuan generalisasi model berbasis data. (Jafar *et al.*, 2023) menjelaskan bahwa regresi multivariat mampu menghubungkan beberapa variabel prediktor dengan parameter keluaran berdasarkan pola statistik dari data observasi, sedangkan (Rauf *et al.*, 2024) menekankan pentingnya pengukuran akurasi prediksi untuk memastikan kestabilan model pada kondisi operasional yang bervariasi.

Model yang dikembangkan mampu mengikuti fluktuasi jumlah *slag* pada proses *blast furnace*, menunjukkan bahwa parameter CaO, SiO₂, Fe, dan Al₂O₃ memiliki hubungan simultan terhadap pembentukan *slag*. Pendekatan multivariat memberikan representasi lebih baik karena fenomena pembentukan *slag* melibatkan interaksi kompleks antaroksida. Visualisasi scatter plot *Actual Slag vs Predicted Slag* memperlihatkan distribusi titik yang mendekati garis identitas ($y = x$), sehingga menunjukkan tingkat kesesuaian tinggi antara hasil estimasi dan kondisi aktual proses.

Evaluasi performa prediksi memperkuat potensi regresi linear sebagai pendekatan *predictive modeling* pada industri proses. (Jovanović *et al.*, 2023) menyatakan bahwa model statistik dapat digunakan untuk mengidentifikasi hubungan antarindikator proses dan menentukan variabel yang berkontribusi terhadap keluaran sistem. Analisis kesalahan prediksi menjadi tahap penting sebelum penerapan model pada sistem monitoring industri berkelanjutan (Čuchor *et al.*, 2026). Model ini menunjukkan kemampuan yang memadai dalam memperkirakan pembentukan *blast furnace slag* serta berpotensi mendukung optimasi operasi produksi baja berbasis data.

Hubungan Nilai Aktual dan Prediksi Model

Hubungan antara nilai aktual dan hasil prediksi model regresi linear berganda dianalisis menggunakan visualisasi scatter plot *Actual Slag vs Predicted Slag*. Analisis ini bertujuan untuk mengevaluasi tingkat kesesuaian model dalam merepresentasikan pola pembentukan *blast furnace slag* berdasarkan kombinasi variabel komposisi kimia. Distribusi titik pengamatan terhadap garis identitas ($y = x$) digunakan sebagai indikator visual untuk melihat kemampuan model dalam menghasilkan estimasi yang mendekati kondisi aktual proses.



Gambar 1. Scatter Plot Hubungan *Actual Slag* dan *Predicted Slag*

Hasil visualisasi menunjukkan sebagian besar titik data berada di sekitar garis identitas, yang mengindikasikan kesesuaian tinggi antara nilai aktual dan prediksi. Pola tersebut menunjukkan bahwa model mampu menangkap perubahan jumlah *slag* berdasarkan parameter kimia utama. Evaluasi hubungan aktual dan prediksi menjadi indikator penting dalam menilai reliabilitas model prediktif pada sistem industri berbasis data. (Rauf *et al.*, 2024) menjelaskan bahwa perbandingan nilai observasi dan prediksi diperlukan untuk mengukur stabilitas serta akurasi model dalam menghadapi variasi kondisi operasional. Kedekatan distribusi data terhadap garis referensi memperlihatkan bahwa kombinasi CaO, SiO₂, Fe, dan Al₂O₃ mampu menjelaskan pembentukan *slag* secara simultan. Pendekatan multivariat memberikan pemahaman lebih komprehensif karena proses pembentukan *slag* melibatkan interaksi kompleks antaroksida. (S.-J. Lin *et al.*, 2024) menyatakan bahwa regresi berbasis multivariat mampu menggambarkan hubungan antarvariabel independen yang secara bersama-sama memengaruhi variabel keluaran. Hasil scatter plot juga menunjukkan tidak terdapat penyimpangan ekstrem antara nilai aktual dan prediksi, sejalan dengan nilai R² sebesar 0,9244 yang menunjukkan kemampuan model dalam menjelaskan 92,44% variasi pembentukan *slag*.

(Jovanović *et al.*, 2023) menjelaskan bahwa model statistik dengan tingkat kesesuaian tinggi dapat digunakan untuk mengidentifikasi indikator prediktif yang berpengaruh terhadap variabel target. Temuan penelitian ini menunjukkan bahwa regresi linear berganda tidak hanya menghasilkan estimasi jumlah *slag*, tetapi juga memberikan dasar analisis hubungan komposisi kimia terhadap

karakteristik proses. Model prediksi tersebut berpotensi diterapkan sebagai sistem pendukung keputusan untuk memperkirakan jumlah *slag* sebelum tapping, mengoptimalkan penggunaan *flux*, serta meningkatkan kestabilan operasi *blast furnace*. Pendekatan ini mendukung pengembangan industri baja berbasis data melalui penerapan *predictive modeling* yang sederhana, interpretatif, dan adaptif terhadap kebutuhan operasional.

Implikasi Industri Model Prediksi Pembentukan *Blast furnace Slag*

Pengembangan model prediksi berbasis regresi linear berganda memberikan implikasi strategis terhadap peningkatan efisiensi dan kestabilan operasi *blast furnace* pada industri baja. Model dengan nilai R^2 sebesar 0,9244 menunjukkan kemampuan tinggi dalam memperkirakan jumlah *slag* berdasarkan kombinasi parameter kimia CaO, SiO₂, Fe, dan Al₂O₃. Informasi prediksi tersebut dapat dimanfaatkan sebagai sistem pendukung keputusan untuk memperkirakan pembentukan *slag* sebelum proses *tapping*, melakukan penyesuaian kebutuhan *flux*, serta mengoptimalkan konsumsi bahan tambahan seperti limestone. Penerapan *predictive modeling* dalam proses ironmaking mendukung transformasi industri baja menuju sistem operasi berbasis data. (Calix *et al.*, 2023) menjelaskan bahwa pendekatan *machine learning-based regression* memiliki potensi besar dalam otomasi *blast furnace* melalui pemanfaatan hubungan antara parameter proses dan keluaran operasional. Model prediksi temperatur maupun karakteristik proses juga telah banyak dikembangkan untuk meningkatkan stabilitas sistem industri kompleks (Tian *et al.*, 2024). Implementasi model regresi pada penelitian ini memberikan alternatif pendekatan yang lebih sederhana, mudah diinterpretasikan, dan sesuai untuk kebutuhan monitoring proses secara kontinu.

Hasil model menunjukkan bahwa pengendalian komposisi kimia *slag* menjadi aspek penting dalam optimasi bahan baku *furnace*. Parameter SiO₂ memiliki kontribusi terhadap pembentukan struktur silikat *slag*, sedangkan keseimbangan CaO, Al₂O₃, dan komponen oksida lainnya menentukan karakteristik akhir *slag*. (Y. Lin *et al.*, 2023) menyatakan bahwa aktivitas SiO₂ dalam sistem *slag* multikomponen memiliki hubungan erat dengan komposisi dasar oksida, sehingga pengendalian rasio kimia menjadi faktor penting dalam menjaga performa proses metalurgi. Kajian (Guo *et al.*, 2025) juga menunjukkan bahwa pengaturan basicity berperan terhadap kualitas reduksi dan karakteristik material pada proses produksi besi. Penerapan model prediksi dapat mendukung industri baja berkelanjutan melalui pengurangan pembentukan *slag* berlebih, efisiensi konsumsi energi, serta penurunan biaya pengelolaan limbah. Pengendalian rasio CaO/SiO₂ dan MgO/Al₂O₃ menjadi bagian penting dalam menghasilkan *slag* dengan karakteristik yang sesuai kebutuhan proses (Sun *et al.*, 2025). Sistem prediksi berbasis data ini berkontribusi terhadap konsep industri hijau dengan meningkatkan efisiensi sumber daya, mengurangi pemborosan material, serta mendukung pencapaian target keberlanjutan pada sektor industri baja.

D. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan model prediksi pembentukan *blast furnace slag* menggunakan regresi linear berganda berdasarkan parameter komposisi kimia CaO, SiO₂, Fe, dan Al₂O₃, yang mampu menjelaskan hubungan simultan antara komposisi kimia dan jumlah *slag* yang dihasilkan. Model menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan nilai R^2 sebesar 0,9244, *adjusted R*² sebesar 0,8969, dan *Significance F* sebesar $4,1296 \times 10^{-6}$, serta menghasilkan prediksi yang sangat mendekati data aktual. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan regresi linear berganda layak diterapkan sebagai *predictive modeling* untuk mendukung pengendalian proses *blast furnace*, mengoptimalkan penggunaan *flux* dan efisiensi operasional, serta menjadi dasar pengembangan sistem pengambilan keputusan berbasis data. Ke depan, model ini berpotensi ditingkatkan melalui penggunaan dataset yang lebih besar dan integrasi metode *machine learning* agar lebih adaptif terhadap perubahan kondisi operasi industri.

Ucapan Terimakasih

Penulis menyampaikan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam pelaksanaan penelitian ini. Apresiasi diberikan kepada pihak industri serta semua pihak yang membantu penyediaan data dan proses analisis sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik.

Daftar Pustaka

- Affan, H., Fehr, L., Al-Massri, G., Alassaad, F., Yaghi, A., & Ghanem, H. (2026). Valorization of Minimally Processed *Blast furnace Slag* in Industrial Mortars: Early-Age Performance and Embodied Carbon Reduction. *Recycling*, 11(7). <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/recycling11070122>
- Analia, X. V., & Aviasti. (2021). Perbaikan Kinerja Rantai Pasok Halal Berdasarkan Pengukuran dengan Model Supply Chain Operation Reference (SCOR). *Jurnal Riset Teknik Industri*, 1(2), 103–109. <https://doi.org/10.29313/jrti.v1i2.395>
- Bernárdez, J. M., Boo, J., Diaz, J. I., & Medina, R. (2025). Interdepartmental Optimization in Steel Manufacturing: An Artificial Intelligence Approach for Enhancing Decision-Making and Quality Control. *Applied System Innovation*, 8(3). <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/asi8030063>
- Biswas, S., Grundlingh, N., Boardman, J., White, J., & Le, L. (2025). A Target Permutation Test for Statistical Significance of Feature Importance in Differentiable Models. *Electronics*, 14(3), 571. <https://doi.org/10.3390/electronics14030571>
- Calix, R. A., Ugarte, O., Okosun, T., & Wang, H. (2023). *Machine learning*-Based Regression Models for Ironmaking *Blast furnace* Automation. *Dynamics*, 3(4), 636–655. <https://doi.org/10.3390/dynamics3040034>
- Chen, H., Ou, Z., Lin, H., Wu, J., & He, M. (2026). Effect of Chemical Composition of Granulated *Blast furnace Slag* on Its Cementitious Properties. *Buildings*, 16(11), 2073. <https://doi.org/10.3390/buildings16112073>
- Čuchor, T., Koleda, P., Šustek, J., Štefančin, L., Kminiak, R., Koleda, P., & Vyhnáliková, Z. (2026). Evaluation of Regression Models for Predicting Cutting Forces Based on Spindle Speed, Feed Speed and Milling Strategy During MDF Board Milling. *Machines*, 14(4), 359. <https://doi.org/10.3390/machines14040359>
- Dzięcioł, J., & Radziemska, M. (2022). *Blast furnace Slag*, Post-Industrial Waste or Valuable Building Materials with Remediation Potential? *Minerals*, 12(4). <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/min12040478>
- Ehteram, M., & Banadkooki, F. B. (2023). A Developed Multiple Linear Regression (MLR) Model for Monthly Groundwater Level Prediction. *Water*, 15(22), 3940. <https://doi.org/10.3390/w15223940>
- Guo, Y., Zhang, Y., Chen, F., Wang, S., Yang, L., Xie, Y., & Xia, X. (2025). Optimizing High-Al₂O₃ Limonite Pellet Performance: The Critical Role of Basicity in Consolidation and Reduction. *Metals*, 15(7), 801. <https://doi.org/10.3390/met15070801>
- Ilham Ramadhani Hasibuan, Rakhmat Ceha, & Luthfi Nurwandi. (2023). Penerapan Model Supply Chain 4.0 Scorecard di MIKHA Coffee Shop Bandung. *Jurnal Riset Teknik Industri*, 113–120. <https://doi.org/10.29313/jrti.v3i2.2851>
- Jafar, R., Awad, A., Hatem, I., Jafar, K., Awad, E., & Shahrour, I. (2023). Multiple Linear Regression and *Machine learning* for Predicting the Drinking Water Quality Index in Al-Seine Lake. *Smart Cities*, 6(5), 2807–2827. <https://doi.org/10.3390/smartcities6050126>
- Jovanović, B., Shabanaj, K., & Ševrović, M. (2023). Conceptual Model for Determining the Statistical Significance of Predictive Indicators for Bus Transit Demand Forecasting. *Sustainability*, 15(1), 749. <https://doi.org/10.3390/su15010749>
- Lin, S.-J., Liu, C.-C., Tsai, D. M. T., Shih, Y.-H., Lin, C.-L., & Hsu, Y.-C. (2024). Prediction Models Using Decision Tree and Logistic Regression Method for Predicting Hospital Revisits in Peritoneal Dialysis Patients. *Diagnostics*, 14(6), 620. <https://doi.org/10.3390/diagnostics14060620>
- Lin, Y., Yi, Y., Fang, M., Ma, W., & Liu, W. (2023). Prediction Model for SiO₂ Activity in the CaO-Al₂O₃-SiO₂-MgO Quaternary Slag System. *Minerals*, 13(4), 509. <https://doi.org/10.3390/min13040509>

- Liu, R., Gao, Z.-Y., Li, H.-Y., Liu, X.-J., & Lv, Q. (2024). Research on *Blast furnace* Ingredient Optimization Based on Improved Grey Wolf Optimization Algorithm . *Metals*, 14(7). <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/met14070798>
- López-Rodríguez, J., Jiménez-Lugos, C., Flores-Favela, M., Hernández-Ramírez, A., Cruz-Ramírez, A., Martínez-Morales, C., Pérez-Labra, M., & Romero-Serrano, A. (2026). Softening and Melting Behavior of Lead *Blast furnace Slags*. *Metals*, 16(1). <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/met16010104>
- Lorincz, J., Kusačić, M., Čusto, E., & Blažević, Z. (2025). A Comprehensive Multiple Linear Regression Modeling and Analysis of LoRa User Device Energy Consumption. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 15(1), 5. <https://doi.org/10.3390/jsan15010005>
- Metlenkin, D. A., Kiselev, N. V., Platov, Y. T., Khaidarov, B. B., Khaidarov, T. B., Kolesnikov, E. A., Kuznetsov, D. V., Gorokhovskiy, A. V., Offor, P. O., & Burmistrov, I. N. (2022). Identification of the Elemental Composition of Granulated *Blast furnace Slag* by FTIR-Spectroscopy and Chemometrics. *Processes*, 10(11), 2166. <https://doi.org/10.3390/pr10112166>
- Mutumbo, N. M.-A., & Numbi, B. P. (2022). Development of a Linear Regression Model Based on the Most Influential Predictors for a Research Office Cooling Load. *Energies*, 15(14), 5097. <https://doi.org/10.3390/en15145097>
- Rauf, R. I., Alrasheedi, M. A., Sadiq, R., & Aldawsari, A. M. A. (2024). Evaluating Predictive Accuracy of Regression Models with First-Order Autoregressive Disturbances: A Comparative Approach Using Artificial Neural Networks and Classical Estimators. *Mathematics*, 12(24), 3966. <https://doi.org/10.3390/math12243966>
- Rosdiana, H., Ashari, Y., & Fauzi Isnarno, N. (n.d.). Pengaruh Intensitas Curah Hujan terhadap Kegiatan Pemompaan pada Sump Berdasarkan Water Balance di PT XYZ. *Jurnal Sangkuriang Bandung*. Retrieved <https://journal.sbpublisher.com/index.php/minetech>
- Rossi, E., Pecorini, I., & Iannelli, R. (2022). Multilinear Regression Model for Biogas Production Prediction from Dry Anaerobic Digestion of OFMSW. *Sustainability*, 14(8), 4393. <https://doi.org/10.3390/su14084393>
- Sarici, T., Geckil, T., Ok, B., & Aksoy, H. S. (2025). An Investigation of the Usability of Alkali-Activated *Blast furnace Slag*-Additive Construction Demolition Waste as Filling Material. *Materials*, 18(2). <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/ma18020398>
- Sun, Y., Zhang, Z., Wu, C., & Liu, Z. (2025). Effect of CaO/SiO₂ and MgO/Al₂O₃ on the Metallurgical Properties of Low Boron-Bearing High-Alumina *Slag*. *Inorganics*, 13(11), 346. <https://doi.org/10.3390/inorganics13110346>
- Tian, H., Tang, J., & Wang, T. (2024). *Furnace* Temperature Model Predictive Control Based on Particle Swarm Rolling Optimization for Municipal Solid Waste Incineration. *Sustainability*, 16(17), 7670. <https://doi.org/10.3390/su16177670>
- Wang, Z., Zheng, H., Zhang, Y., & Ge, L. (2024). Optimization of High-Alumina *Blast furnace Slag* Based on Exergy Analysis. *Metals*, 14(4), 465. <https://doi.org/10.3390/met14040465>
- Yang, J.-A., & Lee, Y. (2025). Performance Improvement of a Multiple Linear Regression-Based Storm Surge Height Prediction Model Using Data Resampling Techniques. *Journal of Marine Science and Engineering*, 13(11), 2173. <https://doi.org/10.3390/jmse13112173>
- Zhang, Q., Xing, H., Yang, A., Li, J., & Han, Y. (2025). A Comprehensive Review of *Slag*-Coating Mechanisms in Blast-Furnace Staves: *Furnace* Profile Optimazation and Material-Structure Design . *Materials*, 18(16). <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/ma18163727>
- Zhang, S., Jiang, D., Wang, Z., Wang, F., Zhang, J., Zong, Y., & Zeng, S. (2023). Predictive modeling of the *Hot metal* Sulfur Content in a *Blast furnace* Based on *Machine learning*. *Metals*, 13(2). <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/met13020288>