

Pemodelan Matematika Pada Parameter Proses *Vertical Direct Chill (Vdc) Casting* Aluminium Billet Dengan Menggunakan Regresi Linear Berganda

1st Nurfadiyah Farhani Usman
Fakultas Rekayasa Industri
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

nurfadiyahfusman@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Murman Dwi Prasetyo
Fakultas Rekayasa Industri
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

murmandwi@telkomuniversity.ac.id

3rd Teddy Sjafrizal
Fakultas Rekayasa Industri
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

teddysjafrizal@telkomuniversity.ac.id

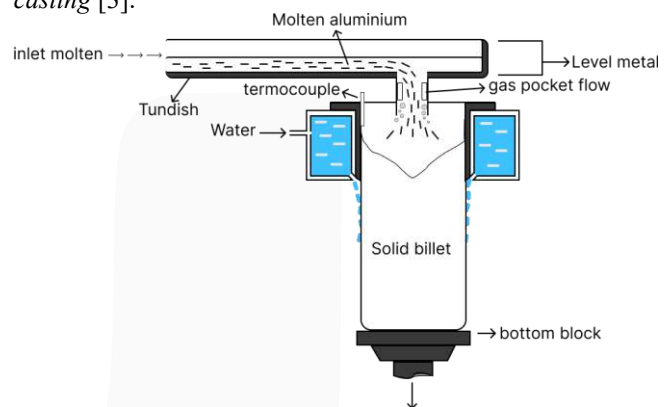
Abstrak— *Vertical direct chill (VDC) casting* memegang peranan penting dalam menentukan keberhasilan dan efisiensi produksi aluminium billet. Pengendalian parameter proses, khususnya suhu, sangat penting untuk memastikan konsistensi dalam proses *casting*. Suhu yang terlalu tinggi dapat memperlambat proses pendinginan sehingga menyebabkan ketidakseimbangan pada proses pendinginan dalam aluminium. Ketidakseimbangan ini penting karena pendinginan yang terlalu lambat atau tidak merata dapat memengaruhi keseragaman struktur mikro. Studi ini memanfaatkan model matematika untuk menggambarkan hubungan parameter seperti *waterflow*, *gas pocket flow*, *level metal*, *billet length*, dan *casting speed* terhadap suhu. Model regresi linear berganda dibangun menggunakan parameter yang paling berkorelasi terhadap suhu. Hasil korelasi menunjukkan bahwa *level metal* dan *gas pocket flow* memiliki hubungan paling kuat dengan suhu dibandingkan parameter lainnya. Evaluasi model memberikan nilai kesalahan *Root Mean Squared Error (RMSE)* sebesar 37,24, *Mean Absolute Error (MAE)* sebesar 27,90 dan *R-squared* sebesar 0,82, yang menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan 82% dari variabilitas dalam data suhu. Namun, meskipun model menunjukkan bahwa regresi linear berganda mampu memberikan pemahaman mengenai pengaruh *level metal* terhadap suhu, hasil untuk *gas pocket flow* menunjukkan adanya ketidaksesuaian.

Kata kunci— Suhu, Aluminium billet, Korelasi, Regresi Linear Berganda, *Vertical Direct Chill Casting*

I. PENDAHULUAN

Proses *vertical direct chill (VDC) casting* merupakan metode pengecoran yang sangat krusial dalam industri aluminium, memainkan peran sentral dalam menentukan keberhasilan dan efisiensi produksi aluminium billet [1]. Dalam proses ini seperti pada Gambar 1, interaksi antar parameter seperti suhu, laju aliran air pendingin, dan lainnya merupakan tantangan besar dalam mengelola proses pengecoran [2]. Parameter pada proses *direct chill casting* meliputi suhu, *level metal*, *casting speed*, *billet length*, *waterflow*, dan *gas pocket flow* yang saling mempengaruhi untuk mencapai kualitas *casting* yang baik pada optimal. Pengontrolan parameter-parameter ini sangat penting untuk

memastikan konsistensi proses, dengan pengendalian suhu menjadi salah satu aspek yang cukup kritis dalam proses *casting* [3].



GAMBAR 1
Proses direct chill casting
(Dimodifikasi, dari Darmawan dkk., (2004))
(A)

Kontrol suhu dalam proses *direct chill casting* yang berkisar hingga 400 °C terbukti memainkan peran penting dalam mengontrol tegangan dan regangan selama proses pengecoran. Pengaturan suhu yang tidak tepat, seperti terjadinya *overheat* dapat meningkatkan risiko terjadinya *hot tearing*, yang berpotensi memengaruhi kualitas struktur mikro dan konsistensi produk akhir. Pada suhu diatas 400 °C, *yield stress* menurun drastis dan material berperilaku plastis tanpa pengerasan regangan, yang memperbesar potensi terjadinya *hot tearing* [4]. Suhu yang terlalu tinggi dapat memperlambat proses pendinginan sehingga menyebabkan ketidakseimbangan proses pendinginan dalam aluminium. Ketidakseimbangan ini penting karena pendinginan yang terlalu lambat atau tidak merata dapat memengaruhi keseragaman struktur mikro dalam aluminium [5]. Pada metode konvensional, pengendalian parameter dalam pengecoran aluminium sering dilakukan secara operasional, yang seringkali menyebabkan variasi dalam parameter proses. Hal ini menunjukkan perlunya sistem yang lebih canggih untuk mengontrol variasi tersebut [6].

Penerapan sistem kontrol otomatis yang terintegrasi dengan teknologi digital dapat meningkatkan pemantauan dan penyesuaian parameter secara lebih terkontrol. Pengumpulan data parameter secara *real-time* dari sensor yang terpasang pada mesin pengecoran di lantai produksi memungkinkan pemantauan kondisi proses dan penyesuaian parameter yang lebih cepat terhadap perubahan kondisi [7]. Implementasi teknologi digital dalam proses pengecoran menghasilkan penurunan signifikan dalam makrosegregasi dari 11% menjadi 3,3%, menunjukkan peningkatan kualitas sebesar 7,7%. Peningkatan ini menunjukkan pentingnya penerapan sistem kontrol otomatis dalam meningkatkan kualitas proses pengecoran [8].

Meskipun teknologi digital menawarkan banyak keuntungan, pemanfaatan data *real time* dalam model matematika untuk analisis dan pengendalian proses masih belum banyak diterapkan. Dalam studi menggarisbawahi perlunya model matematika yang komprehensif untuk menganalisis interaksi kolektif antar berbagai parameter dalam proses pengecoran [9]. Model matematika seperti yang ada dalam studi memberikan wawasan tentang bagaimana parameter seperti suhu dan kecepatan penuangan mempengaruhi dinamika dalam proses pengecoran aluminium [10]. Penerapan model matematika ini berkontribusi pada konsistensi proses dengan meningkatkan pemahaman tentang hubungan antar parameter pengecoran dan dampaknya terhadap kualitas proses.

II. KAJIAN TEORI

A. Direct Chill Casting

Dalam industri aluminium, *casting* aluminium merupakan proses yang melibatkan pencetakan aluminium dengan cara menuangkan molten aluminium ke dalam cetakan [11]. Salah satu teknik *casting* yang sering digunakan untuk menghasilkan billet aluminium adalah proses *direct chill casting*. Proses *direct chill casting* merupakan metode yang umum digunakan untuk memproduksi billet atau ingot aluminium, yaitu batangan logam berbentuk silinder atau balok [12]. Produk yang dihasilkan digunakan sebagai bahan baku untuk proses lanjutan seperti ekstruksi, tempa, rolling, dan lain-lain [13].



GAMBAR 2
Mesin vertical direct chill
(A)

Prosesnya melibatkan molten aluminium dituangkan dari ladle ke dalam tundish, kemudian mengalir secara vertikal ke

dalam cetakan yang tidak memiliki dasar tetap memungkinkan billet yang baru terbentuk untuk bergerak keluar secara vertikal. Sistem pendingin air langsung diterapkan di sekitar cetakan atau dinding cetakan sehingga molten aluminium cepat mendingin dan mulai solidifikasi di permukaan luar untuk membentuk cetakan dan memperoleh kekuatan mekanik yang cukup untuk menampung molten aluminium di bagian tengah. Jadi meskipun inti billet masih dalam keadaan cair, lapisan luar sudah cukup kuat untuk menahan bentuk billet dan mencegah deformasi. Saat untai billet keluar dari cetakan, air langsung disemprotkan ke permukaan billet untuk menyelesaikan pemadatan [14].

Pengontrolan suhu dalam proses *casting* ini penting untuk mengendalikan ketidakseimbangan pendinginan, memastikan pemadatan yang seragam, dan mencegah cacat seperti butiran kasar, dan robekan panas dalam produksi aluminium billet [15]. Tingkat pendinginan yang terlalu cepat atau terlalu lambat dapat memengaruhi keseragaman struktur mikro dalam aluminium, yang dapat berdampak pada kekuatan dan kualitas billet. Pengaturan suhu ini penting untuk memastikan pemadatan dapat terjadi secara merata sehingga meningkatkan kualitas produk akhir yang dihasilkan. Untuk melakukan pengontrolan suhu, model regresi linear dapat digunakan untuk memahami bagaimana parameter proses berinteraksi terhadap perubahan suhu, dan mempengaruhi hasil *casting*.

B. Model Matematis dengan Regresi Linear Berganda

Regresi linear merupakan teknik pemodelan statistik yang banyak digunakan dalam analisis data dan prediksi untuk menentukan persamaan linier terbaik yang menggambarkan hubungan antara variabel. Model regresi linear bertujuan untuk memperkirakan koefisien persamaan, yang mewakili bobot variabel prediktor dalam memprediksi variabel target [16].

Regresi linear sederhana adalah metode statistik yang berfungsi untuk menguji sejauh mana hubungan sebab akibat antara variabel prediktor dan variabel target [17]. Persamaan regresi linear sederhana sebagai,

$$Y = \alpha + \beta_x, \quad (1)$$

$$a = \frac{(\sum X^2)(\sum Y) - (\sum XY)(\sum X)}{n(\sum X^2) - (\sum X)^2}, \quad (2)$$

$$b = \frac{n(\sum XY) - (\sum X)(\sum Y)}{n(\sum X^2) - (\sum X)^2}, \quad (3)$$

di mana Y adalah variabel target, X adalah variabel prediktor, a adalah intercept, b adalah koefisien variabel X, dan n adalah jumlah data [18].

Regresi linear berganda adalah analisis regresi yang menjelaskan hubungan antara peubah respon (variabel target) dengan faktor-faktor yang mempengaruhi lebih dari satu prediktor [19]. Analisis regresi linear berganda adalah hubungan secara linear antara dua atau lebih variabel prediktor x_1, x_2, \dots, x_k dan satu variabel target Y. Dikatakan linear karena setiap estimasi atas nilai diharapkan mengalami peningkatan atau penurunan mengikuti garis lurus [20]. Persamaan model regresi linear berganda dihitung sebagai,

$$Y = \alpha + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_kx_k, \tag{4}$$

di mana Y adalah variabel target, x_1, x_2, \dots, x_k adalah variabel prediktor, α adalah intercept (konstanta) yaitu nilai Y saat semua nilai x bernilai 0, dan $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ adalah koefisien regresi.

C. Kriteria untuk mengevaluasi Kinerja Model

Penilaian kinerja model untuk memastikan efektivitas model yang digunakan. Terdapat beberapa perhitungan yaitu RMSE, MAE, dan R-squared yang digunakan untuk memastikan keakuratan model yang dihasilkan [21]. Penjelasan masing-masing kriteria penilaian sebagai berikut.

1. RMSE

RMSE (*Root Mean Square Error*) adalah nilai rata-rata dari jumlah kuadrat kesalahan. RMSE dapat menyatakan ukuran besarnya kesalahan yang dihasilkan oleh suatu model perkiraan. Semakin rendah nilai RMSE, maka semakin baik model. Rumus RMSE sebagai,

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}, \tag{5}$$

di mana, y_i adalah nilai aktual dari data, \hat{y}_i adalah nilai prediksi yang dihasilkan oleh model serta n adalah banyaknya data yang digunakan dalam analisis. RMSE memberikan gambaran yang lebih realistis tentang kesalahan prediksi karena nilai nya berada pada skala yang sama dengan data asli.

2. MAE

MAE (*Mean Absolute Error*) adalah metrik yang mengukur rata-rata perbedaan absolut antara nilai yang diprediksi dan nilai actual dalam sebuah data. Semakin rendah nilai MAE, semakin baik model dalam memprediksi data. Rumus perhitungan MAE sebagai,

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \tag{6}$$

di mana, y_i adalah nilai aktual dari data, \hat{y}_i merupakan nilai yang dihasilkan oleh model serta n adalah banyaknya data yang digunakan. MAE memberikan nilai rata-rata kesalahan tanpa memperhitungkan arah kesalahan.

3. R-squared

R-squared atau koefisien determinasi adalah metrik yang menunjukkan sejauh mana variabilitas dari data asli dijelaskan oleh model. Nilai R-squared berkisar antara 0 hingga 1, di mana nilai tinggi menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan variasi data asli dengan baik. Rumus perhitungan R-squared sebagai,

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \tag{7}$$

di mana, y_i merupakan nilai aktual dari data, \hat{y}_i sebagai nilai prediksi yang dihasilkan oleh model, \bar{y} adalah nilai rata-rata dari nilai aktual, serta n adalah banyaknya data yang digunakan. Adapun interpretasi nilai sebagai berikut.

Tabel 1. Interpretasi Nilai R-squared (C)

Interval Koefisien	Hubungan
--------------------	----------

0,8-1	Sangat kuat
0,6 – 0,79	Kuat
0,4 – 0,59	Cukup kuat
0,2 – 0,39	Lemah
0 – 0,19	Sangat lemah

D. Analisis Hubungan Variabel dengan Uji Korelasi

Korelasi rank spearman digunakan untuk mengukur tingkat hubungan atau menguji signifikansi sumber data yang digunakan. Pada analisa korelasi ini tidak harus sama, variabel tidak harus terdistribusi normal dan berasal dari data ordinal.

Nilai korelasi rank spearman berada diantara nilai $-1 < r < 1$. Rumus dari korelasi spearman dapat dilihat pada persamaan II.2 [22],

$$rho = 1 - \frac{6 \sum d^2}{n(n^2 - 1)}, \tag{8}$$

di mana rho adalah koefisien korelasi rank spearman, d^2 adalah rangking yang dikuadratkan, dan n adalah banyaknya data (sampel).

Berdasarkan perhitungan korelasi, didapatkan nilai koefisien korelasi. Nilai koefisien korelasi berada diantara -1 hingga 1 [23].

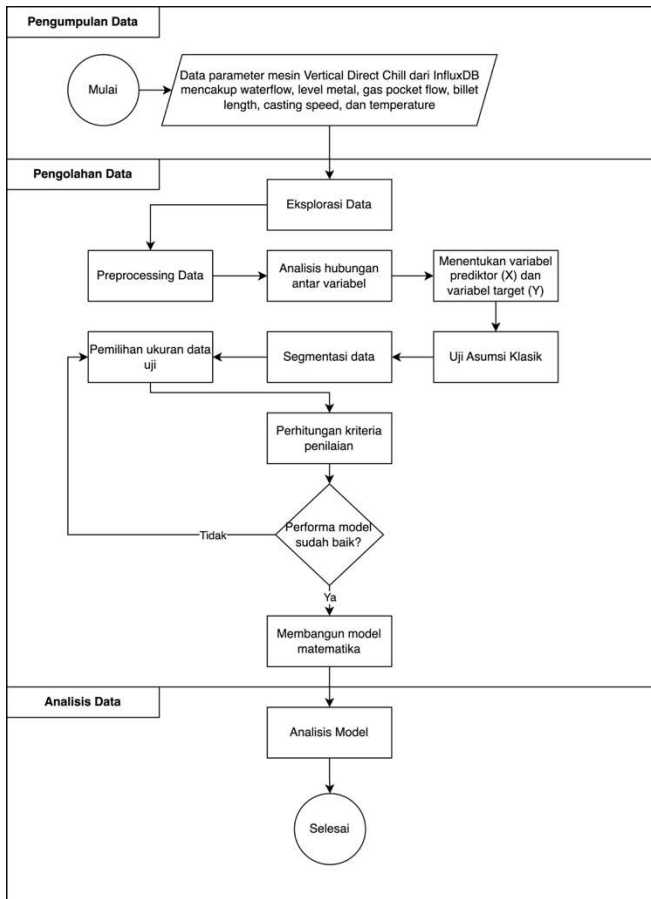
Tabel 2. Interpretasi Koefisien Korelasi (D)

Koefisien	Kategori
0,80 – 1,00	Sangat kuat
0,6 – 0,79	Kuat
0,40 - 0,59	Sedang
0,20 – 0,39	Rendah
0 – 0,19	Sangat Rendah

Nilai korelasi positif terbesar = 1 dan koefisien korelasi negatif terbesar = -1. Nilai positif menunjukkan hubungan korelasi positif yang searah sedangkan nilai negatif menunjukkan hubungan korelasi negatif yang tidak searah, serta nilai 0 menunjukkan tidak ada hubungan korelasi antara kedua variabel.

III. METODOLOGI PENYELESAIAN MASALAH

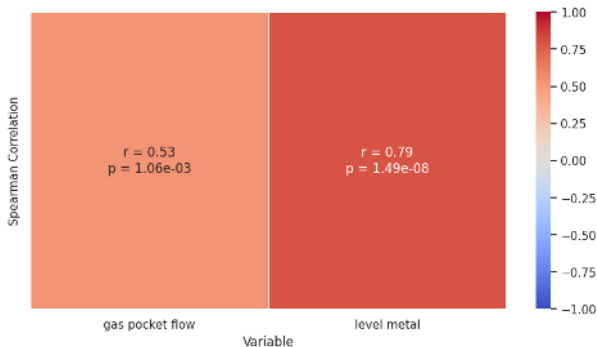
Studi ini melibatkan tiga tahapan yaitu pengumpulan data, pengolahan data, dan analisis data.



Gambar 3. Diagram alur sistematika penyelesaian masalah (A)

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Evaluasi Hasil Korelasi



GAMBAR 4.

Representasi hasil korelasi spearman. Warna pada gambar menunjukkan kekuatan korelasi. Nilai koefisien korelasi di antara -1 hingga 1 dengan tingkat signifikansi < 0,05 (A)

1. Korelasi antara *gas pocket flow* dan suhu

Korelasi antara variabel *gas pocket flow* dan suhu diperoleh dengan nilai koefisien sebesar 0,53. Berdasarkan tabel interpretasi koefisien korelasi yaitu 0,40 – 0,59 = Sedang, maka tingkat hubungan antara kedua variabel dapat dikategorikan sedang dengan nilai positif yang menunjukkan arah perubahan yang sama. Tingkat signifikansi sebesar $1,06 \times 10^{-3}$, yang lebih kecil dari 0,05 mengindikasikan bahwa terdapat hubungan yang signifikan antara *gas pocket*

flow dan suhu. Artinya, hubungan yang diamati antara *gas pocket flow* dan suhu tidak terjadi secara kebetulan, melainkan memang terdapat hubungan yang nyata. Hasil pengujian menunjukkan bahwa ketika *gas pocket flow* meningkat, suhu juga cenderung mengalami peningkatan.

Dalam konteks proses *casting* aluminium billet, gas argon digunakan untuk melindungi molten aluminium dari oksidasi dan berperan dalam proses pendinginan. Gas argon sebagai gas inert dialirkan ke permukaan molten aluminium, di mana gas ini membentuk gelembung-gelembung di permukaan. Gelembung ini membantu menciptakan lapisan pelindung yang mencegah oksidasi dan mengurangi kontaminasi dari gas-gas lain yang ada disekitar proses *casting*. Proses ini meningkatkan laju perpindahan panas konvektif, yang terjadi karena pergerakan fluida massal di atas suatu permukaan [24]. Konveksi terjadi dalam fluida (gas) yang mengalir di atas permukaan molten aluminium, menyebabkan perpindahan panas dari permukaan yang lebih panas ke fluida yang lebih dingin. Ketika aliran gas argon meningkat, laju perpindahan panas konvektif juga meningkat, yang pada akhirnya menyebabkan penurunan suhu.

Mekanisme perpindahan panas terjadi akibat adanya gradien suhu antara fluida dan permukaan padat [25]. Jika suhu permukaan padat lebih tinggi daripada suhu fluida, panas akan berpindah dari permukaan padat ke fluida, dan sebaliknya. Peningkatan aliran gas argon dapat mempercepat laju perpindahan panas dari cetakan ke lingkungan sekitarnya, sehingga mengakibatkan penurunan suhu. Hal ini dijelaskan melalui persamaan laju perpindahan panas konvektif yaitu,

$$Q_o = h_o A_o \Delta T, \tag{9}$$

dimana Q_o = laju perpindahan panas konvektif, h_o = koefisien perpindahan panas konveksi, A_o = luas permukaan perpindahan panas dan ΔT = beda suhu antara permukaan dan fluida [26]. Peningkatan aliran gas argon meningkatkan koefisien perpindahan panas h_o yang seharusnya meningkatkan laju perpindahan panas Q_o dan menurunkan suhu.

Namun, hasil korelasi menunjukkan bahwa peningkatan *gas pocket flow* berhubungan dengan peningkatan suhu, yang tampaknya tidak sesuai dengan teori bahwa gas argon seharusnya mendinginkan molten aluminium. Kemungkinan fenomena ini terjadi dapat dijelaskan melalui beberapa potensi masalah. Pertama, gas argon yang membentuk gelembung di dekat permukaan cetakan mungkin menciptakan lapisan isolasi termal yang mengurangi efektivitas transfer panas dari permukaan cetakan ke lingkungan luar, sehingga terjadi penumpukan panas di permukaan cetakan dan suhu yang terukur lebih tinggi daripada yang diharapkan. Kedua, posisi sensor juga dapat memengaruhi pembacaan suhu. Jika sensor terlalu dekat dengan aliran gas argon, sensor mungkin mengukur suhu yang tidak mewakili suhu sebenarnya. Sensor yang posisinya kurang tepat dapat menyebabkan interpretasi yang salah mengenai pengaruh gas argon terhadap suhu. Ketika pembacaan sensor dipengaruhi oleh *gas pocket*, ini dapat menyebabkan pembacaan suhu yang lebih tinggi dari yang seharusnya dikarenakan sensor dipengaruhi oleh panas yang dihasilkan oleh gelembung gas yang bergerak di sekitar sensor. Oleh karena itu, penting untuk mengontrol jumlah gas

argon yang digunakan untuk mencegah efek isolasi termal yang berlebihan, dengan memastikan aliran gas argon tidak mengganggu transfer panas yang efektif dari permukaan cetakan. Selain itu, diperlukan kajian mendalam terhadap posisi sensor suhu untuk memastikan sensor ditempatkan di lokasi yang representatif dari suhu cetakan.

2. Korelasi antara *level metal* dan suhu

Hasil uji korelasi menunjukkan bahwa variabel *level metal* dengan *suhu* memiliki nilai koefisien korelasi sebesar 0,79. Berdasarkan tabel interpretasi koefisien korelasi 0,60-0,79 = Kuat, maka tingkat hubungan antara *level metal* dan suhu berada pada kategori kuat dengan nilai positif yang mengindikasikan arah hubungan yang sama. Tingkat signifikansi sebesar $1,49 \times 10^{-8}$ yang lebih kecil dari 0,05 mengindikasikan bahwa terdapat hubungan yang signifikan antara *level metal* dan suhu. Dengan kata lain, hubungan antara kedua variabel tersebut tidak terjadi secara kebetulan, melainkan memang terdapat hubungan yang nyata. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan *level metal* cenderung diikuti dengan peningkatan suhu.

Konduktivitas termal adalah kemampuan material untuk meneruskan panas dari suatu tempat ke tempat yang lainnya. Material dengan konduktivitas termal yang tinggi seperti aluminium, dapat menghantarkan panas dengan baik [27]. Ketika *level metal* dalam cetakan meningkat, volume molten aluminium yang ada didalam cetakan juga bertambah. Volume yang lebih besar ini menyebabkan lebih banyak panas yang harus dipindahkan dari molten aluminium ke cetakan. Semakin tinggi *level metal*, semakin besar jumlah material yang berkontribusi pada proses konduksi yang menyebabkan suhu meningkat karena lebih banyak panas yang dikelola dalam sistem.

Sementara itu, salah satu parameter penting untuk keberhasilan pengecoran adalah kemampuan molten aluminium mengalir dan mengisi cetakan. Fluiditas mengukur seberapa mudah molten aluminium mengalir dan mengisi setiap bagian dari cetakan. Ketika *level metal* lebih tinggi, suhu juga cenderung meningkat yang mengurangi viskositas molten aluminium dan meningkatkan fluiditasnya yang diukur mulai dari titik tuang sampai dengan jarak maksimum molten mengalir di dalam cetakan [28]. Fluiditas yang lebih baik memungkinkan aluminium mengalir lebih lancar dan mengisi ruang yang lebih banyak sebelum solidifikasi terjadi. Hubungan yang kuat antara *level metal* dan suhu ini menekankan pentingnya pemantauan parameter dalam proses *casting*.

B. Pembahasan Model Matematika

Persamaan regresi linear dari ukuran data uji 0,4 sebagai,

$$Y = 377,51 + 1,069x_1 + 0,003x_2, \quad (10)$$

dengan Y = suhu yang diprediksi, x_1 = *level metal* dan x_2 = *gas pocket flow*. Hasil pemodelan pada persamaan diatas menunjukkan bahwa *level metal* dan *gas pocket flow* memiliki pengaruh terhadap suhu, meskipun pengaruh dari kedua variabel tersebut tergolong kecil. Koefisien regresi 1,069 pada x_1 menunjukkan bahwa setiap peningkatan 1 mm pada *level metal* akan menyebabkan peningkatan suhu sebesar 1,069 °C. Ini menegaskan bahwa *level metal* memiliki

pengaruh yang lebih signifikan terhadap suhu. Sebaliknya, koefisien 0,003 pada x_2 menunjukkan bahwa *gas pocket flow* memiliki pengaruh yang jauh lebih kecil, di mana peningkatan 1 l/min pada *gas pocket flow* hanya meningkatkan suhu sebesar 0,003°C. Dengan demikian, *level metal* memiliki dampak yang lebih besar terhadap suhu dibandingkan dengan *gas pocket flow*.

Berdasarkan hasil pemodelan, dilakukan simulasi untuk lebih memahami bagaimana perubahan kedua variabel ini memengaruhi suhu dalam proses *casting*. Sebagai contoh, nilai x_1 atau *level metal* ditetapkan pada -49,73 mm dan nilai x_2 atau *gas pocket flow* ditetapkan pada 110,87 l/min, maka persamaan regresi yang digunakan adalah:

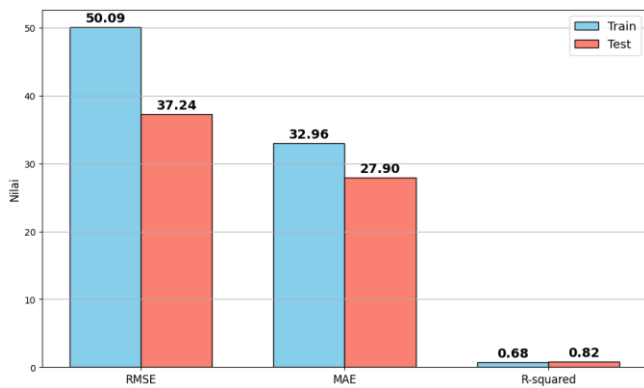
$$\begin{aligned} Y &= 377,51 + 1,069(-49,73) + 0,003(110,87) \\ Y &= 377,51 - 53,16137 + 0,33261 \\ Y &= 324,681^\circ\text{C} \end{aligned}$$

Dari perhitungan tersebut, jika nilai *level metal* berada pada -49,73 mm dan *gas pocket flow* pada 110,87 l/min, suhu yang dihasilkan adalah 324,68°C. Suhu ini berada dalam rentang yang dianggap aman untuk proses *casting*, di mana risiko terjadinya cacat seperti *hot tearing* dan lainnya adalah minimal. Dalam konteks ini, suhu di bawah 400°C menunjukkan bahwa proses *casting* berada pada kondisi yang sesuai untuk meminimalkan potensi cacat pada aluminium billet yang dihasilkan. Oleh karena itu, pengaturan *level metal* yang akurat membantu dalam menjaga konsistensi suhu selama proses, yang dapat mengurangi variabilitas suhu dan meningkatkan keandalan proses. Perubahan kecil pada *level metal* dapat menyebabkan perubahan berarti pada suhu, sehingga penting untuk memonitor *level metal* guna mencegah terjadinya *overheat* yang dapat menyebabkan ketidakseimbangan dalam proses pendinginan.

Namun, hasil pemodelan menunjukkan koefisien positif untuk *gas pocket flow*, meskipun nilainya tergolong sangat kecil, seharusnya *gas pocket flow* memiliki pengaruh negatif terhadap suhu. Ketidaksesuaian ini mengindikasikan adanya kemungkinan faktor lain yang mempengaruhi hasil seperti posisi sensor atau pengaruh lingkungan sekitar sensor. Posisi sensor yang kurang tepat dan faktor lingkungan dapat memengaruhi akurasi pembacaan sensor [29]. Misalnya, sensor yang terpapar oleh pergerakan gas argon yang intens di sekitar sensor dapat menyebabkan peningkatan suhu lokal di sekitar sensor, hal ini dapat mengakibatkan pembacaan suhu menjadi lebih tinggi dari yang sebenarnya. Untuk memastikan bahwa model ini akurat dan dapat diandalkan dalam pengambilan keputusan, penting untuk melakukan peninjauan ulang dan penyempurnaan model serta evaluasi terhadap posisi sensor.

Setelah melihat persamaan regresi yang dihasilkan, penting untuk mengevaluasi kinerja model menggunakan kriteria penilaian yang relevan meskipun persamaan model menunjukkan adanya ketidaksesuaian. Adapun kriteria yang digunakan seperti RMSE, MAE, dan R-squared memberikan wawasan tentang seberapa baik model dapat memprediksi suhu berdasarkan variabel prediktor (X) yaitu *level metal* dan *gas pocket flow*. RMSE memberikan informasi tentang kesalahan dengan memberikan bobot ekstra pada kesalahan besar dan menyajikan nilai yang berada pada skala yang sama dengan data asli, sehingga memberikan gambaran realistis mengenai kesalahan model. MAE memberikan gambaran

tentang kesalahan model tanpa dipengaruhi oleh outlier dan tanpa memperhitungkan arah kesalahan. R-squared memberikan gambaran komprehensif tentang sejauh mana variasi dalam data yang sebenarnya dapat dijelaskan oleh model [30]. Hal ini penting untuk memahami performa model secara mendalam dan memastikan bahwa model yang dihasilkan memiliki akurasi prediksi yang baik serta mampu merepresentasikan hubungan linear pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.



GAMBAR 5.

Representasi hasil evaluasi kinerja model pada data train dan data test (B)

Hasil kriteria penilaian pada Gambar V.2 meliputi nilai RMSE, MAE, dan R-squared. Ukuran data uji 0,4 menunjukkan kinerja nilai RMSE, dan MAE pada data test meningkat menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan prediksi yang realistis dan mampu mengidentifikasi kesalahan signifikan dengan nilai R-squared yang lebih tinggi menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan 82% variabilitas dalam data suhu.

Meskipun ukuran data uji yang dipilih adalah yang terbaik dari ketiga ukuran data uji, hasil persamaan model masih menunjukkan ketidakakuratan. Secara khusus, nilai *gas pocket flow* yang diharapkan memiliki efek menurunkan suhu tidak sesuai dengan kondisi seharusnya. Ini mengindikasikan bahwa model belum sepenuhnya mampu mengakomodasi dampak nyata dari *gas pocket flow* terhadap suhu. Walaupun model menunjukkan performa yang lebih baik pada data uji dibandingkan data latih dan tidak mengalami *overfitting*, ketidakakuratan ini menandakan bahwa model perlu untuk ditinjau lebih lanjut untuk menangkap efek dari *gas pocket flow* dan memastikan model dapat menggambarkan pengaruh *gas pocket flow* terhadap suhu dengan lebih akurat.

V. KESIMPULAN

Dalam tugas akhir ini, dilakukan pemodelan matematika untuk menggambarkan hubungan parameter terhadap suhu menggunakan regresi linear berganda. Model menunjukkan *level metal* memiliki pengaruh lebih besar terhadap suhu. Namun, model menunjukkan ketidakakuratan pada pengaruh *gas pocket flow*, yang diharapkan memiliki efek penurunan suhu justru menunjukkan koefisien positif. Temuan ini mengindikasikan adanya kemungkinan faktor eksternal yang mempengaruhi pembacaan sensor, seperti posisi sensor atau kondisi lingkungan sekitar yang dapat menyebabkan pembacaan kurang akurat serta jumlah gas argon yang digunakan dapat berkontribusi pada ketidaksesuaian ini.

Hasil pemodelan menunjukkan masih adanya ketidaksesuaian yang perlu ditinjau dan diperbaiki lebih lanjut sebelum model dapat diterapkan secara efektif dalam pengambilan keputusan untuk mencegah terjadinya *overheating* yang menyebabkan ketidakseimbangan dalam proses pendinginan.

REFERENSI

- [1] Lebon, G. S. B., Li, H. T., Patel, J. B., Assadi, H., & Fan, Z. (2020). Numerical modelling of melt-conditioned direct-chill casting. *Applied Mathematical Modelling*, 77, 1310–1330. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2019.08.032>
- [2] Hayyaulia, P. S., Rajagukguk, K., Salim, U. A., Mahardika, M., & Budi Arifvianto, dan. (2024). *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Industri Berkelanjutan IV (SENASTITAN IV) Surabaya*.
- [3] Klimeš, L., Parilák, udovít, & Buček, P. (2013). Study Of Thermal Behaviour Of Continuously Cast Billets. *Dalam Engineering Mechanics (Vol. 20, Nomor 4)*.
- [4] Hao, H., Maijer, D. M., Wells, M. A., Phillion, A., & Cockcroft, S. L. (2010). Modeling the stress-strain behavior and hot tearing during direct chill casting of an AZ31 magnesium billet. *Metallurgical and Materials Transactions A: Physical Metallurgy and Materials Science*, 41(8), 2067–2077. <https://doi.org/10.1007/s11661-010-0216-4>
- [5] Sajeddine, H. M., & Farah, T. M. N. (2022). Effect of cooling rates and rapidly quenched on Al-Si alloy. *Al-Mustansiriyah Journal of Science*, 33(1). <https://doi.org/10.23851/mjs.v33i1.1084>
- [6] Omidiji, B. V. (2020). A Statistical Analysis of Evaporative Pattern Casting Process Parameters for the Production of Aluminum Alloy Components. *Journal of Casting & Materials Engineering*, 4(3), 41–47. <https://doi.org/10.7494/jcme.2020.4.3.41>
- [7] Park, S., Changgyun, K., & Youm, S. (2019). Establishment of an IoT-based smart factory and data analysis model for the quality management of SMEs die-casting companies in Korea. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 15(10). <https://doi.org/10.1177/1550147719879378>
- [8] Yang, J., Ji, Z., Liu, W., & Xie, Z. (2023). Digital-Twin-Based Coordinated Optimal Control for Steel Continuous Casting Process. *Metals*, 13(4). <https://doi.org/10.3390/met13040816>
- [9] Da Costa, E. M., & Dos Santos, C. A. (2022). Casting Alloy Design and Characterization. *Dalam Metals (Vol. 12, Nomor 7)*. MDPI. <https://doi.org/10.3390/met12071228>
- [10] Chakravarti, S., & Sen, S. (2023). An investigation on the solidification and porosity prediction in aluminium casting process. *Journal of Engineering and Applied Science*, 70(1). <https://doi.org/10.1186/s44147-023-00190-z>
- [11] Faizal, M., & Gunawan, H. (2019). Analisis Pengaruh Penurunan Temperatur Pada Proses Tuang Cairan Logam Dengan Cover Ladle Di Pt. X (Vol. 15, Nomor 1).
- [12] Virhdian, S., Logam, B. B., Mesin, D., Perindustrian, K., Sangkuriang, J., 12, N., & Barat, J. (2014).

- konveksi paksa selama pembekuan paduan al-4 wt% cu dan pengaruhnya terhadap makrosegregasi (Vol. 36, Nomor 1).
- [13] Hayyaulia, P. S., Rajagukguk, K., Salim, U. A., Mahardika, M., & Budi Arifvianto, dan. (2024). Prosiding Seminar Nasional Teknologi Industri Berkelanjutan IV (SENASTITAN IV) Surabaya.
- [14] Hatič, V., Mavrič, B., & Šarler, B. (2020). Simulation of macrosegregation in direct-chill casting—A model based on meshless diffuse approximate method. *Engineering Analysis with Boundary Elements*, 113, 191–203. <https://doi.org/10.1016/j.enganabound.2019.12.006>
- [15] Al-Helal, K., Patel, J. B., Scamans, G. M., & Fan, Z. (2020). Melt conditioned direct chill (MC-DC) casting and extrusion of AA5754 aluminium alloy formulated from recycled taint tabor scrap. *Materials*, 13(12). <https://doi.org/10.3390/ma13122711>
- [16] Muharrom, M. (2023). Bulletin of Information Technology (BIT) Analisis Komparasi Algoritma Data Mining Naive Bayes, K-Nearest Neighbors dan Regresi Linier Dalam Prediksi Harga Emas. 4(4), 430–438. <https://doi.org/10.47065/bit.v3i1>
- [17] Nurani, A. T., Setiawan, A., & Susanto, B. (2023). Perbandingan Kinerja Regresi Decision Tree dan Regresi Linear Berganda untuk Prediksi BMI pada Dataset Asthma. *Jurnal Sains dan Edukasi Sains*, 6(1), 34–43. <https://doi.org/10.24246/juses.v6i1p34-43>
- [18] Dian Pramesti, W. M. B. (2023). Perbandingan Prediksi Jumlah Transaksi Ojek Online Menggunakan Regresi Linier dan Random Forest.
- [19] Triyanto, E., Sismoro, H., & Laksito, A. D. (2019). implementasi algoritma regresi linear berganda untuk memprediksi produksi padi di kabupaten bantul. *Rabit: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, 4(2), 66–75. <https://doi.org/10.36341/rabit.v4i2.666>
- [20] Danang Sunyoto. (2008). Analisis regresi dan Uji Hipotesis.
- [21] Taqiyuddin, M., & Bayu Sasongko, T. (2024). Prediksi Cuaca Kabupaten Sleman Menggunakan Algoritma Random Forest. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 8(3), 1683. <https://doi.org/10.30865/mib.v8i3.7897>
- [22] Nelvidawati, N., & Kasman, M. (2023). Penggunaan Korelasi Spearman Untuk Menguji Hubungan Suhu Dan Besarnya Curah Hujan Bulanan di Kota Padang. *Jurnal Daur Lingkungan*, 6(1), 34. <https://doi.org/10.33087/daurling.v6i1.181>
- [23] Indrawan Sanny, B., Kaniawati Dewi, R., & oleh Politeknik Dharma Patria Kebumen, D. (2020). Jurnal E-Bis (Ekonomi-Bisnis) Pengaruh Net Interest Margin (NIM) Terhadap Return on Asset (ROA) Pada PT Bank Pembangunan Daerah Jawa Barat Dan Banten Tbk Periode 2013-2017. 4(1), 78–87. <https://doi.org/10.37339/jurnal>
- [24] Uddin, N. (2024). Heat Transfer: A Systematic Learning Approach.
- [25] Soekardi, C. (2019). Teknik perpindahan energi panas: Penerapan pada sistem termal instalasi industri (Ed. 1). ANDI. Yogyakarta.
- [26] Soekardi, C. (2015). Termodinamika dasar mesin konversi energi (Ed. 1). ANDI. Yogyakarta.
- [27] Prihartono, J., & Irhamsyah, R. (2022). Analisis Konduktivitas Termal Pada Material Logam (Tembaga, Aluminium Dan Besi). *Dalam Presisi* (Vol. 24, Nomor 2).
- [28] Slamet, S., Priyambodo, B. H., Raya Solo -Baki No, J., & tengah, j. (2019). karakterisasi fluiditas, densitas dan sifat mekanis cu(20-25)wt.%sn pada pengecoran metode sand casting dan investment casting.
- [29] Ulfa Urbach, T. (2019). Rancang Bangun Sistem Monitoring dan Kontrol Temperatur Pemanasan Zat Cair Menggunakan Sensor Inframerah MLX90614. *Jurnal Fisika Unand*, 8(3).
- [30] Taqiyuddin, M., & Bayu Sasongko, T. (2024). Prediksi Cuaca Kabupaten Sleman Menggunakan Algoritma Random Forest. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 8(3), 1683. <https://doi.org/10.30865/mib.v8i3.7897>