

**ANALISA SISTEM KONSUMSI GAS PADA PROSES ROASTING
KOPI MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING UNTUK
MENENTUKAN STANDAR PEMAKAIAN GAS PROFIL ROASTING**

SKRIPSI



ALDY KUSUMA PERDANA

20201000033

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS BUDDHI DHARMA
TANGERANG**

2025

**ANALISA SISTEM KONSUMSI GAS PADA PROSES ROASTING
KOPI MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING UNTUK
MENENTUKAN STANDAR PEMAKAIAN GAS PROFIL ROASTING**

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk kelengkapan gelar kesarjanaan pada

Program Studi Teknik Informatika

Jenjang Pendidikan Strata 1



ALDY KUSUMA PERDANA

20201000033

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS BUDDHI DHARMA

TANGERANG

2025

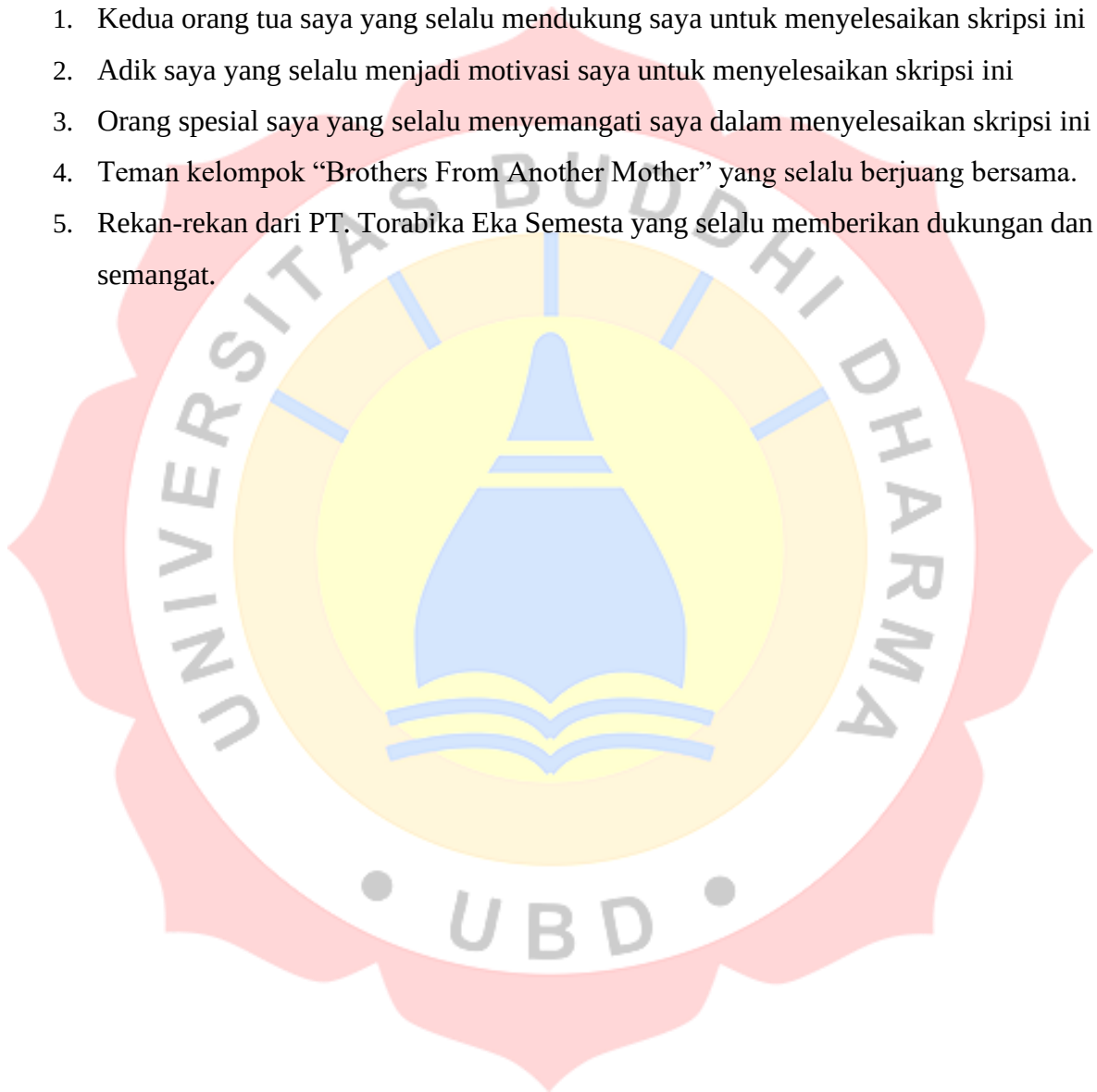
LEMBAR PERSEMBAHAN

“It is never too late to be what you might have been.”

(George Eliot)

Dengan mengucapkan puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa, Skripsi ini kupersembahkan untuk:

1. Kedua orang tua saya yang selalu mendukung saya untuk menyelesaikan skripsi ini
2. Adik saya yang selalu menjadi motivasi saya untuk menyelesaikan skripsi ini
3. Orang spesial saya yang selalu menyemangati saya dalam menyelesaikan skripsi ini
4. Teman kelompok “Brothers From Another Mother” yang selalu berjuang bersama.
5. Rekan-rekan dari PT. Torabika Eka Semesta yang selalu memberikan dukungan dan semangat.



UNIVERSITAS BUDDHI DHARMA

LEMBAR PENYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Yang bertanda tangan dibawah ini,

NIM : 20201000033
Nama : Aldy Kusuma Perdana
Jenjang Studi : Strata 1
Program Studi : Teknik Informatika
Peminatan : Database Development

Dengan ini saya menyatakan bahwa:

1. Skripsi ini adalah asli dan belum pernah diajukan untuk mendapat gelar akademik Sarjana atau kelengkapan studi, baik di Universitas Buddhi Dharma maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Skripsi ini saya buat sendiri tanpa bantuan dari pihak lain, kecuali arahan dosen pembimbing.
3. Dalam Skripsi ini tidak terdapat karya atau pendapat yang telah ditulis atau dipublikasikan orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dan dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan dicantumkan daftar pustaka.
4. Dalam Skripsi ini tidak terdapat pemalsuan (kebohongan), seperti buku, artikel, jurnal, data sekunder, pengolahan data, dan pemalsuan tanda tangan dosen atau Ketua Program Studi Universitas Buddhi Dharma yang dibuktikan dengan keasliannya.
5. Lembar pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya, tanpa paksaan dan apabila dikemudian hari atau pada waktu lainnya terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, saya bersedia menerima sanksi akademik berupa pencabutan gelar akademik yang telah saya peroleh karena Skripsi ini serta sanksi lainnya sesuai dengan peraturan dan norma yang berlaku.

Tangerang, 04 Februari 2025



Aldy Kusuma Perdana

20201000033

UNIVERSITAS BUDDHI DHARMA

LEMBAR PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH

Yang bertanda tangan dibawah ini.

NIM : 20201000033
Nama : Aldy Kusuma Perdana
Jenjang Studi : Sarjana
Program Studi : Teknik Informatika
Peminatan : Database Development

Dengan ini menyetujui untuk memberikan ijin kepada pihak Universitas Buddhi Dharma, Hak Bebas Royalti Non – Eksklusif (*Non-exclusive Royalty Fee Right*) atas karya ilmiah kami yang berjudul: "ANALISA SISTEM KONSUMSI GAS PADA PROSES ROASTING KOPI MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING UNTUK MENENTUKAN STANDAR PEMAKAIAN GAS PROFIL ROASTING".

Dengan Hak Bebas Royalti Non – Eksklusif ini pihak Universitas Buddhi Dharma berhak menyimpan, mengalih-media atau format-kan, mengelolanya dalam pangkalan data (*database*), mendistribusikannya, dan menampilkan atau mempublikasikannya di *internet* atau media lain untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis atau pencipta karya ilmiah tersebut.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan Universitas Buddhi Dharma, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Tangerang, 04 Februari 2025



Aldy Kusuma Perdana

20201000033

UNIVERSITAS BUDDHI DHARMA
LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING

**ANALISA SISTEM KONSUMSI GAS PADA PROSES ROASTING
KOPI MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING UNTUK
MENENTUKAN STANDAR PEMAKAIAN GAS PROFIL ROASTING**

Dibuat oleh:

NIM : 20201000033

Nama : Aldy Kusuma Perdana

Telah disetujui untuk dipertahankan di hadapan Tim Penguji Ujian

Komprehensif

Program Studi Teknik Informatika

Peminatan Database Development

Tahun Akademik 2024/2025

Disahkan oleh,

Tangerang, 15 Januari 2025

Pembimbing,



Susanto Hariyanto, S.Kom., M.Kom

NIDN. 0428128601

UNIVERSITAS BUDDHI DHARMA

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

**ANALISA SISTEM KONSUMSI GAS PADA PROSES ROASTING
KOPI MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING UNTUK
MENENTUKAN STANDAR PEMAKAIAN GAS PROFIL ROASTING**

Dibuat Oleh:

NIM : 20201000033

Nama : Aldy Kusuma Perdana

Telah disetujui untuk dipertahankan di hadapan Tim Penguji Ujian

Komprehensif

Program Studi Teknik Informatika

Peminatan Database Development

Tahun Akademik 2024/2025

Disahkan oleh,

Tangerang, 04 Februari 2025

Dekan,

Ketua Program Studi,

Dr. Yakub, S.Kom., M.Kom., M.M

NIDN. 0304056901

Hartana Wijaya, S.Kom, M.Kom

NIDN. 0412058102

UNIVERSITAS BUDDHI DHARMA

LEMBAR PENGESAHAN TIM PENGUJI

Nama : Aldy Kusuma Perdana

NIM : 20201000033

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : ANALISA SISTEM KONSUMSI GAS PADA PROSES ROASTING KOPI MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING UNTUK MENENTUKAN STANDAR PEMAKAIAN GAS PROFIL ROASTING

Dinyatakan LULUS setelah mempertahankan di depan Tim Penguji pada hari Selasa, 04 Februari 2025

Nama penguji:

Tanda Tangan:

Ketua Sidang : **Dr. Yakub, S.Kom., M.Kom., M.M**

NIDN. 0304056901

Penguji I : **Rino, M.Kom**

NIDN. 0420058502

Penguji II : **Susanto Hariyanto, S.Kom., M.Kom**

NIDN. 0428128601

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi



Dr. Yakub, S.Kom., M.Kom., M.M

NIDN. 0304056901

KATA PENGANTAR

Dengan mengucapkan Puji Syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa, yang telah memberikan Rahmat dan karunia-Nya kepada penulis sehingga dapat menyusun dan menyelesaikan Skripsi ini dengan judul **“ANALISA SISTEM KONSUMSI GAS PADA PROSES ROASTING KOPI MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING UNTUK MENENTUKAN STANDAR PEMAKAIAN GAS PROFIL ROASTING”**. Tujuan utama dari pembuatan Skripsi ini adalah sebagai salah satu syarat kelengkapan dalam menyelesaikan program pendidikan Strata 1 Program Studi Teknik Informatika di Universitas Buddhi Dharma. Dalam penyusunan Skripsi ini penulis banyak menerima bantuan dan dorongan baik moril maupun materiil dari berbagai pihak, maka pada kesempatan ini penulis menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Ibu Dr. Limajatini, SE., MM., BKP, sebagai Rektor Universitas Buddhi Dharma
2. Bapak Dr. Yakub, S.Kom., M.Kom., M.M., sebagai Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Buddhi Dharma
3. Bapak Rudy Arijanto, S.Kom., M.Kom., sebagai Wakil Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Buddhi Dharma
4. Bapak Hartana Wijaya, S.Kom., M.Kom., sebagai Ketua Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Buddhi Dharma
5. Bapak Susanto Hariyanto, S.Kom., M.Kom., sebagai pembimbing yang telah membantu dan memberikan dukungan serta harapan untuk menyelesaikan penulisan Skripsi ini.
6. Orang tua dan keluarga yang selalu memberikan dukungan baik moril dan materiil.
7. Teman-teman yang selalu membantu dan memberikan semangat

Serta semua pihak yang terlalu banyak untuk disebutkan satu-persatu sehingga terwujudnya penulisan ini. Penulis menyadari bahwa penulisan Skripsi ini masih belum sempurna, untuk itu penulis mohon kritik dan saran yang bersifat membangun demi kesempurnaan penulisan di masa yang akan datang. Akhir kata semoga ini dapat berguna bagi penulis khususnya dan bagi para pembaca yang berminat pada umumnya.

Tangerang, 04 Februari 2025

Penulis,

ABSTRAK

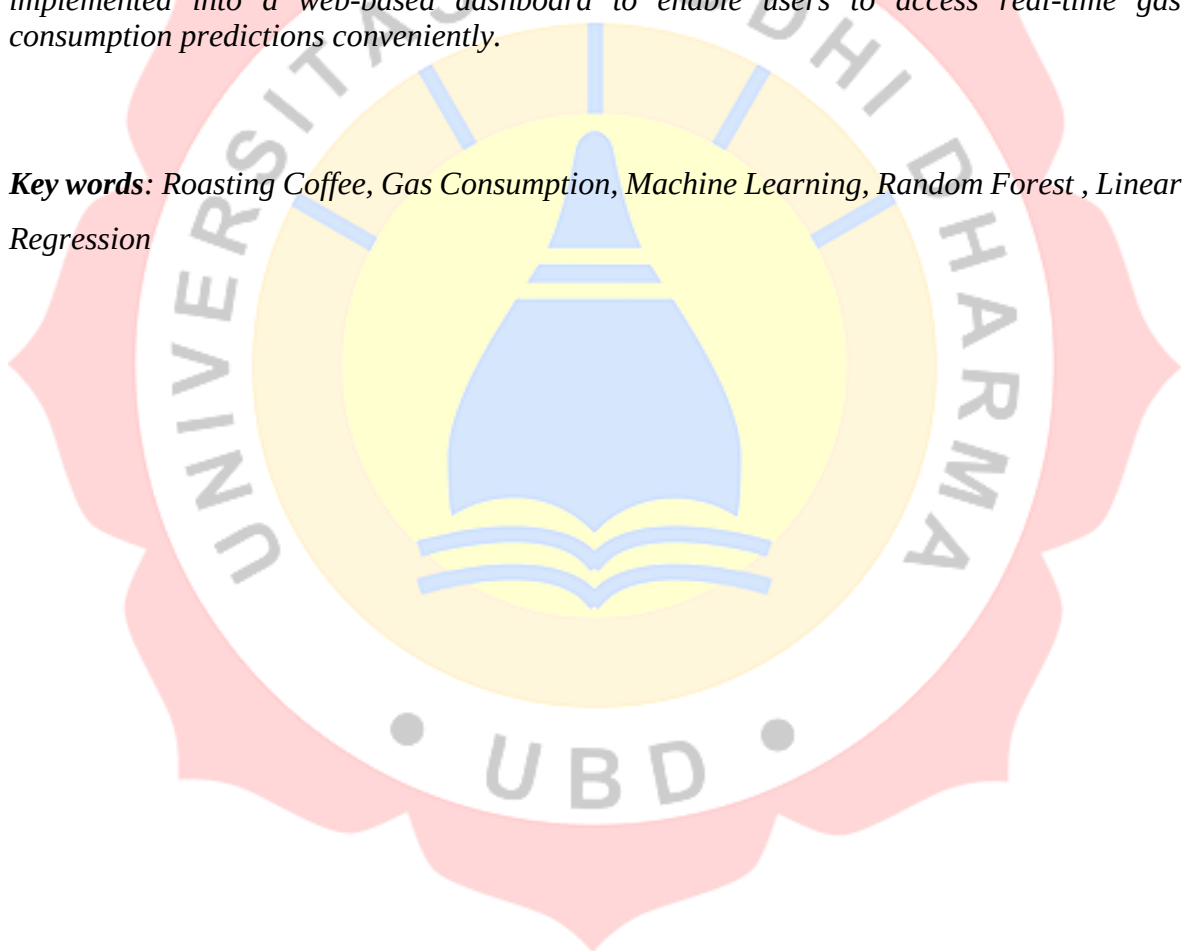
Proses *roasting* kopi merupakan tahap penting dalam menghasilkan cita rasa kopi yang optimal. Salah satu tantangan utama dalam proses ini adalah menentukan konsumsi gas yang efisien untuk berbagai profil *roasting*, seperti *light roast*, *medium roast*, dan *dark roast*. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi konsumsi gas menggunakan algoritma *Random Forest*, berdasarkan parameter suhu, waktu, dan berat biji kopi. Data yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan dari pengamatan langsung pada mesin *roasting* kopi dengan berbagai skenario parameter *roasting*. Model yang dikembangkan dievaluasi menggunakan metrik seperti *Mean Squared Error* (MSE) dan *R-squared* (R^2), yang menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dalam memprediksi konsumsi gas. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mampu memberikan rekomendasi standar pemakaian gas yang optimal untuk setiap profil *roasting*, sehingga dapat membantu industri kopi meningkatkan efisiensi energi dan mengurangi biaya operasional. Implementasi model ini juga dapat diintegrasikan ke dalam dashboard berbasis web untuk mempermudah pengguna dalam mengakses prediksi konsumsi gas secara real-time.

Kata Kunci: *Roasting Kopi, Konsumsi Gas, Machine Learning, Random Forest, Linear Regression*

ABSTRACT

The coffee roasting process is a critical stage in achieving the optimal flavor profile of coffee. One of the main challenges in this process is determining efficient gas consumption for various roasting profiles, such as light roast, medium roast, and dark roast. This study aims to develop a gas consumption prediction model using the Random Forest algorithm based on parameters such as temperature, time, and coffee bean weight. The data used in this research was collected through direct observations on coffee roasting machines with various roasting parameter scenarios. The developed model was evaluated using metrics such as Mean Squared Error (MSE) and R-squared (R^2), demonstrating a high level of accuracy in predicting gas consumption. The study results show that the model can provide optimal gas consumption standards for each roasting profile, aiding the coffee industry in enhancing energy efficiency and reducing operational costs. This model can also be implemented into a web-based dashboard to enable users to access real-time gas consumption predictions conveniently.

Key words: Roasting Coffee, Gas Consumption, Machine Learning, Random Forest , Linear Regression



DAFTAR ISI

LEMBAR JUDUL DALAM SKRIPSI

LEMBAR PENYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

LEMBAR PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH

LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

LEMBAR PENGESAHAN TIM PENGUJI

KATA PENGANTAR.....	i
ABSTRAK	ii
ABSTRACT	iii
DAFTAR ISI	iv
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR GAMBAR.....	x
DAFTAR LAMPIRAN	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Identifikasi Masalah.....	3
1.3 Ruang Lingkup	3
1.4 Tujuan dan Manfaat	4
1.4.1 Tujuan.....	4
1.4.2 Manfaat.....	4
1.5 Teknik Pengumpulan Data.....	5
1.5.1 Observasi	5
1.5.2 Studi Pustaka	5

1.6	Sistematika Penulisan	5
BAB II LANDASAN TEORI.....		7
1.1	Teori Umum.....	7
1.1.1	Data.....	7
1.1.2	Biji Kopi	7
1.1.3	Mesin <i>Roasting</i>	8
1.1.4	Website	11
1.2	Teori Khusus.....	11
1.2.1	Machine Learning.....	11
1.2.2	Proses <i>Roasting</i>	12
1.2.3	Profil <i>Roasting</i>	14
1.3	Teori Rancangan	14
1.3.1	Flowchart.....	14
1.3.2	Python.....	17
1.3.3	<i>HyperText Markup Language</i> (HTML).....	17
1.3.4	<i>Cascading Style Sheets</i> (CSS)	18
1.3.5	<i>JavaScript</i>	18
1.3.6	<i>Scikit-learn</i>	19
1.3.7	SQLite.....	19
1.3.8	Flask	19
1.3.9	<i>Mean Squared Error</i> (MSE).....	20
1.3.10	R-squared (R^2) / <i>Coefficient of Determination</i>	20
1.4	Tinjauan Studi.....	21
1.4.1	Klasifikasi Tingkat <i>Roasting</i> Biji Kopi Dengan Metode CNN	21
1.4.2	Prediksi Jumlah Kendaraan Bermotor Menggunakan <i>Machine Learning</i>	22

1.4.3	<i>Machine Linear</i> untuk Analisis Regresi Linier Biaya Asuransi Kesehatan dengan <i>Python</i>	23
1.4.4	Pengembangan Model <i>Machine Learning</i> Regresi sebagai Web Service untuk Prediksi Harga Pembelian Mobil	24
1.4.5	Prediksi Harga Rumah Menggunakan Web <i>Scrapping</i> dan <i>Machine Learning</i> Dengan Algoritma <i>Linear Regression</i>	25
1.4.6	<i>From simple linear regression to machine learning methods: Canopy cover modelling of a young forest using planet data</i>	26
1.4.7	<i>Good results from sensor data: Performance of machine learning algorithms for regression problems in chemical sensors</i>	27
1.4.8	<i>Gas liquid flow pattern prediction in horizontal and slightly inclined pipes: From mechanistic modelling to machine learning</i>	28
1.4.9	<i>Regression analysis and its application to oil and gas exploration: A case study of hydrocarbon loss recovery and porosity prediction, China</i>	29
1.4.10	<i>Machine learning regression algorithms to predict emissions from steam boilers</i> 30	
1.4.11	Analisis Peramalan Jumlah Penerimaan Mahasiswa Baru dengan Menggunakan Metode Regresi Linear Sederhana	31
1.4.12	<i>Machine learning versus linear regression modelling approach for accurate ozone concentrations prediction</i>	32
1.4.13	<i>Machine learning for energy consumption prediction and scheduling in smart buildings</i>	33
1.4.14	<i>A Gentle Introduction to Machine Learning for Chemists: An Undergraduate Workshop Using Python Notebooks for Visualization, Data Processing, Analysis, and Modeling</i>	34
1.4.15	Prediksi Harga Real Estate Menggunakan Metode Regresi Linear Berbasis <i>Machine Learning</i>	35
1.5	Kerangka Pemikiran	37
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		39
3.1	Sejarah Perusahaan	39

3.2	Prosedur Sistem	40
3.2.1	Pengaturan Awal Mesin Roasting	40
3.2.2	Pemanasan dan Penggunaan Gas.....	41
3.2.3	Pengamatan Manual	41
3.2.4	Pencatatan Konsumsi Gas	42
3.3	Pengumpulan Data	42
3.3.1	Flowchart Pengumpulan Data	43
3.3.2	Data Gambar Grafik History Roasting dari Mesin Roaster 6 PT. Torabika Eka Semesta.....	43
3.3.3	Integrasi Data Grafik ke Dataset	44
3.4	Persiapan Data	46
3.4.1	Keterangan Data	46
3.4.2	Pengelompokan Data.....	46
3.4.3	Persiapan Dataset.....	47
3.5	Rincian Modelling	51
3.5.1	Flowchart Pelatihan Model.....	51
3.5.2	Metode <i>Machine Learning</i>	51
3.5.3	Platform dan Alat untuk Pelatihan Model	52
3.6	Metode Evaluasi	53
3.6.1	<i>Mean Squared Error</i> (MSE).....	53
3.6.2	<i>R-squared</i> (R^2).....	54
BAB IV PENGUJIAN DAN IMPLEMENTASI		55
4.1	Persiapan Pelatihan Model.....	55
4.1.1	Persiapan Data	55
4.1.2	Transformasi dataset dari gambar ke dataset.....	55
4.2	Implementasi Pelatihan Model	59

4.2.1	Metode <i>Linear Regression</i>	59
4.2.2	Metode <i>Random Forest</i>	71
4.3	Evaluasi Model	78
4.3.1	Evaluasi dengan <i>Mean Squared Error</i> (MSE)	78
4.3.2	Evaluasi dengan <i>R-squared</i> (R^2).....	79
4.3.3	Model Terpilih.....	79
4.4	Implementasi Website.....	80
4.4.1	Integrasi SQLite.....	80
4.4.2	Integrasi Model <i>Random Forest</i>	81
4.4.3	Routing Website	82
4.4.4	Tampilan Halaman Utama.....	83
4.4.5	Tampilan Halaman Database.....	83
4.4.6	Tampilan Halaman Prediksi Gas	84
4.4.7	Tampilan Halaman <i>History</i> Prediksi Gas dan Standar Gas.....	85
4.5	Evaluasi Black Box.....	86
4.6	Pembahasan	87
BAB V	SIMPULAN DAN SARAN	90
5.1	Simpulan	90
5.2	Saran	90

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

DAFTAR RIWAYAT HIDUP

DAFTAR TABEL

Table 2.1 Penjelasan Flowchart.....	15
Table 3.1 Fitur pada Dataset.....	46
Table 4.1 Jumlah Data Setiap Profil Roasting.....	55
Table 4.2 Penentuan Variabel untuk perhitungan Excel	60
Table 4.3 Perhitungan Linear Regression	62
Table 4.4 Tabel Analysis of Variance hasil Linear Regression	62
Table 4.5 Tabel Regression Statistics perhitungan Linear Regression	63
Table 4.6 Penjelasan Variabel X	66
Table 4.7 Koefisien setiap variabel	68
Table 4.8 Variabel X untuk perhitungan Random Forest.....	74
Table 4.9 Hasil evaluasi model menggunakan Mean Squared Error	78
Table 4.10 Hasil evaluasi model menggunakan R-Squared	79
Table 4.11 Rincian Evaluasi Blackbox.....	86
Table 4.12 Evaluasi Mean Squared Error untuk pembahasan.....	88
Table 4.13 Evaluasi R-squared untuk pembahasan	88

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Contoh Pembuatan HTML	18
Gambar 2.2 Contoh Pembuatan JavaScript	18
Gambar 2.3 Kerangka Pemikiran	38
Gambar 3.1 Tampilan Menu Mesin Roaster 6	40
Gambar 3.2 Recipe Roaster Setiap Profile	41
Gambar 3.3 Meteran Gas pada mesin Roaster 6	42
Gambar 3.4 Flowchart Pengumpulan Data.....	43
Gambar 3.5 Gambar Sampling Grafik Proses Roasting.....	44
Gambar 3.6 Flowchart Integrasi Data Grafik ke Dataset	45
Gambar 3.7 Folde tiap Profil Roaster.....	47
Gambar 3.8 Sampling Grafik Proses Roasting No 90	48
Gambar 3.9 Sampling Grafik Proses Roasting No 93.....	49
Gambar 3.10 Sampling Grafik Proses Roasting No 94.....	49
Gambar 3.11 Sampling Grafik Proses Roasting No 96.....	50
Gambar 3.12 Sampling Grafik Proses Roasting No 99.....	50
Gambar 3.13 Flowchart Pelatihan Model.....	51
Gambar 3.14 Tampilan Lingkungan Pengembangan Model pada Google Colab.....	53
Gambar 4.1 Proses Ambil Data dari Grafik melalui OpenAI.....	56
Gambar 4.2 Data yang diambil oleh OpenAI dari Grafik	56
Gambar 4.3 Mengakses Fitur Regresi	61
Gambar 4.4 Input file ke Google Colab	65
Gambar 4.5 Tampilan Variabel dataset di Google Colab.....	66
Gambar 4.6 Membagi data untuk dites dan diuji	67
Gambar 4.7 Tampilan Perhitungan Linear Regression	67
Gambar 4.8 Membuat model prediksi dan tampilkan kedalam diagram.....	69
Gambar 4.9 Diagram Scatter actual vs predicted	70
Gambar 4.10 Mengevaluasi distribusi residual & Identifikasi outlier.....	70
Gambar 4.11 Gambar Historical of Residual	71
Gambar 4.12 Import model dan menyesuaikan variabel	73
Gambar 4.13 Tampilan 5 data teratas dari dataset yang diupload.....	73
Gambar 4.14 Penggunaan Random Forest Regressor	74
Gambar 4.15 Membuat Prediksi dan Implementasi Diagram Scatter	75
Gambar 4.16 Grafik Aktual vs Prediksi Random Forest.....	76

Gambar 4.17 Implementasi visualisasi fitur yang penting	77
Gambar 4.18 Grafik visualisasi fitur yang penting pada model Random Forest	77
Gambar 4.19 Tampilan Halaman Awal.....	83
Gambar 4.20 Tampilan halaman database gas roasting	84
Gambar 4.21 Tampilan halaman untuk memasukan variabel untuk prediksi data.....	84
Gambar 4.22 Tampilan riwayat hasil prediksi pemakaian gas	85
Gambar 4.23 Tampilan standar pemakaian gas setiap profil roasting.....	85



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Surat Penelitian Skripsi

Lampiran 2 Kartu Bimbingan Skripsi



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Industri kopi global, yang juga mencakup Indonesia, telah mengalami pertumbuhan yang signifikan dalam beberapa tahun terakhir. Indonesia adalah salah satu negara penghasil kopi terkemuka di dunia. Produksi kopi kita yang mencapai ratusan ribu ton per tahun menempatkan Indonesia pada posisi keempat secara global. (Ardiansyah & Hasan, 2023) Permintaan konsumen akan kopi berkualitas tinggi semakin meningkat, terutama terkait dengan proses sangrai. Proses sangrai kopi, yang melibatkan pengaturan suhu dan waktu yang tepat, sangat krusial dalam menentukan karakteristik akhir kopi, seperti rasa, aroma, dan tingkat kekuatannya.

Secara sederhana proses sangrai kopi itu adalah memberikan energi panas kepada biji-biji kopi. Di dalam menyangrai, senyawa-senyawa kimia di dalam biji kopi berubah karena suhu panas yang diberikan. Sewaktu sudah mencapai puncaknya, proses ini secepatnya dihentikan (secara aman) dan biji kopi langsung didinginkan. Biji kopi yang sudah ter sangrai akan mengeluarkan wangi kopinya yang khas, beratnya akan berkurang dan terasa garing jika digigit. Setelah di sangrai, biji kopi sebaiknya langsung digunakan dalam waktu dekat sebelum citra rasanya perlahan berkurang. (Hidayat, 2020)

Dalam proses sangrai kopi, gas adalah salah satu sumber energi utama yang digunakan untuk menghasilkan panas. Namun, penggunaan gas pada saat sangrai secara berlebihan atau tidak efisien dapat berdampak negatif, baik dari segi biaya produksi maupun dari sudut pandang lingkungan. Di sisi lain, penggunaan gas yang terlalu sedikit bisa mengakibatkan proses sangrai tidak optimal, sehingga mempengaruhi kualitas kopi. Oleh karena itu, standar penggunaan gas di setiap yang

tepat sangat dibutuhkan untuk menjaga keseimbangan antara efisiensi energi dan kualitas hasil sangrai.

Pada praktiknya, setiap pengguna mesin sangrai sering kali memiliki pendekatan yang berbeda dalam penggunaan gas selama proses *roasting*. Hal ini menyebabkan variasi yang besar dalam konsumsi energi dan hasil akhir produk. Standarisasi dalam pemakaian gas berdasarkan profil *roasting* yang ideal dapat membantu meningkatkan efisiensi energi serta konsistensi produk. Sayangnya, standar yang optimal belum banyak diterapkan karena proses *roasting* sering kali masih mengandalkan pengalaman dan *trial-and-error*.

Seiring perkembangan teknologi, *machine learning* semakin banyak digunakan dalam berbagai sektor untuk memecahkan masalah yang kompleks. Pada proses *roasting* kopi, *machine learning* dapat digunakan untuk menganalisis data konsumsi gas dan berbagai parameter *roasting* (seperti suhu, waktu, kelembapan, dan berat biji) untuk menghasilkan model yang mampu memprediksi kebutuhan gas yang optimal pada setiap tahap *roasting*. Dengan begitu, teknologi ini dapat membantu menentukan standar pemakaian gas yang paling efisien untuk berbagai profil *roasting* tanpa mengorbankan kualitas kopi.

PT Torabika Eka Semesta merupakan salah satu produsen kopi *ground & instant* terbesar di Indonesia yang bergerak di bawah naungan Mayora Group. Sebagai perusahaan yang berfokus pada produk kopi *ground* dan instan, PT Torabika memproduksi berbagai varian kopi, termasuk Torabika Cappuccino dan Torabika Duo, yang dipasarkan secara luas baik di dalam maupun luar negeri. Dalam proses produksinya, khususnya pada tahapan *roasting* kopi, penggunaan gas menjadi elemen penting untuk menghasilkan produk dengan kualitas rasa yang konsisten. Oleh karena itu, analisa sistem konsumsi gas dalam proses *roasting* menjadi krusial untuk

meningkatkan efisiensi dan kualitas produk. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan teknologi *machine learning* guna menganalisis pola konsumsi gas dalam proses *roasting* kopi di PT Torabika Eka Semesta. Dengan mengumpulkan data dari berbagai parameter seperti suhu, waktu, dan berat biji kopi, *machine learning* akan membangun model prediktif yang mampu memetakan hubungan antara parameter *roasting* dan konsumsi gas. Model ini tidak hanya akan memprediksi penggunaan gas secara akurat untuk setiap tahap *roasting*, tetapi juga mengoptimalkan penggunaan energi agar lebih efisien. Melalui pendekatan ini, diharapkan dapat ditemukan standar pemakaian gas yang optimal berdasarkan profil *roasting* yang berbeda, sehingga dapat mencapai keseimbangan antara efisiensi energi dan kualitas hasil produk.

Berdasarkan latar belakang yang sudah penulis uraikan, maka ditetapkanlah judul **“ANALISA SISTEM KONSUMSI GAS PADA PROSES ROASTING KOPI MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING UNTUK MENENTUKAN STANDAR PEMAKAIAN GAS PROFIL ROASTING”**.

1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah di atas, dapat diidentifikasi masalah sebagai berikut:

- a. Banyaknya Variasi Konsumsi Gas pada Proses *Roasting* Kopi.
- b. Belum adanya Standar Penggunaan Gas Berdasarkan Profil *Roasting*.
- c. Pemanfaatan teknologi *machine learning* untuk menganalisis dan mengoptimalkan konsumsi gas masih belum diterapkan secara luas dalam proses *roasting* kopi.

1.3 Ruang Lingkup

Ruang lingkup dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Analisis difokuskan pada proses *roasting* kopi menggunakan mesin *roasting* berbahan bakar gas.
- b. Data yang digunakan meliputi parameter-parameter *roasting*, seperti suhu, waktu, berat biji kopi, dan konsumsi gas pada mesin *roaster* brambati 6.
- c. Teknologi yang digunakan adalah *machine learning* untuk memprediksi dan mengoptimalkan penggunaan gas.
- d. Penelitian ini tidak mencakup proses *roasting* kopi dengan metode atau mesin selain yang berbahan bakar gas.

1.4 Tujuan dan Manfaat

1.4.1 Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Mengembangkan model *machine learning* untuk menganalisis dan memprediksi konsumsi gas pada proses *roasting* kopi.
- b. Menentukan standar penggunaan gas yang efisien berdasarkan profil *roasting* yang optimal.
- c. Mengidentifikasi parameter-parameter *roasting* yang paling berpengaruh terhadap konsumsi gas.

1.4.2 Manfaat

Manfaat yang dapat diperoleh dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Mengurangi variasi yang tidak diinginkan dalam konsumsi gas, sehingga proses *roasting* menjadi lebih terprediksi dan efisien, yang pada akhirnya dapat menekan biaya energi yang berlebihan.
- b. Standarisasi ini akan memberikan pedoman yang jelas, sehingga mereka dapat menggunakan gas secara optimal, meningkatkan konsistensi produk

akhir, serta mempercepat proses produksi dengan hasil yang konsisten di setiap *batch*.

- c. Memungkinkan industri kopi untuk mengotomatisasi prediksi dan optimasi konsumsi gas, mengurangi ketergantungan pada metode manual, serta menghasilkan penghematan energi yang signifikan dan menciptakan proses produksi yang lebih berkelanjutan.

1.5 Teknik Pengumpulan Data

Penulis menggunakan beberapa teknik pengumpulan data, sebagai berikut :

1.5.1 Observasi

Metode ini melakukan pengamatan , menganalisis data, dan membuat kesimpulan secara langsung terhadap lokasi proses kerja yang dipilih. Observasi memungkinkan keterlibatan langsung, pengumpulan data dari lokasi, dan melihat apa saja yang kurang dan dapat diperbaiki pada lokasi proses kerja tersebut.

1.5.2 Studi Pustaka

Merupakan metode yang dilakukan dengan mengumpulkan informasi dari berbagai sumber yang terdapat dalam literatur, seperti buku, jurnal ilmiah, artikel, laporan penelitian, dan sumber-sumber lainnya yang telah terpublikasi. Tujuan dari studi pustaka adalah untuk mendapatkan pemahaman yang mendalam tentang topik yang diambil, mengidentifikasi teori-teori yang relevan, menyusun landasan teoritis yang kokoh dan mengumpulkan berbagai informasi untuk pembuatan aplikasi yang akan dilakukan.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan bertujuan untuk mempermudah pemahaman dan penelaahan penelitian. Dalam laporan penelitian ini, materi yang tertulis

dikelompokkan menjadi beberapa sub bab yang secara garis besar dapat dijelaskan sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Pada bab ini berisi uraian terkait latar belakang masalah, identifikasi masalah, rumusan masalah, ruang lingkup penelitian, tujuan dan manfaat penelitian, metode penelitian dan sistematika penulisan.

BAB II LANDASAN PEMIKIRAN TEORITIS

Pada bab ini berisi uraian terkait teori-teori terkait penelitian ini yang dibagi menjadi tiga bagian yaitu teori umum, teori khusus, dan teori rancangan. Adapun tinjauan studi, dan kerangka pemikiran.

BAB III METODE PENELITIAN

Pada bab ini berisi uraian terkait perancangan *dataset* dari proses pengumpulan gambar hingga diproses sampai menjadi *dataset*. Bab ini juga akan membahas proses pelatihan model hingga model tersebut dapat melakukan prediksi.

BAB IV IMPLEMENTASI DAN EVALUASI

Pada bab ini dilakukan proses pelatihan model dan pengevaluasian performa. Bab ini juga berisi uraian terkait implementasi model terpilih, yang nantinya akan disajikan melalui halaman *web* sebagai antarmuka yang dapat berinteraksi oleh pengguna.

BAB V SIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini berisi uraian terkait simpulan penelitian yang disimpulkan berdasarkan hasil pengujian dan implementasi yang telah dilakukan dan saran-saran yang dapat dikembangkan untuk penelitian selanjutnya.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Teori Umum

2.1.1 Data

Menurut International Organization for Standardization (ISO), data adalah representasi dari informasi yang dapat ditafsirkan ulang ke dalam wujud formal untuk komunikasi, interpretasi, atau pemerosesan (Plaue, 2023). Data adalah rekaman digital mengenai dunia nyata. Wujud data dapat berupa tabular, teks, video, gambar, suara, dan sebagainya (Xu, Tang, Xu, & Cheng, 2021). Data juga dapat berupa informasi yang berbentuk digital biner maupun data mentah (Dalle, Akrim, & Baharuddin, 2020). Data terdiri dari informasi yang tidak ada kaitannya dan tidak punya arti sebelum dievaluasi dengan metode tertentu untuk menghasilkan pengetahuan atau keputusan.

2.1.2 Biji Kopi

Biji kopi adalah biji atau bagian dalam buah kopi yang disebut *cherry* kopi. Setiap buah *cherry* kopi biasanya berisi dua biji, yang dikenal sebagai biji kopi. Biji kopi ini adalah bagian dari tanaman kopi yang diproses dan kemudian disangrai untuk menghasilkan minuman kopi. Secara botani, biji kopi bukan biji yang sebenarnya, tetapi lebih mirip dengan inti atau *seed* dalam buah kopi. Tanaman kopi sendiri berasal dari genus *Coffea*, dan beberapa spesies populer untuk produksi kopi adalah *Coffea arabica* (kopi arabika) dan *Coffea canephora* (kopi robusta) (Hidayat, 2020). Proses panjang yang dilakukan sebelum biji kopi siap untuk dipanggang mencakup panen, pengupasan daging buah, fermentasi, pengeringan, dan pengupasan kulit luar hingga yang tersisa adalah biji kopi mentah atau *green coffee bean*.

Setelah dipanggang, biji kopi ini siap digiling dan diekstraksi untuk menghasilkan minuman kopi yang dikenal dan dinikmati di seluruh dunia.

2.1.3 Mesin *Roasting*

Mesin *roasting* adalah perangkat khusus yang digunakan untuk memanggang atau memanaskan biji kopi mentah (*green coffee beans*) sehingga berkembang menjadi biji kopi panggang dengan aroma, warna, dan rasa yang khas (Hidayat, 2020). Mesin ini dirancang untuk mengendalikan suhu, waktu, dan aliran udara selama proses *roasting*, yang merupakan faktor-faktor penting dalam menghasilkan kopi dengan profil rasa yang konsisten dan sesuai standar. Komponen utama mesin *roasting* biasanya memiliki beberapa komponen utama yang berfungsi untuk mendukung proses *roasting* yang optimal:

a. Drum atau Silinder

Tempat di mana biji kopi dipanggang. Drum ini berputar selama proses *roasting* untuk memastikan biji kopi terpangang secara merata.

b. *Burner* atau Pemanas

Sumber panas pada mesin *roasting*, biasanya menggunakan gas atau listrik untuk mengatur suhu. *Burner* berfungsi untuk menaikkan suhu di dalam drum dan mengontrol panas yang diterima biji kopi

c. Kipas Pendingin (*Cooling Fan*)

Mesin *roasting* memiliki kipas pendingin yang digunakan untuk menurunkan suhu biji kopi setelah *roasting* selesai,

menghentikan proses pemanggangan, dan menjaga agar tidak ada biji yang terbakar.

d. Pengontrol Aliran Udara

Mengatur sirkulasi udara di dalam drum *roasting*. Pengaturan aliran udara berperan penting dalam mempengaruhi intensitas rasa, aroma, dan tingkat kematangan biji kopi.

e. Termometer dan Sensor Suhu

Alat pengukur suhu yang dipasang untuk memantau suhu di dalam drum serta suhu biji kopi secara *real-time*

f. *Chaff Collector*

Tempat penampungan kulit luar biji kopi (*chaff*) yang terkelupas selama *roasting*, sehingga tidak terbakar dan mengganggu aroma kopi

Jenis Mesin *roasting* tersedia dalam berbagai jenis, yang umumnya dikelompokkan berdasarkan ukuran dan cara pemanasan, yaitu :

a. *Mesin Roasting Batch*

Mesin yang dirancang untuk memanggang kopi dalam jumlah batch tertentu per siklus *roasting*. Cocok untuk kafe kecil atau *roaster* spesialis yang membutuhkan kontrol lebih atas setiap *batch*.

b. *Mesin Roasting Kontinu*

Mesin yang mampu memanggang kopi secara berkesinambungan tanpa jeda. Mesin ini umumnya digunakan di pabrik besar yang memproduksi kopi dalam jumlah banyak.

c. Mesin *Roasting* Gas

Mesin roasting yang menggunakan gas sebagai sumber panas utama, memungkinkan pengaturan panas yang lebih cepat dan intens.

d. Mesin *Roasting* Listrik

Mesin yang menggunakan listrik sebagai sumber panas. Mesin ini biasanya lebih mudah dioperasikan dan lebih bersih dibandingkan dengan mesin berbasis gas.

Mesin *roasting* berperan penting dalam menghasilkan profil rasa kopi yang diinginkan. Dengan pengaturan yang tepat, mesin ini memungkinkan operator atau roaster untuk mengendalikan elemen-elemen sebagai berikut :

a. Tingkat Kematangan Biji Kopi

Mesin *roasting* dapat diatur untuk mencapai tingkat *roasting* tertentu (*light*, *medium*, atau *dark roast*) yang memengaruhi kekuatan rasa, aroma, dan karakter kopi.

b. Konsistensi Rasa

Mesin *roasting* yang baik memungkinkan pemanggangan yang konsisten di setiap *batch*, sehingga rasa kopi yang dihasilkan seragam.

c. Profil *Roasting*

Mesin ini dapat diatur sesuai dengan profil waktu dan suhu tertentu untuk menghasilkan cita rasa yang diinginkan, seperti cita rasa yang *fruity*, *nutty*, atau *chocolaty*.

2.1.4 Website

Website adalah sekumpulan halaman web yang terhubung dan dapat diakses melalui internet, berisi informasi, konten, atau layanan yang diatur dalam struktur tertentu dan diakses melalui browser. *Website* biasanya diidentifikasi melalui alamat unik yang disebut URL (*Uniform Resource Locator*) dan memiliki domain khusus yang memungkinkan pengguna untuk menemukan dan mengaksesnya secara mudah. *Website* terdiri dari elemen-elemen dasar seperti teks, gambar, video, dan elemen interaktif lainnya yang dirancang untuk memberikan pengalaman dan informasi bagi pengguna. (McFarland, 2015)

2.2 Teori Khusus

2.2.1 Machine Learning

Machine learning dapat didefinisikan sebagai proses mengajarkan sebuah mesin untuk berpikir seperti manusia untuk melakukan tugas tertentu tanpa *deprogram* secara eksplisit (Silaparasetty, 2020). *Machine learning* dibagi menjadi beberapa cabang, yaitu (Silaparasetty, 2020):

a. Unsupervised learning

Unsupervised learning merujuk kepada cabang *machine learning* yang menggunakan metode tanpa label dengan cara menemukan dan mengenali pola yang terjadi pada sebuah dataset.

b. Semi-supervised learning

Semi-supervised learning adalah cabang *machine learning* yang menggabungkan pembelajaran tanpa label dan dengan label.

c. Supervised learning

Supervised learning merujuk kepada cabang *machine learning* yang menggunakan label sebagai metode pembelajaran. Label ini akan digunakan oleh model *machine learning* sebagai aturan yang perlu diikuti.

d. Reinforced learning

Reinforced learning merupakan metode pembelajaran *machine learning* yang dilakukan dengan memberikan sinyal positif ketika model *machine learning* menghasilkan output yang diinginkan, begitupun sebaliknya. Sinyal ini diberikan sebagai umpan balik untuk *machine learning* agar model tersebut dapat belajar ke arah yang benar atau diinginkan

2.2.2 Proses Roasting

Proses *roasting* adalah tahap pemanggangan biji kopi mentah (*green coffee beans*) untuk mengembangkan cita rasa, aroma, dan karakteristik khas kopi. Proses ini berlangsung pada suhu tinggi dan bertujuan untuk mengubah sifat fisik dan kimia dari biji kopi mentah sehingga dapat menghasilkan rasa dan aroma kopi yang unik saat diseduh. (Hidayat, 2020)

Selama proses *roasting*, biji kopi mengalami beberapa reaksi kimia yang penting, termasuk:

a. Penguapan Air

Pada tahap awal, biji kopi mengeluarkan uap air seiring dengan meningkatnya suhu. Penguapan ini membuat biji kopi kehilangan kelembapan dan mulai mengembang.

b. Reaksi *Maillard*

Reaksi kimia antara gula dan asam amino yang memberikan warna kecokelatan pada biji kopi serta menghasilkan rasa dan aroma yang kompleks.

c. *Pirolisis*

Pada suhu lebih tinggi, senyawa dalam biji kopi mulai terurai, menghasilkan aroma dan rasa khas kopi panggang.

d. Pengembangan Karbon Dioksida

Biji kopi menghasilkan gas karbon dioksida yang terperangkap di dalam biji kopi panggang, yang kemudian akan dilepaskan selama proses penyeduhan.

Proses *roasting* dibagi menjadi beberapa tahap, antara lain:

a. *Drying Stage* (Tahap Pengeringan)

Pada tahap awal ini, biji kopi mengalami pengeringan dari kelembapan alami yang tersisa. Suhu biasanya mencapai sekitar 100°C hingga 160°C.

b. *Browning Stage* (Tahap Pencoklatan)

Pada suhu sekitar 160°C hingga 200°C, biji kopi mulai berubah warna menjadi coklat, dan aroma khas mulai berkembang.

c. *Development Stage / First Crack* (Tahap Pengembangan)

Pada suhu sekitar 200°C, biji kopi mulai mengalami "crack" pertama, yaitu suara pecah ringan akibat tekanan internal. Ini adalah tanda awal kopi mulai matang dan siap dipanggang lebih lanjut.

d. *Second Crack* (Pecah Kedua)

Pada suhu lebih tinggi, biji kopi akan mengalami pecahan kedua, menghasilkan biji yang lebih gelap dan rasa yang semakin kuat.

Tingkat *roasting* dapat disesuaikan, misalnya *light roast*, *medium roast*, atau *dark roast*, yang masing-masing memberikan profil rasa berbeda. *Light roast* cenderung mempertahankan karakter alami biji kopi, sedangkan *dark roast* memiliki rasa lebih pahit dan aroma panggang yang kuat.

Temperatur, waktu, dan profil *roasting* yang digunakan mempengaruhi keseluruhan rasa dan aroma kopi yang akan dinikmati.

2.2.3 Profil Roasting

Profil *roasting* adalah pengaturan suhu dan waktu yang digunakan selama proses pemanggangan biji kopi untuk mencapai karakter rasa tertentu. Setiap profil *roasting* menentukan bagaimana biji kopi dipanaskan secara bertahap, mempengaruhi tingkat kematangan, keasaman, aroma, dan bentuk kopi yang dihasilkan. Profil *roasting* dapat disesuaikan untuk menonjolkan karakter unik dari biji kopi, serta menghasilkan berbagai rasa yang diinginkan oleh pemanggang atau konsumen. (Rao, 2014)

2.3 Teori Rancangan

2.3.1 Flowchart

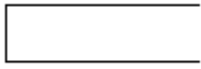
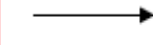
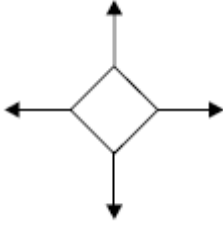
Flowchart adalah diagram yang digunakan untuk menggambarkan urutan atau alur dari langkah-langkah dalam sebuah proses atau sistem. *Flowchart* menggunakan simbol-simbol khusus, seperti persegi panjang, belah ketupat, dan panah, untuk menunjukkan langkah-langkah proses dan keputusan dalam sebuah alur yang mudah diikuti. *Flowchart* membantu

dalam visualisasi proses secara sistematis, sehingga mempermudah analisis, pemecahan masalah, dan komunikasi dalam tim. (Tilley & Rosenblatt, 2016)

Flowchart mempunyai elemen atau bentuk standar yang sering digunakan. Contoh dari elemen standar dijabarkan pada tabel 2.1:

Table 2.1 Penjelasan Flowchart

Simbol	Nama	Keterangan
	Terminal	Digunakan untuk menunjukkan awal dan akhir dari sebuah proses.
	Input/Output	Digunakan untuk menunjukkan setiap operasi input maupun output sebuah data.
	Computer Processing	Digunakan untuk menunjukkan setiap proses yang dilakukan oleh komputer.
	Predefined Processing	Digunakan untuk mengindikasikan proses yang tidak didefinisikan secara spesifik pada flowchart. Operasi ini biasanya digunakan

		untuk merepresentasikan sub-program.
	Comment	Digunakan untuk menuliskan penjelasan demi mengklarifikasi sebuah elemen.
	Flow line	Digunakan untuk menghubungkan antar symbol dan merepresentasikan aliran sebuah program.
	Document Input/Output	Digunakan Ketika input dating dari sebuah dokumen, atau output keluar ke dokumen.
	Decision	Digunakan untuk memutuskan proses lanjutan dari kondisi tertentu.
	On-page Connector	Digunakan untuk menghubungkan dua bagian flowchart pada halaman yang sama.

	Off-page Connector	Digunakan untuk menghubungkan dua bagian flowchart pada dua halaman yang berbeda.
---	--------------------	---

Sumber: (Chaudhuri, 2020)

2.3.2 Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang serbaguna, mudah dipelajari, dan digunakan secara luas di berbagai bidang seperti pengembangan web, data science, kecerdasan buatan, dan otomatisasi. *Python* memiliki sintaks yang sederhana dan mendukung berbagai paradigma pemrograman, termasuk pemrograman berorientasi objek dan fungsional, yang membuatnya cocok untuk pemula maupun pengembang berpengalaman. (Lutz, 2013)

Python menjadi bahasa pemrograman pilihan dalam *machine learning* karena beragamnya alat, pustaka (modul siap pakai), dan *framework* yang dirancang untuk mempermudah pengembangan *machine learning* tanpa harus menulis program dari nol seperti *Pandas*, *Numpy*, *Scipy*, *Scikit-Learn*, dan *TensorFlow* (Silaparasetty, 2020).

2.3.3 HyperText Markup Language (HTML)

HTML (*HyperText Markup Language*) adalah bahasa *markup* standar untuk membuat dan menyusun konten halaman web. HTML menggunakan elemen-elemen yang disebut "*tag*" untuk mendefinisikan struktur dasar dan tampilan konten, seperti teks, gambar, tautan, dan elemen multimedia. HTML berfungsi sebagai fondasi utama untuk halaman web, memungkinkan konten disusun dalam struktur yang dapat dibaca oleh browser web. (Duckett, 2014)

```

1  <!DOCTYPE html>
2  <html>
3      <head>
4          <title>Judul Website</title>
5      </head>
6      <body>
7          Nama : Aldy Kusuma Perdana
8          Nim  : 20201000033
9      </body>
10 </html>

```

Gambar 2.1 Contoh Pembuatan HTML

2.3.4 Cascading Style Sheets (CSS)

CSS (*Cascading Style Sheets*) adalah bahasa yang digunakan untuk mendesain tampilan halaman web. CSS memungkinkan pengembang mengontrol *layout*, warna, font, dan elemen visual lainnya untuk menciptakan halaman web yang menarik dan konsisten. Dengan CSS, elemen HTML dapat diatur secara fleksibel, sehingga tampilan situs web dapat disesuaikan untuk berbagai perangkat dan ukuran layar. (Meyer & Weyl, 2017)

2.3.5 JavaScript

JavaScript adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang digunakan terutama untuk pengembangan web. Awalnya dikembangkan untuk membuat halaman web lebih interaktif dan dinamis, *JavaScript* sekarang digunakan di sisi klien dan server, memungkinkan pengembang membuat aplikasi web lengkap. *JavaScript* mendukung pemrograman berorientasi objek, fungsional, dan berbasis event, serta menjadi bagian utama dari pengembangan web bersama HTML dan CSS. (Flanagan, 2020)

```

1  console.log("Selamat datang di website kami!");
2  console.log("Nama   : Aldy Kusuma Perdana");
3  console.log("Nim    : 20201000033");

```

Gambar 2.2 Contoh Pembuatan JavaScript

2.3.6 *Scikit-learn*

Scikit-learn adalah pustaka *machine learning* untuk *Python* yang menyediakan berbagai alat untuk pemodelan statistik, termasuk klasifikasi, regresi, pengelompokan (*clustering*), dan pengurangan dimensi (*dimensionality reduction*). Pustaka ini sangat populer karena antarmukanya yang sederhana dan konsisten, serta kompatibilitasnya dengan pustaka lain seperti *NumPy* dan *SciPy*, yang memudahkan pengolahan data dan eksperimen *machine learning*. (Géron, 2019)

2.3.7 *SQLite*

SQLite merupakan sistem manajemen basis data relasional yang ringan dan berbasis file. Berbeda dengan sistem basis data lain yang membutuhkan server, *SQLite* tidak memerlukan server terpisah karena menyimpan seluruh database dalam satu file, menjadikannya sangat cocok untuk aplikasi dengan sumber daya terbatas atau untuk penyimpanan data lokal dalam aplikasi *mobile* dan desktop. *SQLite* mendukung sebagian besar fitur SQL standar, namun tetap mempertahankan ukuran kecil dan efisiensi. (Owens & Allen, 2015)

2.3.8 *Flask*

Flask kerangka kerja (*framework*) web mikro untuk *Python* yang ringan dan fleksibel. *Flask* menyediakan alat dan fitur dasar untuk membuat aplikasi web, namun tidak memiliki komponen seperti sistem otentikasi atau ORM (*Object-Relational Mapping*) yang biasanya terdapat pada framework yang lebih besar. Hal ini memungkinkan *Flask* menjadi fleksibel dan mudah disesuaikan sesuai kebutuhan pengembang. *Flask* sering digunakan untuk membangun aplikasi web sederhana dan API. (Grinberg, 2018)

2.3.9 Mean Squared Error (MSE)

Mean Squared Error (MSE) adalah salah satu metode evaluasi dalam statistik dan pembelajaran mesin yang digunakan untuk mengukur rata-rata kuadrat selisih antara nilai yang diprediksi dan nilai aktual. Rumus MSE adalah:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

di mana y_i adalah nilai aktual, $\hat{y}_i$ adalah nilai prediksi, dan n adalah jumlah total observasi.

Mean Squared Error (MSE) sangat sering digunakan dalam regresi sebagai ukuran untuk mengukur kesalahan. MSE memberikan bobot yang lebih tinggi pada kesalahan yang besar, karena mengkuadratkan selisih antara nilai aktual dan prediksi. (Müller & Guido, 2016)

2.3.10 R-squared (R^2) / Coefficient of Determination

R-squared (R^2) atau *Coefficient of Determination* adalah metrik statistik yang digunakan untuk menilai seberapa baik suatu model regresi menjelaskan variabilitas dari data respons. Nilai R^2 berkisar antara 0 hingga 1, di mana nilai 1 menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan seluruh variabilitas data, sedangkan nilai 0 menunjukkan bahwa model tidak dapat menjelaskan variabilitas data sama sekali. Secara matematis, R^2 dihitung sebagai:

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}}$$

di mana SS_{res} adalah jumlah kuadrat residual (selisih antara nilai aktual dan prediksi), dan SS_{tot} adalah jumlah kuadrat total (selisih antara nilai aktual dan rata-rata nilai aktual).

Menurut buku *An Introduction to Statistical Learning*, R^2 memberikan proporsi variansi dalam variabel respons yang dapat dijelaskan oleh variabel prediktor dalam model. Metrik ini sering digunakan untuk mengevaluasi kualitas model regresi, dengan nilai yang lebih tinggi menunjukkan model yang lebih baik. (James, Witten, Hastie, & Tibshirani, 2021)

2.4 Tinjauan Studi

Saat penelitian ini dijalankan peneliti menggunakan 15 jurnal yang berbeda dari berbagai sumber dimana tujuannya untuk mendukung metode yang akan digunakan dalam penelitian ini. Berikut jurnal-jurnal yang dijadikan landasan untuk penelitian ini sebagai berikut:

2.4.1 Klasifikasi Tingkat *Roasting* Biji Kopi Dengan Metode CNN

No	Data Jurnal / Makalah	Keterangan
1	Judul	Klasifikasi Tingkat <i>Roasting</i> Biji Kopi Dengan Metode CNN
2	Jurnal	Prosiding Seminar Nasional Teknologi dan Sains Tahun 2024 e-ISSN: 2828-299X
3	Volume, Nomor dan halaman	Vol. 3, hlm. 285-287
4	Bulan dan Tahun	Januari 2024
5	Penulis	Ilham Alfiantama, Michael Ilham Kresnawan, Andres Putra Handoko
6	Penerbit	Universitas Nusantara PGRI Kediri

7	Tujuan Penelitian	Mengembangkan sistem klasifikasi tingkat roasting kopi menggunakan metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) berdasarkan gambar digital.
8	Lokasi dan Subjek Penelitian	Bijih kopi pada empat tingkat <i>roasting</i>
9	Metode yang digunakan	<i>CNN</i> dengan <i>TensorFlow</i> , <i>Keras</i> , <i>OpenCV</i> , dan <i>Numpy</i>
10	Perancangan Sistem	a. <i>Dataset</i> gambar biji kopi dari Kaggle b. Pelatihan model CNN untuk klasifikasi tingkat <i>roasting</i>
11	Hasil Penelitian	Akurasi klasifikasi mencapai 99% pada <i>epoch</i> ke-10
12	Kekuatan Penelitian	Akurasi tinggi dalam klasifikasi menggunakan <i>deep learning</i>
13	Kelemahan Penelitian	Terbatas pada data visual tanpa parameter lain
14	Kesimpulan	CNN efektif untuk klasifikasi tingkat roasting biji kopi dengan akurasi yang tinggi

2.4.2 Prediksi Jumlah Kendaraan Bermotor Menggunakan *Machine Learning*

No	Data Jurnal / Makalah	Keterangan
1	Judul	Prediksi Jumlah Kendaraan Bermotor Menggunakan <i>Machine Learning</i>
2	Jurnal	Formosa Journal of Multidisciplinary Research (FJMR) ISSN-E: 2829-8896
3	Volume, Nomor dan halaman	Vol. 1, No. 3, hlm. 559-568
4	Bulan dan Tahun	Juli 2022
5	Penulis	Ahmad Darmawan Sidik, Alek Ansawarman
6	Penerbit	Formosa Publisher

7	Tujuan Penelitian	Memprediksi jumlah kendaraan bermotor di masa mendatang menggunakan machine learning untuk perencanaan sarana jalan
8	Lokasi dan Subjek Penelitian	Kendaraan bermotor di Indonesia
9	Metode yang digunakan	<i>Linear Regression</i>
10	Perancangan Sistem	a. Pengumpulan data jumlah kendaraan b. Implementasi regresi linear untuk prediksi
11	Hasil Penelitian	Model regresi linear dengan akurasi R^2 sebesar 0,98
12	Kekuatan Penelitian	Tingkat akurasi tinggi dalam prediksi jumlah kendaraan
13	Kelemahan Penelitian	Terbatas pada regresi linear tanpa metode lain
14	Kesimpulan	Model regresi linear efektif dalam memprediksi jumlah kendaraan bermotor dengan akurasi tinggi

2.4.3 *Machine Linear* untuk Analisis Regresi Linier Biaya Asuransi Kesehatan dengan Python

No	Data Jurnal / Makalah	Keterangan
1	Judul	<i>Machine Linear</i> untuk Analisis Regresi Linier Biaya Asuransi Kesehatan dengan <i>Python Jupyter Notebook</i>
2	Jurnal	JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika) ISSN(e): 2548-9364
3	Volume, Nomor dan halaman	Vol. 8, No. 1, hlm. 20-24
4	Bulan dan Tahun	April 2022
5	Penulis	Muhammad Sholeh, Suraya, Dina Andayati
6	Penerbit	Institut Sains & Teknologi AKPRIND Yogyakarta

7	Tujuan Penelitian	Menggunakan regresi linear untuk memprediksi biaya asuransi berdasarkan faktor seperti umur, BMI, dan status perokok
8	Lokasi dan Subjek Penelitian	Data asuransi kesehatan
9	Metode yang digunakan	<i>Regresi Linear</i>
10	Perancangan Sistem	a. Pengumpulan dataset dari Kaggle b. Penerapan regresi linear dengan Python
11	Hasil Penelitian	Model menghasilkan akurasi tinggi dalam prediksi biaya asuransi
12	Kekuatan Penelitian	Menggunakan data yang representatif dengan faktor yang relevan
13	Kelemahan Penelitian	Terbatas pada regresi linear tanpa variabel lingkungan tambahan
14	Kesimpulan	Regresi linear efektif dalam memprediksi biaya asuransi kesehatan dengan hasil akurat

2.4.4 Pengembangan Model *Machine Learning* Regresi sebagai Web Service untuk Prediksi Harga Pembelian Mobil

No	Data Jurnal / Makalah	Keterangan
1	Judul	Pengembangan Model <i>Machine Learning</i> Regresi sebagai Web Service untuk Prediksi Harga Pembelian Mobil
2	Jurnal	JURIKOM (Jurnal Riset Komputer) e-ISSN: 2715-7393
3	Volume, Nomor dan halaman	Vol. 9, No. 5, hlm. 1669-1678
4	Bulan dan Tahun	Oktober 2022
5	Penulis	Ahmad Maulana Malik Fattah, Apriade Voutama, Nono Heryana, Nina Sulistiyowati

6	Penerbit	STMIK Budi Darma
7	Tujuan Penelitian	Mengembangkan web service prediksi harga mobil menggunakan model regresi machine learning
8	Lokasi dan Subjek Penelitian	Pembelian mobil di Indonesia
9	Metode yang digunakan	<i>Linear Regression</i> , <i>Lasso</i> , <i>Ridge</i> , <i>Random Forest</i> , <i>Elastic-net</i> , <i>SVR</i>
10	Perancangan Sistem	a. Dataset dari Kaggle b. Pengembangan model regresi untuk prediksi harga mobil
11	Hasil Penelitian	Model <i>Lasso</i> dengan R^2 sebesar 0,99958 dan MAE sebesar 2.284.865,29
12	Kekuatan Penelitian	Menggunakan berbagai model regresi untuk hasil yang optimal
13	Kelemahan Penelitian	Terbatas pada prediktor numerik
14	Kesimpulan	Web service prediksi harga mobil dapat diimplementasikan secara real-time dengan akurasi tinggi

2.4.5 Prediksi Harga Rumah Menggunakan Web Scrapping dan Machine Learning Dengan Algoritma *Linear Regression*

No	Data Jurnal / Makalah	Keterangan
1	Judul	Prediksi Harga Rumah Menggunakan Web Scrapping dan Machine Learning Dengan Algoritma <i>Linear Regression</i>
2	Jurnal	Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi ISSN: 2407-4322
3	Volume, Nomor dan halaman	Vol. 8, No. 1, hlm. 41-50
4	Bulan dan Tahun	Maret 2021
5	Penulis	Andi Saiful, Septi Andryana, Aris Gunaryati

6	Penerbit	Universitas Nasional
7	Tujuan Penelitian	Membuat model prediksi harga rumah berdasarkan data web <i>scrapping</i> dengan regresi linear
8	Lokasi dan Subjek Penelitian	Data penjualan rumah dari website jual beli
9	Metode yang digunakan	<i>Linear Regression</i>
10	Perancangan Sistem	a. Pengumpulan data rumah dengan web scraping b. Penerapan regresi linear untuk prediksi harga
11	Hasil Penelitian	Model regresi linear dengan akurasi prediksi sebesar 88%
12	Kekuatan Penelitian	Menggunakan data real-time dari situs jual beli
13	Kelemahan Penelitian	Terbatas pada variabel fisik rumah tanpa faktor eksternal lainnya
14	Kesimpulan	Algoritma regresi linear efektif dalam memprediksi harga rumah dengan akurasi tinggi

2.4.6 *From simple linear regression to machine learning methods: Canopy cover modelling of a young forest using planet data*

No	Data Jurnal / Makalah	Keterangan
1	Judul	From simple linear regression to machine learning methods: Canopy cover modelling of a young forest using planet data
2	Jurnal	Ecological Informatics ISSN: 1574-9541
3	Volume, Nomor dan halaman	Vol. 82, hlm. 102706
4	Bulan dan Tahun	Juli 2024
5	Penulis	Arun Gyawali, Hari Adhikari, Mika Aalto, Tapio Ranta

6	Penerbit	Elsevier
7	Tujuan Penelitian	Mengestimasi penutupan kanopi hutan muda menggunakan data <i>multispektral</i> dari <i>PlanetScope</i> dengan metode <i>machine learning</i>
8	Lokasi dan Subjek Penelitian	Hutan muda boreal di Finlandia
9	Metode yang digunakan	<i>Linear Regression, Elastic Net, SVM, Random Forest, Extreme Gradient Boosting, LightGBM</i>
10	Perancangan Sistem	a. Pemanfaatan data satelit <i>PlanetScope</i> b. Perhitungan indeks vegetasi untuk memodelkan penutupan kanopi
11	Hasil Penelitian	<i>LightGBM</i> menunjukkan performa terbaik dengan $R^2 = 0,64$ dan RMSE = 0,16 pada data uji
12	Kekuatan Penelitian	Penggunaan data <i>multispektral</i> resolusi tinggi untuk akurasi yang lebih baik
13	Kelemahan Penelitian	Penggunaan data <i>multispektral</i> resolusi tinggi untuk akurasi yang lebih baik
14	Kesimpulan	<i>LightGBM</i> direkomendasikan untuk estimasi penutupan kanopi hutan dengan data <i>PlanetScope</i>

2.4.7 Good results from sensor data: Performance of machine learning algorithms for regression problems in chemical sensors

No	Data Jurnal / Makalah	Keterangan
1	Judul	<i>Good results from sensor data: Performance of machine learning algorithms for regression problems in chemical sensors</i>
2	Jurnal	Sensors and Actuators: B. Chemical ISSN: 0925-4005
3	Volume, Nomor dan halaman	Vol. 421, hlm. 136528
4	Bulan dan Tahun	Agustus 2024
5	Penulis	Lajos Höfler

6	Penerbit	Elsevier
7	Tujuan Penelitian	Mengevaluasi algoritma <i>machine learning</i> untuk prediksi data sensor kimia menggunakan regresi
8	Lokasi dan Subjek Penelitian	Data sensor kimia untuk analisis konsentrasi senyawa
9	Metode yang digunakan	<i>Deep Neural Networks, Symbolic Regression, SVM, k-NN, Decision Trees</i>
10	Perancangan Sistem	a. Pengumpulan data sensor kimia b. Implementasi model regresi untuk prediksi konsentrasi senyawa
11	Hasil Penelitian	Symbolic regression unggul pada dataset kecil, sedangkan DNN lebih baik pada dataset besar
12	Kekuatan Penelitian	Analisis mendalam dari berbagai algoritma regresi pada data sensor kimia
13	Kelemahan Penelitian	Terbatas pada data sensor kimia, belum diuji pada aplikasi lain
14	Kesimpulan	<i>Symbolic regression</i> cocok untuk dataset kecil dan kompleks, sedangkan DNN efektif pada <i>dataset</i> besar

2.4.8 *Gas liquid flow pattern prediction in horizontal and slightly inclined pipes: From mechanistic modelling to machine learning*

No	Data Jurnal / Makalah	Keterangan
1	Judul	<i>Gas liquid flow pattern prediction in horizontal and slightly inclined pipes: From mechanistic modelling to machine learning</i>
2	Jurnal	Applied Mathematical Modelling ISSN: 0307-904X
3	Volume, Nomor dan halaman	Vol. 138, hlm. 115748
4	Bulan dan Tahun	Januari 2025

5	Penulis	Montadhar Guesmi, Johannes Manthey, Simon Unz, Richard Schab, Michael Beckmann
6	Penerbit	Elsevier
7	Tujuan Penelitian	Memprediksi pola aliran dua fase gas-cair pada pipa horizontal dan sedikit miring menggunakan model <i>mekanistik</i> dan <i>machine learning</i>
8	Lokasi dan Subjek Penelitian	Sistem aliran dua fase pada pipa horizontal
9	Metode yang digunakan	Model <i>mekanistik Taitel</i> , <i>XGBoost</i> , <i>K-Nearest Neighbors</i>
10	Perancangan Sistem	a. Implementasi model mekanistik untuk prediksi pola aliran b. Uji model machine learning pada data eksperimen
11	Hasil Penelitian	<i>XGBoost</i> mencapai akurasi 95.5% pada data uji dan 98.9% pada validasi
12	Kekuatan Penelitian	Kombinasi model mekanistik dan machine learning untuk prediksi akurat
13	Kelemahan Penelitian	Terbatas pada pipa dengan inklinasi tertentu
14	Kesimpulan	Model <i>XGBoost</i> paling efektif untuk prediksi pola aliran pada kondisi inklinasi tertentu

2.4.9 Regression analysis and its application to oil and gas exploration: A case study of hydrocarbon loss recovery and porosity prediction, China

No	Data Jurnal / Makalah	Keterangan
1	Judul	<i>Regression analysis and its application to oil and gas exploration: A case study of hydrocarbon loss recovery and porosity prediction, China</i>
2	Jurnal	Energy Geoscience ISSN: 2666-7592
3	Volume, Nomor dan halaman	Vol. 5, hlm. 100333
4	Bulan dan Tahun	Juni 2024

5	Penulis	Yang Li, Xiaoguang Li, Mingyu Guo, Chang Chen, Pengbo Ni, Zijian Huang
6	Penerbit	KeAi Communications
7	Tujuan Penelitian	Menggunakan analisis regresi untuk prediksi kehilangan hidrokarbon dan porositas dalam eksplorasi minyak dan gas
8	Lokasi dan Subjek Penelitian	Area eksplorasi minyak dan gas di China
9	Metode yang digunakan	Regresi Linier, <i>Ridge Regression</i> , <i>Support Vector Regression</i> , <i>Kernel Ridge Regression</i>
10	Perancangan Sistem	a. Pengumpulan data geologis b. Aplikasi model regresi untuk prediksi porositas dan pemulihan hidrokarbon
11	Hasil Penelitian	<i>Ridge Regression</i> efektif untuk pemulihan hidrokarbon, sementara <i>Kernel Ridge Regression</i> optimal untuk prediksi porositas
12	Kekuatan Penelitian	Kombinasi berbagai teknik regresi untuk analisis kompleks
13	Kelemahan Penelitian	Terbatas pada eksplorasi di area spesifik
14	Kesimpulan	<i>Ridge Regression</i> dan <i>Kernel Ridge Regression</i> efektif dalam eksplorasi minyak dan gas untuk pemulihan hidrokarbon dan prediksi porositas

2.4.10 Machine learning regression algorithms to predict emissions from steam boilers

No	Data Jurnal / Makalah	Keterangan
1	Judul	<i>Machine learning regression algorithms to predict emissions from steam boilers</i>
2	Jurnal	Heliyon ISSN: 2405-8440
3	Volume, Nomor dan halaman	Vol. 10, hlm. e26892
4	Bulan dan Tahun	Februari 2024
5	Penulis	Bárbara D. Ross-Veitia, Dayana Palma-Ramírez, Ramón Arias-Gilart, Rebeca E. Conde-García, Alejandro Espinel-Hernández,

		José R. Nuñez-Alvarez, Hernan Hernández-Herrera, Yolanda E. Llosas-Albuérne
6	Penerbit	Elsevier
7	Tujuan Penelitian	Memprediksi emisi CO, CO ₂ , NO _x , dan suhu gas buang dari boiler industri menggunakan <i>machine learning</i>
8	Lokasi dan Subjek Penelitian	Boiler industri di Kuba
9	Metode yang digunakan	<i>Linear Regression, Gradient Boosting, Random Forest, Deep Neural Networks</i>
10	Perancangan Sistem	a. Pengumpulan data emisi dari boiler b. Implementasi model regresi untuk prediksi emisi
11	Hasil Penelitian	<i>Gradient Boosting Regression</i> menunjukkan performa terbaik dengan MAE 0.51 dan R ² 99.8%
12	Kekuatan Penelitian	Menggunakan model <i>multi-regresi</i> untuk prediksi berbagai emisi boiler
13	Kelemahan Penelitian	Hanya berfokus pada boiler industri yang ada di satu lokasi geografis
14	Kesimpulan	<i>Gradient Boosting Regression</i> optimal untuk prediksi emisi boiler dengan akurasi tinggi

2.4.11 Analisis Peramalan Jumlah Penerimaan Mahasiswa Baru dengan Menggunakan Metode Regresi Linear Sederhana

No	Data Jurnal / Makalah	Keterangan
1	Judul	Analisis Peramalan Jumlah Penerimaan Mahasiswa Baru dengan Menggunakan Metode Regresi Linear Sederhana
2	Jurnal	Bayesian Journal Vol. 1, No. 1, Maret 2021
3	Volume, Nomor dan halaman	Vol. 1, hlm. 17-25
4	Bulan dan Tahun	Maret 2021

5	Penulis	Ajeng Afifah Muhartini, Oman Sahroni, Septi Dwi Rahmawati, Tanti Febrianti, Isnaini Mahuda
6	Penerbit	Universitas Bina Bangsa
7	Tujuan Penelitian	Menggunakan metode regresi linear sederhana untuk memprediksi jumlah penerimaan mahasiswa baru pada Program Studi Manajemen di Universitas Bina Bangsa
8	Lokasi dan Subjek Penelitian	Universitas Bina Bangsa, Prodi Manajemen
9	Metode yang digunakan	Regresi Linear Sederhana
10	Perancangan Sistem	a. Pengumpulan data penerimaan mahasiswa selama 5 tahun b. Penerapan regresi linear sederhana untuk peramalan
11	Hasil Penelitian	Prediksi jumlah mahasiswa baru pada tahun-tahun mendatang
12	Kekuatan Penelitian	Menggunakan data historis konkret untuk memprediksi penerimaan mahasiswa
13	Kelemahan Penelitian	Terbatas pada satu program studi di satu universitas
14	Kesimpulan	Metode regresi linear sederhana efektif untuk peramalan jumlah penerimaan mahasiswa

2.4.12 *Machine learning versus linear regression modelling approach for accurate ozone concentrations prediction*

No	Data Jurnal / Makalah	Keterangan
1	Judul	<i>Machine learning versus linear regression modelling approach for accurate ozone concentrations prediction</i>
2	Jurnal	Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics Vol. 14, No. 1, 2020
3	Volume, Nomor dan halaman	Vol. 14, hlm. 713-725

4	Bulan dan Tahun	Mei 2020
5	Penulis	Ellysia Jumin, Nuratiah Zaini, Ali Najah Ahmed, Samsuri Abdullah, Marzuki Ismail, Mohsen Sherif, Ahmed Sefelnasr, Ahmed El-Shafie
6	Penerbit	Taylor & Francis
7	Tujuan Penelitian	Memprediksi konsentrasi ozon <i>troposferik</i> menggunakan metode <i>machine learning</i> dan regresi linier
8	Lokasi dan Subjek Penelitian	Malaysia, konsentrasi ozon di perkotaan
9	Metode yang digunakan	<i>Boosted Decision Tree, Neural Network, Linear Regression</i>
10	Perancangan Sistem	Pengumpulan data kualitas udara dan parameter meteorologi untuk prediksi ozon
11	Hasil Penelitian	Boosted Decision Tree memberikan hasil terbaik dibanding model lainnya
12	Kekuatan Penelitian	Menggunakan berbagai metode untuk memastikan akurasi prediksi
13	Kelemahan Penelitian	Terbatas pada wilayah Malaysia
14	Kesimpulan	Boosted Decision Tree unggul dalam prediksi ozon troposferik di wilayah urban Malaysia

2.4.13 *Machine learning for energy consumption prediction and scheduling in smart buildings*

No	Data Jurnal / Makalah	Keterangan
1	Judul	<i>Machine learning for energy consumption prediction and scheduling in smart buildings</i>
2	Jurnal	SN Applied Sciences Vol. 2, No. 297, 2020
3	Volume, Nomor dan halaman	Vol. 2, hlm. 297

4	Bulan dan Tahun	Januari 2020
5	Penulis	Safae Bourhnane, Mohamed Riduan Abid, Rachid Lghoul, Khalid Zine-Dine, Najib Elkamoun, Driss Benhaddou
6	Penerbit	Springer Nature Switzerland
7	Tujuan Penelitian	Memprediksi konsumsi energi dan penjadwalan di bangunan pintar menggunakan machine learning
8	Lokasi dan Subjek Penelitian	Bangunan pintar dengan data konsumsi energi
9	Metode yang digunakan	<i>Artifisial Neural Networks (ANN), Genetic Algorithms (GA)</i>
10	Perancangan Sistem	a. Pengumpulan data energi dari bangunan pintar b. Implementasi model ANN dan GA
11	Hasil Penelitian	Model ANN menunjukkan akurasi yang baik dalam prediksi energi
12	Kekuatan Penelitian	Menggunakan algoritma <i>machine learning</i> yang kuat untuk prediksi energi
13	Kelemahan Penelitian	Bergantung pada ukuran <i>dataset</i> yang kecil
14	Kesimpulan	ANN efektif dalam memprediksi konsumsi energi di bangunan pintar

2.4.14 A Gentle Introduction to Machine Learning for Chemists: An Undergraduate Workshop Using Python Notebooks for Visualization, Data Processing, Analysis, and Modeling

No	Data Jurnal / Makalah	Keterangan
1	Judul	<i>A Gentle Introduction to Machine Learning for Chemists: An Undergraduate Workshop Using Python Notebooks for Visualization, Data Processing, Analysis, and Modeling</i>
2	Jurnal	Journal of Chemical Education ISSN: 0021-9584

3	Volume, Nomor dan halaman	Vol. 98, hlm. 108-115
4	Bulan dan Tahun	Januari 2021
5	Penulis	Deborah Lafuente, Brenda Cohen, Guillermo Fiorini, Agustín Alejo García, Mauro Bringas, Ezequiel Morzan, Diego Onna
6	Penerbit	American Chemical Society
7	Tujuan Penelitian	Mengajarkan dasar-dasar <i>machine learning</i> kepada mahasiswa kimia melalui <i>workshop</i> menggunakan <i>Python</i>
8	Lokasi dan Subjek Penelitian	Mahasiswa kimia, <i>workshop Python</i>
9	Metode yang digunakan	<i>Python notebooks</i> , Visualisasi data, Model <i>machine learning</i> sederhana
10	Perancangan Sistem	Workshop interaktif dengan tugas pemrograman menggunakan data kimia
11	Hasil Penelitian	Mahasiswa memahami dasar-dasar machine learning dan analisis data
12	Kekuatan Penelitian	Memperkenalkan machine learning secara praktis kepada mahasiswa
13	Kelemahan Penelitian	Terbatas pada mahasiswa tanpa pengalaman pemrograman
14	Kesimpulan	Workshop efektif memperkenalkan konsep dasar machine learning kepada mahasiswa kimia

2.4.15 Prediksi Harga Real Estate Menggunakan Metode Regresi Linear Berbasis *Machine Learning*

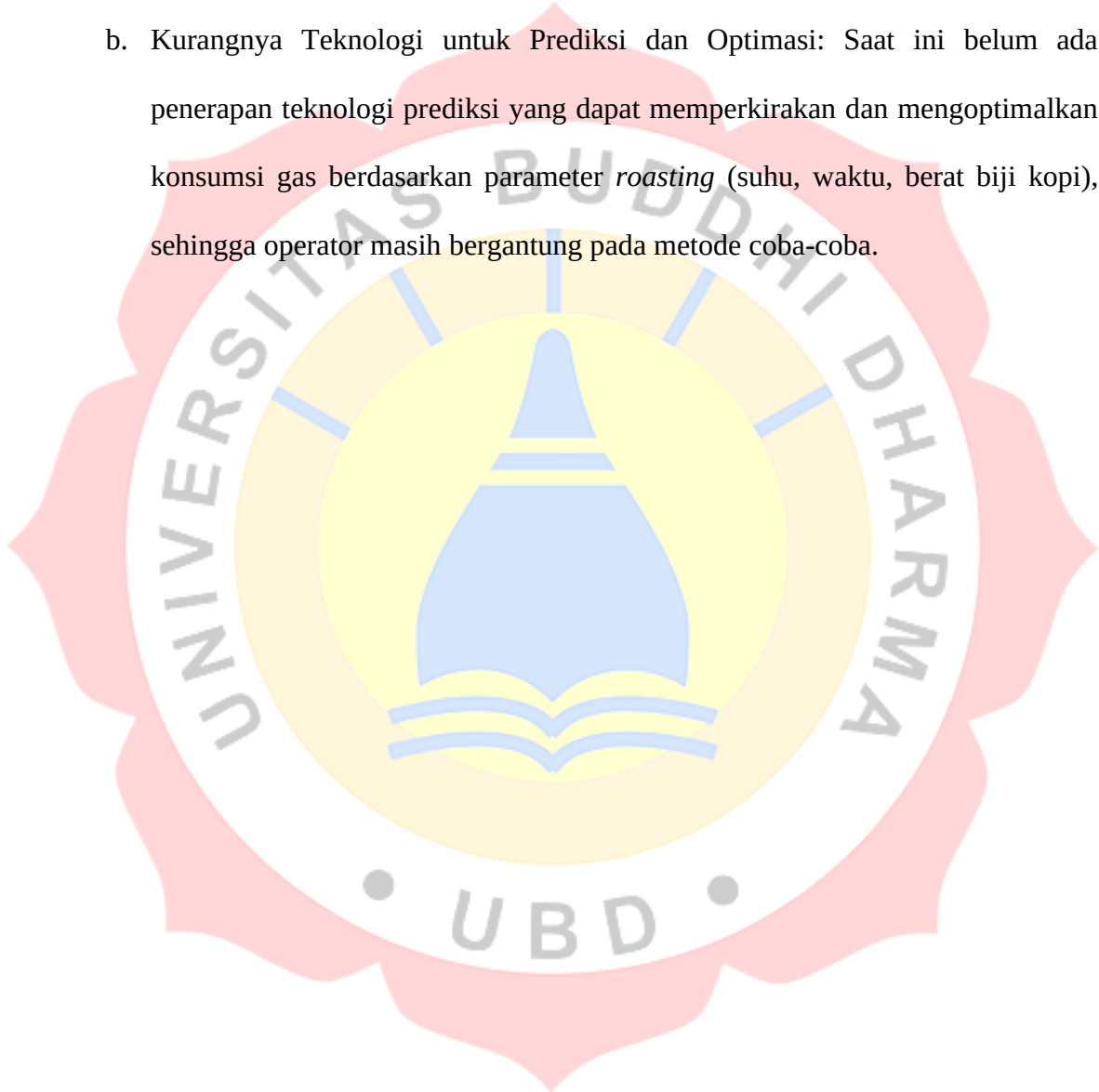
No	Data Jurnal / Makalah	Keterangan
1	Judul	Prediksi Harga Real Estate Menggunakan Metode Regresi Linear Berbasis <i>Machine Learning</i>
2	Jurnal	Journal of Artificial Intelligence Application (JAIA) Vol. 1, No. 1, Januari 2024

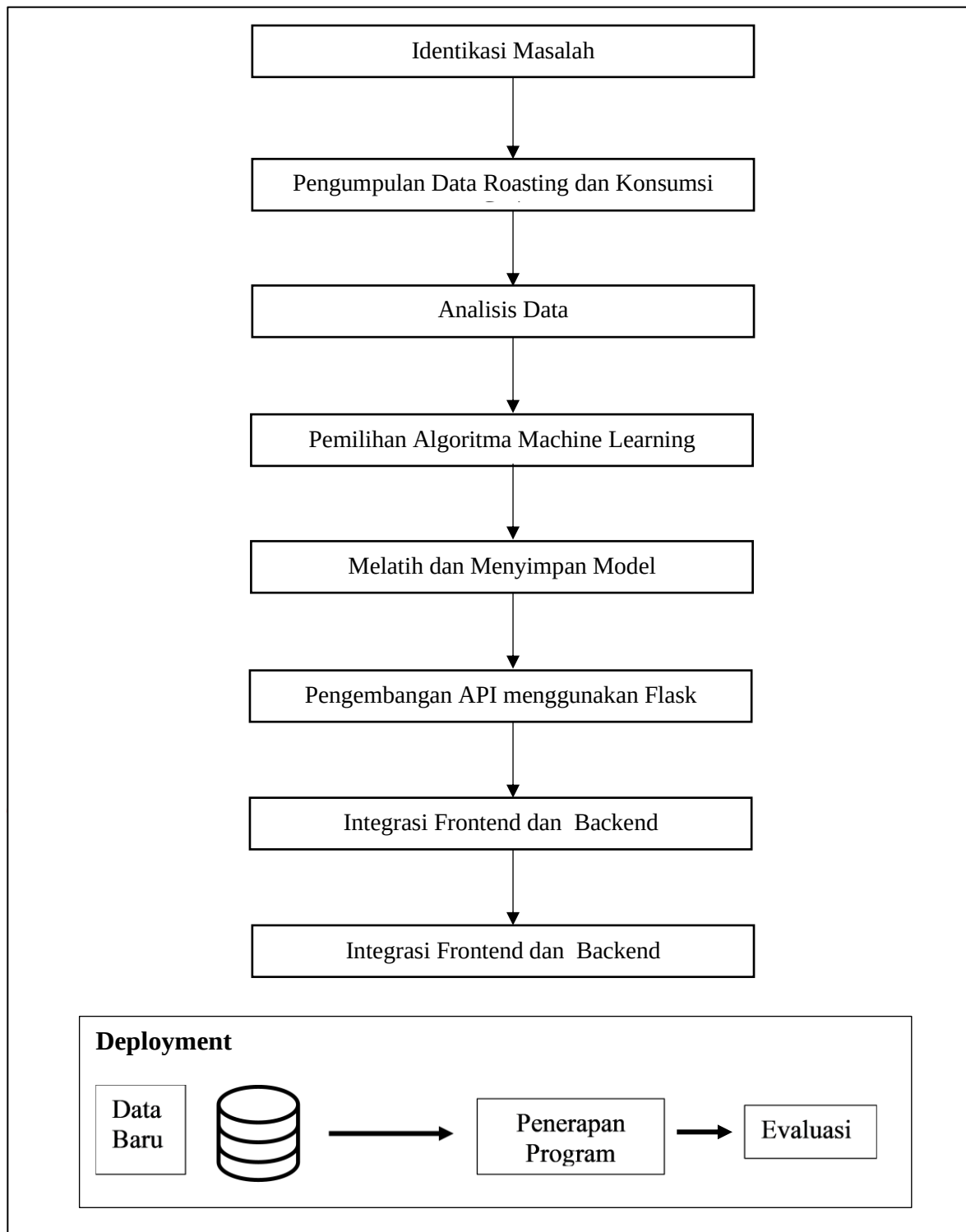
3	Volume, Nomor dan halaman	Vol. 1, hlm. 19-27
4	Bulan dan Tahun	Januari 2024
5	Penulis	Nanda Khalijah Zainal
6	Penerbit	STMIK Royal
7	Tujuan Penelitian	Memprediksi harga <i>real estate</i> menggunakan metode regresi linear dan <i>machine learning</i>
8	Lokasi dan Subjek Penelitian	Harga <i>real estate</i> di pasar properti
9	Metode yang digunakan	<i>Linear Regression, Support Vector Regression, Random Forest, Gradient Boosting</i>
10	Perancangan Sistem	Pengujian berbagai model regresi pada <i>dataset</i> harga <i>real estate</i>
11	Hasil Penelitian	MLP-Regressor memberikan akurasi terbaik untuk prediksi harga rumah
12	Kekuatan Penelitian	Menggunakan berbagai metode regresi untuk menemukan model terbaik
13	Kelemahan Penelitian	Terbatas pada satu <i>dataset</i> dan satu wilayah
14	Kesimpulan	MLP-Regressor efektif untuk prediksi harga <i>real estate</i> dengan akurasi tinggi

2.5 Kerangka Pemikiran

Masalah:

- a. Ketiadaan Standar Penggunaan Gas: Tidak adanya standar yang jelas untuk konsumsi gas pada setiap profil *roasting* (*light*, *medium*, *dark*) menyebabkan hasil yang tidak konsisten dan konsumsi energi yang boros.
- b. Kurangnya Teknologi untuk Prediksi dan Optimasi: Saat ini belum ada penerapan teknologi prediksi yang dapat memperkirakan dan mengoptimalkan konsumsi gas berdasarkan parameter *roasting* (suhu, waktu, berat biji kopi), sehingga operator masih bergantung pada metode coba-coba.





Gambar 2.3 Kerangka Pemikiran

Tujuan:

Membuat model *machine learning* yang dapat Menentukan Standar Penggunaan Gas yang Optimal.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sejarah Perusahaan

PT. Torabika Eka Semesta berdiri pada tahun 1989 produksi kopi pertama kali dipabrik Daan Mogot KM. 18. Pada tahun 1991 memproduksi kopi mix pertama di Indonesia (Torabika Duo). Pada Tahun 1992 pindah ke Cikupa, dan pada tahun 2009 mulai didirikan Ground Coffee Factory. Produksi berjalan penuh pada tahun 2011 hingga sekarang. PT. Torabika Eka Semesta memiliki 7 factory yaitu diantaranya Divisi Ground Coffee, Divisi Health Food, Divisi Instan Coffee, Divisi Creamer, Divisi Glucose, Divisi Instan Creamer, dan Divisi Coffee Been Lampung. PT. Torabika Eka Semesta Divisi Ground Coffee merupakan perusahaan yang memproduksi produk kopi dan hasil barang jadinya berupa kopi ground dan instan yang sudah dikemas. PT. Torabika Eka Semesta bertempat di Jalan Raya Serang KM.12,5, Bitung Jaya Village, Sukadamai, Kec. Cikupa, Tangerang, Banten 15710.

PT. Torabika Eka Semesta telah memasuki kancah pasar internasional dan juga saat ini sudah menjadi salah satu produsen kopi terbesar di ASEAN dengan merk Torabika. Jumlah karyawan PT. Torabika Eka Semesta divisi ground coffee mencapai 4011 karyawan dengan jumlah produksi sebesar 50 juta bungkus perhari. Ditengah ketatnya persaingan global di banyak bidang ,produk dengan merk asli Indonesia yang telah menjajah lebih dari 100 negara. Menjajah dalam pengertian memasuki pasar mancanegara. PT. Torabika Eka Semesta perusahaan yang memproduksi kebutuhan konsumen dengan aneka varian rasa kopi.

3.2.4 Pencatatan Konsumsi Gas

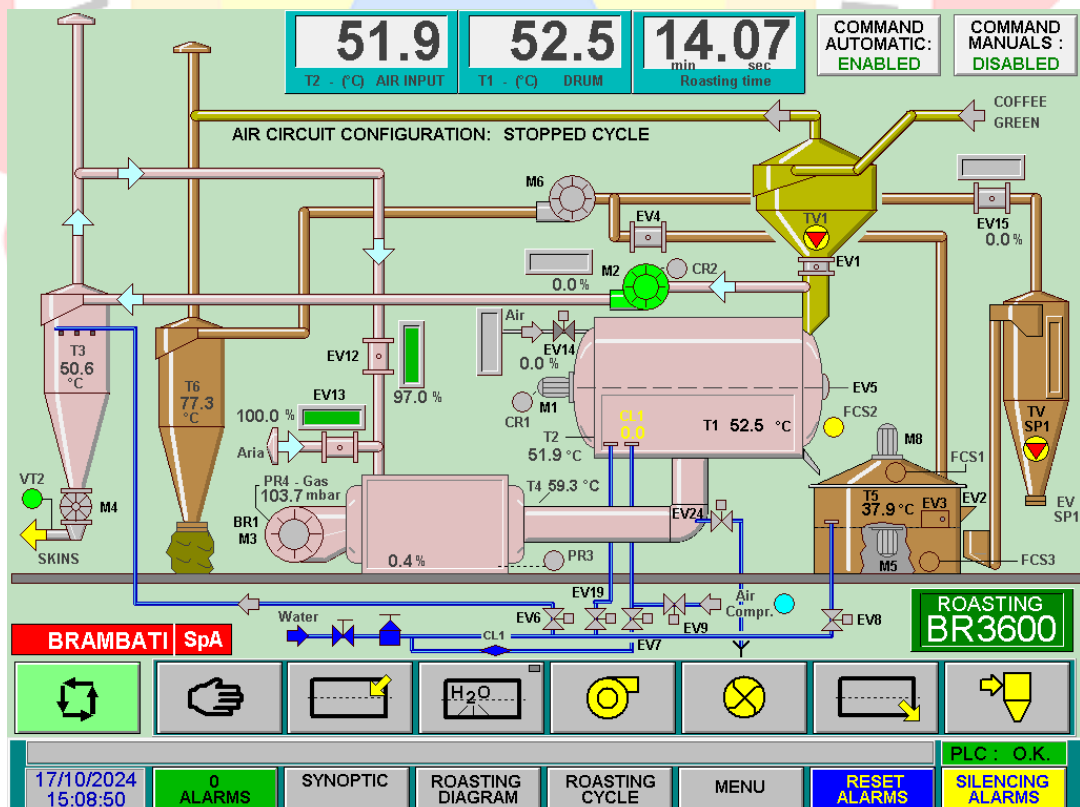
Setelah proses *roasting* selesai, operator mencatat total konsumsi gas beserta parameter lainnya, seperti suhu dan waktu, secara manual. Data ini kemudian digunakan untuk evaluasi kualitas hasil *roasting*.

3.2 Prosedur Sistem

Prosedur sistem ini adalah sebuah gambaran proses persiapan proses *roasting* untuk mengambil data untuk penelitian

3.2.1 Pengaturan Awal Mesin Roasting

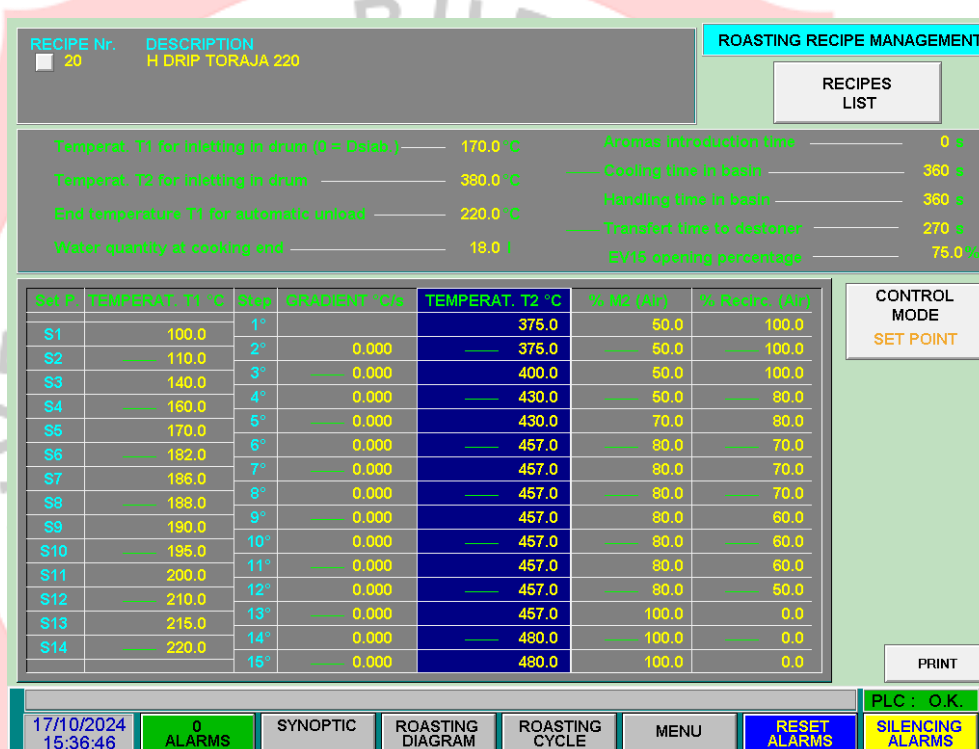
Operator mempersiapkan mesin *roasting* dengan melakukan pengaturan awal, seperti menentukan suhu target dan memasukkan biji kopi mentah sesuai berat yang dibutuhkan untuk satu sesi *roasting*. Langkah ini bertujuan untuk memastikan mesin siap digunakan dan parameter awal sesuai dengan kebutuhan profil *roasting* yang diinginkan.



Gambar 3.1 Tampilan Menu Mesin Roaster 6

3.2.2 Pemanasan dan Penggunaan Gas

Mesin *roasting* dipanaskan hingga mencapai suhu yang telah ditentukan. Pada tahap ini, gas mulai dikonsumsi untuk menjaga suhu mesin selama proses *roasting* berlangsung. Parameter seperti suhu dan waktu *roasting* diatur secara manual berdasarkan profil *roasting* yang diinginkan, apakah *light*, *medium*, atau *dark roast*.



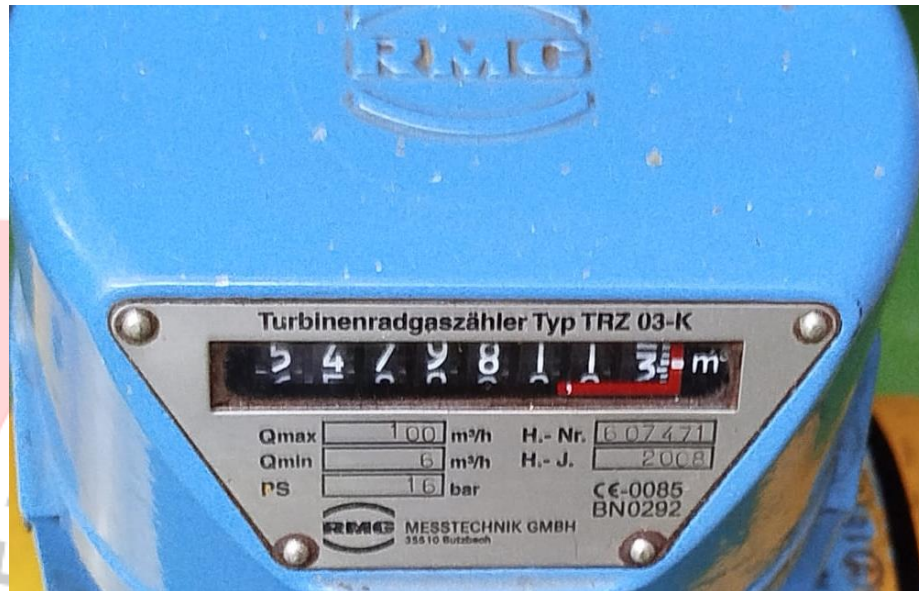
Gambar 3.2 Recipe Roaster Setiap Profile

3.2.3 Pengamatan Manual

Operator memantau proses *roasting* secara manual dengan memperhatikan perubahan suhu, durasi waktu, dan konsumsi gas. Pemantauan ini dilakukan berdasarkan pengalaman operator atau pedoman teknis yang tersedia. Tidak ada sistem otomatis yang dapat membantu memprediksi dan mengoptimalkan konsumsi gas dalam proses ini.

3.2.4 Pencatatan Konsumsi Gas

Setelah proses *roasting* selesai, operator mencatat total konsumsi gas beserta parameter lainnya, seperti suhu dan waktu, secara manual. Data ini kemudian digunakan untuk evaluasi kualitas hasil *roasting*.



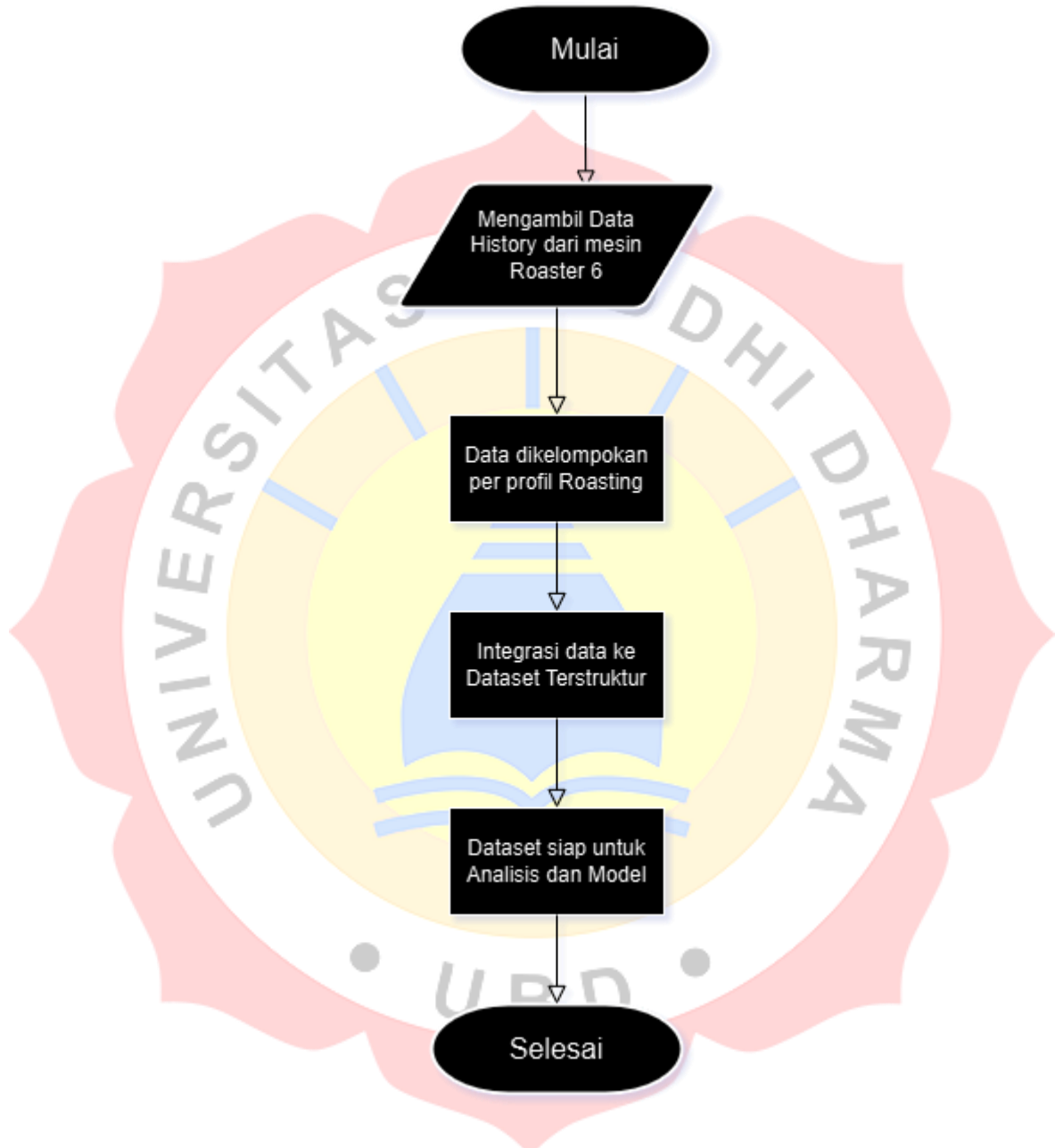
Gambar 3.3 Meteran Gas pada mesin Roaster 6

3.3 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan cara mengakses dan mengolah data historis dari proses *roasting* yang terekam pada mesin *roasting* kopi bersama dengan pengawas produksi dan pengawas teknik produksi. Data tersebut mencakup berbagai parameter penting, seperti suhu, durasi, tekanan, konsumsi gas, serta profil *roasting* yang digunakan. Setiap data yang diambil dipastikan relevan dengan kebutuhan analisis dan telah melewati proses validasi untuk memastikan keakuratan serta konsistensinya. Data historis ini kemudian diintegrasikan ke dalam *dataset* yang akan digunakan sebagai dasar untuk penerapan metode *machine learning*. *Dataset* ini disusun secara terstruktur, mencakup label dan fitur yang sesuai, agar dapat digunakan untuk

membangun model prediksi konsumsi gas yang optimal dan menentukan standar pemakaian gas berdasarkan profil *roasting* yang diinginkan.

3.3.1 Flowchart Pengumpulan Data



Gambar 3.4 Flowchart Pengumpulan Data

3.3.2 Data Gambar Grafik History Roasting dari Mesin Roaster 6 PT.

Torabika Eka Semesta

Data yang digunakan berupa grafik historis dari proses *roasting* yang dihasilkan oleh Mesin *Roaster* 6 milik PT. Torabika Eka Semesta. Grafik ini

memvisualisasikan berbagai parameter penting selama proses *roasting*, seperti suhu, waktu, tekanan, serta tingkat konsumsi gas, yang semuanya berperan dalam menentukan profil *roasting*. Data grafik tersebut diambil langsung dari sistem mesin melalui metode ekstraksi data yang terintegrasi, memastikan setiap informasi yang diperoleh mencerminkan kondisi sebenarnya dari proses produksi. Grafik-grafik ini tidak hanya memberikan gambaran menyeluruh tentang performa mesin, tetapi juga menjadi dasar untuk analisis lebih lanjut dalam menentukan pola dan standar optimal penggunaan gas pada proses *roasting*. Dengan data ini, proses pengolahan dan pelatihan model *machine learning* dapat dilakukan secara lebih akurat dan sesuai dengan kebutuhan penelitian.

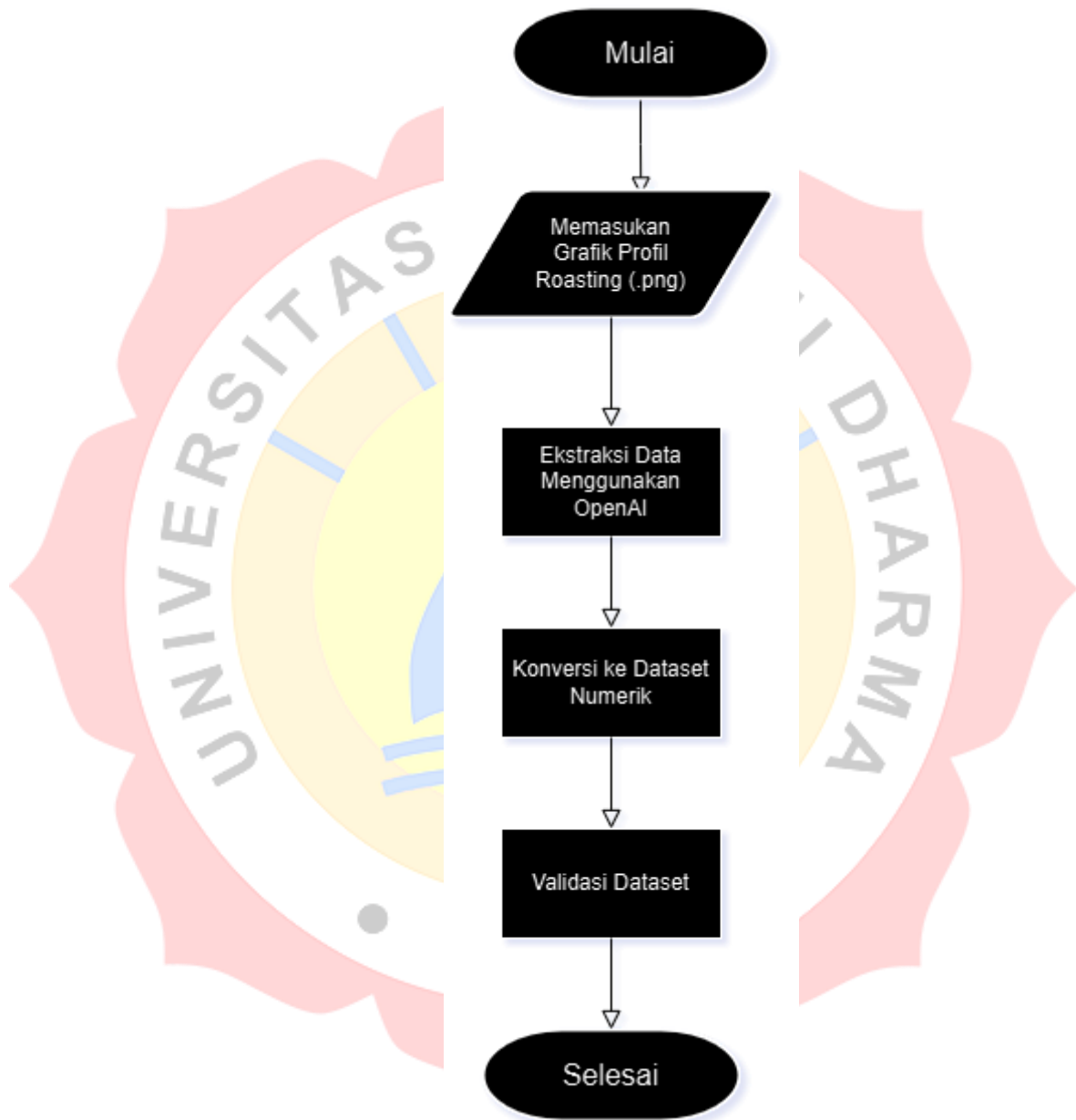


Gambar 3.5 Gambar Sampling Grafik Proses Roasting

3.3.3 Integrasi Data Grafik ke Dataset

Dalam penelitian ini, salah satu tantangan yang dihadapi adalah mengonversi data grafik profil *roasting* menjadi *dataset* numerik yang dapat

digunakan untuk pelatihan model *machine learning*. Grafik profil *roasting* biasanya berisi informasi perubahan suhu terhadap waktu dan konsumsi gas selama proses *roasting*. Data ini penting untuk analisis dalam menentukan standar pemakaian gas berdasarkan profil *roasting* tertentu.



Gambar 3.6 Flowchart Integrasi Data Grafik ke Dataset

3.4 Persiapan Data

3.4.1 Keterangan Data

Data yang digunakan berasal dari hasil pencatatan proses *roasting* pada Mesin *Roaster* 6 milik PT. Torabika Eka Semesta. Data ini mencakup berbagai parameter penting, seperti suhu, durasi proses, konsumsi gas, tekanan, dan profil *roasting*, yang semuanya berperan besar dalam menentukan pola dan performa proses *roasting*. Setiap parameter memiliki fungsi spesifik, misalnya suhu untuk memonitor panas, sedangkan konsumsi gas digunakan untuk mengukur efisiensi penggunaan energi. pada tabel 3.1:

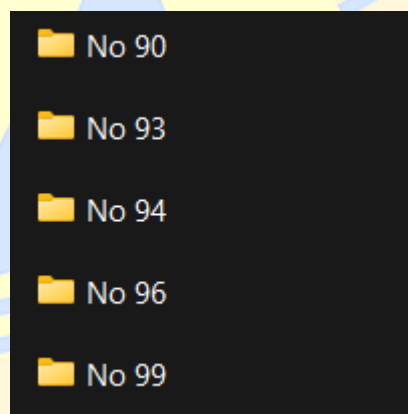
Table 3.1 Fitur pada Dataset

Fitur (Input)	Keterangan
Profil Roasting	No. Profil <i>roasting</i> dari tiap produk
Durasi (Time in Minutes)	Waktu total yang dihabiskan untuk satu sesi <i>roasting</i> .
Jumlah_awal	Jumlah kopi mentah di awal sebelum proses <i>roasting</i>
T3 (°C)	Suhu di drum <i>roasting</i> .
T5 (°C)	Suhu udara masuk (air <i>outlet</i>)
T6 (°C)	Suhu <i>exhaust</i> gas.
SPT1 (°C)	<i>Setpoint</i> suhu pertama (target suhu pertama)
SPT2 (°C)	<i>Setpoint</i> suhu kedua (target suhu kedua)
Hasil_akhir	Jumlah hasil kopi goreng yang sudah digoreng
Konsumsi_Gas (M3)	Konsumsi gas yang dipakai 1 kali <i>roasting</i>

3.4.2 Pengelompokan Data

Data yang telah dikumpulkan dan diintegrasikan ke dalam *dataset* diorganisasi lebih lanjut melalui proses pengelompokan. Data dikelompokkan berdasarkan profil *roasting* tertentu yang relevan dengan

tujuan penelitian, seperti parameter proses *roasting* (misalnya suhu, durasi, dan tekanan), tingkat konsumsi gas, serta jenis profil *roasting* yang digunakan. Pengelompokan ini bertujuan untuk mempermudah analisis, mengidentifikasi pola, dan mengurangi kompleksitas data. Selain itu, data juga dipisahkan menjadi dua bagian utama, yaitu data pelatihan (*training data*) dan data pengujian (*testing data*), untuk mendukung pengembangan dan evaluasi model *machine learning*. Dengan pengelompokan ini, setiap bagian data dapat digunakan secara optimal sesuai dengan fungsinya, baik untuk mempelajari hubungan antar-parameter maupun untuk menguji performa model prediktif dalam menentukan standar pemakaian gas pada proses *roasting*.

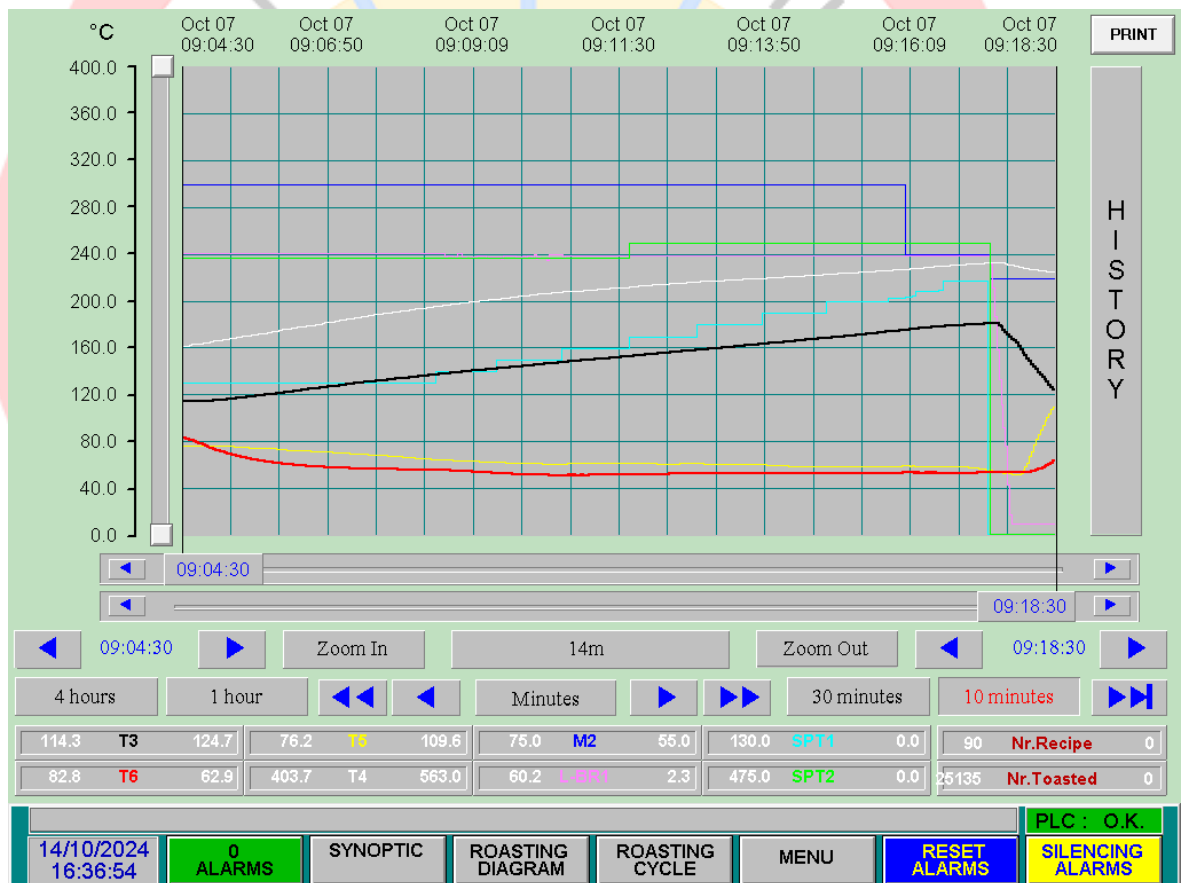


Gambar 3.7 Folde tiap Profil Roaster

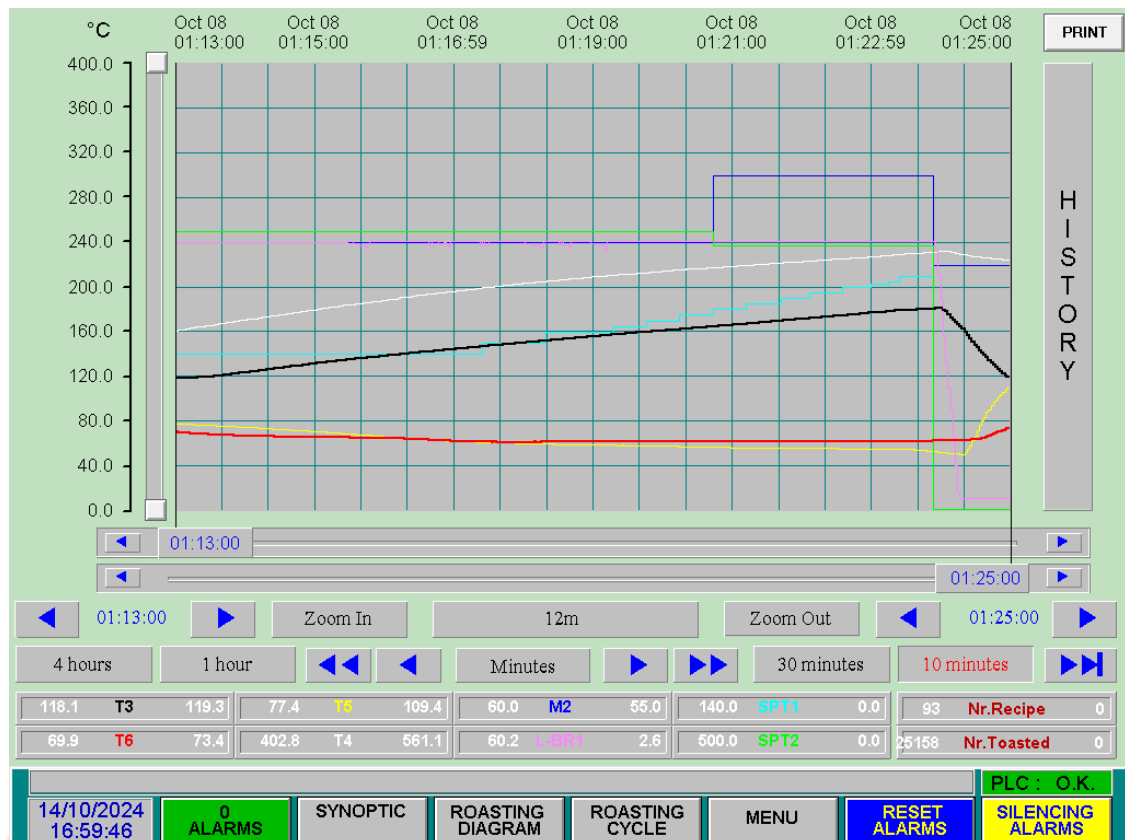
3.4.3 Persiapan Dataset

Persiapan *dataset* merupakan tahap awal yang sangat penting dalam penelitian ini. Langkah ini melibatkan pengumpulan data terkait konsumsi gas pada proses *roasting* kopi dari gambar grafik yang ada pada mesin *roaster* 6 yang ada di PT. Torabika Eka Semesta. Data yang diperoleh kemudian akan dilakukan proses integrasi melalui *OpenAI* untuk diambil beberapa variabel

data yang akan diuji untuk model *machine learning*. Pembersihan (data *cleaning*) juga dilakukan untuk menghilangkan nilai-nilai yang tidak *valid*. Setelah itu, dilakukan proses transformasi data untuk memastikan bahwa data memiliki format yang sesuai dengan kebutuhan analisis menggunakan *machine learning*. Pada tahap ini, juga dilakukan pengelompokan data dari gambar-gambar grafik berdasarkan profil *roasting* dan diambil beberapa data variabel yang berpengaruh, seperti suhu, waktu *roasting*, dan profil gas, untuk mempermudah proses analisis lebih lanjut. *Dataset* yang telah dipersiapkan akan menjadi fondasi dalam membangun model prediksi yang



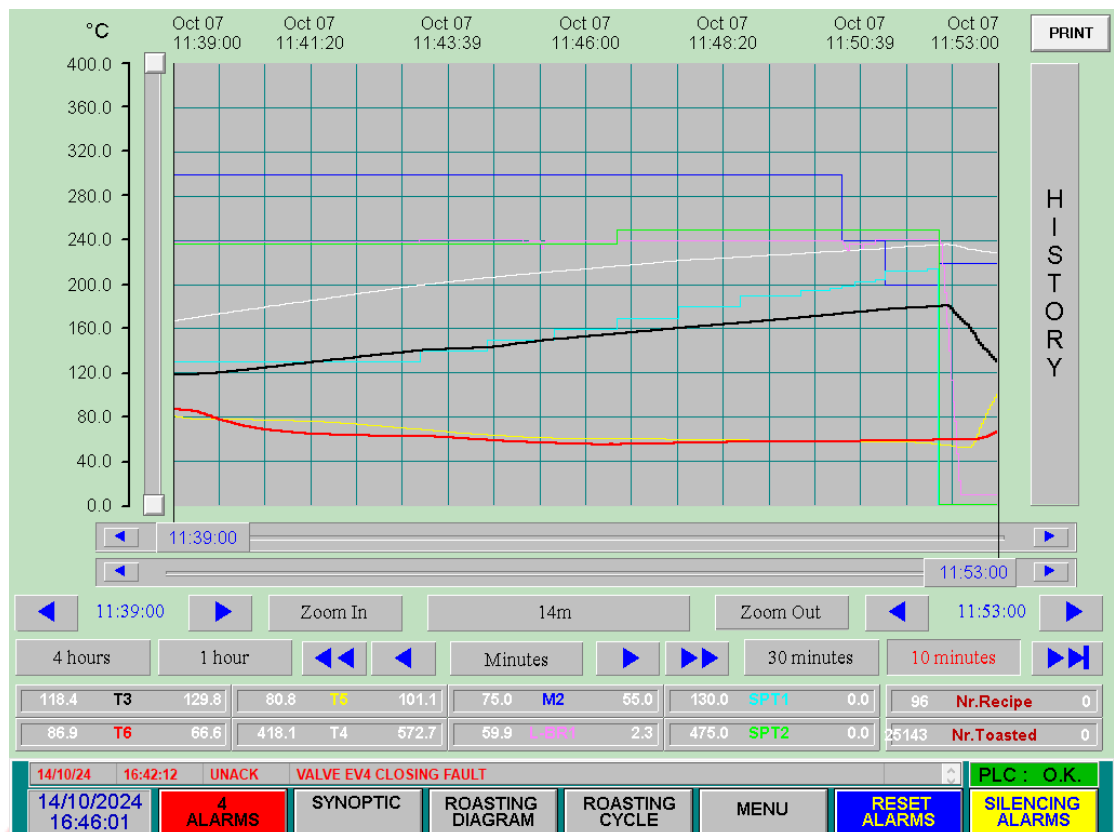
Gambar 3.8 Sampling Grafik Proses Roasting No 90



Gambar 3.9 Sampling Grafik Proses Roasting No 93



Gambar 3.10 Sampling Grafik Proses Roasting No 94



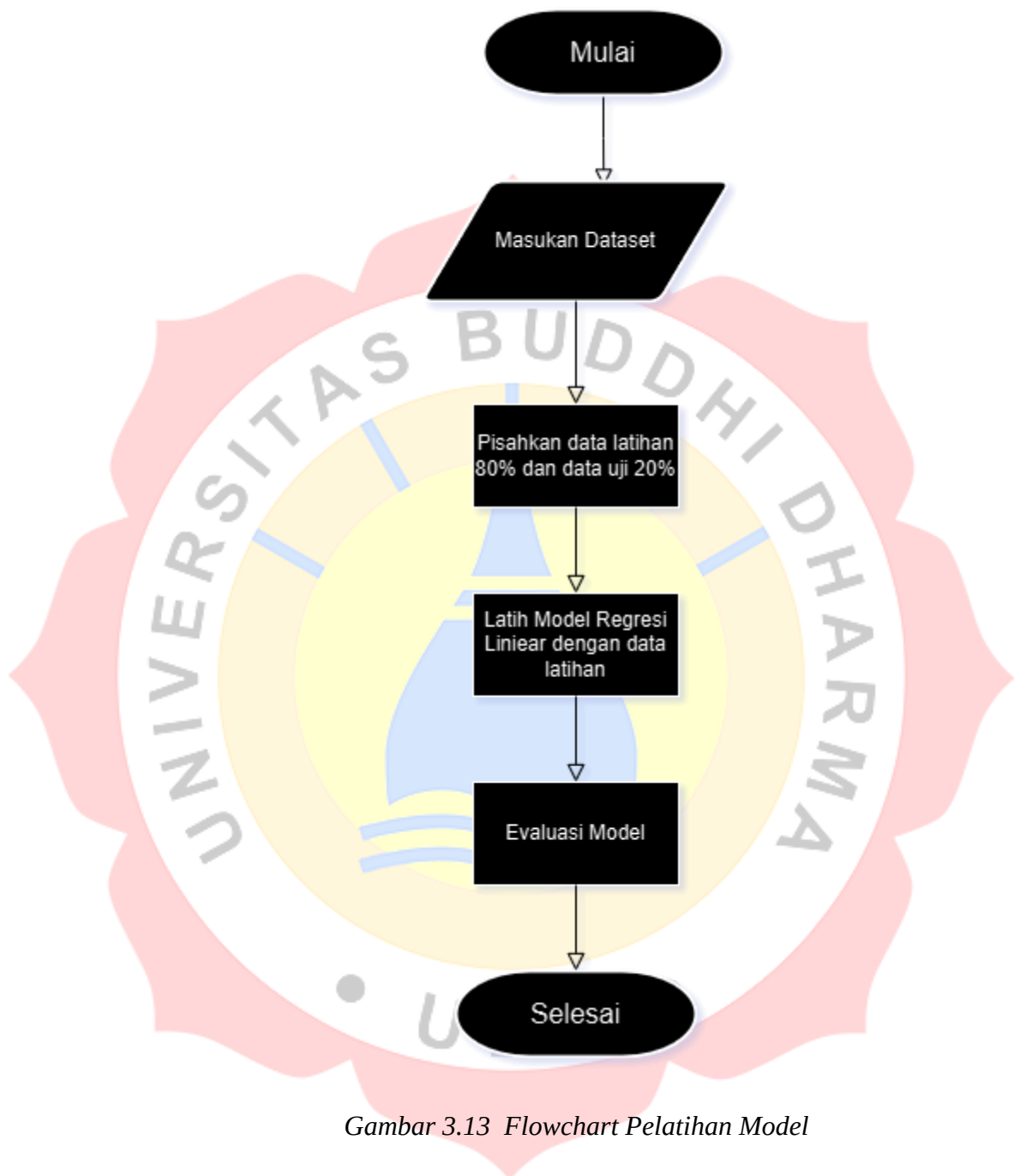
Gambar 3.11 Sampling Grafik Proses Roasting No 96



Gambar 3.12 Sampling Grafik Proses Roasting No 99

3.5 Rincian Modelling

3.5.1 Flowchart Pelatihan Model



3.5.2 Metode *Machine Learning*

Pada tahap ini, metode *Linear Regression* dan *Random Forest* akan diterapkan dan dibandingkan untuk memodelkan hubungan antara variabel suhu, waktu, berat biji kopi, dan konsumsi gas. Langkah-langkah metode ini meliputi:

- a. Training Model: Data yang dikumpulkan dari proses roasting dibagi menjadi data training dan data testing. Data training digunakan untuk melatih model agar memahami pola konsumsi gas berdasarkan parameter roasting.
- b. Evaluasi Model: Data testing digunakan untuk mengukur akurasi model dengan menghitung *Mean Squared Error* (MSE) dan *R-squared* (R^2). Dari kedua model itu akan dibandingkan mana hasil yang terbaik akan digunakan.
- c. Optimasi Parameter: Setelah model dilatih, metode optimasi (seperti *Gradient Descent*) digunakan untuk menemukan kombinasi parameter *roasting* yang paling efisien dalam penggunaan gas.

3.5.3 Platform dan Alat untuk Pelatihan Model

Pada pengembangan model, Perhitungan manual menggunakan Microsoft Excel dan Google Colab dipilih sebagai platform utama untuk melatih model *machine learning*. Google Colab menyediakan lingkungan berbasis *cloud* yang memungkinkan pengguna menjalankan kode *Python* tanpa perlu menginstal perangkat lunak tambahan pada perangkat lokal. Dengan akses ke GPU dan TPU gratis, platform ini mempercepat proses pelatihan model secara signifikan. File dataset dan kode program diunggah langsung ke Google Colab melalui integrasi dengan Google Drive, sehingga memudahkan pengelolaan file dan kolaborasi. Selain itu, antarmuka Google Colab yang interaktif memfasilitasi proses eksplorasi data, debugging, dan visualisasi hasil dengan efisien.

```
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score

[3] from google.colab import files
    uploaded = files.upload() # Pilih file CSV Anda

    # Membaca dataset
    df = pd.read_csv("Dataset 100x Roasting.csv") # Ganti dengan nama file yang diunggah
    print(df.head())
```

Tidak ada file yang dipilih. Upload widget is only available when the cell has been executed in the current browser session. Please rerun this cell to enable.

Saving Dataset 100x Roasting.csv to Dataset 100x Roasting (1).csv

	Nr_Toasted	Durasi_Roasting	Jumlah_ama1	T3	T5	T6	SPT1	SPT2	Hasil_akhir	Konsumsi_Gas (m3)
0	94	13.17	398	141.7	123.4	74.8	138	158	348	126.48
1	94	13.26	393	115.9	128.5	73.8	138	158	348	126.79
2	96	13.57	393	128.8	102.3	68.7	138	158	348	138.26
3	90	12.42	480	124.7	109.6	62.9	138	158	348	124.93
4	90	13.1	399	125.9	128.4	72.7	138	158	348	144.15

Connected to Python 3 Google Compute Engine backend

Gambar 3.14 Tampilan Lingkungan Pengembangan Model pada Google Colab

3.6 Metode Evaluasi

Evaluasi model merupakan langkah penting dalam memastikan bahwa model *machine learning* yang dikembangkan memiliki kinerja yang optimal. Metode evaluasi digunakan untuk mengukur seberapa baik model memprediksi nilai berdasarkan dataset yang tersedia. Dalam penelitian ini, tiga metrik evaluasi utama digunakan, yaitu *Mean Squared Error* (MSE) dan *R-squared* (R^2). Setiap metrik memberikan perspektif yang berbeda terkait akurasi dan performa model. Berikut adalah penjelasan dan perhitungan dari masing-masing metrik

3.6.1 Mean Squared Error (MSE)

Metode evaluasi ini menghitung rata-rata dari kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi. Metode ini menunjukkan sejauh mana prediksi model berbeda dari data sebenarnya, dengan memberi bobot lebih besar pada kesalahan besar. Namun, karena satuannya berupa kuadrat dari data, hasilnya tidak langsung merepresentasikan kesalahan dalam skala asli *dataset*. Nilai MSE yang lebih rendah menunjukkan prediksi yang lebih mendekati data aktual.

3.6.2 *R-squared* (R^2)

R^2 , atau koefisien determinasi, adalah metrik evaluasi yang menilai seberapa besar model mampu menjelaskan variasi yang terdapat dalam data aktual. R^2 bernilai antara 0 dan 1, di mana nilai mendekati 1 menunjukkan kemampuan model yang sangat baik dalam menjelaskan pola data, sedangkan nilai yang rendah menandakan bahwa prediksi model kurang representatif terhadap data. R^2 memberikan pandangan menyeluruh tentang kecocokan model terhadap data yang digunakan.

