

**MODEL PREDIKSI KADAR ALPHA PINENE DALAM MINYAK
TERPENTIN BERDASARKAN KOMPOSISI BAHAN BAKU
MENGUNAKAN REGRESI LINEAR BERGANDA**

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Sebagian Syarat Guna Memperoleh
Gelar Sarjana Strata Satu (S-1) dalam Program Studi
Teknologi Informasi



Diajukan oleh:

NISRINA NUR SA'IDAH

NIM. 2108096026

**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO
SEMARANG
2025**

PERNYATAAN KEASLIAN NASKAH

Yang bertandatangan di bawah ini

Nama : Nisrina Nur Sa'idah

NIM : 2108096026

Jurusan : Teknologi Informasi

Menyatakan bahwa skripsi berjudul:

MODEL PREDIKSI KADAR ALPHA PINENE DALAM MINYAK TERPENTIN BERDASARKAN KOMPOSISI BAHAN BAKU MENGUNAKAN REGRESI LINEAR BERGANDA

Secara keseluruhan adalah hasil penelitian/karya sendiri,
kecuali bagian tertentu yang dirujuk sumbernya.

Semarang, 30 Juni 2025

Pembuat Pernyataan



Nisrina Nur Sa'idah

NIM. 2108096026



LEMBAR PENGESAHAN

Naskah skripsi berikut ini:

Judul : Model Prediksi Kadar Alpha Pinene dalam Minyak
Terpentin Berdasarkan Komposisi Bahan Baku
Menggunakan Regresi Linear Berganda
Penulis : Nisrina Nur Sa'idah
NIM : 2108096026
Jurusan : Teknologi Informasi

Telah diujikan dalam sidang *tugas akhir* oleh Dewan Penguji Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo dan dapat diterima sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana dalam Ilmu Teknologi Informasi.

Semarang, 30 Juni 2025

DEWAN PENGUJI

Ketua Sidang

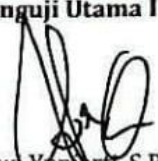
Sekretaris Sidang


Dr. Khotibul Umam, M.Kom
NIP. 197908272011011007


Dr. Masy Ari Ulinuha, S.T., M.T
NIP. 198108122011011007

Penguji Utama I

Penguji Utama II


Dr. Wenty Dw. Yuniarti, S.Pd., M.Kom
NIP. 197706222006042005


Mokhammad Ikil Mustofa, M.Kom
NIP. 198808072019031010

Pembimbing I

Pembimbing II


Dr. Masy Ari Ulinuha, S.T., M.T
NIP. 198108122011011007


Nur Cahyo Hendro Wibowo, M.Kom.
NIP. 197312222006041001

NOTA PEMBIMBING

Yth. Ketua Program Studi Teknologi Informasi
Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Walisongo Semarang

Assalamu'alaikum Wr.Wb.

Dengan ini diberitahukan bahwa saya telah melakukan bimbingan, arahan dan koreksi naskah skripsi dengan:

Judul : Prediksi Kadar Alpha Pinene dalam Minyak
Terpentin Berdasarkan Komposisi Bahan Baku
Menggunakan Regresi Linear Berganda

Penulis : Nisrina Nur Sa'idah

NIM : 2108096026

Jurusan : Teknologi Informasi

Saya memandang bahwa naskah skripsi tersebut sudah dapat diajukan kepada Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang untuk diujikan dalam Sidang Munaqosah.

Wassalamu'alaikum Wr.Wb.

Semarang, 20 April 2025

Pembimbing I,



Dr. Masy Ari Ulinuha, ST., M.T

NIP. 198108122011011007

NOTA PEMBIMBING

Yth. Ketua Program Studi Teknologi Informasi
Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Walisongo Semarang

Assalamu'alaikum Wr.Wb.

Dengan ini diberitahukan bahwa saya telah melakukan bimbingan, arahan dan koreksi naskah skripsi dengan:

Judul : Prediksi Kadar Alpha Pinene dalam Minyak
Terpentin Berdasarkan Komposisi Bahan Baku
Menggunakan Regresi Linear Berganda

Penulis : Nisrina Nur Sa'idah

NIM : 2108096026

Jurusan : Teknologi Informasi

Saya memandang bahwa naskah skripsi tersebut sudah dapat diajukan kepada Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang untuk diujikan dalam Sidang Munaqosah.

Wassalamu'alaikum Wr.Wb.

Semarang, 20 April 2025

Pembimbing II,



Nur Cahyo Hendro Wibowo, M.Kom

NIP. 198703172019031007

LEMBAR PERSEMBAHAN

Dengan mengucapkan syukur alhamdulillah, laporan tugas akhir skripsi ini dapat penulis selesaikan. Karya kecil ini penulis persembahkan untuk:

1. Bapak Iwan Gunawan dan Ibu Ratna selaku Orangtua penulis.
2. Alifah Nur Shadrina dan Ahmad Ridhan Gunawan selaku Saudara penulis.
3. Seluruh Dosen Program Studi Teknologi Inforamasi.
4. Sahabat dan teman-teman seperjuangan khususnya Jurusan Teknologi Informasi 2021.
5. Teman – teman BisaIT.
6. Almamater Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.

MOTTO

"Belajar bukan tentang seberapa cepat kita sampai, tapi seberapa tekun kita melangkah dalam prosesnya."

ABSTRAK

Minyak terpentin merupakan produk dari hasil penyulingan getah pinus yang memiliki nilai ekonomis tinggi karena kandungan senyawa utamanya, yaitu alpha pinene. Alpha pinene merupakan senyawa utama dalam minyak terpentin yang berperan penting dalam menentukan kualitas produk minyak terpentin. Dalam industri, kadar alpha pinene yang ideal adalah $\geq 80\%$. Namun, hasil produksi menunjukkan adanya kadar alpha pinene yang tidak memenuhi standar tersebut. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi kadar alpha pinene berdasarkan komposisi bahan bakunya.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah regresi linear berganda. Data yang digunakan merupakan data sekunder dari Perum Perhutani yang terdiri dari enam variabel independen yaitu SP, P, IA, IB, IIA, dan IIB, serta satu variabel dependen yaitu kadar alpha pinene. Tahapan penelitian meliputi prapemrosesan data, pembuatan model regresi linear berganda secara manual dan menggunakan Python, perhitungan nilai prediksi, serta evaluasi model menggunakan metrik MAE, MSE, RMSE, dan R-squared.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mampu memberikan prediksi dengan tingkat kesalahan yang rendah, ditunjukkan oleh nilai MAE sebesar 0,01312, MSE sebesar 0,00026, dan RMSE sebesar 0,01622. Namun, nilai R-squared yang diperoleh hanya sebesar 0,20854, yang berarti model hanya mampu menjelaskan sekitar 20,854% variabilitas data. Hal ini menunjukkan bahwa masih terdapat faktor lain di luar komposisi mutu getah yang memengaruhi kadar alphan pinene, sehingga perlu pengembangan model lebih lanjut untuk memperoleh hasil yang lebih baik.

Kata Kunci: *Alpha Pinene, Regresi Linear Berganda, Prediksi, Python*

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Model Prediksi Kadar Alpha Pinene dalam Minyak Terpentin Berdasarkan Komposisi Bahan Baku Menggunakan Regresi Linear Berganda” dengan baik dan lancar. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata Satu (S1) pada Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.

Penulis menyadari bahwa penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan, bimbingan, dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

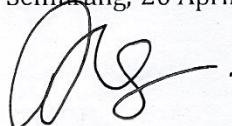
1. Bapak Prof. Dr. H. Nizar, M.Ag, selaku Rektor Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.
2. Bapak Prof. Dr. H. Musahadi, M.Ag, selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.
3. Bapak Dr. Khotibul Umam, S.T., M.Kom, selaku Ketua Program Studi Teknologi Informasi Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.

4. Bapak Dr. Masy Ari Ulinuha, S.T., M.T, dan Bapak Nur Cahyo Hendro Wibowo, M.Kom selaku Dosen Pembimbing skripsi yang selalu memberikan dukungan, arahan, bimbingan serta motivasi dalam pelaksanaan skripsi hingga selesai.
5. Staff, Karyawan dan Dosen di lingkungan Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.
6. Bapak Iwan Gunawan, S.Hut., M.Si selaku karyawan Perhutani *Forestry Institute* (PeFi), yang telah bersedia meluangkan waktunya untuk memberikan informasi dan data yang diperlukan oleh penulis.
7. Orang tua tercinta dan keluarga yang selalu menemani dalam membantu penulis dan selalu mendo'akan serta memberikan dukungan baik kepada penulis.
8. Teman-teman penulis yaitu Tri Ariani, Aas Aisyiah, Siti Zikrina Farahdiba, dan Desmi Salsabila selaku teman dekat penulis yang selalu memberikan semangat dan motivasi.
9. Teman – teman BisaIT yang selalu memberikan semangat dan dukungan.
10. Teman-teman Teknologi Informasi khususnya angkatan 2021 yang selalu memberi dukungan.

11. Semua pihak yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu yang terlibat dalam pembuatan skripsi ini sehingga dapat terselesaikan dengan baik.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, saran dan kritik yang membangun sangat penulis harapkan demi perbaikan di masa yang akan datang. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat dan menjadi tambahan wawasan bagi pembaca serta untuk mendorong pada penelitian – penelitian selanjutnya.

Semarang, 20 April 2025



Penulis

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN NASKAH	i
LEMBAR PENGESAHAN	iii
NOTA PEMBIMBING.....	v
NOTA PEMBIMBING.....	vii
LEMBAR PERSEMBAHAN	ix
MOTTO	xi
ABSTRAK	xiii
KATA PENGANTAR.....	xv
DAFTAR ISI.....	xix
DAFTAR TABEL	xxi
DAFTAR GAMBAR.....	xxiii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xxv
BAB I.....	1
PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang	1
B. Identifikasi Masalah	4
C. Rumusan Masalah	4
D. Tujuan	4
E. Pembatasan Masalah	5
F. Manfaat.....	5
BAB II KAJIAN PUSTAKA	7
A. Kajian Teori.....	7

B. Kajian Penelitian Yang Relevan	24
BAB III METODE PENELITIAN	29
A. Sumber Data.....	29
B. Metode Pengumpulan Data.....	30
C. Kebutuhan Perangkat Penelitian	31
D. Metode Penelitian.....	32
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	39
A. Pengumpulan Dataset Penelitian.....	39
B. Proses Prapemrosesan Data.....	40
C. Analisis Data.....	46
D. Perancangan Model Regresi Linear Berganda.....	49
E. Perhitungan Nilai Prediksi	77
F. Evaluasi Model.....	79
BAB V PENUTUP.....	87
A. Kesimpulan.....	87
B. Saran	88
DAFTAR PUSTAKA	89
LAMPIRAN	95

DAFTAR TABEL

Tabel	Judul	Halaman
Tabel 2. 1	Syarat Spesifikasi Mutu Minyak Terpentin	10
Tabel 2. 2	Klasifikasi Mutu Getah Pinu	14
Tabel 2. 3	Kajian Penelitian yang Relevan	25
Tabel 3. 1	Kebutuhan Perangkat Keras	32
Tabel 3. 2	Kebutuhan Perangkat Lunak	32
Tabel 4.1	Data Pengumpulan Bahan Baku dan Kadar Alpha Pinene	39
Tabel 4.2	Data Training Mutu Getah	59
Tabel 4.3	Data Testing Mutu Getah	59
Tabel 4.4	Rekapitulasi Nilai Perhitungan Manual Regresi Linear	66
Tabel 4.5	Data Training untuk Perhitungan Manual Regresi Linear Berganda	68
Tabel 4.6	Hasil Prediksi Kadar Alpha Pinene	68

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Judul	Halaman
Gambar 3. 1	Potongan Data Rekap Input Mutu Getah Pinus	30
Gambar 3. 2	Alur Penelitian	33
Gambar 4.1	Data Asli Rekap Input Getah	41
Gambar 4.2	Hasil Pemilihan Atribut Dataset	41
Gambar 4.3	Hasil Konversi Kadar Alpha Pinene	42
Gambar 4.4	Kode untuk Mengimpor Dataset ke dalam Python	43
Gambar 4.5	Kode untuk Menghitung Missing Value pada Dataset	43
Gambar 4.6	Kode untuk Mengganti Nilai Kosong dengan 0	44
Gambar 4.7	Data dengan Karakter "-"	45
Gambar 4.8	Kode untuk Mengganti Karakter "-" dengan Nilai 0	45
Gambar 4.9	Hasil Dataset Setelah Karakter "-" Diganti 0	46
Gambar 4.10	Heatmap Korelasi Data	47
Gambar 4.11	Linearitas tiap Mutu Getah terhadap Kadar Alpha Pinene	48
Gambar 4.12	Flowchart Alur Model Prediksi Kadar Alpha Pinene	54
Gambar 4.13	Import Pustaka Pelatihan Model Regresi Linear Berganda	55
Gambar 4.14	Kode untuk Memisahkan Data Variabel X dan y	57
Gambar 4.15	Kode Pembagian Dataset	58
Gambar 4.16	Kode Pelatihan Model Regresi Linear Berganda	60

Gambar 4.17	Kode Prediksi Menggunakan Model Regresi Linear Berganda	61
Gambar 4.18	Kode Menampilkan Persamaan Regresi Linear Berganda	62
Gambar 4.19	Hasil Persamaan Regresi Linear Berganda	62
Gambar 4.20	Kode Menghitung Evaluasi Model di Python	79

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran	Judul	Halaman
Lampiran 1	Lembar Persetujuan Pembimbing Proposal	79
Lampiran 2	Lembar Pengesahan Proposal	80
Lampiran 3	Data Bahan Baku dan Kadar Alpha Pinene	81
Lampiran 4	Data Training Mutu Getah	101
Lampiran 5	Data Testing Mutu Getah	110
Lampiran 6	Perhitungan Determinasi Matriks di Microsoft Excel	112
Lampiran 7	<i>Source Code Preprocessing Data</i>	113
Lampiran 8	Source Code Model Regresi Linear Berganda	114
Lampiran 9	Riwayat Hidup	115

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Alpha pinene adalah salah satu senyawa yang terkandung dalam minyak terpentin, yang merupakan pelarut kuat dan multifungsi. Minyak terpentin digunakan sebagai bahan baku dalam industri pelarut cat, parfum, desinfektan, dan campuran kimia lainnya (Gunawan, 2024). Minyak terpentin atau yang biasa dikenal sebagai "spirits of turpentine" merupakan cairan mudah menguap yang dihasilkan dari penyulingan getah pohon pinus (Siregar, 2020).

Di Indonesia, Pinus merkusii adalah satu-satunya jenis pinus yang secara alami tumbuh, terutama di wilayah Sumatera bagian utara, seperti Aceh dan Tapanuli. Getah dari Pinus merkusii ini menjadi sumber utama produksi minyak terpentin di Indonesia. Hutan tanaman pinus memberikan manfaat ganda baik bagi Perum Perhutani selaku pengelola maupun masyarakat petani yang tinggal di sekitar hutan (Aris, 2021). Perum Perhutani mendapatkan kayu, getah, dan berbagai keuntungan lainnya. Dalam pengelolaan produksi getah pinus, Perum Perhutani memiliki delapan pabrik gondorukem dan terpentin (PGT) dengan total kapasitas produksi sebesar 92.550 ton yang tersebar di Jawa Tengah, Jawa Timur, dan Jawa Barat (Gunawan, 2024). PGT tersebut

menghasilkan minyak terpentin dan residu yang dikenal dengan nama gondorukem.

Dalam minyak terpentin, alpha pinene merupakan senyawa dominan yang memiliki standar minimal kandungan sebesar 80% (Gunawan, 2024). Namun, beberapa produksi minyak terpentin di PGT menunjukkan kandungan alpha pinene di bawah 80%, yang berpotensi menurunkan minat pasar terhadap produk tersebut. Kandungan alpha pinene yang tidak memenuhi standar ini diperkirakan disebabkan oleh komposisi mutu getah pinus yang digunakan sebagai bahan baku.

Dalam industri terpentin, menjaga kualitas produk sangat penting untuk mempertahankan daya saing dan kepercayaan konsumen. Sehingga perlu dilakukan kajian mendalam guna meningkatkan kandungan alpha pinene supaya $\geq 80\%$. Hal tersebut dapat dilakukan dengan merancang model yang dapat memprediksi kadar alpha pinene dalam minyak terpentin berdasarkan komposisi bahan bakunya. Model ini akan membantu mengidentifikasi variabel-variabel kunci yang mempengaruhi kadar alpha pinene, sehingga langkah-langkah perbaikan dapat dilakukan untuk memastikan produksi minyak terpentin yang berkualitas tinggi.

Pada penelitian ini, digunakan pendekatan regresi linear berganda untuk membangun model prediksi kadar alpha

pinene. Pendekatan ini dipilih karena kemampuannya dalam menganalisis hubungan linier antara variabel prediktor, yaitu komposisi mutu getah (SP, P, IA, IB, IIA, IIB), dengan variabel target, yaitu kadar alpha pinene.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi kadar alpha pinene dalam minyak terpentin dengan mempertimbangkan komposisi bahan bakunya. Dengan demikian, diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam meningkatkan kualitas produksi minyak terpentin di Indonesia serta memperkuat posisi produk tersebut di pasar global.

Sebagaimana disebutkan dalam QS. Al-Baqarah Ayat 205:

وَإِذَا تَوَلَّى سَعَىٰ فِي الْأَرْضِ لِيُفْسِدَ فِيهَا وَيُهْلِكَ الْحَرْثَ وَالنَّسْلَ ۗ وَاللَّهُ لَا يُحِبُّ الْفُسَادَ

Artinya: "Dan apabila ia berpaling (dari kamu), ia berjalan di bumi untuk mengadakan kerusakan padanya, dan merusak tanam-tanaman dan binatang ternak, dan Allah tidak menyukai kebinasaan." (QS. Al-Baqarah Ayat 205)

Ayat ini mengingatkan kita akan pentingnya menjaga keberlanjutan dan keseimbangan lingkungan dalam setiap aktivitas kita, termasuk dalam industri terpentin. Dengan memprediksi kadar alpha pinene dan memastikan kualitas minyak terpentin yang tinggi, kita dapat mengurangi dampak negatif terhadap lingkungan dan mendukung praktik-praktik industri yang berkelanjutan. Penerapan model prediksi ini juga sejalan dengan upaya menjaga efisiensi sumber daya dan

meminimalkan pemborosan, yang pada akhirnya berkontribusi pada kelestarian alam dan kesejahteraan masyarakat.

B. Identifikasi Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang di atas, terdapat permasalahan yang dapat diidentifikasi, yaitu beberapa produksi minyak terpentin di pabrik gondorukem dan terpentin (PGT) menunjukkan kandungan alpha pinene di bawah standar minimal 80%, yang dapat menurunkan minat pasar terhadap produk tersebut.

C. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana merancang model prediksi kadar alpha pinene dalam minyak terpentin berdasarkan komposisi bahan baku menggunakan regresi linear berganda?
2. Bagaimana pengaruh komposisi bahan baku terhadap kadar alpha pinene yang dihasilkan?

D. Tujuan

Tujuan dari penelitian ini berdasarkan rumusan masalah di atas adalah sebagai berikut:

1. Merancang model prediksi kadar alpha pinene dalam minyak terpentin berdasarkan komposisi bahan baku menggunakan regresi linear berganda.

2. Mengetahui pengaruh komposisi bahan baku dengan kadar alpha pinene yang dihasilkan.

E. Pembatasan Masalah

Untuk menjaga fokus dan ruang lingkup penelitian ini agar tidak terlalu luas, ditetapkan batasan masalah sebagai berikut:

1. Data bahan baku yang digunakan untuk prediksi dalam penelitian ini meliputi input getah dengan mutu SP, P, IA, IB, IIA, dan IIB, selama periode Januari 2023 hingga Mei 2024.
2. Penelitian ini akan mengembangkan model prediksi kadar alpha pinene menggunakan metode *machine learning* berbasis *supervised learning*, yaitu regresi linear berganda.
3. Pengujian atau evaluasi kinerja algoritma menggunakan *Mean Squared Error (MSE)*, *Mean Absolute Error (MAE)*, *Root Mean Squared Error (RMSE)*, dan *R-Squared*.

F. Manfaat

Perancangan aplikasi ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis
 - a. Menambah wawasan khususnya penerapan metode regresi linear berganda untuk prediksi kandungan kimia.

- b. Menyediakan kontribusi ilmiah dalam bentuk model prediksi yang dapat digunakan sebagai referensi untuk penelitian serupa di bidang industri kimia dan teknologi.
- c. Mendorong penelitian lebih lanjut untuk mengembangkan teknik prediksi yang lebih kompleks dan akurat menggunakan algoritma prediksi lainnya.

2. Manfaat Praktis

- a. Membantu industri minyak terpenin, khususnya pabrik gondorukem dan terpenin (PGT), dalam memahami variabel-variabel kunci dari komposisi bahan baku yang memengaruhi kadar alpha pinene, sehingga dapat digunakan untuk mengoptimalkan proses produksi.
- b. Mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik terkait kontrol kualitas bahan baku, sehingga produk yang dihasilkan memenuhi standar kualitas minimal.
- c. Memperkuat daya saing produk minyak terpenin di pasar global melalui peningkatan kualitas produk yang konsisten.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

A. Kajian Teori

1. Model Prediksi

Model prediksi merupakan suatu pendekatan analitis yang digunakan untuk memperkirakan atau memproyeksikan nilai suatu variabel berdasarkan pola data historis atau hubungan antarvariabel. Tujuan utama dari model prediksi adalah memberikan gambaran atau estimasi terhadap fenomena di masa mendatang dengan memanfaatkan data-data sebelumnya yang relevan dan telah tersedia (Ihsani Raehan et al., 2024). Dalam ranah penelitian ilmiah maupun praktis, model prediksi sering digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan, optimalisasi proses, hingga peningkatan kualitas produk atau layanan.

Secara umum, model prediksi dibangun dengan menggunakan pendekatan statistik atau machine learning. Pendekatan statistik cenderung digunakan untuk data yang memiliki hubungan linier dan distribusi yang dapat diasumsikan, sedangkan machine learning banyak dimanfaatkan ketika pola hubungan antarvariabel bersifat kompleks dan tidak linier (Bastian et al., 2024). Proses pembangunan model prediksi mencakup tahap

eksplorasi data, pemilihan variabel yang relevan, pembagian data latih dan data uji, pelatihan model, hingga evaluasi performa model (Hasibuan & Novialdi, 2022). Akurasi dan keandalan model sangat bergantung pada kualitas data dan ketepatan metode yang digunakan (Nur'ahya & Zaidiah, 2023).

Dalam konteks industri dan pertanian, model prediksi telah digunakan untuk berbagai keperluan seperti prediksi hasil panen, estimasi kadar senyawa kimia, serta pengawasan mutu bahan baku (Santoso, 2024). Sebuah model prediksi yang baik tidak hanya menghasilkan nilai estimasi yang akurat, tetapi juga mampu memberikan pemahaman tentang variabel-variabel mana yang memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel target. Oleh karena itu, pengembangan model prediksi perlu mempertimbangkan karakteristik data, tujuan analisis, serta kesesuaian metode dengan kondisi permasalahan yang diteliti.

2. Minyak Terpentin dan Alpha Pinene

Minyak terpentin merupakan salah satu minyak atsiri yang banyak diproduksi di Indonesia sebagai hasil penyulingan getah pohon pinus dari *family Pinaceae*, terutama dari jenis Pinus merkusii. Pohon pinus, khususnya Pinus merkusii, tumbuh secara alami di

wilayah Sumatera bagian utara seperti Aceh dan Tapanuli. Pohon ini menjadi sumber utama minyak terpentin di Indonesia karena getahnya yang kaya akan komponen kimia berharga. Dalam pengolahan getah pinus, proses destilasi vakum digunakan untuk memisahkan getah menjadi dua produk utama: minyak terpentin sebagai distilat (sekitar 13-25%) dan rosin atau gondorukem sebagai produk sisa (sekitar 70-75%) (Wijayanti et al., 2021).

Minyak terpentin berbentuk cairan jernih dengan aroma khas terpentin yang tidak mudah menguap. Warna minyak terpentin dapat bervariasi, mulai dari jernih, pucat, merah gelap, hingga hitam kemerahan, tergantung pada sumber getah dan metode pengolahannya (Rosalinda & Sumirat, 2024). Dalam komposisinya, minyak terpentin Indonesia mengandung sekitar 57-86% α -pinene, 8-12% δ -karena, dan golongan monoterpen lain dalam jumlah minor (Rosalinda & Sumirat, 2024). Kandungan α -pinene yang tinggi dan tingkat kemurniannya merupakan indikator utama kualitas minyak terpentin. Semakin besar kandungan α -pinene, semakin tinggi kualitas dan nilai ekonomis minyak terpentin.

Minyak terpenin digunakan secara luas sebagai bahan baku dalam berbagai industri, termasuk kosmetik, minyak cat, campuran pelarut, antiseptik, kamfer, dan farmasi (Wijayanti et al., 2021). Kualitas minyak terpenin, yang ditentukan oleh kadar alpha pinene, sangat berpengaruh terhadap penggunaannya dalam industri tersebut. Syarat spesifikasi mutu minyak terpenin ditunjukkan pada tabel 2. 1.

Tabel 2. 1 Syarat Spesifikasi Mutu Minyak Terpenin

No	Uraian	Satuan	Persyaratan	
			Mutu A	Mutu B
1	Warna		Jernih	-*)
2	Putaran optik pada suhu 27,5 °C		+>=32	+<32
3	Kadar Sulingan	%	>=90	<90
4	Sisa Penguapan	%	<=2	>2
5	Bilangan asam		<=2,0	>2,0
6	Alpha Pinena	%	>=80	<80

Catatan: *)tidak dipersyaratkan

Sumber: (Wijayati, 2016)

Berdasarkan tabel di atas, terlihat bahwa salah satu parameter utama mutu minyak terpenin adalah kadar alpha pinene. Minyak terpenin yang termasuk dalam kategori mutu A harus memiliki kadar alpha pinene $\geq$ 80%. Kadar ini menunjukkan bahwa minyak tersebut

memiliki kemurnian yang tinggi dan efektivitas yang optimal untuk berbagai aplikasi, seperti pada industri kosmetik, cat, pelarut, antiseptik, dan farmasi. Minyak terpentin dengan kadar alpha pinene tinggi ini lebih diminati di pasar karena dianggap memiliki kualitas superior, memberikan hasil yang lebih baik, serta stabilitas yang lebih tinggi dalam penggunaannya.

3. Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kadar Alpha Pinene

Alpha pinene adalah senyawa organik yang merupakan komponen utama dari minyak terpentin, dengan sifat fisik yang khas. Alpha pinene memiliki massa molekul sebesar 136,2; titik didih 155-156°C; berat jenis pada suhu 20°C sebesar 0,864 g/mL; dan indeks bias pada suhu 20°C sebesar 1,4656 (Wijayati, 2016). Sifat fisik ini menjadikan alpha pinene sebagai senyawa yang stabil dan mudah menguap, yang penting dalam berbagai aplikasi industri. Namun, kadar alpha pinene dalam minyak terpentin dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor. Menurut Tim Peneliti (Tim Peneliti Prodisar, 2024) terdapat faktor yang dipengaruhi baik di tingkat hulu (pada saat pengambilan bahan baku) maupun di tingkat hilir (pada saat pengolahan di Pabrik Gondorukem dan Terpentin - PGT).

a. Faktor Hulu

Di tingkat hulu, beberapa faktor yang dapat mempengaruhi kadar alpha pinene dalam getah pohon pinus adalah (Tim Peneliti Prodisar, 2024):

1) Genetik dan Lingkungan

a) Genetik, variasi genetik di antara pohon-pohon pinus dapat menyebabkan perbedaan dalam komposisi kimia getah yang dihasilkan. Misalnya, jenis pohon, klon, atau spesies pinus yang berbeda mungkin memiliki potensi yang berbeda dalam menghasilkan alpha pinene.

b) Lingkungan, kondisi lingkungan seperti lokasi geografis, ketinggian, jenis tanah, dan iklim juga mempengaruhi komposisi kimia getah. Umur pohon dan "bonita" (kondisi kesehatan dan produktivitas pohon) juga mempengaruhi jumlah dan kualitas getah yang dihasilkan. Pohon yang lebih tua atau tumbuh di lokasi tertentu mungkin menghasilkan getah dengan kadar alpha pinene yang berbeda.

2) Waktu Penanganan

Waktu pengumpulan dan metode penanganan getah di Tempat Pengumpulan Getah (TPG) memiliki dampak langsung terhadap kualitas getah. Waktu yang terlalu lama antara pengambilan getah dari pohon hingga penyimpanan di TPG dapat menyebabkan penguapan komponen-komponen volatil seperti alpha pinene. Kondisi penyimpanan yang tidak memadai, seperti suhu dan kelembaban yang tidak terkendali, juga dapat mempengaruhi kadar alpha pinene.

b. Faktor Hilir (Pabrik Gondorukem dan Terpentin)

Di tingkat hilir atau Pabrik Gondorukem dan Terpentin (PGT), beberapa faktor kritis yang mempengaruhi kadar alpha pinene dalam minyak terpentin adalah (Tim Peneliti Prodisar, 2024):

1) Mutu Getah

Mutu getah pinus merupakan faktor penting yang memengaruhi kualitas minyak terpentin yang dihasilkan, termasuk kadar senyawa utama seperti α -pinene. Berdasarkan SK Direksi nomor 11/KPTS/DIR/2021 tanggal 26 Februari 2021, pengujian mutu getah pinus di PGT dilakukan

berdasarkan uji visual dan uji laboratoris (Gunawan, 2024). Uji visual dilakukan dengan menilai warna dan kejernihan getah, sedangkan uji laboratoris dilakukan berdasarkan kandungan kadar air dan kadar kotoran (KA + KK).

Berdasarkan hasil uji visual dan laboratoris tersebut, getah pinus kemudian diklasifikasikan ke dalam enam kategori mutu, yaitu Super Premium (SP), Premium (P), Mutu IA, Mutu IB, Mutu IIA, dan Mutu IIB. Setiap kategori mutu memiliki standar dan batasan tersendiri yang menunjukkan tingkat kejernihan dan kemurnian getah. Semakin tinggi kadar kotoran dan air dalam getah, maka kualitasnya semakin rendah. Rincian lebih lanjut mengenai klasifikasi mutu getah berdasarkan hasil uji visual dan laboratoris dapat dilihat pada Tabel 2.2.

Tabel 2. 2 Klasifikasi Mutu Getah Pinus

No	Mutu	Tanda Mutu	Syarat Mutu	
			Warna	KA+KK (%)
1	Super Premium	SP	Putih	$kk/ka \leq 5\%$
2	Premium	P	Putih	$5\% < kk/ka \leq 10\%$

3	Mutu IA	IA	Putih	$10\% < \text{kk}/\text{ka} \leq 12\%$
4	Mutu IB	IB	Putih	$12\% < \text{kk}/\text{ka} \leq 14\%$
5	Mutu IIA	IIA	Putih sampai keruh kecoklatan	$14\% < \text{kk}/\text{ka} \leq 16\%$
6	Mutu IIB	IIB	Putih sampai keruh kecoklatan	$16\% < \text{kk}/\text{ka} \leq 18\%$

Sumber: (Gunawan, 2024)

2) Pengolahan Getah

Faktor-faktor seperti waktu penyimpanan sebelum proses pengolahan, suhu, tekanan, dan teknik distilasi yang digunakan dalam pengolahan getah sangat berpengaruh terhadap kadar alpha pinene. Penyimpanan yang terlalu lama sebelum pengolahan atau penggunaan suhu yang tidak sesuai dapat menyebabkan penurunan kadar alpha pinene. Begitu juga, teknik distilasi yang tepat dengan tekanan dan suhu yang terkontrol sangat penting untuk memaksimalkan ekstraksi alpha pinene dari getah.

4. Regresi untuk Prediksi

Regresi adalah salah satu model *machine learning* berbasis *supervised learning* yang digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel independen (*predictor*) dan variabel dependen (*outcome*) (Id, 2021). Dalam prediksi kualitas produk, regresi dapat digunakan untuk memprediksi variabel hasil (misalnya kualitas produk) berdasarkan berbagai variabel input.

a. Koefisien dalam Regresi Linear

1) Intersep atau Intercept

Intersep (*intercept*) adalah titik di mana garis regresi memotong sumbu Y pada grafik ketika nilai $X = 0$ (Kurniawan, 2008). Dalam statistika, intersep menunjukkan nilai rata-rata dari variabel Y ketika variabel X bernilai 0 (Kurniawan, 2008). Dengan kata lain, jika X tidak berpengaruh, maka Y secara rata-rata bernilai sebesar intersep. Intersep hanya berfungsi sebagai konstanta dalam model regresi dan tidak selalu harus diinterpretasikan, terutama jika data X tidak mencakup atau mendekati 0, karena dalam situasi tersebut intersep menjadi tidak relevan.

2) Slope

Slope adalah ukuran kemiringan suatu garis. Dalam analisis regresi, slope berfungsi sebagai koefisien untuk variabel X (variabel independen) (Kurniawan, 2008). Secara statistik, slope mencerminkan seberapa besar kontribusi yang diberikan oleh variabel X terhadap variabel Y. Nilai slope juga dapat diartikan sebagai rata-rata perubahan (baik penambahan maupun pengurangan) yang terjadi pada variabel Y untuk setiap satuan peningkatan pada variabel X.

b. Jenis-jenis Regresi Linear

1) Regresi Linear Sederhana

Regresi linear sederhana adalah metode statistik yang digunakan untuk memprediksi nilai variabel dependen (Y) berdasarkan satu variabel independen (X) (Wijayadhi et al., 2023). Persamaan regresi linear sederhana dinyatakan sebagai (Id, 2021):

$$Y = b_0 + b_1X \quad (2.1)$$

Dimana,

Y = variabel terikat

X = variabel bebas

b_0 = konstanta atau intersep

b_1 = koefisien variabel bebas “X”

Regresi linear sederhana digunakan ketika hanya ada satu variabel yang dianggap mempengaruhi variabel hasil (Kurniawan, 2008). Metode ini bermanfaat untuk kasus di mana hubungan antara variabel independen dan dependen dapat diasumsikan linear.

2) Regresi Linear Berganda

Regresi linear berganda adalah perpanjangan dari regresi linear sederhana yang melibatkan lebih dari satu variabel independen (Id, 2021). Persamaan untuk regresi linear berganda adalah (Id, 2021):

$$Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n \quad (2.2)$$

Dimana,

Y = variabel terikat

X = variabel bebas

b_0 = konstanta atau intersep

b_1, b_2, b_3, b_n = koefisien variabel bebas “X”

Regresi linear berganda digunakan ketika ada beberapa variabel yang dapat mempengaruhi variabel hasil (Kurniawan, 2008). Dalam prediksi kualitas produk, metode ini dapat membantu mengidentifikasi faktor-

faktor mana yang paling berpengaruh terhadap kualitas produk, dan bagaimana faktor-faktor tersebut dapat dioptimalkan.

5. Metrik Evaluasi Regresi

a. *Mean Squared Error (MSE)*

Mean Squared Error (MSE) mengukur rata-rata dari kuadrat kesalahan antara nilai aktual dan nilai prediksi yang dihasilkan oleh model (Aji, 2023). MSE memberikan indikasi tentang seberapa besar kesalahan yang dihasilkan oleh model, dengan penekanan pada kesalahan yang besar. Artinya, kesalahan besar akan lebih berpengaruh pada nilai MSE dibandingkan dengan kesalahan kecil. Misalnya, jika sebuah prediksi memiliki selisih yang besar dari nilai sebenarnya, kesalahan tersebut akan dikuadratkan, sehingga efeknya menjadi lebih besar. Oleh karena itu, MSE lebih sensitif terhadap kesalahan besar. Nilai MSE yang lebih kecil menunjukkan bahwa model memiliki performa yang lebih baik. MSE yang bernilai nol menunjukkan bahwa model memprediksi nilai dengan sempurna.

Rumus MSE adalah:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (2.3)$$

Dimana,

y = nilai hasil observasi

$\hat{y}$ = nilai hasil prediksi

i = urutan data pada dataset

n = jumlah data

b. *Root Mean Squared Error (RMSE)*

Root Mean Squared Error (RMSE) merupakan akar kuadrat dari MSE dan memberikan indikasi seberapa besar kesalahan yang dihasilkan oleh model dalam satuan yang sama dengan variabel aslinya (Id, 2021). RMSE mengukur seberapa besar kesalahan prediksi yang dihasilkan oleh model dalam satuan aslinya. Metrik ini sering digunakan untuk menginterpretasikan besar kesalahan prediksi yang dihasilkan oleh model, dan semakin kecil nilai RMSE, semakin baik model dalam melakukan prediksi. Rumus RMSE adalah:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (2.4)$$

Dimana,

y = nilai hasil observasi

$\hat{y}$ = nilai hasil prediksi

i = urutan data pada dataset

n = jumlah data

c. *Mean Absolute Error (MAE)*

Mean Absolute Error (MAE) adalah metrik evaluasi yang menghitung rata-rata kesalahan absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual tanpa memperhitungkan arah kesalahan (baik overestimasi maupun underestimasi) (Aji, 2023). Rumus MAE adalah:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad (2.5)$$

Dimana,

y = nilai hasil observasi

$\hat{y}$ = nilai hasil prediksi

i = urutan data pada dataset

n = jumlah data

MAE memberikan nilai rata-rata dari seberapa jauh prediksi model dari nilai aktual. MAE adalah metrik yang lebih mudah dipahami dalam hal kesalahan absolut rata-rata dan langsung memberikan gambaran tentang seberapa besar perbedaan prediksi dari nilai aktual. Semakin kecil nilai MAE, semakin baik model dalam memprediksi nilai aktual.

d. *R-Squared (R^2)*

R-Squared, atau koefisien determinasi, adalah metrik yang menunjukkan seberapa besar

variabilitas dari variabel dependen yang dapat dijelaskan oleh variabel independen dalam model (Id, 2021). R^2 berkisar antara 0 hingga 1, dimana nilai mendekati 1 menunjukkan bahwa model dapat menjelaskan hampir semua variabilitas dalam data. Rumus R^2 adalah:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - y_{avg})^2} \quad (2.6)$$

Dimana,

y = nilai hasil observasi

$\hat{y}$ = nilai hasil prediksi

y_{avg} = rata-rata hasil observasi

i = urutan data pada dataset

n = jumlah data

R^2 menggambarkan persentase variansi dalam variabel target yang bisa dijelaskan oleh variabel prediktor. Nilai R^2 yang tinggi menandakan bahwa model mampu memprediksi variabel target dengan baik. Sebaliknya, nilai R^2 yang rendah menunjukkan bahwa model tidak memiliki kemampuan yang cukup dalam menjelaskan variabilitas data.

6. Python

Python merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi yang pertama kali dikembangkan oleh Guido van

Rossum pada tahun 1989. Bahasa ini bersifat open source dan dapat dijalankan di berbagai sistem operasi seperti Windows, Linux, dan Ubuntu, sehingga menjadikannya salah satu bahasa yang fleksibel dan mudah diadopsi oleh berbagai kalangan pengembang maupun peneliti (Sarno et al., 2022; Yuniarti, 2019).

Python dikenal sebagai bahasa yang menggabungkan berbagai paradigma pemrograman dari bahasa lain. Di antaranya adalah pemrograman prosedural seperti yang terdapat pada bahasa C, pemrograman berorientasi objek sebagaimana pada Java, serta mendukung pendekatan fungsional seperti pada bahasa Lisp (Rahman et al., 2023). Hal ini membuat Python sangat adaptif dan dapat digunakan untuk berbagai kebutuhan pengembangan perangkat lunak, baik untuk aplikasi desktop, web, maupun komputasi ilmiah.

Selain itu, Python juga menggunakan interpreter dalam mengeksekusi kode, yang memungkinkan proses debugging dan pengujian kode dilakukan secara langsung tanpa perlu melalui proses kompilasi terlebih dahulu. Kemudahan ini menjadikan Python populer sebagai bahasa pemrograman untuk pembelajaran maupun penelitian.

Dalam bidang analisis data dan kecerdasan buatan, Python banyak digunakan karena kemampuannya yang unggul dalam mengelola data dalam jumlah besar serta mendukung perhitungan matematis yang kompleks. Hal ini diperkuat dengan dukungan pustaka-pustaka populer seperti NumPy, pandas, scikit-learn, dan TensorFlow yang membuat proses analisis data, machine learning, hingga deep learning menjadi lebih efisien dan terstruktur (Rahman et al., 2021). Dengan sintaks yang sederhana, komunitas pengguna yang luas, serta dokumentasi yang lengkap, Python menjadi salah satu bahasa utama yang digunakan dalam pengembangan model prediktif, termasuk pada penelitian ini.

B. Kajian Penelitian Yang Relevan

Berdasarkan telaah yang sudah dilakukan terhadap beberapa sumber kepustakaan, terdapat beberapa penelitian yang relevan dengan topik penelitian ini, yaitu terkait dengan penggunaan metode regresi linear untuk prediksi. Penelitian-penelitian ini memberikan dasar teori dan pendekatan yang berguna bagi pengembangan model prediksi kadar Alpha Pinene.

Tabel 2. 3 Kajian Penelitian yang Relevan

Penulis	Judul	Fokus dan Hasil
(Listina et al., 2022)	Model Prediksi Kadar Air Media Tanam Menggunakan Regresi Linear Berganda	Penelitian ini mengembangkan model prediksi kadar air media tanam untuk budidaya tomat menggunakan regresi linear berganda dengan akurasi 83,80% dengan RMSE dan 72,02% dengan R^2 . Model ini membantu petani dalam pengambilan keputusan penyiraman untuk mencegah tanaman kekeringan.
(Jaelani, 2022)	<i>Machine Learning</i> untuk Prediksi Produksi Gula Nasional	Penelitian ini membandingkan regresi linear dan LSTM dalam memprediksi produksi gula. Regresi linear memiliki error 8%, sementara LSTM dengan error train 0,069% dan testing 0,082%.

(Yanni, 2020)	Sistem Prediksi Jumlah Obat Keluar Menggunakan Metode Regresi Linier untuk Menentukan Jumlah Pemesanan Obat	Penelitian ini mengembangkan sistem prediksi jumlah obat keluar untuk Rumah Sakit Permata Hati menggunakan regresi linear. Model ini menghasilkan error sebesar 12,42% (MAPE).
(Fajar, 2023)	Implementasi Algoritma <i>Linear Regression</i> dan <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> dalam Memprediksi Harga Rumah	Penelitian ini memanfaatkan regresi linear dan ARIMA untuk memprediksi harga rumah di Kabupaten Bogor. Model ini menghasilkan error sekitar 2,66% pada mode regresi linear dan 5% pada model ARIMA.
(Herdiana & Geraldine, 2022)	Penerapan <i>Machine Learning</i> dengan Model <i>Linear Regression</i> terhadap Analisis Kualitas Hasil Petik Teh di PT. Perkebunan	Penelitian ini menerapkan model <i>machine learning</i> regresi linear untuk menganalisis kualitas hasil petik teh secara otomatis. Hasil penelitian menunjukkan potensi model ini untuk

	Nusantara VIII Kebun Sedep	mempercepat dan mempermudah proses analisis kualitas secara otomatis.
--	-------------------------------	--

Setelah meninjau beberapa penelitian yang relevan, penelitian ini bertujuan untuk merancang model guna memprediksi kadar alpha pinene menggunakan algoritma regresi linear berganda. Model prediksi ini akan dikembangkan berdasarkan data komposisi bahan baku yang memengaruhi kadar alpha pinene dalam minyak terpentin. Perancangan model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python, yang dipilih karena kemampuannya dalam mengolah data, ketersediaan pustaka yang lengkap, serta efisiensi dalam pengembangan model.

Perbedaan utama penelitian ini dibandingkan penelitian sebelumnya terletak pada fokus objek prediksi dan pendekatan evaluasi model. Penelitian oleh Listina et al. (2022) berfokus pada prediksi kadar air di media tanam, sementara penelitian ini memusatkan perhatian pada prediksi kadar alpha pinene, yang memiliki relevansi spesifik dalam industri pengolahan minyak terpentin. Selain itu, penelitian ini tidak membandingkan algoritma regresi linear, seperti yang dilakukan oleh Fajar (2023) dengan *Autoregressive Intergrated*

Moving Average, melainkan berfokus pada pengoptimalan algoritma regresi linear berganda untuk data bahan baku.

Keunggulan penelitian ini terletak pada evaluasi model menggunakan empat metrik utama, yaitu *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *R-squared*. Pendekatan ini memberikan analisis yang lebih mendalam terhadap kinerja model dibandingkan penelitian sebelumnya yang umumnya hanya menggunakan satu atau dua metrik evaluasi. Dengan evaluasi yang menyeluruh, model diharapkan dapat memberikan akurasi yang lebih baik untuk memprediksi kadar alpha pinene.

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Sumber Data

Dalam penelitian ini, sumber data yang digunakan adalah data sekunder. Data sekunder merupakan data yang telah dikumpulkan dan didokumentasikan oleh pihak lain, kemudian digunakan kembali oleh peneliti untuk tujuan tertentu. Data ini dapat diperoleh dari berbagai sumber, seperti instansi pemerintah, perusahaan, perpustakaan, ataupun pihak-pihak terkait lainnya.

Data sekunder yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari pihak Peneliti Produksi Industri & Pemasaran Perhutani *Forestry Institute*. Data ini terdiri dari rekapan input produksi getah dengan berbagai klasifikasi mutu, seperti SP, P, IA, IB, IIA, IIB, dan output kadar alpha pinene yang dihasilkan dari proses produksi getah. Data tersebut diambil dalam periode Januari 2023 hingga Mei 2024 yang berasal dari 8 pabrik gondorukem dan terpentin (PGT). Delapan PGT tersebut yaitu, PGT Rejowinangun, PGT Garahan, PGT Sukun, PGT Sindawangi, PGT Cimanggu, PGT Winduaji, PGT Sapuran, dan PGT PPCI (*Perhutani Pine Chemical Industry*). Data ini yang akan digunakan sebagai dasar untuk membangun model prediksi berbasis algoritma regresi linear berganda yang bertujuan untuk memprediksi kadar alpha pinene. Berikut

cuplikan data rekapan input getah yang diklasifikasikan berdasarkan mutunya yang ditunjukkan pada Gambar 3.1.

Gambar 3. 1 Potongan Data Rekapan Input Mutu Getah Pinus

Mutu dan Rendemen Terpinen dan Gonderukin																
PDT : Rejaurinjungan																
Tahun : 2023																
No	PERIODE	SAT	GETAH INPUT							PDT Rejaurinjungan						
			SP	P	IA	IB	IAA	IIB	Rendemen (%)	Alpha P (%)	Total Total (ton)	GR	Ket			
1	JAN I	TON	0	0	67.5	231.487	1.033	0	300.00	41.446	13.82%	77.72%	238.38	0	32.88	86.54%
2	JAN II	TON	-	-	158.758	412.013	6.729	-	577.50	81.085	14.04%	77.90%	439.52	-	110.400	86.68%
3	FEB I	TON	0	0	110.20	275.722	4.948	0	386.00	56.342	14.59%	78.18%	291.52	0	86.88	86.68%
4	FEB II	TON	-	-	104.878	523.044	7.078	-	435.00	65.337	14.97%	77.71%	312.96	-	92.160	86.68%
5	MAR I	TON	0	0	126.68	519.695	9.625	0	400.00	71.689	13.99%	78.71%	320.64	0	95.76	87.18%
6	MAR II	TON	-	-	165.000	433.495	1.205	-	600.00	95.480	13.84%	78.68%	425.78	-	117.840	87.80%
7	APR I	TON	-	-	50.43	332.07	55.00	2.50	430.00	64.38	15.33%	76.74%	299.52	-	26.88	87.18%
8	APR II	TON	-	-	60.00	319.74	127.50	2.76	540.00	89.27	15.47%	78.12%	366.88	-	43.44	87.80%
9	MAY I	TON	-	-	60.000	229.230	175.000	0.77	465.00	72.505	15.59%	78.12%	351.20	0	21.36	88.04%
10	MAY II	TON	0	0	75.852	268.48	165.005	0.887	510.00	78.718	15.45%	78.71%	360.36	0	80.88	88.04%
11	JUN I	TON	-	-	186.03	297.544	56.10	5.203	520.00	81.362	15.30%	78.64%	374.88	0	113.04	88.16%
12	JUN II	TON	0	0	150.328	183.517	43.464	0	377.82	89.848	16.11%	78.71%	413.78	0	119.04	88.16%
13	JUL I	TON	-	-	12.82	89.89	552.39	52.41	687.50	115.80	17.09%	77.78%	479.28	-	151.92	88.16%
14	JUL II	TON	-	-	6.60	182.39	422.09	28.47	617.50	109.47	17.71%	80.36%	492.00	-	156.48	88.49%
15	AUG I	TON	-	-	12.40	156.46	277.88	25.75	472.50	76.53	16.20%	77.74%	341.28	-	112.24	88.49%
16	AUG II	TON	-	-	88.58	260.00	432.52	21.19	780.00	127.08	16.29%	79.42%	367.84	38.84	236.64	88.49%
17	SEP I	TON	-	-	84.05	170.87	368.05	19.13	622.50	106.05	17.08%	78.91%	498.60	21.04	149.52	90.75%
18	SEP II	TON	-	-	177.98	558.05	1.092.36	54.11	1.862.50	317.46	18.86%	78.84%	1.388.24	48.08	486.96	90.75%

B. Metode Pengumpulan Data

Data dan informasi yang diperlukan sesuai dengan permasalahan yang dibahas dalam penelitian dikumpulkan melalui wawancara dan dokumentasi.

1. Wawancara

Wawancara adalah metode pengumpulan data yang melibatkan komunikasi langsung antara peneliti dan responden untuk mendapatkan informasi secara mendalam. Dalam penelitian ini, wawancara dilakukan dengan pihak Peneliti Produksi Industri & Pemasaran Perhutani *Forestry Institute*. Tujuan dari wawancara ini adalah untuk mendapatkan data terkait proses produksi getah dan pengelolaan data, serta memperoleh wawasan mengenai hubungan antara mutu getah (SP, P, IA, IB, IIA, IIB) dengan kadar alpha pinene yang dihasilkan. Dengan wawancara, peneliti dapat menggali informasi yang lebih

spesifik dan memperoleh pemahaman yang mendalam tentang variabel-variabel yang akan digunakan dalam model prediksi.

2. Dokumentasi

Dokumentasi adalah metode pengumpulan data yang melibatkan penggunaan dokumen tertulis, laporan, kajian penelitian, atau arsip yang telah ada sebelumnya. Dalam penelitian ini, dokumentasi dilakukan dengan mengumpulkan laporan, kajian penelitian, serta rekapan data produksi getah yang sudah terdokumentasi di Perhutani *Forestry Institute*. Data yang diperoleh melalui dokumentasi mencakup rekapan input getah dengan berbagai mutu serta output kadar alpha pinene. Dokumentasi juga memungkinkan peneliti mendapatkan informasi tambahan dari sumber-sumber yang sudah terdokumentasi secara resmi dan akurat, sehingga data yang diperoleh dapat memperkaya analisis dan pengembangan model prediksi.

C. Kebutuhan Perangkat Penelitian

Dalam pelaksanaan penelitian ini, diperlukan perangkat yang mendukung seluruh kebutuhan penelitian. Kebutuhan perangkat ini terbagi menjadi dua kategori, yaitu perangkat keras dan perangkat lunak. Rincian mengenai perangkat dan

spesifikasinya disajikan pada Tabel 3.1 untuk perangkat keras dan Tabel 3.2 untuk perangkat lunak.

1. Kebutuhan Perangkat Keras

Tabel 3. 1 Kebutuhan Perangkat Keras

No	Perangkat	Spesifikasi
1	Device	DESKTOP-5C0CA96
2	Processor	Intel(R) Celeron(R)
3	Memori (RAM)	8 GB
4	Monitor	14 inch

2. Kebutuhan Perangkat Lunak

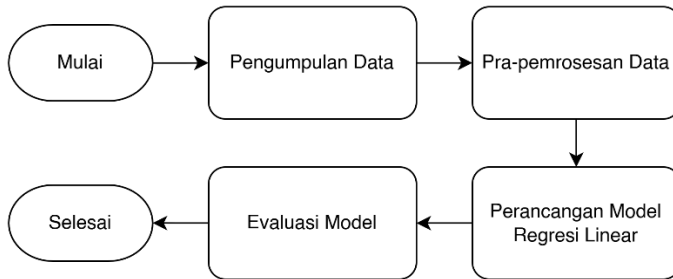
Tabel 3. 2 Kebutuhan Perangkat Lunak

No	Perangkat	Spesifikasi
1	Sistem Operasi	Windows 10
2	Bahasa Pemrograman	Phyton
3	<i>Word Processing</i>	Ms. Excel 2019, Phyton
4	Peramban	Chrome

D. Metode Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif yang menghasilkan temuan melalui prosedur statistik atau metode kuantifikasi lainnya. Dalam penelitian ini, data numerik yang digunakan berupa rekapan input produksi getah dengan berbagai klasifikasi mutu dan output kadar alpha pinene yang dihasilkan. Data ini kemudian diolah menggunakan algoritma regresi linear berganda untuk memprediksi kadar alpha

pinene dalam minyak terpentin. Langkah-langkah penelitian ini digambarkan melalui diagram blok pada Gambar 3.2.



Gambar 3. 2 Alur Penelitian

1. Pengumpulan Data

Langkah pertama dalam penelitian ini adalah mengumpulkan data yang dibutuhkan untuk membangun model prediksi. Data yang digunakan merupakan data sekunder dalam bentuk rekapan produksi getah yang berasal dari bulan Januari 2023 hingga Mei 2024, dan berjumlah 229 baris. Data ini diperoleh dari pihak Peneliti Produksi Industri & Pemasaran Perhutani *Forestry Institute*. Setiap rekapan mencakup berbagai informasi, seperti mutu getah berdasarkan klasifikasi SP, P, IA, IB, IIA, dan IIB. Data ini nantinya akan digunakan sebagai variabel input untuk memprediksi kadar alpha pinene yang dihasilkan dalam produksi getah. Proses pengumpulan data ini sangat penting karena menjadi dasar utama dalam proses pemodelan prediksi.

2. Prapemrosesan Data

Setelah data terkumpul, langkah berikutnya adalah melakukan prapemrosesan data. Tahap ini merupakan langkah penting untuk memastikan kualitas analisis data, mengingat data mentah sering kali mengandung ketidakkonsistenan, kesalahan, atau nilai yang hilang. Melalui proses prapemrosesan, masalah-masalah tersebut dapat diminimalkan, sehingga data menjadi lebih bersih dan siap untuk dianalisis. Dalam proses prapemrosesan data ada beberapa tahap yang dilakukan, yaitu:

a. Pemilihan Atribut Data

Pada tahap ini, dilakukan pemilihan atribut agar hanya informasi yang relevan yang digunakan untuk membangun model. Dari seluruh atribut dalam dataset, hanya beberapa yang akan digunakan dalam penelitian ini, yaitu atribut mutu getah (SP, P, IA, IB, IIA, IIB) dan kadar alpha pinene. Hal ini dikarenakan atribut-atribut tersebut memiliki keterkaitan langsung dengan komposisi mutu getah yang berperan dalam menentukan kadar alpha pinene (Tim Peneliti Prodisar, 2024). Atribut lain yang tidak berkaitan langsung dengan prediksi akan dihapus untuk mengurangi noise dan memastikan fokus pada

data yang memiliki nilai prediktif terhadap kadar alpha pinene.

b. Pembersihan Data

Tahap pembersihan data dilakukan dengan menangani *missing values*, yaitu mengisi nilai kosong pada kolom mutu dengan nilai 0, yang berarti pada mutu tersebut tidak ada getah yang diterima. Selain itu, karakter unik seperti tanda "-" juga diproses dan diganti dengan nilai 0 untuk menunjukkan bahwa tidak ada getah yang masuk. Langkah lainnya dalam pembersihan adalah mengubah data dalam format persentase menjadi desimal, sehingga semua atribut memiliki format data yang sama dan lebih mudah diolah dalam model prediksi.

3. Perancangan Model Regresi Linear Berganda

a. Pembagian Dataset

Pada tahap ini, data yang telah dibersihkan dibagi menjadi dua bagian, data training dan data testing, dengan perbandingan 80:20. Data training, yang merupakan 80% dari total data, digunakan untuk melatih model regresi linear berganda, sementara 20% sisanya digunakan sebagai data *testing* untuk mengukur kinerja model setelah proses pelatihan selesai. Pembagian dataset menjadi data

training dan data testing diperlukan untuk memastikan bahwa model yang dirancang mampu bekerja dengan baik pada data baru, sehingga performanya tidak hanya baik pada data yang digunakan untuk pelatihan, tetapi juga pada data yang merepresentasikan kondisi nyata.

b. Pembuatan Model

Model regresi linear berganda ini dirancang untuk memprediksi kadar alpha pinene berdasarkan variabel input berupa mutu getah. Proses perancangan model melibatkan algoritma regresi linear berganda yang menghubungkan hubungan antara beberapa variabel independen (mutu getah) dan satu variabel dependen (kadar alpha pinene). Model yang dihasilkan diharapkan mampu memberikan prediksi yang sesuai berdasarkan pola data yang ada.

4. Evaluasi Model

Setelah model dibangun, tahap selanjutnya adalah evaluasi untuk menilai kinerja model prediksi yang telah dihasilkan. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik seperti *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *R-Squared*. MAE mengukur rata-rata selisih absolut antara

nilai prediksi dan nilai sebenarnya, sedangkan MSE dan RMSE mengukur besarnya kesalahan prediksi secara kuadrat. Selain itu, *R-Squared* digunakan untuk mengukur seberapa besar variasi dalam data yang bisa dijelaskan oleh model yang telah dibangun. Dengan menggunakan metrik ini, dapat dilihat apakah model memiliki tingkat akurasi yang memadai atau perlu dilakukan perbaikan lebih lanjut.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Dataset Penelitian

Dataset penelitian ini merupakan komponen penting dalam membangun model prediksi kadar alpha pinene dalam minyak terpentin. Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari laporan produksi milik Perum Perhutani. Dataset terdiri atas variabel independen berupa komposisi bahan baku getah pinus, yaitu SP (X1), P (X2), IA (X3), IB (X4), IIA (X5), dan IIB (X6). Variabel dependen berupa kadar alpha pinene (Y) yang dihasilkan dari proses produksi minyak terpentin. Berikut ini adalah tabel potongan data yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 4.1:

Tabel 4. 1 Data Pengumpulan Bahan Baku dan Kadar Alpha Pinene

Mutu Getah (ton)						Kadar AP (Y)
SP (X1)	P (X2)	IA (X3)	IB (X4)	IIA (X5)	IIB (X6)	
0	0	67,5	231,487	1,013	0	77,72%
-	-	158,758	412,013	6,729	-	77,90%
0	0	110,23	275,722	4,048	0	79,18%
-	-	104,878	323,044	7,078	-	77,71%
0	0	126,68	319,695	3,625	0	78,71%
-	-	165,000	433,495	1,505	-	79,68%
-	-	50,43	332,07	35,00	2,50	76,74%
-	-	60,00	319,74	157,50	2,76	78,13%
-	-	60,000	229,230	175,000	0,77	78,12%
0	0	75,652	268,48	165,001	0,867	78,71%

Dimana,

SP = Super Premium

P = Premium

IA = mutu IA

IB = mutu IB

IIA = mutu IIA

IIB = mutu IIB

B. Proses Prapemrosesan Data

Sebelum data digunakan untuk proses pembuatan model, diperlukan tahap prapemrosesan data untuk memastikan data yang digunakan memiliki kualitas yang baik dan siap diolah. Prapemrosesan data bertujuan untuk meningkatkan keakuratan dan efisiensi analisis dengan memperbaiki atau menyaring data yang tidak relevan, tidak lengkap, atau mengandung kesalahan. Tahap ini melibatkan proses pemilihan atribut yang relevan dan pembersihan data dari anomali atau nilai yang dapat mengganggu hasil akhir.

1. Pemilihan Atribut Data

Proses pemilihan atribut dilakukan secara manual menggunakan Microsoft Excel. Pada tahap ini, dipilih atribut-atribut yang relevan untuk digunakan dalam model, yaitu SP, P, IA, IB, IIA, IIB sebagai variabel independen dan kadar alpha pinene (%) sebagai variabel dependen. Atribut yang tidak relevan atau tidak

diperlukan untuk proses analisis dihapus untuk meminimalkan kompleksitas data. Data asli rekapan input getah dapat dilihat pada Gambar 4.1 berikut.

No	ERIOD	SAT	GETAH INPUT										PST Rejowinangun					OUT PUT			Ket
			SP	P	IA	IB	IIA	IIB	Jumlah	rendemen (%)	total gondo (ton)	X	XB	X	WW	Total Rend (%)					
1	JAN	TON	-	0	67,5	231,487	1,013	-	200,00	41,444	13,826	77,72%	238,9	-	32,80	95,28	98,94%	98,94%			
	JAN	TON	-	0	####	412,013	6,729	-	577,50	10,095	14,045	77,80%	419,52	-	10,400	369,10	86,80%	86,80%			
	FEB	TON	-	0	110,23	275,722	4,048	-	280,00	36,942	14,505	79,18%	291,52	-	36,80	194,64	86,80%	86,80%			
	FEB	TON	-	-	####	332,044	7,078	-	435,00	9,971	14,975	77,70%	332,36	-	32,80	230,80	86,80%	86,80%			
	MAR	TON	-	0	126,68	319,695	3,625	-	450,00	11,689	16,825	78,70%	320,64	-	95,76	224,88	87,10%	87,10%			
	MAR	TON	-	-	####	433,495	1,505	-	600,00	10,940	15,945	78,80%	435,76	-	107,940	307,80	86,80%	86,80%			
	APR	TON	-	-	50,43	332,07	35,00	2,50	430,00	64,39	15,326	76,74%	299,52	-	26,88	272,64	86,84%	86,84%			
	APR	TON	-	-	60,00	319,74	157,50	2,76	640,00	52,27	16,425	78,10%	398,88	-	43,44	345,44	87,80%	87,80%			
	MAY	TON	-	-	60,000	229,230	175,000	0,77	465,00	12,595	16,595	78,10%	331,20	-	21,30	309,90	86,80%	86,80%			
	MAY	TON	-	0	75,652	268,48	165,001	0,867	530,00	78,799	16,425	78,70%	363,36	-	30,60	292,48	86,80%	86,80%			
	JUN	TON	-	-	86,105	297,544	56,90	0,205	435,00	13,362	15,505	78,45%	274,88	-	101,48	281,44	86,80%	86,80%			
	JUN	TON	-	0	160,529	333,507	41,454	0	577,50	95,148	16,505	78,72%	412,76	-	110,04	294,72	88,10%	88,10%			
	JUL	TON	-	-	52,62	332,39	32,43	-	467,50	16,39	17,395	77,80%	479,28	-	19,52	327,28	89,10%	89,10%			
	JUL	TON	-	-	60,0	332,39	425,05	26,47	-	637,50	109,47	17,975	60,30%	457,20	-	86,72	300,48	88,00%	88,00%		
	AUG	TON	-	-	52,40	356,48	277,88	25,75	-	475,50	78,53	16,205	77,14%	341,20	-	132,24	209,04	89,45%	89,45%		
	AUG	TON	-	-	60,40	350,00	432,22	1,19	-	760,00	57,09	16,295	78,45%	561,84	####	236,80	293,04	89,00%	89,00%		
	SEPT	TON	-	-	64,05	700,37	368,35	19,10	-	622,50	86,25	17,085	78,21%	458,40	####	143,52	285,64	90,70%	90,70%		
	SEPT	TON	-	-	177,88	895,05	1,092,36	14,10	-	1,062,50	177,44	16,865	78,45%	1,316,24	####	446,96	867,20	90,50%	90,50%		
	OKT	TON	-	-	56,52	337,65	476,91	10,62	-	640,00	138,08	16,445	77,90%	610,72	-	259,52	359,20	90,00%	90,00%		
	OKT	TON	-	-	62,40	322,72	572,83	2,47	-	860,00	80,23	16,695	78,90%	700,24	16,00	258,24	443,00	90,47%	90,47%		
	NOV	TON	-	-	120,72	291,86	301,05	0,33	-	705,00	117,14	16,705	78,94%	520,04	5,92	172,08	348,44	90,10%	90,10%		
	NOV	TON	-	-	49,24	381,94	265,66	0,35	0,11	697,50	18,43	16,705	77,20%	594,60	-	144,24	270,56	90,50%	90,50%		
	DES	TON	-	-	1,00	25,41	17,49	3,52	0,08	232,50	17,13	16,975	77,60%	170,64	-	55,20	116,44	89,35%	89,35%		
	DES	TON	-	-	7,99	31,39	72,89	0,45	-	972,40	25,55	14,865	76,30%	125,28	-	185,76	87,39%	87,39%			

Gambar 4. 1 Data Asli Rekapan Input Getah

Berdasarkan data asli tersebut, beberapa atribut seperti no, period, satuan, jumlah, terpentin (ton), rendemen (%), total gondo (ton), XB, X, WW, Total Rend (%) dan Ket akan dihapus dari dataset. Sehingga hanya beberapa atribut yang dipakai yaitu SP, P, IA, IB, IIA dan IIB yang mana berkontribusi secara langsung terhadap proses perancangan model prediksi. Hasil pemilihan atribut dapat dilihat pada Gambar 4.2 berikut.

SP	P	IA	IB	IIA	IIB	Alpha P (%)
0	0	67,5	231,487	1,013	0	77,72%
-	-	158,758	412,013	6,729	-	77,90%
0	0	110,23	275,722	4,048	0	79,18%
-	-	104,878	323,044	7,078	-	77,71%
0	0	126,68	319,695	3,625	0	78,71%
-	-	165,000	433,495	1,505	-	79,68%
-	-	50,43	332,07	35,00	2,50	76,74%
-	-	60,00	319,74	157,50	2,76	78,13%
-	-	60,000	229,230	175,000	0,77	78,12%
0	0	75,652	268,48	165,001	0,867	78,71%

Gambar 4. 2 Hasil Pemilihan Atribut Dataset

2. Pembersihan Data

Pada tahap pembersihan data ini dilakukan menggunakan microsoft excel dan bahasa pemrograman python. Langkah pertama yang dilakukan adalah melakukan konversi nilai kadar alpha pinene pada dataset. Pada data asli, nilai kadar alpha pinene dinyatakan dalam bentuk persen (%). Nilai ini kemudian diubah menjadi format desimal untuk menyamakan formatnya dengan nilai mutu getah, hasil konversi dapat dilihat pada Gambar 4.3. Proses konversi ini dilakukan di Microsoft Excel sebelum data diimpor ke Python.

SP	P	IA	IB	IIA	IIB	Alpha P (%)
0	0	67,5	231,487	1,013	0	0,7772
-	-	158,758	412,013	6,729	-	0,779
0	0	110,23	275,722	4,048	0	0,7918
-	-	104,878	323,044	7,078	-	0,7771
0	0	126,68	319,695	3,625	0	0,7871
-	-	165,000	433,495	1,505	-	0,7968
-	-	50,43	332,07	35,00	2,50	0,7674
-	-	60,00	319,74	157,50	2,76	0,7813
-	-	60,000	229,230	175,000	0,77	0,7812
0	0	75,652	268,48	165,001	0,867	0,7871

Gambar 4. 3 Hasil Konversi Kadar Alpha Pinene

Selanjutnya, setelah data berhasil dikonversi ke dalam desimal adalah mengimpor dataset yang akan digunakan ke dalam Python menggunakan Google Colab. Google Colab dipilih karena kemudahannya dalam menangani dataset tanpa perlu menuliskan direktori lengkap. Untuk mengimpor data, digunakan *library* Pandas yang

digunakan dalam berbagai pengolahan data. Gambar 4.4 menampilkan kode untuk mengimpor dataset ke dalam python.

```
# Upload dan Load Dataset
uploades = files.upload()
df_getah = pd.read_excel("Data_Getah.xlsx")
df_getah.head()
```

Gambar 4. 4 Kode untuk Mengimpor Dataset ke dalam Python

Setelah dataset berhasil di import ke dalam python, selanjutnya adalah menangani *missing value* pada dataset. Nilai kosong atau *missing value* dapat memengaruhi proses analisis data jika tidak ditangani dengan baik. Untuk mendeteksi keberadaan *missing value*, digunakan fungsi `isna()` yang akan menunjukkan kolom mana saja yang memiliki nilai kosong. Kemudian, fungsi `sum()` digunakan untuk menghitung jumlah *missing value* pada setiap kolom. Berikut merupakan kode untuk menghitung *missing value* pada dataset yang ditampilkan pada Gambar 4.5.

```
# Menghitung missing values
df_getah.isna().sum()
```

	0
SP	0
P	0
IA	0
IB	0
IIA	1
IIB	22
Alpha P (%)	0

Gambar 4. 5 Kode untuk Menghitung Missing Value pada Dataset

Pada Gambar 4.5 di atas, terlihat hasil dari perhitungan *missing value* menunjukkan bahwa terdapat *missing value* pada dataset, yaitu pada kolom mutu getah IIA sebanyak 1 dan mutu getah IIB sebanyak 22. Setelah mengetahui keberadaan nilai kosong, langkah berikutnya adalah mengganti nilai kosong tersebut dengan nilai 0 menggunakan fungsi `fillna()`. Penggantian nilai kosong dengan angka 0 dilakukan untuk menunjukkan bahwa tidak ada mutu getah yang tercatat pada data tersebut. Berikut adalah code untuk mengganti nilai kosong menjadi 0.

```
# Mengganti nilai NaN dengan 0  
df_getah.fillna(0, inplace=True)
```

Gambar 4. 6 Kode untuk Mengganti Nilai Kosong dengan 0

Tahap selanjutnya dalam pembersihan data adalah mengganti tanda "-" pada data dengan nilai 0. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa dataset tidak mengandung simbol atau karakter yang dapat mengganggu proses analisis data.

	SP	P	IA	IB	IIA	IIB	Alpha P (%)
0	0	0	67.5	231.487	1.013	0	0.7772
1	-	-	158.758	412.013	6.729	-	0.7790
2	0	0	110.23	275.722	4.048	0	0.7918
3	-	-	104.878	323.044	7.078	-	0.7771
4	0	0	126.68	319.695	3.625	0	0.7871

Gambar 4. 7 Data dengan Karakter "-"

Pada Gambar 4.7 terlihat bahwa terdapat karakter "-" dalam data. Karakter "-" sering muncul dalam dataset sebagai penanda kosong atau tidak ada data, sehingga menggantinya dengan nilai 0 memberikan arti bahwa tidak ada mutu getah yang tercatat pada entri tersebut. Proses ini dilakukan dengan menggunakan fungsi `replace()` dari library Pandas, yang dapat dilihat pada Gambar 4.8 berikut.

```
# Mengubah nilai - dengan 0
df_getah.replace('-', 0, inplace=True)
```

Gambar 4. 8 Kode untuk Mengganti Karakter "-" dengan Nilai 0

Setelah kode dijalankan, karakter "-" berhasil diubah menjadi 0 yang dapat dilihat pada Gambar 4.9 di bawah ini.

	SP	P	IA	IB	IIA	IIB	Alpha P (%)
0	0	0	67.5	231.487	1.013	0	0.7772
1	0	0	158.758	412.013	6.729	0	0.7790
2	0	0	110.23	275.722	4.048	0	0.7918
3	0	0	104.878	323.044	7.078	0	0.7771
4	0	0	126.68	319.695	3.625	0	0.7871

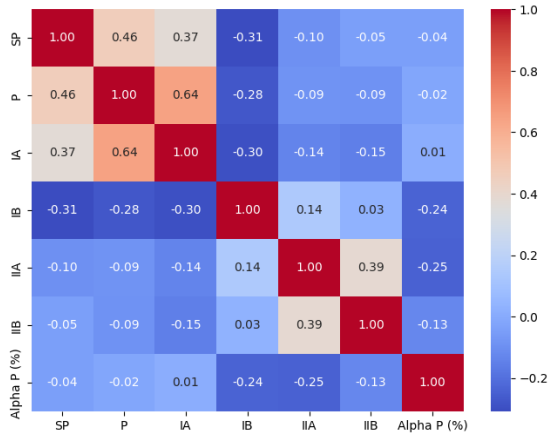
Gambar 4. 9 Hasil Dataset Setelah Karakter "-" Diganti 0

C. Analisis Data

Analisis data dilakukan terlebih dahulu sebelum pembuatan model dilakukan. Analisis data ini menggunakan data hasil preprocessing sebelumnya. Langkah ini bertujuan untuk mengetahui sejauh mana komposisi bahan-bahan yang digunakan berpengaruh terhadap kadar α -Pinene. Dengan kata lain, meskipun belum sampai ke tahap pemodelan, hasil analisis ini bisa memberikan gambaran awal tentang potensi pengaruh masing-masing variabel terhadap target.

1. Korelasi Data

Analisis korelasi data ini menggunakan visualisasi *heatmap* seperti pada Gambar 4.10 berikut.



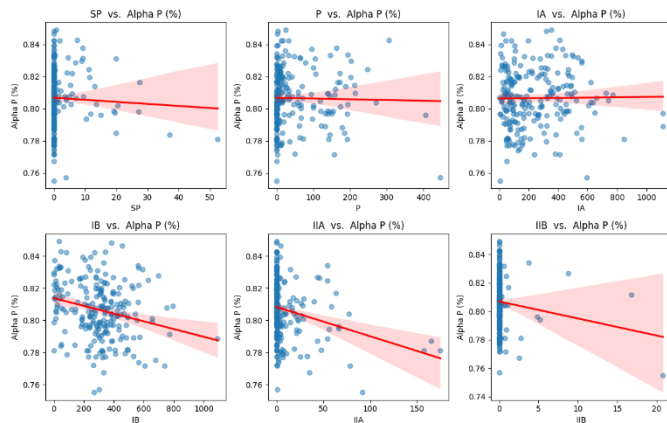
Gambar 4. 10 Heatmap Korelasi Data

Visualisasi menggunakan *heatmap* digunakan untuk melihat korelasi antara variabel-variabel dalam data. Warna merah menunjukkan bahwa korelasi antar variabel berkorelasi positif, sedangkan warna biru menunjukkan korelasi antar variabel berkorelasi negatif. Selain itu, semakin gelap warnanya menandakan semakin kuatnya korelasi antar variabel tersebut.

Berdasarkan visualisasi korelasi data yang ditampilkan pada Gambar 4.10, dapat dilihat bahwa hubungan antara setiap variabelnya (seperti SP, P, IA, IB, IIA, dan IIB) terhadap kadar alpha pinene tidak terlalu kuat. Nilai koefisien korelasi antara variabel-variabel tersebut cenderung kecil dan mendekati nol, yang artinya hubungan langsungnya cukup lemah. Meskipun korelasi

individual antara masing-masing variabel independen dan target tergolong rendah, regresi linear tetap digunakan dalam penelitian ini untuk melihat apakah gabungan dari beberapa bahan tersebut bisa tetap memberi pengaruh terhadap kadar alpha pinene.

2. Linearitas Data



Gambar 4. 11 Linearitas tiap Mutu Getah terhadap Kadar Alpha Pinene

Uji linearitas dilakukan dengan memvisualisasikan sebaran data antara setiap variabel input dan output, seperti ditunjukkan pada Gambar 4.11. Dari hasil visualisasi tersebut, terlihat bahwa sebagian besar variabel menunjukkan sebaran data yang tidak mengikuti pola garis lurus. Beberapa *scatter plot* bahkan tampak memiliki pola yang cenderung acak dan tidak mengikuti garis lurus

Hal ini memperkuat hasil analisis korelasi sebelumnya, di mana hubungan linear antar variabel cenderung lemah, sehingga pendekatan regresi linear memiliki keterbatasan dalam kasus ini.

Dari kedua analisis tersebut, hubungan antara variabel bahan baku mutu getah dengan kadar alpha pinene secara umum lemah dan tidak mengikuti pola yang lurus. Meskipun demikian, pendekatan regresi linear tetap digunakan untuk melihat pengaruh beberapa bahan sekaligus dalam bentuk yang sederhana dan mudah dianalisis.

D. Perancangan Model Regresi Linear Berganda

Untuk membangun model prediksi kadar alpha pinene, digunakan fungsi `LinearRegression` dari pustaka `Scikit-Learn` pada bahasa pemrograman Python. Fungsi ini mengimplementasikan metode *Ordinary Least Squares* (OLS) yang bertujuan untuk menemukan garis regresi terbaik dengan meminimalkan jumlah kuadrat residual (selisih antara nilai aktual dan prediksi). Uraian terhadap alur kerja di balik fungsi ini bertujuan untuk memberikan pemahaman terhadap proses yang dijalankan oleh fungsi `LinearRegression` dari pustaka `scikit-learn` yang digunakan dalam penelitian ini.

Sebelum model diimplementasikan ke dalam kode Python, langkah awal yang dilakukan adalah menyusun pseudocode. Tujuannya adalah agar proses yang akan dilakukan oleh model

dapat lebih mudah dipahami dan dirancang dengan jelas. Penulisan pseudocode disusun dalam bentuk langkah-langkah atau urutan kerja dari awal hingga akhir (Yuniarti, 2019).

Berikut adalah pseudocode yang menggambarkan alur model prediksi kadar alpha pinene yang dibuat dalam penelitian ini:

Algoritma Prediksi Kadar Alpha Pinene dengan Regresi Linear Berganda

Deklarasi:

df_getah : DataFrame (Tabel data utama)
 X : DataFrame (Variabel independen / Fitur)
 y : Series (Variabel dependen / Target)
 X_train : DataFrame (Data fitur untuk pelatihan)
 X_test : DataFrame (Data fitur untuk pengujian)
 y_train : Series (Data target untuk pelatihan)
 y_test : Series (Data target untuk pengujian)
 reg : Objek LinearRegression (Model Regresi Linear yang dilatih)
 coef : Array (Koefisien regresi untuk setiap fitur)
 intercept : Float (Nilai intercept model)
 y_pred : Array (Hasil prediksi model pada data uji)
 nama_variabel : Index (Nama-nama kolom fitur)
 persamaan : String (Representasi persamaan regresi)

Deskripsi:

Algoritma ini bertujuan untuk membangun dan melatih model Regresi Linear Berganda guna memprediksi kadar Alpha P (%) berdasarkan komposisi bahan baku (SP, P, IA, IB, IIA, IIB), kemudian menampilkan persamaan regresi yang dihasilkan.

Mulai

```
//Impor Pustaka yang Dibutuhkan//
import numpy, pandas, train_test_split, LinearRegression,
metrics
```

```
//Muat Dataset//
```

Lakukan proses upload() file

Baca file "prapemrosesan_data.xlsx" menggunakan
pd.read_excel()

Simpan hasilnya ke dalam DataFrame bernama df_getah.

Pilih kolom-kolom untuk variabel independen: ['SP', 'P', 'IA', 'IB', 'IIA', 'IIB']

Simpan ke dalam DataFrame bernama X.

Pilih kolom untuk variabel dependen: 'Alpha P (%)'

Simpan ke dalam Series bernama y.

```
//Pembagian Dataset//
```

Bagi X dan y menjadi data pelatihan (training) dan data pengujian (testing).

20% untuk pengujian.

random_state = 0.

Simpan hasilnya ke X_train, X_test, y_train, y_test.

```
//Pelatihan Model Regresi Linear
```

Inisialisasi Model:

Buat objek LinearRegression() baru.

Simpan objek tersebut ke variabel reg.

```
// (Secara default, reg diatur untuk menghitung
intercept: fit_intercept=True).
```

```
// (Secara default, koefisien tidak dibatasi positif:
positive=False).
```

//Latih Model (reg.fit(X_train, y_train)):

Mulai Proses Internal fit():

Validasi Data: Periksa X_train dan y_train untuk format dan tipe data yang benar.

Preproses Data Internal: (fit_intercept True)

Hitung rata-rata setiap kolom di X_train. Simpan sebagai X_offset.

Hitung rata-rata y_train. Simpan sebagai y_offset.

Hitung skala (standar deviasi) setiap kolom di X_train. Simpan sebagai X_scale.

Lakukan Centering dan Scaling:

$$X_train_centered = (X_train - X_offset) / X_scale$$

$$y_train_centered = (y_train - y_offset) / y_scale$$

Perhitungan Koefisien Inti (OLS Solver):

Gunakan algoritma kuadrat terkecil (Least Squares) pada data yang sudah di-preprocess (X_train_centered, y_train_centered).

Hitung nilai-nilai slope (kemiringan) untuk setiap fitur.

Simpan hasil perhitungan ini ke atribut internal reg.coef_.

Perhitungan Intercept Akhir:

Berdasarkan koefisien yang dihitung dan X_offset, y_offset, X_scale, hitung nilai intercept akhir yang benar untuk skala data asli

Simpan hasil ini ke atribut internal reg.intercept_.

Akhir Proses Internal fit()

Ambil nilai koefisien yang sudah dilatih dari `reg.coef_`.

Simpan ke variabel `coef`.

Ambil nilai intercept yang sudah dilatih dari `reg.intercept_`.

Simpan ke variabel `intercept`.

//Prediksi Menggunakan Model

Gunakan model reg yang sudah dilatih untuk membuat prediksi pada `X_test`.

Simpan hasil prediksi ke `y_pred`.

//Cetak Persamaan Regresi Linear Berganda

Dapatkan nama-nama kolom fitur dari `X` dan simpan ke `nama_variabel`.

Inisialisasi string persamaan dengan `"Y = "` dan nilai intercept (diformat 7 desimal).

Untuk setiap koefisien dan nama variabel:

Ambil koefisien dan `nama_variabel` berdasarkan urutan indeks.

Jika koefisien positif atau nol:

Tambahkan `" + "` ke persamaan.

Tambahkan nilai koefisien (diformat) diikuti nama variabel (dihilangkan spasinya) ke persamaan.

Jika koefisien negatif:

Tambahkan `" - "` ke persamaan.

Tambahkan nilai mutlak (`abs()`) dari koefisien (diformat) diikuti nama variabel (dihilangkan spasinya) ke persamaan.

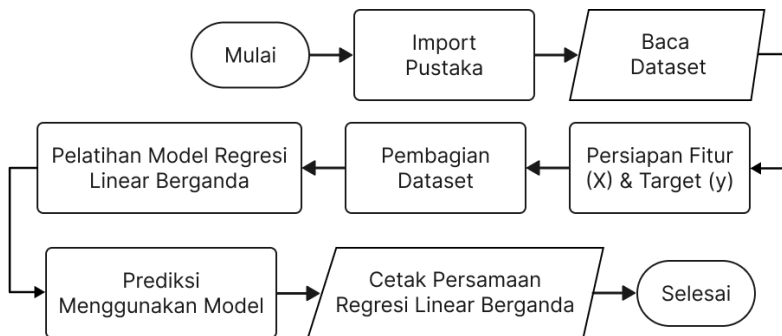
Cetak kalimat judul: "Persamaan Regresi Linear Berganda
Prediksi Kadar Alpha Pinene Adalah:"

Cetak persamaan.

Selesai

Langkah-langkah pada pseudocode di atas menggambarkan proses komputasi yang dilakukan oleh model ketika `fit()` dan `predict()` dipanggil pada objek `LinearRegression`. Pelatihan model dilakukan dengan meminimalkan error antara data aktual dan prediksi menggunakan metode *Ordinary Least Squares* (OLS). Setelah pelatihan selesai, model menghasilkan koefisien dan intersep, yang kemudian digunakan untuk membuat prediksi dan membentuk persamaan regresi.

Untuk lebih memperjelas proses tersebut, berikut adalah representasi flowchart dari algoritma prediksi kadar alpha pinene yang digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 4. 12 Flowchart Alur Model Prediksi Kadar Alpha Pinene

Setelah memahami tahapan dalam pseudocode dan visualisasi melalui flowchart, langkah selanjutnya adalah melakukan implementasi dari model regresi linear berganda. Proses ini diawali dengan pengimporan pustaka yang

diperlukan sebelum masuk ke tahapan berikutnya seperti pembagian dataset dan pelatihan model.

1. Import Pustaka

Sebelum melakukan implementasi model regresi linear berganda, tahap awal yang dilakukan adalah mengimpor pustaka (*library*) yang diperlukan. Pustaka-pustaka ini berfungsi untuk membantu dalam manipulasi data, pembangunan model, serta evaluasi hasil prediksi. Adapun pustaka yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada potongan kode berikut:

```
# Import Library
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn import metrics
from google.colab import files
```

Gambar 4. 13 Import Pustaka Pelatihan Model Regresi Linear Berganda

Berikut penjelasan fungsi dari masing-masing pustaka yang diimpor:

- a. numpy (diimpor sebagai np), pustaka ini digunakan untuk melakukan operasi matematika dan manipulasi array numerik. Dalam penelitian ini, numpy berperan dalam pengolahan data numerik saat diperlukan.
- b. pandas (diimpor sebagai pd), digunakan untuk memanipulasi dan menganalisis data dalam format

tabular (DataFrame). pandas digunakan untuk membaca dataset, membersihkan data, dan memilih kolom-kolom yang akan dianalisis.

- c. `train_test_split` dari `sklearn.model_selection`, pustaka ini merupakan fungsi yang digunakan untuk membagi dataset menjadi data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*) dengan rasio tertentu, sehingga model dapat dilatih dan dievaluasi secara objektif.
- d. `LinearRegression` dari `sklearn.linear_model`, merupakan objek yang digunakan untuk membangun model regresi linear. Pustaka ini akan digunakan untuk menginisialisasi model, melatih data, dan menghasilkan parameter regresi seperti koefisien dan intersep.
- e. `metrics` dari `sklearn`, metrik ini berisi berbagai metrik evaluasi untuk mengukur performa model, seperti MAE, MSE, RMSE, dan R-squared.
- f. `files` dari `google.colab`, digunakan untuk mengunggah file dari komputer lokal ke lingkungan kerja Google Colab. Dalam penelitian ini, pustaka ini digunakan untuk mengunggah file dataset berformat `.xlsx`.

Penggunaan pustaka-pustaka tersebut bertujuan untuk menyederhanakan proses implementasi model

regresi dan mendukung seluruh tahapan analisis mulai dari input data, pemrosesan, pemodelan, hingga evaluasi.

2. Pembagian Dataset

Proses perancangan model regresi linear berganda ini dilakukan dengan mempersiapkan dataset untuk dibagi menjadi data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*) terlebih dahulu. Namun, sebelum pembagian dataset dilakukan, langkah awal adalah dengan memisahkan variabel independen (X) dan variabel dependen (y). Pemisahan ini bertujuan untuk memisahkan data yang digunakan sebagai input model dengan data target yang akan diprediksi oleh model. Berikut kode yang digunakan untuk memisahkan variabel independen dan dependen dapat dilihat pada Gambar 4.14 berikut.

```
x = df_getah[[' SP ', ' P ', ' IA ', ' IB ', ' IIA ', ' IIB ']]
y = df_getah[' Alpha P (%) ']
```

Gambar 4. 14 Kode untuk Memisahkan Data Variabel X dan y

Kode ini menggunakan `DataFrame Pandas` untuk memilih kolom tertentu dari dataset `df_getah`. Variabel X menyimpan data dari kolom SP, P, IA, IB, IIA, dan IIB sebagai fitur, sedangkan variabel y menyimpan data dari kolom Alpha P (%) sebagai target.

Setelah variabel independen (X) dan dependen (y) dipisahkan, langkah berikutnya adalah membagi dataset

menjadi data latih (*training set*) dan data uji (*testing set*). Pembagian ini dilakukan menggunakan fungsi `train_test_split` dari *library* `scikit-learn`, seperti yang terlihat pada Gambar 4.15 berikut.

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=0)
```

Gambar 4. 15 Kode Pembagian Dataset

Kode ini membagi data menjadi empat bagian, yaitu `X_train` dan `y_train` untuk data latih, serta `X_test` dan `y_test` untuk data uji. Parameter `test_size=0.2` menunjukkan bahwa 20% dari total dataset akan digunakan sebagai data uji, sedangkan sisanya, yaitu 80%, akan digunakan untuk melatih model. Selain itu, parameter `random_state=0` digunakan untuk memastikan bahwa pembagian dataset dilakukan secara konsisten setiap kali kode dijalankan, sehingga hasilnya dapat direproduksi.

Setelah proses pembagian dataset dilakukan menggunakan fungsi `train_test_split`, hasilnya data terbagi menjadi dua bagian, yaitu data training sebanyak 183 baris dan data testing sebanyak 46 baris. Data training digunakan untuk melatih model regresi linear berganda, sedangkan data testing digunakan untuk menguji performa model terhadap data yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya. Cuplikan hasil pembagian ini

dapat dilihat pada Tabel 4.2 (Data Training Mutu Getah) dan Tabel 4.3 (Data Testing Mutu Getah) berikut.

Tabel 4. 2 Data Training Mutu Getah

No	Mutu Getah (ton)						Y (Kadar AP)
	X1 (SP)	X2 (P)	X3 (IA)	X4 (IB)	X5 (IIA)	X6 (IIB)	
1	0	5,09	48,63	236,27	0	0	0,8093
2	0	57,659	619,81	543,238	77,073	0,583	0,8041
3	0	147,03	449,68	46,54	0	0	0,8332
4	3,796	446,233	593,023	302,749	0,694	0	0,7571
5	9,3	65	226,05	242,96	0	0	0,8315
...	...	...	...	...	...	...	...
183	0	0	29,11	436,6	16,64	0	80,81

Tabel 4. 3 Data Testing Mutu Getah

No	Mutu Getah (ton)						Y (Kadar AP)
	X1 (SP)	X2 (P)	X3 (IA)	X4 (IB)	X5 (IIA)	X6 (IIB)	
1	0	16,72	354,73	41,25	0	0	0,833
2	0	0	81,6	753,557	1,243	0	0,8079
3	0	23,304	109,942	331,039	0	0	0,836
4	0	0	470,96	19,5	0	0	0,820515
5	0	0	7,365	286,3	0	0	0,7967
...	...	...	...	...	...	...	...
46	0	0	147,9	494,7	0	0	0,7814

3. Pembuatan Model

a. Proses Pembuatan Model Regresi Linear Berganda

Dalam penelitian ini, model regresi linear dibuat dan dilatih menggunakan data training yang telah

dipersiapkan pada pembagian dataset sebelumnya. Berikut adalah kode yang digunakan untuk membangun model regresi linear, yang ditunjukkan pada Gambar 4.16 berikut.

```
#Training Algoritma
reg = LinearRegression()
reg.fit(X_train, y_train)
coef = reg.coef_
intercept = reg.intercept_
```

Gambar 4. 16 Kode Pelatihan Model Regresi Linear Berganda

Pada tahap pembuatan model regresi berganda, digunakan algoritma Linear Regression dari pustaka `scikit-learn`. Proses pembuatan model dimulai dengan menginisialisasi objek `LinearRegression()` ke dalam variabel `reg`. Selanjutnya, model dilatih menggunakan metode `fit()` dengan memasukkan data latih `X_train` sebagai variabel independen dan `y_train` sebagai variabel dependen. Setelah proses pelatihan selesai, diperoleh parameter regresi berupa koefisien regresi (`coef_`) dan intersep (`intercept_`), yang masing-masing menunjukkan kontribusi dari setiap variabel independen dalam mempengaruhi nilai kadar alpha pinene. Koefisien regresi menggambarkan perubahan yang terjadi pada variabel dependen jika terdapat perubahan sebesar

satu unit pada variabel independen, sedangkan intersep menunjukkan nilai awal prediksi saat semua variabel independen bernilai nol.

Setelah model terbentuk dan koefisien regresi diperoleh, dilakukan prediksi menggunakan metode `predict()` pada data uji `X_test`, dapat dilihat pada Gambar 4.17. Hasil prediksi disimpan dalam variabel `y_pred`, yang nantinya dapat dibandingkan dengan nilai aktual dari `y_test` untuk mengevaluasi kinerja model.

```
#Prediksi  
y_pred = reg.predict(X_test)
```

Gambar 4. 17 Kode Prediksi Menggunakan Model Regresi Linear Berganda

b. Hasil dan Interpretasi Model Regresi Linear Berganda

Setelah model regresi linear berganda berhasil dibangun dan dilatih, selanjutnya adalah mencetak atau menampilkan persamaan regresi yang diperoleh menggunakan *script* Python. Proses ini bertujuan untuk menampilkan bentuk lengkap persamaan regresi linear berganda berdasarkan nilai intercept dan koefisien dari masing-masing variabel input. Gambar 4.18 berikut menampilkan kode untuk mencetak hasil persamaan regresi linear berdasarkan

model yang telah dibangun dan hasilnya ditunjukkan pada Gambar 4.19.

```
#Mencetak Persamaan Regresi Linear Berganda
nama_variabel = X.columns
persamaan = f"Y = {intercept:.7f}"

for indeks in range(len(coef)):
    koefisien = coef[indeks]
    variabel = nama_variabel[indeks]

    if koefisien >= 0:
        persamaan += " + "
        persamaan += f"{koefisien:.7f}{variabel.strip()}"
    else:
        persamaan += " - "
        persamaan += f"{abs(koefisien):.7f}{variabel.strip()}"

print("Persamaan Regresi Linear Berganda Prediksi Kadar Alpha Pinene Adalah:")
print(persamaan)
```

Gambar 4. 18 Kode Menampilkan Persamaan Regresi Linear Berganda

```
Persamaan Regresi Linear Berganda Prediksi Kadar Alpha Pinene Adalah:
Y = 0.8172103 - 0.0003138SP - 0.0000122P - 0.0000030IA - 0.0000241IB - 0.0001369IIA - 0.0006079IIB
```

Gambar 4. 19 Hasil Persamaan Regresi Linear Berganda

Persamaan di atas menyatakan hubungan antara variabel input mutu getah (SP, P, IA, IB, IIA, IIB) dengan output berupa kadar alpha pinene yang diprediksi. Berdasarkan hasil pembuatan model regresi linear berganda tersebut, diperoleh nilai intercept sebesar 0.8172103. Nilai ini menunjukkan bahwa ketika semua variabel independen SP, P, IA, IB, IIA, dan IIB bernilai nol, kadar alpha pinene yang diprediksi oleh model adalah 0.8172103. Dengan kata lain, nilai ini merepresentasikan titik awal prediksi

sebelum ada pengaruh dari variabel-variabel independen.

Selain itu, diperoleh koefisien regresi untuk masing-masing variabel independen sebagai berikut:

$$SP = -0,0003138$$

$$P = -0,0000122$$

$$IA = -0,0000030$$

$$IB = -0,0000241$$

$$IIA = -0,0001369$$

$$IIB = -0,0006079$$

Nilai koefisien ini menunjukkan bagaimana setiap variabel independen berkontribusi terhadap perubahan kadar alpha pinene yang diprediksi. Nilai koefisien yang negatif menandakan bahwa peningkatan dalam variabel independen tertentu akan menyebabkan penurunan kadar alpha pinene, dengan asumsi variabel lainnya tetap konstan. Berikut adalah interpretasi dari masing-masing koefisien yang dihasilkan:

- 1) Semua koefisien bernilai negatif, yang berarti bahwa peningkatan nilai pada variabel SP, P, IA, IB, IIA, dan IIB akan mengakibatkan penurunan kadar Alpha Pinene yang diprediksi oleh model.

- 2) Variabel IIB memiliki dampak paling besar terhadap kadar alpha pinene, dengan nilai koefisien sebesar $-0,0006079$. Ini menunjukkan bahwa peningkatan satu unit pada variabel IIB akan menyebabkan penurunan kadar alpha pinene sebesar $0,0006079$ unit (dengan asumsi variabel lain tetap).
- 3) Variabel IA memiliki dampak paling kecil, dengan nilai koefisien sebesar $-0,0000030$, yang berarti bahwa perubahan dalam variabel ini hanya sedikit mempengaruhi kadar alpha pinene yang diprediksi.
- 4) Koefisien P (-0.0000122) menunjukkan pengaruh yang sangat kecil, artinya perubahan pada variabel ini tidak terlalu berdampak terhadap kadar alpha pinene dalam model ini.
- 5) Variabel SP memiliki pengaruh yang lebih besar dibanding P, IA, dan IB, IIA, dan IIB meskipun tetap bersifat negatif dan tidak terlalu besar secara keseluruhan dengan nilai $-0,0003138$.

Namun, karena nilai koefisien yang diperoleh relatif kecil, dapat diidentifikasi bahwa hubungan antara variabel-variabel independen dengan kadar alpha pinene tidak terlalu kuat. Artinya, setiap

perubahan pada variabel independen hanya memberikan dampak yang kecil terhadap kadar alpha pinene yang diprediksi. Hal ini dapat mengindikasikan bahwa faktor-faktor lain yang tidak dimasukkan dalam model mungkin memiliki pengaruh yang lebih besar terhadap variasi kadar alpha pinene.

c. Perbandingan dengan Hitung Manual

Dalam menghitung regresi linear berganda secara manual, untuk mendapatkan parameter regresinya, dapat menggunakan metode matriks. Pendekatan ini didasarkan pada metode determinan untuk menyelesaikan sistem persamaan linear, yang dikenal sebagai aturan Cramer (Situmorang, 2023). Berikut proses perhitungan regresi manual yang dilakukan untuk mendapatkan sistem persamaan linear untuk memprediksi kadar alpha pinene.

a. Penentuan Data

Data yang digunakan dalam perhitungan manual ini sama dengan data yang telah digunakan pada perhitungan menggunakan python sebelumnya, yaitu data training yang diperoleh dari pembagian dataset. Dataset ini terdiri dari 183 baris data yang berisi variabel independen (X) dan variabel dependen (Y), yang digunakan untuk memodelkan hubungan antara

komposisi bahan baku getah dengan kadar alpha pinene. Data ini kemudian akan direpresentasikan dalam bentuk matriks agar dapat dihitung menggunakan metode determinan. Data yang digunakan dalam perhitungan manual akan ditampilkan pada Tabel 4.5.

Setelah menentukan data yang akan digunakan, selanjutnya menghitung nilai-nilai yang diperlukan dalam penyusunan matriks regresi linear berganda. Nilai-nilai ini meliputi jumlah dari setiap variabel independen ($\sum X_1, \sum X_2, \sum X_3, \dots, \sum X_6$), jumlah dari kuadrat variabel independen ($\sum X_1^2, \sum X_2^2, \dots, \sum X_6^2$), jumlah hasil perkalian antar variabel independen ($\sum X_1 X_2$), serta jumlah hasil perkalian variabel independen dengan variabel dependen ($\sum X_1 Y, \sum X_2 Y, \dots, \sum X_6 Y$). Berikut hasil penguraian nilai-nilai yang diperlukan untuk penyusunan matriks.

Tabel 4. 4 Rekapitulasi Nilai Perhitungan Manual Regresi Linear

n	:	183	$\sum X_1 X_5$	:	985,55
$\sum X_1$	:	329,31	$\sum X_1 X_6$	:	18,11
$\sum X_2$	:	8216,43	$\sum X_2 X_3$	:	3488203,98
$\sum X_3$	:	41741,43	$\sum X_2 X_4$	:	1894571,05
$\sum X_4$	:	55256,35	$\sum X_2 X_5$	:	59716,92
$\sum X_5$	:	1634,39	$\sum X_2 X_6$	:	373,44
$\sum X_6$	:	69,59	$\sum X_3 X_4$	:	10956284,22

$\sum Y$:	147,62	$\sum X_3.X_5$:	306552,01
$\sum X_1^2$:	5629,51	$\sum X_3.X_6$:	3208,95
$\sum X_2^2$:	1362374,97	$\sum X_4.X_5$:	629940,66
$\sum X_3^2$:	16842953,62	$\sum X_4.X_6$:	23152,72
$\sum X_4^2$:	22444125,97	$\sum X_5.X_6$:	4262,62
$\sum X_5^2$:	90505,27	$\sum X_1.Y$:	264,93
$\sum X_6^2$:	867,77	$\sum X_2.Y$:	6617,31
$\sum Y^2$:	119,14	$\sum X_3.Y$:	33663,79
$\sum X_1.X_2$:	51328,03	$\sum X_4.Y$:	44443,89
$\sum X_1.X_3$:	149521,15	$\sum X_5.Y$:	1303,54
$\sum X_1.X_4$:	49589,47	$\sum X_6.Y$:	55,18

Perhitungan di atas dilakukan dengan menjumlahkan seluruh nilai dari masing-masing variabel dalam dataset. Hasil dari perhitungan ini nantinya akan digunakan untuk membentuk matriks regresi dalam metode matriks determinan.

Tabel 4. 5 Data Training untuk Perhitungan Manual Regresi Linear Berganda

No	Mutu Getah (ton)						Y (Kadar AP)
	X1 (SP)	X2 (P)	X3 (IA)	X4 (IB)	X5 (IIA)	X6 (IIB)	
1	0	5,09	48,63	236,27	0	0	0,8093
2	0	57,659	619,81	543,238	77,073	0,583	0,8041
3	0	147,03	449,68	46,54	0	0	0,8332
4	3,796	446,233	593,023	302,749	0,694	0	0,7571
5	9,3	65	226,05	242,96	0	0	0,8315
6	0	0,623	46,628	297,964	0	0	0,7987
7	0	0,958	113,576	565,017	0,449	0	0,822
8	0	160,353	400,224	340,913	21,504	0	0,8124
9	0	64,05	170,97	368,35	19,13	0	0,7821
10	5,78	173,18	465,03	0	0	0	0,8222
...	...	...	...	...	...	...	...
183	0	0	29,11	436,6	16,64	0	80,81
Total	329,31	8216,43	41741,43	55256,35	1634,39	69,59	147,62

b. Penyusunan Matrik Regresi

Bentuk umum sistem persamaan matriks dalam regresi linear berganda sebagai berikut:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} n & \sum X_1 & \sum X_2 & \cdots & \sum X_k \\ \sum X_1 & \sum X_1^2 & \sum X_1 X_2 & \cdots & \sum X_1 X_k \\ \sum X_2 & \sum X_2 X_1 & \sum X_2^2 & \cdots & \sum X_2 X_k \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum X_k & \sum X_k X_1 & \sum X_k X_2 & \cdots & \sum X_k^2 \end{bmatrix}}_A \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix}}_B = \underbrace{\begin{bmatrix} \sum Y \\ \sum X_1 Y \\ \sum X_2 Y \\ \vdots \\ \sum X_k Y \end{bmatrix}}_H \quad (4.1)$$

Dimana,

A = matriks koefisien dari data variabel independen.

B = vektor kolom berisi koefisien regresi yang akan dicari.

H = vektor kolom hasil perkalian variabel independen dengan variabel dependen.

Dengan memperoleh nilai-nilai pada perhitungan sebelumnya, selanjutnya dapat menyusun matriks A dan H dalam sistem persamaan regresi linear berganda.

c. Penyelesaian dengan Determinan

Untuk menentukan nilai $b_0, b_1, b_2, b_3, b_4, b_5$, dan b_6 metode determinan matriks dapat digunakan. Nilai koefisien regresi diperoleh dengan rumus:

$$b_0 = \frac{\det(A_0)}{\det(A)}, b_1 = \frac{\det(A_1)}{\det(A)}, b_2 = \frac{\det(A_2)}{\det(A)}, b_k = \frac{\det(A_k)}{\det(A)} \quad (4.2)$$

Dimana, matriks A_0 , A_1 , dan A_2 diperoleh dengan mengganti kolom pertama, kedua, dan ketiga pada matriks A dengan vektor H secara berturut-turut. Perhitungan persamaan matriks dijelaskan secara lengkap pada halaman 59.

Selanjutnya, menghitung determinan dari masing-masing matriks di atas. Berikut ini hasil perhitungan determinan dari matriks A , A_0 , A_1 , A_2 , ..., A_6 .

$$\begin{aligned}\det(A) &: 7,45419E+32 \\ \det(A_0) &: 6,09164E+32 \\ \det(A_1) &: -2,33905E+29 \\ \det(A_2) &: -9,1286E+27 \\ \det(A_3) &: -2,23247E+27 \\ \det(A_4) &: -1,79444E+28 \\ \det(A_5) &: -1,02029E+29 \\ \det(A_6) &: -4,53115E+29\end{aligned}$$

Berdasarkan determinan matriks yang telah didapatkan, maka dapat dicari nilai b_0 , b_1 , b_2 , ..., b_6 . Untuk mencari nilai tersebut adalah dengan membagi determinan matriks A_0 , A_1 , A_2 , ..., A_6 dengan determinan matriks A . Berikut adalah hasil perhitungan matriks determinan b_0 , b_1 , b_2 , ..., b_6 .

$$\begin{aligned}b_0 &= \frac{\det(A_0)}{\det(A)} = \frac{6,09164E + 32}{7,45419E + 32} = 0,8172103 \\ b_1 &= \frac{\det(A_1)}{\det(A)} = \frac{-2,33905E + 29}{7,45419E + 32} = -0,0003138\end{aligned}$$

$$b_2 = \frac{\det(A_2)}{\det(A)} = \frac{-9,1286E + 27}{7,45419E + 32} = -0,0000122$$

$$b_3 = \frac{\det(A_3)}{\det(A)} = \frac{-2,23247E + 27}{7,45419E + 32} = -0,0000030$$

$$b_4 = \frac{\det(A_4)}{\det(A)} = \frac{-1,79444E + 28}{7,45419E + 32} = -0,0000241$$

$$b_5 = \frac{\det(A_5)}{\det(A)} = \frac{-1,02029E + 29}{7,45419E + 32} = -0,0001369$$

$$b_6 = \frac{\det(A_6)}{\det(A)} = \frac{-4,53115E + 29}{7,45419E + 32} = -0,0006079$$

Setelah nilai b_0 , b_1 , b_2 , .., b_6 dihitung, maka diperoleh persamaan linear berganda untuk data input mutu getah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Y = & 0,8172103 - 0,0003138X_1 - 0,0000122X_2 - 0,0000030X_3 \\ & - 0,0000241X_4 - 0,0001369X_5 \\ & - 0,0006079X_6 \end{aligned}$$

Hasil persamaan regresi linear berganda di atas sama dengan hasil pada perhitungan menggunakan Python, yang menunjukkan bahwa metode perhitungan manual dengan matriks determinan telah dilakukan dengan benar. Kesamaan hasil ini juga membuktikan bahwa pendekatan matematis yang digunakan dalam regresi linear berganda dapat diimplementasikan secara manual maupun dengan bantuan perangkat lunak. Hal ini memperkuat validitas model yang digunakan dalam memprediksi kadar alpha pinene berdasarkan data input mutu getah.

Penyusunan matriks A dan H dalam sistem persamaan regresi linear berganda sebagai berikut:

Matriks A

$$\begin{bmatrix} 183,00 & 329,31 & 8216,43 & 41741,43 & 55256,35 & 1634,39 & 69,59 \\ 329,31 & 5629,51 & 51328,03 & 149521,15 & 49589,47 & 985,55 & 18,11 \\ 8216,43 & 51328,03 & 1362374,97 & 3488203,98 & 1894571,05 & 59716,92 & 373,44 \\ 41741,43 & 149521,15 & 3488203,98 & 16842953,62 & 10956284,22 & 306551,07 & 3208,95 \\ 55256,35 & 49589,47 & 1894571,05 & 10956284,22 & 22444125,97 & 629940,66 & 23152,72 \\ 1634,39 & 985,55 & 59716,92 & 306551,07 & 629940,66 & 90505,27 & 4262,62 \\ 69,59 & 18,11 & 373,44 & 3208,95 & 23152,72 & 4262,62 & 867,77 \end{bmatrix}$$

$$\Delta A = 7,45419E + 32$$

Matriks B

$$\begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix}$$

=

Matriks H

$$\begin{bmatrix} 147,6243284 \\ 264,9346197 \\ 6617,305517 \\ 33663,79031 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} b_4 \\ b_5 \\ b_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 44443,89 \\ 1303,536774 \\ 55,18069818 \end{bmatrix}$$

Setelah menyusun matriks A dan H, selanjutnya menyusun matriks $A_0, A_1, A_2, \dots, A_6$.
Penyusunan matriksnya sebagai berikut:

Matriks $A_0 (H \rightarrow C_1)$

$$\begin{bmatrix} 147,6243284 & 329,31 & 8216,43 & 41741,43 & 55256,35 & 1634,39 & 69,59 \\ 264,9346197 & 5629,51 & 51328,03 & 149521,15 & 49589,47 & 985,55 & 18,11 \\ 6617,305517 & 51328,03 & 1362374,97 & 3488203,98 & 1894571,05 & 59716,92 & 373,44 \\ 33663,79031 & 149521,15 & 3488203,98 & 16842953,62 & 10956284,22 & 306551,07 & 3208,95 \\ 44443,89 & 49589,47 & 1894571,05 & 10956284,22 & 22444125,97 & 629940,66 & 23152,72 \\ 1303,536774 & 985,55 & 59716,92 & 306551,07 & 629940,66 & 90505,27 & 4262,62 \\ 55,18069818 & 18,11 & 373,44 & 3208,95 & 23152,72 & 4262,62 & 867,77 \end{bmatrix}$$

$$\Delta A_0 = 6,09164E + 32$$

Matriks A_1 ($H \rightarrow C_2$)

183,00	147,6243284	8216,43	41741,43	55256,35	1634,39	69,59
329,31	264,9346197	51328,03	149521,15	49589,47	985,55	18,11
8216,43	6617,305517	1362374,97	3488203,98	1894571,05	59716,92	373,44
41741,43	33663,79031	3488203,98	16842953,62	10956284,22	306551,07	3208,95
55256,35	44443,89	1894571,05	10956284,22	22444125,97	629940,66	23152,72
1634,39	1303,536774	59716,92	306551,07	629940,66	90505,27	4262,62
69,59	55,18069818	373,44	3208,95	23152,72	4262,62	867,77

$$\Delta A_1 = -2,33905E + 29$$

Matriks A_2 ($H \rightarrow C_3$)

183,00	329,31	147,6243284	41741,43	55256,35	1634,39	69,59
329,31	5629,51	264,9346197	149521,15	49589,47	985,55	18,11
8216,43	51328,03	6617,305517	3488203,98	1894571,05	59716,92	373,44
41741,43	149521,15	33663,79031	16842953,62	10956284,22	306551,07	3208,95
55256,35	49589,47	44443,89	10956284,22	22444125,97	629940,66	23152,72
1634,39	985,55	1303,536774	306551,07	629940,66	90505,27	4262,62
69,59	18,11	55,18069818	3208,95	23152,72	4262,62	867,77

$$\Delta A_2 = -9,1286E + 27$$

Matriks $A_3(H \rightarrow C_4)$

183,00	329,31	8216,43	147,6243284	55256,35	1634,39	69,59
329,31	5629,51	51328,03	264,9346197	49589,47	985,55	18,11
8216,43	51328,03	1362374,97	6617,305517	1894571,05	59716,92	373,44
41741,43	149521,15	3488203,98	33663,79031	10956284,22	306551,07	3208,95
55256,35	49589,47	1894571,05	44443,89	22444125,97	629940,66	23152,72
1634,39	985,55	59716,92	1303,536774	629940,66	90505,27	4262,62
69,59	18,11	373,44	55,18069818	23152,72	4262,62	867,77

$$\Delta A_3 = -2,23247E + 27$$

Matriks $A_4(H \rightarrow C_5)$

183,00	329,31	8216,43	41741,43	147,6243284	1634,39	69,59
329,31	5629,51	51328,03	149521,15	264,9346197	985,55	18,11
8216,43	51328,03	1362374,97	3488203,98	6617,305517	59716,92	373,44
41741,43	149521,15	3488203,98	16842953,62	33663,79031	306551,07	3208,95
55256,35	49589,47	1894571,05	10956284,22	44443,89	629940,66	23152,72
1634,39	985,55	59716,92	306551,07	1303,536774	90505,27	4262,62
69,59	18,11	373,44	3208,95	55,18069818	4262,62	867,77

$$\Delta A_4 = -1,79444E + 28$$

Matriks A_5 ($H \rightarrow C_6$)

183,00	329,31	8216,43	41741,43	55256,35	147,6243284	69,59
329,31	5629,51	51328,03	149521,15	49589,47	264,9346197	18,11
8216,43	51328,03	1362374,97	3488203,98	1894571,05	6617,305517	373,44
41741,43	149521,15	3488203,98	16842953,62	10956284,22	33663,79031	3208,95
55256,35	49589,47	1894571,05	10956284,22	22444125,97	44443,89	23152,72
1634,39	985,55	59716,92	306551,07	629940,66	1303,536774	4262,62
69,59	18,11	373,44	3208,95	23152,72	55,18069818	867,77

$$\Delta A_5 = -1,02029E + 29$$

Matriks A_6 ($H \rightarrow C_7$)

183,00	329,31	8216,43	41741,43	55256,35	1634,39	147,6243284
329,31	5629,51	51328,03	149521,15	49589,47	985,55	264,9346197
8216,43	51328,03	1362374,97	3488203,98	1894571,05	59716,92	6617,305517
41741,43	149521,15	3488203,98	16842953,62	10956284,22	306551,07	33663,79031
55256,35	49589,47	1894571,05	10956284,22	22444125,97	629940,66	44443,89
1634,39	985,55	59716,92	306551,07	629940,66	90505,27	1303,536774
69,59	18,11	373,44	3208,95	23152,72	4262,62	55,18069818

$$\Delta A_6 = -4,53115E + 29$$

E. Perhitungan Nilai Prediksi

Setelah diperoleh persamaan regresi linear berganda pada tahap sebelumnya, langkah selanjutnya adalah melakukan perhitungan nilai prediksi terhadap kadar alpha pinene menggunakan data uji atau data training yang dapat dilihat pada Tabel 4.2. Data uji ini merupakan 20% dari total dataset atau berjumlah 46 data. Untuk memberikan gambaran proses prediksi, berikut ditunjukkan dengan menggunakan salah satu contoh data uji dalam perhitungan: SP = 0; P = 16,72; IA = 354,73; IB = 41,25; IIA = 0; IIB = 0.

Persamaan regresi linear berganda yang diperoleh, yaitu:

$$Y = 0,8172103 - 0,0003138SP - 0,0000122P - 0,0000030IA - 0,0000241IB - 0,0001369IIA - 0,0006079IIB$$

Maka nilai prediksi kadar alpha pinene (Y) untuk data tersebut dihitung sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Y &= 0,8172103 - 0,0003138 * 0 - 0,0000122 * 16,72 - 0,0000030 \\ &\quad * 354,73 - 0,0000241 * 41,25 - 0,0001369 * 0 - 0,0006079 * 0 \\ Y &= 0,8150 \end{aligned}$$

Jadi, kadar alpha pinene yang diprediksi untuk data tersebut adalah 81,5%.

Selain contoh di atas, Tabel 4.6 berikut menampilkan cuplikan hasil prediksi dari sebagian data uji yang telah dihitung menggunakan model regresi linear berganda yang telah dibentuk:

Tabel 4. 6 Hasil Prediksi Kadar Alpha Pinene

No	Mutu Getah (ton)						Y_Test (Kadar AP Aktual)	Y_Pred (Kadar AP Prediksi)
	X1 (SP)	X2 (P)	X3 (IA)	X4 (IB)	X5 (IIA)	X6 (IIB)		
1	0	16,72	354,73	41,25	0	0	0,833	0,8150
2	0	0	81,6	753,557	1,243	0	0,8079	0,7987
3	0	23,304	109,942	331,039	0	0	0,836	0,8086
4	0	0	470,96	19,5	0	0	0,820515	0,8153
5	0	0	7,365	286,3	0	0	0,7967	0,8103
6	0	10	52,952	344,763	0	0	0,7773	0,8086
7	0	11,771	285,883	470,168	0	0	0,8255	0,8049
8	0	139,06	487,43	325,88	13,38	0	0,8093	0,8044
9	0	0	31,97	656,515	0	0	0,8012	0,8013
10	0	2,35	12,21	422,33	16,44	0	0,805933	0,8047
...	...	...	...	...	...	...	...	...
46	0	0	147,9	494,7	0	0	0,7814	0,8049

F. Evaluasi Model

Setelah model regresi linear berhasil dibuat dan menghasilkan prediksi, langkah selanjutnya adalah mengevaluasi performa model untuk mengetahui seberapa baik model dalam memprediksi kadar alpha pinene. Evaluasi model dilakukan menggunakan beberapa metrik, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *R-squared* (R^2). Evaluasi ini penting untuk memahami tingkat kesalahan model serta sejauh mana model mampu menjelaskan variabilitas data yang ada. Gambar 4.20 berikut adalah kode yang digunakan untuk menghitung evaluasi model:

```
#Evaluasi Model
print('Mean Absolute Error:', metrics.mean_absolute_error(y_test, y_pred))
print('Mean Squared Error:', metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred))
print('Root Mean Squared Error:', np.sqrt(metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred)))
print('R2 Score:', metrics.r2_score(y_test, y_pred))
```

Gambar 4. 20 Kode Menghitung Evaluasi Model di Python

Kode di atas menggunakan *library* `metrics` dari `sklearn.metrics` untuk menghitung metrik evaluasi model berdasarkan nilai aktual `y_test` dan nilai prediksi `y_pred`. Data yang digunakan dalam evaluasi ini berasal dari dataset uji `y_test` yang sebelumnya telah dipisahkan menggunakan `train_test_split`, serta hasil prediksi model `y_pred` yang diperoleh dari metode `reg.predict(X_test)`. Setelah memperoleh nilai prediksi,

selanjutnya menghitung berbagai metrik evaluasi untuk mengukur performa model.

1. *Mean Absolute Error* (MAE)

MAE mengukur rata-rata perbedaan absolut antara nilai yang diprediksi dan nilai aktual. Evaluasi ini dihitung menggunakan perintah, `metrics.mean_absolute_error(y_test, y_pred)`. Pada hasil evaluasi model, diperoleh MAE sebesar 0,01312. Secara matematis, MAE dihitung menggunakan persamaan 2.5, sehingga,

$$MAE =$$

$$\frac{|0,833 - 0,8150| + |0,8079 - 0,7987| + \dots + |0,7814 - 0,8049|}{46}$$

$$MAE = \frac{0,60352}{46}$$

$$MAE = 0,01312$$

Hasil perhitungan menggunakan python dan matematis mendapatkan hasil yang sama. Hasil ini menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model terhadap nilai sebenarnya adalah sekitar 0,01312. Nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang cukup kecil dalam melakukan prediksi kadar alpha pinene.

2. *Mean Squared Error* (MSE),

Evaluasi MSE dihitung menggunakan perintah, `metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred)`.

MSE mengambil rata-rata selisih kuadrat antara nilai prediksi dan nilai aktual. Karena perhitungan ini mengkuadratkan selisihnya, kesalahan besar akan mendapat penalti lebih tinggi. Dari hasil evaluasi, diperoleh MSE sebesar 0,00026, yang menunjukkan bahwa secara keseluruhan, kesalahan prediksi model cukup kecil. Secara matematis, MSE dihitung dengan persamaan 2.3, sehingga:

$$MSE =$$

$$\frac{(0,833 - 0,8150)^2 + (0,8079 - 0,7987)^2 + \dots + (0,7814 - 0,8049)^2}{46}$$

$$MSE = \frac{0,01196}{46}$$

$$MSE = 0,00026$$

Hasil perhitungan menggunakan Python dan secara matematis memberikan hasil yang sama. Nilai MSE sebesar 0,00026 menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan kuadrat model dalam memprediksi kadar alpha pinene cukup kecil. Karena MSE menghitung selisih kuadrat, metrik ini lebih sensitif terhadap kesalahan besar dibandingkan MAE.

3. *Root Mean Squared Error (RMSE)*

Evaluasi RMSE dihitung dengan mengambil akar kuadrat dari MSE menggunakan perintah, `np.sqrt(metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred))`. Metrik ini digunakan untuk mengembalikan

nilai kesalahan ke skala yang sama dengan data aslinya, sehingga lebih mudah diinterpretasikan. Dari hasil evaluasi model, diperoleh RMSE sebesar 0,01622, yang mengindikasikan bahwa tingkat kesalahan model masih dalam batas yang dapat diterima. Secara matematis, MSE dihitung dengan persamaan 2.4, sehingga:

$$RMSE = \sqrt{\frac{(0,833 - 0,8150)^2 + (0,8079 - 0,7987)^2 + \dots + (0,7814 - 0,8049)^2}{46}}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{0,01196}{46}}$$

$$RMSE = 0,01622$$

Hasil perhitungan menggunakan Python dan secara matematis memberikan hasil yang sama. Nilai RMSE sebesar 0,01622 menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan model dalam memprediksi kadar alpha pinene masih dalam batas yang dapat diterima. Karena RMSE memiliki satuan yang sama dengan data aslinya, metrik ini sering digunakan untuk memahami skala kesalahan model secara lebih intuitif dibandingkan MSE.

4. *R-squared* (R^2)

Evaluasi ini dihitung menggunakan perintah, `metrics.r2_score(y_test, y_pred)`. Metrik ini mengukur seberapa baik model dapat menjelaskan variasi dalam data target. Nilai R^2 yang mendekati 1

menunjukkan bahwa model dapat menjelaskan sebagian besar variasi data, sementara nilai yang rendah menunjukkan bahwa masih ada faktor lain yang belum terakomodasi dalam model.

Berdasarkan hasil evaluasi model, diperoleh nilai R^2 sebesar 0,20854, yang menunjukkan bahwa model hanya mampu menjelaskan sekitar 20,854% variasi dalam data target. Nilai ini cukup rendah, yang mengindikasikan bahwa masih terdapat faktor lain yang mempengaruhi kadar alpha pinene namun belum terakomodasi dalam model regresi linear yang digunakan.

Secara matematis, R^2 dihitung dengan persamaan 2.6, sehingga:

$$\begin{aligned}
 RMSE &= \\
 1 - \frac{(0,833 - 0,8150)^2 + (0,8079 - 0,7987)^2 + \dots + (0,7814 - 0,8049)^2}{(0,833 - 0,806272)^2 + (0,8079 - 0,806272)^2 + \dots + (0,7814 - 0,806272)^2} \\
 RMSE &= 1 - \frac{0,0109306218}{0,015294} \\
 RMSE &= 1 - 0,79146 \\
 RMSE &= 0,20854
 \end{aligned}$$

Sebagaimana dijelaskan dalam kajian pustaka, kadar alpha pinene dalam minyak terpentin dipengaruhi oleh berbagai faktor, baik di tingkat hulu (saat pengambilan bahan baku) maupun di tingkat hilir (saat pengolahan di Pabrik Gondorukem dan Terpentin - PGT)(Tim Peneliti Prodisar, 2024).

Di tingkat hulu, faktor genetik dan lingkungan memainkan peran penting dalam menentukan komposisi kimia getah pinus. Variasi genetik antar pohon, perbedaan spesies atau klon pinus, serta kondisi lingkungan seperti ketinggian, jenis tanah, dan iklim, semuanya dapat menyebabkan perbedaan kadar alpha pinene dalam getah. Selain itu, waktu penanganan getah dari pohon hingga penyimpanan juga berpengaruh, karena penguapan senyawa seperti alpha pinene dapat terjadi jika proses penyimpanan tidak optimal.

Sementara itu, di tingkat hilir, mutu getah yang digunakan dalam proses produksi minyak terpentin menjadi faktor utama yang menentukan kadar alpha pinene. Kategori mutu getah, seperti Super Premium (SP), Premium (P), Mutu IA, Mutu IB, Mutu IIA, dan Mutu IIB, menunjukkan perbedaan kadar alpha pinene, di mana getah berkualitas lebih tinggi umumnya memiliki kandungan alpha pinene yang lebih tinggi. Selain itu, proses pengolahan getah di PGT juga berpengaruh, terutama dalam hal suhu, tekanan, teknik distilasi, serta waktu penyimpanan sebelum pengolahan. Kesalahan dalam parameter-parameter ini dapat menyebabkan degradasi atau penguapan alpha pinene, sehingga

memengaruhi hasil akhir minyak terpenin yang diperoleh.

Oleh karena itu, nilai R^2 yang rendah dalam model regresi linear berganda ini dapat dijelaskan oleh adanya berbagai faktor eksternal yang belum dimasukkan sebagai variabel dalam model. Untuk meningkatkan akurasi model dalam memprediksi kadar alpha pinene, dapat dilakukan penambahan variabel baru yang lebih mencerminkan faktor-faktor hulu dan hilir tersebut. Alternatif lain adalah menggunakan model yang lebih kompleks, seperti regresi non-linear atau metode berbasis machine learning, yang dapat menangkap hubungan yang lebih kompleks antara variabel-variabel yang mempengaruhi kadar alpha pinene.

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan dalam prediksi kadar alpha pinene dalam minyak terpentin berdasarkan komposisi bahan baku menggunakan regresi linear berganda, terdapat beberapa kesimpulan yang dapat diambil:

1. Perancangan model regresi linear berganda untuk memprediksi kadar alpha pinene berdasarkan komposisi bahan baku telah berhasil dilakukan. Keberhasilan ini ditunjukkan melalui hasil prediksi yang konsisten antara perhitungan menggunakan Python dan perhitungan manual. Persamaan regresi yang diperoleh adalah:

$$Y = 0,8172103 - 0,0003138SP - 0,0000122P - 0,0000030IA - 0,0000241IB - 0,0001369IIA - 0,0006079IIB$$

Persamaan ini menggambarkan hubungan antara variabel input dan output, serta dapat digunakan untuk membantu memprediksi kandungan alpha pinene berdasarkan komposisi bahan baku yang digunakan.

2. Koefisien regresi yang diperoleh dari seluruh variabel independen bernilai negatif, yang berarti bahwa terdapat hubungan berbanding terbalik antara komposisi mutu getah dan kadar alpha pinene yang dihasilkan. Dengan

kata lain, setiap kenaikan pada nilai variabel SP, P, IA, IB, IIA, dan IIB akan cenderung menurunkan kadar alpha pinene, dengan asumsi variabel lainnya tetap.

B. Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk pengembangan penelitian selanjutnya, yaitu:

1. Diperlukan eksplorasi variabel lainnya yang lebih relevan dan berpengaruh terhadap kadar alpha pinene, misalnya suhu, lama penyimpanan, metode pengolahan, dll.
2. Mencoba metode prediksi lain yang lebih kompleks seperti Random Forest, Support Vector Regression (SVR), atau Neural Network untuk melihat perbandingan hasil dengan regresi linear berganda
3. Jumlah data yang digunakan sebaiknya diperbanyak agar model lebih akurat dan representatif.

DAFTAR PUSTAKA

- Aji, I. M. S. (2023). *Prediksi Data Sensor Kelembapan Tanah yang Rusak Menggunakan Algoritma K-Mean dan Support Vector Regression* [Program Studi Teknik Informatika]. Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah.
- Aris, A. (2021). *Produktivitas Kerja Penjadapan Getah Pinus Di Kph Mamasa Tengah Sulawesi Barat* [Program Studi Kehutanan]. Universitas Hassanuddin.
- Bastian, A. A., Handayani, H. H., Wahiddin, D., & Rohana, T. (2024). Implementasi Algoritma Support Vector Regression dan Linear Regression Untuk Prediksi Harga Rumah. *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, 20(2), 961. <https://doi.org/10.35889/progresif.v20i2.2191>
- Fajar, M. (2023). *Implementasi Algoritma Linear Regression dan Autoregressive Integrated Moving Average dalam Memprediksi Harga Rumah (Studi Kasus Rumah di Kabupaten Bogor)*. UIN Syarif Hidayatullah Jakarta.
- Gunawan, I. (2024a). *Kajian Kandungan Alpha-Pinene Minyak Terpentin Di Pgt Rejowinangun- Trenggalek*.
- Gunawan, I. (2024b). *Kajian Kandungan Alpha-Pinene Minyak Terpentin Di Pgt Rejowinangun- Trenggalek*.

- Hasibuan, L. S., & Novialdi, Y. (2022). Prediksi Harga Minyak Goreng Curah dan Kemasan Menggunakan Algoritme Long Short-Term Memory (LSTM). *Jurnal Ilmu Komputer Dan Agri-Informatika*, 9(2), 149–157. <https://doi.org/10.29244/jika.9.2.149-157>
- Herdiana, Y., & Geraldine, W. A. (2022). PENERAPAN MACHINE LEARNING DENGAN MODEL LINEAR REGRESSION TERHADAP ANALISIS KUALITAS HASIL PETIK THE DI PT. PERKEBUNAN NUSANTARA VIII KEBUN SEDEP. *COMPUTING | Jurnal Informatika*, 9(01), 1–9. <https://doi.org/10.55222/computing.v9i01.855>
- Id, I. (2021). *MACHINE LEARNING: Teori, Studi Kasus dan Implementasi Menggunakan Python* (1st ed., Vols. 978-632-255-092-6). UR PRESS.
- Ihsani Raehan, M. F., Budiman Kusdinar, A., & Indrayana, D. (2024). PENERAPAN REGRESI LINIER BERGANDA UNTUK MEMPREDIKSI HASIL PANEN KACANG KEDELAI. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(5), 10572–10579. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i5.11032>
- Jaelani, T. (2022). Machine Learning untuk Prediksi Produksi Gula Nasional. *JMPM (Jurnal Material Dan*

- Proses Manufaktur*), 6(1).
<https://doi.org/10.18196/jmpm.v6i1.14897>
- Kurniawan, D. (2008a). *Regresi Linier* (3rd ed., Vol. 2). Statistic.
- Kurniawan, D. (2008b). *Regresi Linier* (3rd ed., Vol. 2). Statistic.
- Listina, S. A., Sampurno, R. M., Ciptaningtyas, D., & Thoriq, A. (2022). Model Prediksi Kadar Air Media Tanam Menggunakan Regresi Linear Berganda (Studi Kasus Kebun Tomat Beef di Serenity Farm Mitra Habibi Garden). *Jurnal Teknotan*, 16(3), 133.
<https://doi.org/10.24198/jt.vol16n3.1>
- Nur'ahya, A., & Zaidiah, A. (2023). SISTEM PREDIKSI ZONA POTENSIAL HIDROKARBON BERDASARKAN DATA WELL-LOG MENGGUNAKAN METODE RANDOM FOREST. *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer Dan Aplikasinya (SENAMIKA)*.
- Rahman, S., Ramli, M., Arnia, F., Muharar, R., Zen, M., & Ikhwan, M. (2021). *Convolutional Neural Networks Untuk Visi Komputer Jaringan Saraf Konvolusional untuk Visi Komputer (Arsitektur Baru, Transfer Learning, Fine Tuning, dan Pruning)*. Deepublish.
- Rahman, S., Sembiring, A., Siregar, D., Khair, H., Prahmana, I. G., Puspadini, R., & Zen, M. (2023). *PYTHON : DASAR*

DAN PEMROGRAMAN BERORIENTASI OBJEK. Penerbit Tahta Media.

- Rosalinda, S., & Sumirat, R. (2024). Analisis Minyak Terpentin Hasil Penyulingan di Pabrik Gondorukem dan Terpentin Sindangwangi. *Metana: Media Komunikasi Rekayasa Proses Dan Teknologi Tepat Guna*, 20(1), 49–56.
- Santoso, A. B. (2024). *Pembangunan Model Prediksi Potensi Karhutla Menggunakan Algoritma Machine Learning Berdasarkan Data Patroli*. Institut Pertanian Bogor.
- Sarno, R., Sabilla, S. I., Malikhah, Purbawa, D. P., & Ardani, M. S. H. (2022). *Machine Learning dan Deep Learning- Konsep dan Pemrograman Python* (E. S. Mulyanta, Ed.). Penerbit ANDI.
- Siregar, J. (2020). *Ekstraksi Minyak Terpentin Dari Getah Pinus* [Teknik Kimia]. Universitas Sumatera Utara.
- Situmorang, R. (2023). *Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Jumlah Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Metode Regresi Linear Berganda*. Universitas Medan Area.
- Tim Peneliti Prodisar. (2024a). *Kajian Kadar Alphapinen Minyak Terpentin Di PGT Rejowinangun Trenggalek*.
- Tim Peneliti Prodisar. (2024b). *Kajian Kadar Alphapinen Minyak Terpentin Di PGT Rejowinangun Trenggalek*.

- Wijayadhi, A., Makmun Effendi, M., & Budi Rahardjo, S. (2023). Prediksi Penyakit Jantung Dengan Algoritma Regresi Linier. *Bulletin of Information Technology (BIT)*, 4(1), 15–28. <https://doi.org/10.47065/bit.v4i1.463>
- Wijayanti, N., Rakainsa, K., Pratama, O., & Sumawi, C. (2021). Transformasi Alfa Pinena Dari Minyak Terpentin Melalui Reaksi Metoksilasi. *Pemanfaatan Sumber Daya Alam Indonesia: Ketahanan Pangan, Energi Dan Material Maju*, 95–123.
- Wijayati, N. (2016). *Monograf Biotransformasi Alfa Pinena dari Minyak Terpentin*. Unnes Press.
- Yanni, I. (2020). *Sistem Prediksi Jumlah Obat Keluar Menggunakan Metode Regresi Linier untuk Menentukan Jumlah Pemesanan Obat*. Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
- Yuniarti, W. D. (2019). *Dasar-Dasar Pemrograman dengan Python*. Deepublish.

LAMPIRAN

Lampiran 1: Lembar Persetujuan Pembimbing Proposal

PERSETUJUAN PEMBIMBING

Proposal Skripsi ini telah disetujui oleh Pembimbing untuk dilaksanakan.

Disetujui pada

Hari : SELASA

Tanggal : 19-11-2024

Pembimbing I,

Pembimbing II,



Dr. Masy Ari Ulinuha, ST., M.T

NIP. 198108122011011007



Nur Cahyo Hendro Wibowo, M.Kom

NIP. 197312222006041001

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknologi Informasi
Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo



Dr. Khotibul Umam, S.T., M.Kom

NIP. 197908272011011007

Lampiran 2: Lembar Pengesahan Proposal



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. Prof Dr. Hamka Kampus III Ngaliyan
Semarang Telp. 7601295 Fax.7615387

PENGESAHAN UJIAN KOMPREHENSIF

Naskah proposal skripsi berikut ini:

Judul : Prediksi Kadar Alpha Pinene dalam Minyak
Terpentin Berdasarkan Komposisi Bahan Baku
Menggunakan Regresi Linear Berganda

Penulis : Nisrina Nur Sa'idah

NIM : 2108096026

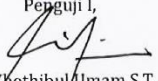
Jurusan : Teknologi Informasi

Telah diujikan dalam sidang komprehensif oleh Dewan Penguji
Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang pada
Jumat, 13 Desember 2024.

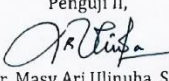
Semarang, 23 Desember 2024

DEWAN PENGUJI

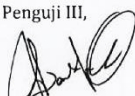
Penguji I,


Dr. Khothibul Umam S.T., M. Kom
NIP. 197908272011011007

Penguji II,


Dr. Masy Ari Ulinuha, ST., M.T
NIP. 198108122011011007

Penguji III,


Dr. Wenty Dwi Yuniarti, M. Kom
NIP. 197706222006042005

Penguji IV,


Siti Nur'aini, M. Kom.
NIP. 198401312018012001

Lampiran 3: Data Bahan Baku dan Kadar Alpha Pinene

Lokasi: PGT Rejowinangun

Tahun: 2023

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	Januari I	0	0	67,5	231,487	1,013	0	77,72%
2	Januari II	-	-	158,758	412,013	6,729	-	77,90%
3	Februari I	0	0	110,23	275,722	4,048	0	79,18%
4	Februari II	-	-	104,878	323,044	7,078	-	77,71%
5	Maret I	0	0	126,68	319,695	3,625	0	78,71%
6	Maret II	-	-	165,000	433,495	1,505	-	79,68%
7	April I	-	-	50,43	332,07	35,00	2,50	76,74%
8	April II	-	-	60,00	319,74	157,50	2,76	78,13%
9	Mei I	-	-	60,000	229,230	175,000	0,77	78,12%
10	Mei II	0	0	75,652	268,48	165,001	0,867	78,71%
11	Juni I	-	-	166,105	297,544	56,150	5,201	79,44%
12	Juni II	0	0	150,529	383,517	43,454	0	78,72%

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
13	Juli I	-	12,62	89,89	532,39	32,61	-	77,78%
14	Juli II	-	6,60	182,39	422,05	26,47	-	80,30%
15	Agustus I	-	12,40	156,46	277,88	25,75	-	77,74%
16	Agustus II	-	66,58	260,00	432,22	21,19	-	79,42%
17	September I	-	64,05	170,97	368,35	19,13	-	78,21%
18	September II	-	177,98	558,05	1.092,36	54,11	-	78,84%
19	Oktober I	-	35,82	317,65	475,91	10,62	-	77,96%
20	Oktober II	-	62,10	322,72	572,51	2,67	-	78,95%
21	November I	-	121,72	281,90	301,05	0,33	-	78,94%
22	November II	-	49,24	381,94	265,86	0,35	0,11	77,20%
23	Desember I	-	13,99	125,41	87,49	5,53	0,08	77,88%
24	Desember II	-	7,88	91,38	72,89	0,45	-	79,30%

Lokasi: PGT Garahan

Tahun: 2023

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	Januari I	-	-	-	251,74	0,26	-	80,69%
2	Januari II	-	-	37,60	358,16	0,24	-	80,74%
3	Februari I	-	-	53,17	314,38	0,45	-	81,73%
4	Februari II	-	-	93,43	261,18	0,39	-	79,93%
5	Maret I	-	-	119,97	295,03	-	-	81,98%
6	Maret II	-	-	113,05	316,95	-	-	80,82%
7	April I	-	-	101,78	423,22	-	-	80,25%
8	April II	-	-	120,75	244,25	-	-	78,42%
9	Mei I	-	-	34,51	205,17	-	0,32	81,03%
10	Mei II	-	5,09	48,64	236,27	-	-	80,93%
11	Juni I	-	6,14	32,49	337,13	29,25	-	81,36%
12	Juni II	-	17,06	167,94	229,65	5,35	-	80,53%
13	Juli I	-	17,30	144,00	212,84	0,86	-	82,71%

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
14	Juli II	-	-	104,86	191,51	3,63	-	83,93%
15	Agustus I	-	14,29	179,70	208,51	2,50	-	82,03%
16	Agustus II	-	30,63	224,37	284,40	0,60	-	82,22%
17	September I	-	60,80	289,04	189,57	0,60	-	80,21%
18	September II	-	71,48	326,91	145,72	0,90	-	80,68%
19	Oktober I	-	106,75	308,36	179,90	-	-	82,17%
20	Oktober II	-	100,88	310,18	173,95	-	-	82,57%
21	November I	-	119,14	281,68	139,19	-	-	80,49%
22	November II	-	33,77	263,06	238,17	-	-	79,60%
23	Desember	-	9,04	287,80	521,09	0,50	-	82,17%

Lokasi: PGT Sukun

Tahun: 2023

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IHA	IIB	
1	Januari I	0	0	15,3	275,4	0	0	80,44%
2	Januari II	0	0	55,239	444,428	0,133	0	81,06%
3	Februari I	0	0	48,635	306,551	1,814	0	77,98%
4	Februari II	0	0	49,317	320,833	7,25	0	78,11%
5	Maret I	0	0	65,311	328,225	4,264	0	78,04%
6	Maret II	-	-	17,544	338,492	10,152	1,012	80,41%
7	April I	0	0	6,995	267,929	91,8	20,815	75,51%
8	April II	0	0	10,2	285,905	66,3	4,795	79,63%
9	Mei I	0	0	23,142	211,458	66,3	0	79,50%
10	Mei II	0	0	70,296	357,029	21,475	0	79,19%
11	Juni I	0	0	45,9	309,625	1,475	0	79,90%
12	Juni II	0	0	51	346,152	0,648	0	79,36%
13	Juli I	-	-	75,88	386,86	1,37	-	78,73%

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
14	Juli II	-	2,66	66,20	333,43	0,61	-	80,00%
15	Agustus I	-	-	117,30	307,50	3,60	-	79,66%
16	Agustus II	-	-	154,25	421,85	0,20	-	80,30%
17	September I	-	3,08	66,30	318,23	-	-	79,07%
18	September II	-	-	137,70	379,82	2,68	-	79,72%
19	Oktober I	-	-	198,90	336,60	-	-	79,70%
20	Oktober II	-	-	198,90	494,70	-	-	80,20%
21	November I	-	-	321,30	237,90	1,81	-	79,57%
22	November II	-	16,19	304,21	140,85	-	-	78,48%
23	Desember	-	150,47	244,12	210,68	-	-	79,72%

Lokasi: PGT Sindangwangi

Tahun: 2023

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	Januari I	0	0	275,999	188,891	28,439	0	80,10%
2	Januari II	0	57,659	619,81	543,238	77,073	0,583	80,41%
3	Februari I	0	72,094	207,12	407,792	47,726	0,23	78,15%
4	Februari II	0	156,529	409,978	738,211	78,573	0,835	77,17%
5	Maret I	0	58,405	511,522	255,536	25,895	0	81,06%
6	Maret II	-	139,06	487,43	325,88	13,38	-	80,93%
7	April I	0	160,353	400,224	340,913	21,504	0	81,24%
8	April II	0	94,336	357,717	217,552	28,02	0	80,91%
9	Mei I	0	141,01	392,029	354,044	9,642	0	79,68%
10	Mei II	1,275	121,074	471,432	353,002	14,644	0	79,87%
11	Juni I	0	66,709	414,994	397,74	22,343	0,071	80,04%
12	Juni II	10,337	97,285	414,657	283,568	24,572	0	79,36%
13	Juli I	5,51	46,89	454,01	246,91	20,88	-	80,26%

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
14	Juli II	9,50	146,87	490,54	273,73	8,23	-	80,77%
15	Agustus I	15,12	405,17	260,22	180,27	6,03	-	79,62%
16	Agustus II	13,14	187,16	483,47	219,50	17,72	-	81,41%
17	September I	13,55	193,66	386,03	243,23	2,81	-	80,26%
18	September II	19,25	138,25	454,83	305,07	4,00	-	79,85%
19	Oktober I	19,49	44,05	648,71	188,28	0,26	-	79,76%
20	Oktober II	20,51	100,33	606,40	239,54	4,53	-	80,22%
21	November I	27,16	144,60	433,44	261,40	0,24	-	79,83%
22	November II	11,86	192,70	442,19	233,63	-	-	79,69%
23	Desember	-	192,69	845,09	218,85	0,53	-	78,11%

Lokasi: PGT Cimanggu

Tahun: 2023

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	Januari I	0	3,891	14,596	246,304	0	0	83,96%
2	Januari II	0	12,307	61,002	528,061	0	0	82,01%
3	Februari I	0	11,256	62,964	356,289	0	0	82,28%
4	Februari II	0	10	52,952	344,763	0	0	77,73%
5	Maret I	0	18,074	84,396	331,844	0	0	81,44%
6	Maret II	0,49	24,08	86,80	301,82	-	-	81,59%
7	April I	0	31,157	76,889	311,364	0	0	80,90%
8	April II	0	17,5	41,965	343,015	0	0	84,26%
9	Mei I	0	11,839	77,36	281,996	0	0	81,49%
10	Mei II	1,946	32,373	82,114	272,233	0	0	84,23%
11	Juni I	0	42,5	127,5	316,23	0	0	82,01%
12	Juni II	5	59,484	127,157	359,484	0	0	80,77%
13	Juli I	-	66,63	156,47	267,89	-	-	80,23%

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
14	Juli II	9,30	65,00	226,05	242,96	-	-	83,15%
15	Agustus I	-	100,00	219,74	183,91	-	-	80,06%
16	Agustus II	9,30	162,50	385,35	206,41	-	-	83,77%
17	September I	20,00	105,00	278,40	95,00	-	-	83,12%
18	September II	20,00	185,00	526,28	50,00	-	-	78,49%
19	Oktober I	52,50	142,50	559,15	-	-	-	78,11%
20	Oktober II	27,50	172,03	619,99	91,73	-	-	81,66%
21	November I	7,50	305,61	412,61	45,42	-	-	84,29%
22	November II	37,16	144,31	383,35	46,71	-	-	78,39%
23	Desember I	-	27,06	359,39	43,25	-	-	81,34%
24	Desember II	-	13,19	197,05	85,71	-	-	84,23%

Lokasi: PGT Winduaji

Tahun: 2023

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	Januari I	-	6,977	30,453	297,815	-		79,07%
2	Januari II	-	16,182	73,348	379,745	-	-	80,40%
3	Februari I	-	19,272	101,718	341,710	-		82,89%
4	Februari II	-	13,567	90,939	251,849	-	-	80,47%
5	Maret I	-	17,238	137,318	280,439	-		81,99%
6	Maret II	-	23,304	109,942	331,039	-		83,60%
7	April I	-	18,331	101,074	334,085	-		79,20%
8	April II	-	2,210	24,100	428,200	0,960		81,65%
9	Mei I	-	12,643	77,297	215,290	-		81,78%
10	Mei II	-	18,934	76,011	315,750	-		81,89%
11	Juni I	-	28,135	147,010	339,300	-		80,75%
12	Juni II	2,200	33,690	344,336	161,034	-		81,12%
13	Juli I	3,56	42,74	323,63	50,39			80,76%

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
14	Juli II	0,86	25,82	354,84	36,72	-		84,92%
15	Agustus I	1,10	33,03	412,59	12,74	-		80,56%
16	Agustus II	6,90	78,36	561,48	0,10	-		82,86%
17	September I	-	69,50	435,21	-	-		81,40%
18	September II	-	154,58	462,45	-	-		79,87%
19	Oktober I	5,78	173,18	465,04	-	-		82,22%
20	Oktober II	8,97	203,22	559,76	-	-		82,98%
21	November I	-	96,16	429,66	5,00	-		83,73%
22	November II	-	48,04	504,32	33,70	-		83,25%
23	Desember I	-	16,72	354,73	41,25	-		83,30%
24	Desember II	-	11,95	201,54	71,93	-		82,33%

Lokasi: PGT Sapuran

Tahun: 2023

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	Januari I	0	0	7,365	286,3	0	0	79,67%
2	Januari II	0	0	45,442	454,338	0	0	79,04%
3	Februari I	0	1,0099	104,287	392,453 1	0	0	81,69%
4	Februari II	0	0	70,7637	277,196 3	0	0	80,62%
5	Maret I	0	2,271	98,997	397,067	0	0	79,69%
6	Maret II	0	0	96,746	395,769	0	0	81,68%
7	April I	0	5,565	100,612	291,628 4	0	0	83,11%
8	April II	0	4,846	81,114	396,3	0	0	81,81%
9	Mei I	0	0,623	46,628	297,964	0	0	79,87%
10	Mei II	0	0	62,28	386,155	0	0	80,32%
11	Juni I	0	5,578	136,095	307,937	0	0	81,92%

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
12	Juni II	0,378	33,113	326,886	231,303	0	0	83,34%
13	Juli I	-	33,41	257,49	49,62	-	-	81,91%
14	Juli II	-	147,04	449,68	46,54	-	-	83,32%
15	Agustus I	1,54	165,79	333,05	35,52	-	-	81,63%
16	Agustus II	-	193,54	495,25	36,91	-	-	83,38%
17	September I	3,10	174,06	290,15	14,29	-	-	80,12%
18	September II	11,37	201,71	496,15	26,19	-	-	81,95%
19	Oktober I	5,31	212,92	455,13	10,10	-	-	81,46%
20	Oktober II	11,19	248,40	467,44	12,43	-	-	82,47%
21	November I	5,93	140,13	460,05	23,67	-	-	80,96%
22	November II	4,57	64,17	534,18	17,50	-	-	83,20%
23	Desember I	-	28,64	400,11	14,00	-	-	81,31%
24	Desember II	-	3,23	313,44	4,95	-	-	81,87%

Lokasi: PGT PPCI

Tahun: 2023

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IHA	IIB	
1	Januari I	0,51	3,49	10,00	118,99	8,77	-	82,42%
2	Januari II	-	1,72	53,40	394,73	43,77	-	82,68%
3	Februari I	-	1,81	43,19	338,25	7,92	-	82,38%
4	Februari II	-	2,11	31,71	171,32	3,55	-	82,62%
5	Maret I	-	-	18,37	278,31	20,49	-	82,72%
6	Maret II	-	2,35	12,21	422,33	16,44	-	80,59%
7	April I	-	-	35,51	380,47	22,92	-	79,97%
8	April II	-	-	29,11	436,60	16,64	-	80,81%
9	Mei I	-	5,84	21,98	186,55	3,98	-	82,66%
10	Mei II	-	-	60,63	380,00	13,90	-	81,18%
11	Juni I	-	7,66	39,46	282,39	45,76	8,78	82,66%
12	Juni II	1,02	5,52	22,75	381,68	40,03	16,78	81,18%
13	Juli I	-	10,03	47,13	313,49	63,60	1,20	81,70%

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
14	Juli II	-	6,58	54,03	313,40	54,33	0,87	82,47%
15	Agustus I	0,25	4,25	55,23	325,26	58,57	-	80,84%
16	Agustus II	1,03	8,63	203,25	382,94	9,38	-	80,43%
17	September I	7,17	36,25	391,56	118,43	1,48	-	80,67%
18	September II	3,99	17,00	741,57	82,14	0,99	0,25	80,51%
19	Oktober I	3,86	3,64	660,84	63,74	0,24	-	80,67%
20	Oktober II	-	18,00	523,08	15,63	-	-	80,51%
21	November I	4,31	8,48	393,71	14,87	0,26	-	82,26%
22	November II	-	-	470,96	19,50	-	-	82,05%
23	Desember I	1,58	7,77	336,97	20,94	0,25	-	80,82%
24	Desember II	-	1,39	488,94	56,98	2,34	0,05	81,48%

Lokasi: PGT Rejowinangun

Tahun: 2024

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	Januari	0	133,288	1112,62	481,579	5,278	0	78,92%
2	Februari	-	0	129,347	565,857	2,296	0	77,39%
3	Maret	-	0	125,837	770,316	3,847	0	79,13%
4	April	-	0	137,849	677,521	2,130	0	77,51%
5	Mei	-	2,858	239,123	604,519	1,000	0	77,16%

Lokasi: PGT Garahan

Tahun: 2024

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	Januari	0	1,544	172,05	553,802	2,604	0	80,03%
2	Februari	0	1,342	164,615	443,689	0,354	0	78,81%

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
3	Maret	0	0,958	113,576	565,017	0,449	0	82,20%
4	April	0	0,805	184,069	465,126	0	0	80,82%
5	Mei	0	6,724	235,348	342,928	0	0	79,27%

Lokasi: PGT Sukun

Tahun: 2024

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	Januari	0	0	91,8	655,224	7,776	0	79,91%
2	Februari	0	0	56,1	489,073	5,627	0	78,18%
3	Maret	0	0	81,6	753,557	1,243	0	80,79%
4	April	0	0	75,518	531,382	0	0	78,92%
5	Mei	0	0	147,9	494,7	0	0	78,14%

Lokasi: PGT Sindangwangi

Tahun: 2024

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	Januari	0	133,288	1112,62	481,579	5,278	0	79,70%
2	Februari	3,796	446,233	593,023	302,749	0,694	0	75,71%
3	Maret	0	158,784	768,969	385,074	2,376	0	80,87%
4	April	0	213,39	724,311	417,633	1,231	0	80,98%
5	Mei	1,78	269,919	635,839	448,493	7,593	0	80,38%

Lokasi: PGT Cimanggu

Tahun: 2024

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	Januari	0	13,935	366,62	463,039	0	0	81,01%

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
2	Februari	0	3,242	169,146	343,973	0	0	80,55%
3	Maret	0	3,417	215,621	560,208	0	0	81,14%
4	April	0	1,665	169,098	565,002	0	0	83,27%
5	Mei	0	8,632	207,287	476,269	0	0	81,20%

Lokasi: PGT Winduaji

Tahun: 2024

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	Januari	0	17,653	347,925	498,608	0	0	81,07%
2	Februari	0	8,809	218,489	337,185	0	0	82,34%
3	Maret	0	11,771	285,883	470,168	0	0	82,55%
4	April	0	7,085	274,031	435,895	0	0	82,06%
5	Mei	0	20,683	268,496	340,702	0	0	79,63%

Lokasi: PGT Sapuran

Tahun: 2024

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	Januari	0	0	327,937	629,723	0	0	82,49%
2	Februari	0	0	31,97	656,515	0	0	80,12%
3	Maret	0	0	41,951	792,975	0	0	80,90%
4	April	0	0	39,635	697,566	0	0	82,79%
5	Mei	0	0	92,133	489,142	0	0	80,21%

Lokasi: PGT PPCI

Tahun: 2024

No	Periode	Mutu Getah (ton)						Alpha P (%)
		SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	Januari	-	3,37	318,13	386,20	-	-	84,84%
2	Februari	-	1,97	29,57	454,33	4,66	-	84,65%

3	Maret	-	1,07	18,93	591,03	14,96	0,62	83,19%
4	April	-	0,87	10,00	559,83	54,29	3,76	83,43%
5	Mei	-	1,51	73,02	465,54	19,01	0,73	80,45%

Lampiran 4: Data Training Mutu Getah

No	Mutu Getah (ton)						Kadar AP
	SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	0	5,09	48,63	236,27	0	0	0,8093
2	0	57,659	619,81	543,238	77,073	0,583	0,8041
3	0	147,03	449,68	46,54	0	0	0,8332
4	3,79 6	446,233	593,02 3	302,749	0,694	0	0,7571
5	9,3	65	226,05	242,96	0	0	0,8315
6	0	0,623	46,628	297,964	0	0	0,7987
7	0	0,958	113,57 6	565,017	0,449	0	0,822
8	0	160,353	400,22 4	340,913	21,504	0	0,8124
9	0	64,05	170,97	368,35	19,13	0	0,7821
10	5,78	173,18	465,03	0	0	0	0,8222
11	20	185	526,28	50	0	0	0,7849
12	5,93	140,13	460,05	23,67	0	0	0,8096
13	0	13,935	366,62	463,039	0	0	0,8101
14	0	13,99	125,41	87,49	5,53	0,08	0,7788
15	0	0	18,37	278,31	20,49	0	0,8272 48148
16	1,54	165,79	333,05	35,52	0	0	0,8163
17	0	33,77	263,06	238,17	0	0	0,796
18	0	58,405	511,52 2	255,536	25,895	0	0,8106
19	0	0	126,68	319,695	3,625	0	0,7871
20	5	59,484	127,15 7	359,484	0	0	0,8077
21	0	0	117,3	307,5	3,6	0	0,7966
22	0	100	219,74	183,91	0	0	0,8006
23	0	0	17,544	338,492	10,152	1,012	0,8041

No	Mutu Getah (ton)						Kadar AP
	SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
24	0	0	198,9	494,7	0	0	0,802
25	0	0	53,17	314,38	0,45	0	0,8173
26	9,5	146,87	490,54	273,72	8,23	0	0,8077
27	0	60,8	289,04	189,57	0,6	0	0,8021
28	0	6,6	182,39	422,05	26,47	0	0,803
29	0	0	70,763 7	277,1963	0	0	0,8062
30	27,1 6	144,6	433,44	261,4	0,24	0	0,7983
31	0	0	0	251,74	0,26	0	0,8069
32	0	0	101,78	423,22	0	0	0,8025
33	0	2,21	24,1	428,2	0,96	0	0,8165
34	0	2,66	66,2	333,43	0,61	0	0,8
35	0	0	70,296	357,029	21,475	0	0,7919
36	0	12,643	77,297	215,29	0	0	0,8178
37	0	1,39	488,94	56,98	2,34	0,05	0,8148 075
38	0	62,1	322,72	572,51	2,67	0	0,7895
39	0	0	35,5	380,47	22,92	0	0,7997 34783
40	11,3 6	201,71	496,15	26,19	0	0	0,8195
41	0	0	10,2	285,905	66,3	4,795	0,7963
42	3,86	3,64	660,84	63,74	0,24	0	0,8066 57692
43	0	66,709	414,99 4	397,74	22,343	0,071	0,8004
44	0	0	65,311	328,225	4,264	0	0,7804
45	0	18,331	101,07 4	334,085	0	0	0,792
46	3,1	174,06	290,15	14,29	0	0	0,8012

No	Mutu Getah (ton)						Kadar AP
	SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
47	0	13,19	197,05	85,71	0	0	0,8423
48	13,55	193,66	386,03	243,23	2,81	0	0,8026
49	0	16,182	73,348	379,745	0	0	0,804
50	0,86	25,82	354,84	36,72	0	0	0,8492
51	4,57	64,17	534,18	17,5	0	0	0,832
52	0	0	56,1	489,073	5,627	0	0,7818
53	0	71,48	326,91	145,72	0,9	0	0,8068
54	0	12,4	156,46	277,88	25,75	0	0,7774
55	0	0	93,43	261,18	0,38	0	0,7993
56	0	0	49,317	320,833	7,25	0	0,7811
57	0	213,39	724,311	417,633	1,231	0	0,8098
58	0	121,72	281,9	301,05	0,33	0	0,7894
59	0,378	33,113	326,886	231,303	0	0	0,8334
60	0	9,04	287,8	521,09	0,5	0	0,8217
61	0	193,54	495,25	36,91	0	0	0,8338
62	0	3,37	318,13	386,2	0	0	0,8484
63	0	1,51	73,02	465,54	19,01	0,73	0,8045
64	11,19	248,4	467,44	12,43	0	0	0,8247
65	0	0	154,25	421,85	0,2	0	0,803
66	0	18,934	76,011	315,75	0	0	0,8189
67	0	0	110,23	275,722	4,048	0	0,7918
68	0	0	75,88	386,86	1,37	0	0,7873
69	0	0	62,28	386,155	0	0	0,8032
70	0	8,632	207,287	476,269	0	0	0,812

No	Mutu Getah (ton)						Kadar AP
	SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
71	0	100,88	310,18	173,95	0	0	0,8257
72	0,25	4,25	55,23	325,26	58,57	0	0,8083 92308
73	0	0	166,10 5	297,544	56,15	5,201	0,7944
74	0	2,11	31,71	171,32	3,55	0	0,8261 73333
75	0	156,529	409,97 8	738,211	78,573	0,835	0,7717
76	0	0	327,93 7	629,723	0	0	0,8249
77	0	0	39,635	697,566	0	0	0,8279
78	27,5	172,03	619,99	91,73	0	0	0,8166
79	0	133,288	1112,6 23	481,579	5,278	0	0,797
80	0	1,71	53,4	394,73	43,77	0	0,8267 63415
81	0,49	24,08	86,8	301,82	0	0	0,8159
82	0	0	104,87 8	323,044	7,078	0	0,7771
83	0	3,891	14,596	246,304	0	0	0,8396
84	0	96,16	429,66	5	0	0	0,8373
85	0	20,683	268,49 6	340,702	0	0	0,7963
86	7,5	305,61	412,61	45,42	0	0	0,8429
87	0	0	67,5	231,487	1,013	0	0,7772
88	0	12,307	61,002	528,061	0	0	0,8201
89	0	11,256	62,964	356,289	0	0	0,8228
90	0	150,47	244,12	210,68	0	0	0,7972
91	0	0	48,635	306,551	1,814	0	0,7798
92	0	0	55,239	444,428	0,133	0	0,8106

No	Mutu Getah (ton)						Kadar AP
	SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
93	13,14	187,16	483,47	219,5	17,72	0	0,8141
94	0	1,07	18,93	591,03	14,96	0,62	0,8319
95	0	7,88	91,38	72,89	0,45	0	0,793
96	0	141,01	392,029	354,044	9,642	0	0,7968
97	0	17,5	41,965	343,015	0	0	0,8426
98	1,1	33,03	412,59	12,74	0	0	0,8056
99	0	18	523,08	15,63	0	0	0,805138095
100	0	0,87	10	559,83	54,29	3,76	0,8343
101	0	0	50,43	332,07	35	2,5	0,7674
102	0	16,19	304,21	140,85	0	0	0,7848
103	15,12	405,17	260,22	180,27	6,03	0	0,7962
104	0	17,238	137,318	280,439	0	0	0,8199
105	0	17,653	347,925	498,608	0	0	0,8107
106	0	5,84	21,98	186,55	3,98	0	0,826592593
107	0	1,544	172,05	553,802	2,604	0	0,8003
108	0	133,288	1112,623	481,579	5,278	0	0,7892
109	0	0	91,8	655,224	7,776	0	0,7991
110	11,86	192,7	442,19	233,63	0	0	0,7969
111	0	0	92,133	489,142	0	0	0,8021
112	0	0	150,529	383,517	43,454	0	0,7872
113	0	19,272	101,718	341,71	0	0	0,8289

No	Mutu Getah (ton)						Kadar AP
	SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
114	1,94 6	32,373	82,114	272,233	0	0	0,8423
115	0	17,06	167,94	229,65	5,35	0	0,8053
116	0	0	45,9	309,625	1,475	0	0,799
117	0	0	198,9	336,6	0	0	0,797
118	0	0	158,75 8	412,013	6,729	0	0,779
119	0	13,567	90,939	251,849	0	0	0,8047
120	3,99	17	741,57	82,14	0,99	0,25	0,8051 38095
121	0	106,75	308,35	179,9	0	0	0,8217
122	0	66,63	156,47	267,89	0	0	0,8023
123	6,9	78,36	561,48	0,1	0	0	0,8286
124	0	6,724	235,34 8	342,928	0	0	0,7927
125	0	177,98	558,05	1092,361	54,11	0	0,7884
126	0	14,29	179,7	208,51	2,5	0	0,8203
127	0	69,5	435,21	0	0	0	0,814
128	0	0	6,995	267,929	91,8	20,81 5	0,7551
129	0	3,23	313,44	4,95	0	0	0,8187
130	1,02	5,52	22,75	381,68	40,03	16,78	0,8118 32143
131	2,2	33,69	344,33 6	161,034	0	0	0,8112
132	0	6,14	32,49	337,13	29,24	0	0,8136
133	0	0	119,97	295,03	0	0	0,8198
134	37,1 6	144,31	383,35	46,71	0	0	0,7839
135	0	28,64	400,11	14	0	0	0,8131

No	Mutu Getah (ton)						Kadar AP
	SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
136	0	5,578	136,095	307,937	0	0	0,8192
137	0	0	120,75	244,25	0	0	0,7842
138	1,58	7,77	336,97	20,94	0,25	0	0,808169444
139	0	28,135	147,01	339,3	0	0	0,8075
140	4,31	8,48	393,71	14,87	0,26	0	0,822571429
141	0	0	75,518	531,382	0	0	0,7892
142	0	0	34,51	205,17	0	0,32	0,8103
143	0	1,81	43,19	338,25	7,91	0	0,82377619
144	0	0	45,442	454,338	0	0	0,7904
145	0	0	125,837	770,316	3,847	0	0,7913
146	0	5,565	100,612	291,6284	0	0	0,8311
147	0	0	113,05	316,95	0	0	0,8082
148	0	10,03	47,13	313,49	63,6	1,2	0,816965385
149	0	31,157	76,889	311,364	0	0	0,809
150	5,51	46,89	454,01	246,91	20,88	0	0,8026
151	0	1,97	29,57	454,33	4,66	0	0,8465
152	0	7,66	39,46	282,39	45,76	8,78	0,826592593
153	1,275	121,074	471,432	353,002	14,644	0	0,7987
154	0	0,805	184,069	465,126	0	0	0,8082
155	0	27,06	359,39	43,25	0	0	0,8134
156	0	4,846	81,114	396,3	0	0	0,8181
157	0	0	41,951	792,975	0	0	0,809

No	Mutu Getah (ton)						Kadar AP
	SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
158	0	72,094	207,12	407,792	47,726	0,23	0,7815
159	0	94,336	357,717	217,552	28,02	0	0,8091
160	0	0	37,6	358,16	0,24	0	0,8074
161	0,51	3,49	10	118,98	8,77	0	0,824241667
162	10,337	97,285	414,657	283,568	24,572	0	0,7936
163	0	8,809	218,489	337,185	0	0	0,8234
164	0	0	60,63	380	13,9	0	0,811832143
165	0	7,085	274,031	435,895	0	0	0,8206
166	0	30,63	224,37	284,4	0,6	0	0,8222
167	0	2,858	239,123	604,519	1	0	0,7716
168	0	0	51	346,152	0,648	0	0,7936
169	0	11,95	201,54	71,93	0	0	0,8233
170	19,49	44,05	648,71	188,28	0,26	0	0,7976
171	0	0	275,999	188,891	28,439	0	0,801
172	19,25	138,25	454,83	305,07	4	0	0,7985
173	0	17,3	144	212,84	0,86	0	0,8271
174	0	49,24	381,94	265,86	0,35	0,11	0,772
175	0	3,417	215,621	560,208	0	0	0,8114
176	0	0	75,652	268,48	165,001	0,867	0,7871
177	0	42,5	127,5	316,23	0	0	0,8201

No	Mutu Getah (ton)						Kadar AP
	SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
178	0	1,342	164,61 5	443,689	0,354	0	0,7881
179	0	0	321,3	237,9	1,81	0	0,7957
180	0	0	137,84 9	677,521	2,13	0	0,7751
181	0	6,977	30,453	297,815	0	0	0,7907
182	0	0	15,3	275,4	0	0	0,8044
183	0	0	29,11	436,6	16,64	0	0,8081

Lampiran 5: Data Testing Mutu Getah

No	Mutu Getah (ton)						Kadar AP
	SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
1	0	16,72	354,73	41,25	0	0	0,833
2	0	0	81,6	753,557	1,243	0	0,8079
3	0	23,304	109,94 2	331,039	0	0	0,836
4	0	0	470,96	19,5	0	0	0,8205 15
5	0	0	7,365	286,3	0	0	0,7967
6	0	10	52,952	344,763	0	0	0,7773
7	0	11,771	285,88 3	470,168	0	0	0,8255
8	0	139,06	487,43	325,88	13,38	0	0,8093
9	0	0	31,97	656,515	0	0	0,8012
10	0	2,35	12,21	422,33	16,44	0	0,8059 33333
11	0	2,271	98,997	397,067	0	0	0,7969
12	52,5	142,5	559,15	0	0	0	0,7811
13	0	0	137,7	379,82	2,68	0	0,7972
14	0	0	60	229,23	175	0,77	0,7812
15	3,56	42,74	323,63	50,39	0	0	0,8076
16	0	48,04	504,32	33,7	0	0	0,8325
17	0	11,839	77,36	281,996	0	0	0,8149
18	0	0	165	433,495	1,505	0	0,7968
19	0	119,14	281,68	139,19	0	0	0,8049
20	5,31	212,92	455,13	10,1	0	0	0,8146
21	0	6,58	54,03	313,4	54,33	0,87	0,8248
22	9,3	162,5	385,35	206,41	0	0	0,8377
23	1,78	269,919	635,83 9	448,493	7,593	0	0,8038

No	Mutu Getah (ton)						Kadar AP
	SP	P	IA	IB	IIA	IIB	
24	0	1,665	169,098	565,002	0	0	0,8327
25	20	105	278,4	95	0	0	0,8312
26	0	3,08	66,3	318,23	0	0	0,7907
27	0	33,41	257,49	49,61	0	0	0,8191
28	0	0	104,86	191,51	3,63	0	0,8393
29	0	12,62	89,89	532,39	32,61	0	0,7778
30	0	1,0099	104,287	392,4531	0	0	0,8169
31	1,03	8,63	203,25	382,94	9,38	0	0,8043 28333
32	8,97	203,22	559,76	0	0	0	0,8298
33	0	0	129,347	565,857	2,296	0	0,7739
34	0	0	23,142	211,458	66,3	0	0,795
35	0	192,69	845,09	218,85	0,53	0	0,7811
36	0	35,82	317,65	475,91	10,62	0	0,7796
37	0	66,58	260	432,22	21,19	0	0,7942
38	7,17	36,25	391,56	118,43	1,48	0	0,8066 57692
39	0	0	60	319,74	157,5	2,76	0,7813
40	0	18,074	84,396	331,844	0	0	0,8144
41	0	158,784	768,969	385,074	2,376	0	0,8087
42	20,51	100,33	606,4	239,54	4,53	0	0,8022
43	0	0	96,746	395,769	0	0	0,8168
44	0	154,58	462,45	0	0	0	0,7987
45	0	3,242	169,146	343,973	0	0	0,8055
46	0	0	147,9	494,7	0	0	0,7814

Lampiran 6: Perhitungan Determinasi Matriks di Microsoft Excel

=MDETERM(B191:H197)		
	Z	AA
det(A)		7,45419E+32
det(A1)		6,09164E+32
det(A2)		-2,33905E+29
det(A3)		-9,1286E+27
det(A4)		-2,23247E+27
det(A5)		-1,79444E+28
det(A6)		-1,02029E+29
det(A7)		-4,53115E+29

Lampiran 7: Source Code Preprocessing Data

```
# Import Library
import numpy as np
import pandas as pd
from google.colab import files
```

```
# Upload dan Load Dataset
uploades = files.upload()
df_getah = pd.read_excel("Data_Getah.xlsx")
df_getah.head()
```

```
df_getah.shape #mengetahui jumlah baris dan kolom di data frame
```

```
df_getah.dtypes #menampilkan tipe data dari setiap kolom dalam DataFrame
```

```
# Menghitung missing values
df_getah.isna().sum()
```

```
# Mengganti nilai NaN dengan 0
df_getah.fillna(0, inplace=True)
df_getah.head()
```

```
# Mengecek nilai unik
df_getah[' SP '].unique()
df_getah[' P '].unique()
df_getah[' IA '].unique()
df_getah[' IB '].unique()
df_getah[' IIA '].unique()
df_getah[' IIB '].unique()
```

```
# Mengubah nilai - dengan 0
df_getah.replace([' - ', ' - ', ' - ', ' - ', ' - ', ' - ', ' - ', ' - ', ' - ', ' - '], 0, inplace=True)
df_getah.head()
```

```
for col in [' SP ', ' P ', ' IA ', ' IB ', ' IIA ', ' IIB ']:
    df_getah[col] = df_getah[col].astype(str).str.strip() # menghilangkan spasi
    df_getah[col] = pd.to_numeric(df_getah[col], errors='coerce') # mengubah ke tipe numerik
df_getah.info()
```

Lampiran 8: *Source Code* Model Regresi Linear Berganda

```
# Import Library
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn import metrics
from google.colab import files
```

```
# Persiapan Fitur dan Target
X = df_getah[[' SP ', ' P ', ' IA ', ' IB ', ' IIA ', ' IIB ']] # Variabel independent (fitur)
y = df_getah[' Alpha P (%) ' ] # Variabel dependent (target)

# Pembagian Dataset
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=0)
```

```
# Pelatihan Model Regresi Linear
reg = LinearRegression()
reg.fit(X_train, y_train)
coef = reg.coef_ # Menyimpan nilai koefisien
intercept = reg.intercept_ # Menyimpan nilai intercept)
y_pred = reg.predict(X_test) # Prediksi menggunakan model
```

```
#Mencetak Persamaan Regresi Linear Berganda
nama_variabel = X.columns
persamaan = f"Y = {intercept:.7f}"

for indeks in range(len(coef)):
    koefisien = coef[indeks]
    variabel = nama_variabel[indeks]

    if koefisien >= 0:
        persamaan += " + "
        persamaan += f"{koefisien:.7f}{variabel.strip()}"
    else:
        persamaan += " - "
        persamaan += f"{abs(koefisien):.7f}{variabel.strip()}"

print("Persamaan Regresi Linear Berganda Prediksi Kadar Alpha Pinene Adalah:")
print(persamaan)
```

Lampiran 9: Riwayat Hidup

RIWAYAT HIDUP**A. Identitas Diri**

1. Nama Lengkap : Nisrina Nur Sa'idah
2. Tempat & Tanggal Lahir : Bojonegoro, 5 Agustus
2003
3. Alamat Rumah : Sitimulyo Ir. 1C, Kec. Cepu,
Kab. Blora
4. HP : 082335436432
5. Email : nisrinanurs05@gmail.com

B. Riwayat Pendidikan

1. Sekolah Dasar Islam Terpadu (SDIT) Mutiara Insan Cepu
2. Sekolah Menengah Pertama Negeri (SMP N) 3 Cepu
3. Sekolah Menengah Atas Negeri (SMA N) 1 Cepu