

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka ini menyajikan kerangka pemikiran dan konsep-konsep dasar yang menjadi acuan dalam pengembangan aplikasi prediksi harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit. Pembahasan diawali dengan pemahaman mengenai karakteristik komoditas kelapa sawit dan dinamika penentuan harga TBS di Provinsi Riau sebagai objek utama penelitian. Selanjutnya, dipaparkan teori mengenai Rough Set sebagai metode untuk menangani ketidakpastian data, serta Regresi Linear Berganda yang digunakan sebagai teknik pemodelan statistik untuk memetakan hubungan antar variabel independen terhadap fluktuasi harga.

Selain aspek algoritma, bab ini juga menguraikan prinsip-prinsip pengembangan perangkat lunak menggunakan metode *Waterfall* dan konsep dasar aplikasi berbasis Mobile. Penjelasan ini diharapkan dapat memberikan dasar ilmiah yang kokoh dalam mendukung perancangan sistem prediksi yang akurat, efisien, dan tepat guna bagi para pelaku industri sawit.

2.1 Kelapa Sawit dan Tandan Buah Segar (TBS)

Kelapa sawit (*Elaeis guineensis* Jacq.) merupakan salah satu komoditas perkebunan paling strategis yang memegang peranan krusial dalam memacu pertumbuhan ekonomi makro di Indonesia. Sebagai tanaman penghasil minyak nabati terbesar per hektarnya, kelapa sawit menghasilkan dua jenis minyak utama, yaitu *Crude Palm Oil (CPO)* dari mesokarp (daging buah) dan *Crude Palm Kernel Oil (CPKO)* dari kernel (inti biji). Hasil panen langsung dari pohon kelapa sawit disebut dengan Tandan Buah Segar (TBS).

Menurut Fauzi dkk. (2020), nilai ekonomi dan rendemen (kandungan minyak) dari sebutir TBS sangat dipengaruhi oleh fasa umur biologi tanaman. Tanaman sawit umumnya mulai berbuah pada umur 3 tahun (tanaman muda) dan mencapai fasa produksi puncaknya pada rentang umur 10 hingga 20 tahun, sebelum akhirnya mengalami penurunan produktivitas secara bertahap hingga umur 25 tahun ke atas (tanaman tua). Oleh karena itu, Dinas Perkebunan menetapkan standardisasi harga jual TBS yang berbeda secara spesifik berdasarkan klasifikasi kelompok umur tanaman guna menjamin keadilan

transaksi antara Pabrik Kelapa Sawit (PKS) dan petani swadaya.

2.2 Komponen Penentu Harga TBS

Mekanisme penetapan harga pasar TBS kelapa sawit di tingkat petani swadaya tidak berdiri sendiri, melainkan terikat secara linear oleh tiga parameter makro utama yang dikeluarkan secara berkala oleh tim rumus pemerintah regional. Ketiga komponen tersebut meliputi:

1. *Crude Palm Oil* (CPO): Harga pasar mentah minyak kelapa sawit pasca-olahan pabrik yang sangat berkorelasi dengan indeks harga komoditas nabati pada bursa berjangka global.
2. Harga Kernel: Nilai jual komoditas inti biji kelapa sawit yang digunakan sebagai bahan baku industri kosmetik, oleokimia, dan produk turunan tingkat lanjut.
3. Indeks K: Sebuah nilai persentase regulasi yang ditetapkan oleh Dinas Perkebunan untuk mengompensasi proporsi indeks efisiensi operasional pabrik, kadar air, penyusutan, serta komponen biaya tidak langsung lainnya. Indeks K bertindak sebagai faktor pengali bobot kepatuhan harga di suatu wilayah.

2.3 Rough Set Theory

Rough Set Theory merupakan sebuah metodologi matematika terapan yang pertama kali diperkenalkan oleh Zdzisław Pawlak pada awal tahun 1980-an. Metode ini dirancang secara khusus untuk melakukan analisis data, ekstraksi pola, serta reduksi dimensi pada basis data yang mengandung ketidakpastian, ketidakjelasan (*vagueness*), ketidaksempurnaan, maupun ambiguitas data (*imprecise data*) tanpa memerlukan asumsi statistik tambahan seperti probabilitas.

Di dalam sistem informasi *Rough Set*, dataset direpresentasikan ke dalam bentuk tabel keputusan (*Decision Table*) yang terdiri dari himpunan atribut kondisi (Condition Attributes) dan atribut keputusan (*Decision Attribute*, D). Konsep fundamental dalam *Rough Set* bertumpu pada klasifikasi objek menggunakan dua batasan operator himpunan utama, yaitu:

1. Lower Approximation (Himpunan Batas Bawah / *Positive Region*): Himpunan seluruh objek data historis yang berdasarkan atribut kondisinya

dapat diklasifikasikan secara mutlak dan pasti ke dalam anggota himpunan keputusan tanpa ada keraguan.

2. Upper Approximation (Himpunan Batas Atas): Himpunan seluruh objek data yang mengandung kemungkinan (berpeluang) untuk diklasifikasikan ke dalam target keputusan.

Selisih ruang antara Upper Approximation dan Lower Approximation disebut sebagai Boundary Region (Daerah Perbatasan/Ambigua). Jika daerah perbatasan ini bernilai kosong, maka himpunan data tersebut dikatakan set (crisp/exact). Dalam penelitian sistem informasi prediktif, Rough Set diimplementasikan pada tahap pra-pemrosesan data untuk mengeliminasi data inkonsisten yang berada di Boundary Region dan hanya mengalirkan data konsisten dari Positive Region ke tahap pemodelan algoritma selanjutnya (Pawlak, 1991). Menurut Suyanto (2019) dalam bukunya mengenai Data Mining, tujuan utama penggunaan Rough Set pada tahap awal pemodelan hybrid bukanlah untuk melakukan prediksi regresi secara langsung, melainkan berfungsi sebagai "filter cerdas" untuk mendeteksi, mereduksi, dan mengeliminasi ambiguitas data (noisy data). Keberadaan data yang tidak konsisten seperti adanya kesamaan nilai harga pasar global pada CPO dan Kernel namun menghasilkan keputusan harga ketetapan TBS yang berbeda jauh dapat mengacaukan linearitas model regresi. Oleh karena itu, tahapan pembersihan berbasis matematika teori himpunan kasar yang diperkenalkan pertama kali oleh Pawlak (1991) ini wajib dilewati melalui beberapa fase teknis : Pembentukan Kelas Ekuivalensi (penyesuaian diskritisasi berbasis periode)

Pengolahan data dalam Rough Set Theory berlandaskan pada konsep dasar Relasi Ketidakterbedaan (Indiscernibility Relation). Menurut Pawlak (1982, 1991), dua atau lebih objek dalam himpunan semesta (U) dikatakan berada dalam satu Kelas Ekuivalensi (Equivalence Class) apabila objek-objek tersebut tidak dapat dibedakan (indistinguishable) satu sama lain berdasarkan sekumpulan atribut kondisi (C) yang diamati. Secara formal, relasi ini dinyatakan sebagai:

$$IND(B) = \{(x, y) \in U \times U \mid \forall \alpha \in B, \alpha(x) = \alpha(y)\}$$

Dalam penerapannya pada data numerik kontinu, penelitian Rough Set konvensional umumnya memerlukan tahap diskritisasi untuk mengubah atribut

kontinu menjadi rentang nilai diskrit (seperti rentang interval atau label kategorikal). Namun, sebagaimana dijelaskan oleh Bazan et al. (2000) serta Słowiński dan Vanderpooten (2000), proses diskritisasi atau reduksi domain pada *Rough Set* tidak harus selalu menggunakan *binning* interval numerik buatan, melainkan dapat disesuaikan dengan struktur domain alami data (seperti unit spasial atau temporal) agar tidak menghilangkan informasi fungsional mendasar dari data tersebut.

Merujuk pada prinsip tersebut, penelitian ini menerapkan penyesuaian diskritisasi berupa diskritisasi struktural berbasis periode waktu (Periode_Minggu). Atribut kondisi kontinu yaitu X_1 (Harga CPO), X_2 (Harga Kernel), dan X_3 (Indeks K) diikat berdasarkan entitas unit waktu mingguan yang sama. Dengan pendekatan ini, satu kelas ekuivalensi (E_i) dibentuk oleh seluruh rekaman observasi yang berada pada minggu yang sama, karena secara bisnis dan logika pasar, penetapan variabel penetapan harga TBS berlaku secara homogen dalam satu periode minggu yang sama. Analisis Aproksimasi dan Deteksi Data Ambigu (Boundary Region)

Berdasarkan Tabel Keputusan (*Decision Table*) yang telah dibentuk, tahapan selanjutnya dalam algoritma *Rough Set* adalah melakukan evaluasi konsistensi data menggunakan konsep Himpunan Aproksimasi (*Approximation Sets*). Evaluasi ini bertujuan untuk memisahkan data yang konsisten dari data yang bersifat ambigu (*noise*).

Secara matematis, konsep aproksimasi dalam Rough Set Theory dibagi menjadi tiga wilayah utama terhadap himpunan keputusan D:

1. Aproksimasi Bawah (*Lower Approximation* / $\underline{B}D$)

Himpunan seluruh objek $x \in U$ yang kelas ekuivalensinya $[x]_B$ secara pasti (certainly) termasuk dalam himpunan keputusan yang sama.

$$\underline{B}D = \{x \in U | (x)_{B} \subseteq D\}$$

2. Aproksimasi Atas (*Upper Approximation* / $\overline{B}D$:

Himpunan seluruh objek $x \in U$ yang kelas ekuivalensinya $[x]_B$ beririsan atau mungkin (possibly) bagian dari himpunan keputusan.

$$\overline{B}D = \{x \in U | (x)_{B} \cap D \neq \emptyset\}$$

3. Daerah Batas (*Boundary Region* / $BN_B(D)$:

Himpunan objek yang bersifat ambigu atau tidak konsisten (*uncertain*), yaitu objek yang memiliki atribut kondisi yang sama tetapi memberikan nilai keputusan yang berbeda

$$BN_B(D) = \overline{B}D - \underline{B}D$$

2.4 Regresi Linier Berganda (Multiple Linear Regression)

Regresi Linier Berganda adalah perluasan dari analisis regresi linier sederhana yang digunakan untuk memodelkan, menguji, dan memprediksi arah hubungan linear secara simultan antara dua atau lebih variabel independen (prediktor, X) terhadap satu variabel dependen (kriteria, γ). Menurut Montgomery dkk. (2021), persamaan umum matematika untuk model Regresi Linier Berganda dengan tiga variabel prediktor secara teoritis dirumuskan sebagai berikut:

$$\gamma = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \epsilon$$

Di mana γ merepresentasikan nilai estimasi Harga TBS, α menyatakan nilai konstanta (titik potong sumbu Y ketika seluruh nilai X berharga nol), $\beta_1 \beta_2 \beta_3$ adalah koefisien arah regresi partial yang menunjukkan tingkat sensitivitas pengaruh masing-masing variabel independen (Harga CPO, Harga Kernel, dan Indeks K), sedangkan ϵ melambangkan nilai galat acak (*residual error term*). Penaksiran parameter α dan β pada komputer umumnya diselesaikan menggunakan metode kuadrat terkecil (*Ordinary Least Squares / OLS*) dengan meminimalkan jumlah kuadrat selisih antara nilai aktual di lapangan dengan nilai prediksi model.

2.5 Pemodelan Regresi Linier Berganda Berdasarkan Kelompok Umur

Setelah data melalui tahap penyaringan dan pembersihan menggunakan *Rough Set Theory* pada sub-bab sebelumnya, data yang valid dan konsisten (*Positive Region*) dialirkan ke dalam algoritma Regresi Linier Berganda (*Multiple Linear Regression*). Menurut Sanjaya dkk. (2021), Regresi Linier Berganda merupakan metode statistika prediktif yang digunakan untuk memodelkan hubungan matematis linear antara dua atau lebih variabel independen (prediktor) terhadap satu variabel dependen (kriteria).

Di dalam aplikasi SIMPATIK-TBS, model matematika regresi diwujudkan

dalam persamaan fungsional sebagai berikut:

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + e$$

Di mana:

1. Y = Estimasi Harga Tandan Buah Segar (TBS) Kelapa Sawit (Rp/Kg).
2. α = Konstanta (Nilai γ jika seluruh variabel independen bernilai nol).
3. $\beta_1 \beta_2 \beta_3$ = Koefisien regresi untuk masing-masing variabel pasar.
4. X_1 = Harga *Crude Palm Oil* / CPO (Rp/Kg).
5. X_2 = Harga Inti Sawit / *Kernel* (Rp/Kg).
6. X_3 = Nilai Indeks K (%).
7. e = *Error term* / residu galat (kesalahan acak).

Pendekatan isolasi pemodelan ini diperkuat oleh studi dari Siregar dan Hasibuan (2020) yang menyatakan bahwa pembuatan model regresi linear spesifik per klaster karakteristik fisik komoditas terbukti secara signifikan menurunkan tingkat galat (*Error Rate*) dibandingkan pemodelan tunggal berskala global.

Koefisien Determinasi, yang dinotasikan dengan simbol R^2 (*R-Squared*), merupakan metrik evaluasi statistik standar yang digunakan untuk mengukur tingkat kecocokan model (*goodness of fit*) dalam analisis regresi. Nilai R^2 mengindikasikan proporsi atau persentase dari total variasi pada variabel dependen yang sukses dijelaskan secara simultan oleh variasi variabel-variabel independen di dalam model tersebut. Nilai Koefisien Determinasi berkisar secara ketat antara angka 0 hingga 1. Nilai R^2 yang semakin mendekati angka 1 (atau mendekati 100%) menandakan bahwa garis regresi yang terbentuk memiliki tingkat akurasi, keselarasan, dan presisi yang sangat tinggi dalam meniru sebaran data riil (Ghozali, 2018).

Setelah seluruh parameter konstanta dan koefisien regresi berganda terbentuk untuk ke-13 kelompok umur tanaman, langkah krusial selanjutnya adalah melakukan evaluasi kecocokan model (*goodness of fit*). Tahapan evaluasi ini bertujuan untuk mengukur seberapa presisi kombinasi variabel independen Harga CPO (X_1), Harga Kernel (X_2), dan Indeks K (X_3) dalam menjelaskan variasi naik-turunnya variabel dependen Harga TBS Kelapa Sawit (γ).

Menurut Pradhanawati dkk. (2022), Koefisien Determinasi (R^2) merupakan salah satu metrik evaluasi paling standar dalam pemodelan regresi prediktif untuk mengetahui persentase total variasi variabel dependen yang dapat diprediksi

secara linear oleh himpunan variabel independennya. Nilai R^2 berada pada rentang antara 0 hingga 1 (atau 0% hingga 100%), di mana nilai yang semakin mendekati 1 menandakan bahwa model regresi berganda yang dibangun memiliki tingkat akurasi dan keselarasan data yang sangat tinggi terhadap kondisi riil di lapangan.

2.6 Technology Acceptance Model (TAM)

Technology Acceptance Model (TAM) merupakan salah satu teori perilaku berperilaku terpopuler yang dikembangkan oleh Fred Davis pada tahun 1989 untuk memprediksi, mengukur, dan menjelaskan tingkat penerimaan pengguna (user acceptance) terhadap implementasi sebuah sistem informasi atau teknologi baru. Uji coba skala terbatas dilakukan pada 15 responden untuk mengukur tingkat kepraktisan awal produk. Data dianalisis secara deskriptif kuantitatif menggunakan rumus persentase dan dikategorikan berdasarkan kriteria kepraktisan.

. Teori TAM menyatakan bahwa adopsi sistem oleh pengguna dipengaruhi kuat oleh persepsi internal psikologis yang dimediasi oleh tiga variabel inti, yaitu:

1. *Perceived Ease of Use* (PEOU / Persepsi Kemudahan Penggunaan): Tingkatan di mana seseorang percaya bahwa pengoperasian sistem informasi tersebut dapat dipahami dan dijalankan dengan mudah tanpa memerlukan usaha keras (*effortless*).
2. *Perceived Usefulness* (PU / Persepsi Kemanfaatan): Tingkatan di mana seseorang meyakini bahwa penggunaan sistem tersebut akan memberikan dampak positif, kegunaan nyata, serta meningkatkan efisiensi kinerja operasional dan keputusan ekonominya.
3. *Attitude Toward Using* (ATU / Sikap Terhadap Penggunaan): Sikap perasaan atau respons evaluatif berupa rasa nyaman, ketertarikan, dan kepuasan dari pengguna—baik bersifat mendukung (*favorable*) maupun tidak mendukung (*unfavorable*)—ketika berinteraksi secara langsung dengan perangkat lunak tersebut.

Di dalam kerangka kerja TAM, nilai persepsi kemudahan (PEOU) terbukti berpengaruh positif terhadap persepsi kemanfaatan (PU), dan kombinasi keduanya secara simultan akan membentuk sikap penerimaan pengguna (ATU) yang

menentukan keberlanjutan implementasi sistem di masa depan.

2.7 Perangkat Lunak dan Lingkungan Pengembangan Sistem

Dalam mewujudkan landasan teori matematis ke dalam sebuah sistem informasi yang adaptif dan dapat digunakan secara nyata oleh masyarakat, diperlukan dukungan infrastruktur perangkat lunak (*software*) dan platform pengembangan (*development tools*) yang saling terintegrasi. Pemilihan teknologi dalam sistem SIMPATIK-TBS didasarkan pada prinsip fleksibilitas, skalabilitas data, serta kemudahan akses mobilitas pengguna di lapangan. Rangkaian perangkat lunak ini membentuk sebuah ekosistem arsitektur komputasi yang memisahkan fungsi laboratorium model, penyedia layanan antarmuka pemrograman, penyimpanan data berbasis awan, hingga aplikasi akhir pada perangkat bergerak. Adapun rincian fungsi dan spesifikasi dari setiap komponen teknologi yang digunakan dalam penelitian ini dijabarkan pada sub-bab berikut:

2.7.1 Google Colab (Google Colaboratory)

Google Colab adalah lingkungan hidup berbasis cloud yang dikembangkan oleh Google untuk mengeksekusi kode program berbahasa Python. Platform ini berbasis pada *Jupyter Notebook* dan sangat populer digunakan dalam penelitian kecerdasan buatan karena menyediakan akses komputasi tingkat tinggi secara gratis, termasuk *Graphical Processing Unit (GPU)*. Dalam sistem SIMPATIK-TBS, *Google Colab* dimanfaatkan sebagai laboratorium eksperimen pemrograman untuk melakukan data engineering, pembersihan dataset menggunakan *Rough Set Theory*, pembuatan model Regresi Linier Berganda, hingga evaluasi nilai koefisien determinasi (R^2).

2.7.2 Flask Framework

Flask adalah sebuah *micro-framework* berbasis bahasa pemrograman Python yang dirancang untuk membangun aplikasi web dan arsitektur *Application Programming Interface (API)* secara minimalis, fleksibel, dan ringan. Tidak seperti *framework* besar lainnya, *Flask* tidak memerlukan peralatan atau pustaka tertentu di awal, sehingga memberikan kebebasan bagi pengembang untuk menyusun struktur sistem. Pada penelitian ini, *Flask* bertindak sebagai jembatan *backend* yang bertugas menerima parameter pasar input, mengumpulkannya ke

dalam model regresi *Python* yang telah dilatih, lalu mengembalikan hasil prediksi dalam format JSON.

2.7.3 Ngrok

Ngrok adalah perangkat lunak jaringan yang berfungsi sebagai layanan *tunneling* aman untuk membuat jalur pintas umum dari jaringan internet publik menuju peladen lokal (*localhost*) yang berjalan di komputer pengembang atau Google Colab. Karena Google Colab berjalan di lingkungan *cloud* terisolasi dan Flask berjalan secara lokal, Ngrok digunakan untuk mengekspos URL API *Flask* tersebut menjadi URL publik berbasis HTTPS yang valid. Melalui bantuan Ngrok, aplikasi pihak ketiga yang berada di luar jaringan dapat melakukan pertukaran data (*request* dan *response*) dengan mesin prediksi secara langsung dan *real-time*.

2.7.4 Firebase

Firebase merupakan platform besutan Google yang menyediakan layanan infrastruktur *Backend-as-a-Service* (BaaS) untuk mempermudah pengembangan aplikasi seluler maupun web. Di dalam sistem SIMPATIK-TBS, komponen Firebase yang digunakan adalah Firebase Realtime Database atau Cloud Firestore. Komponen ini berfungsi sebagai basis data non-relasional (NoSQL) berskala awan yang bertugas menyimpan dan menyinkronkan data parameter 13 rumus regresi umur tanaman secara asinkronus, sehingga data harga TBS teranyar dapat langsung diakses oleh pengguna tanpa adanya jeda waktu (*latency*).

2.7.5 Android Studio

Android Studio adalah *Integrated Development Environment* (IDE) resmi yang dikembangkan oleh Google bersama JetBrains khusus untuk merancang, membangun, dan menguji aplikasi berbasis sistem operasi Android. Dilengkapi dengan emulator yang tangguh serta fitur *Layout Editor* berbasis grafis, Android Studio digunakan dalam penelitian ini sebagai wadah utama untuk membangun antarmuka (*frontend*) aplikasi prediksi bagi petani kelapa sawit swadaya. Logika pemrograman pada Android Studio dirancang untuk menarik data dari Firebase, menampilkan panel input, dan menyajikan visualisasi hasil estimasi harga TBS dalam antarmuka seluler yang ringkas.

2.8 Penelitian Terdahulu

Menurut Adji Prasetyo, Salahuddin, Amirullah (2021), mengembangkan sistem prediksi hasil produksi kelapa sawit menggunakan metode Regresi Linier Berganda. Sistem ini dirancang untuk memberikan gambaran produksi masa depan berdasarkan data historis dan variabel tertentu, seperti bulan, curah hujan, umur, luas lahan, jumlah pokok, jumlah tandan, dan berat rata-rata. Akan tetapi masih terdapat kurangnya sistem prediksi otomatis berbasis *machine learning* di sektor produksi kelapa sawit, khususnya di Kabupaten Aceh Utara, untuk membantu perencanaan produksi yang lebih baik dan efisien.

Berdasarkan Penelitian F. Insani, I. Harani, S. Sanjaya, Yusra (2019), Menerapkan regresi linier dan algoritma genetika untuk meramalkan produksi Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit di PT. Peputra Masterindo. Menghitung akurasi prediksi produksi kelapa sawit. Namun, Regresi linier biasa memiliki tingkat error yang cukup tinggi, optimasi menggunakan algoritma genetika diperlukan untuk meningkatkan akurasi.

Dari Penelitian A. L. Elizabeth, D. R. Manalu, M. Yohanna (2024), bertujuan membantu perusahaan PT Bakrie Sumatera Plantations, Tbk, menghadapi fluktuasi harga kelapa sawit, dengan menyediakan alat prediksi untuk membantu perencanaan waktu panen dan optimalisasi keuntungan. Meskipun beberapa data menunjukkan perbedaan signifikan antara hasil prediksi dan data aktual, tetapi sebagian besar hasil cukup akurat.

Menurut Adhiva, Jeni; Mustakim; Putri, Shinta Ayunda; Setyorini, Sindhy Genjang (2020), Memprediksi hasil produksi kelapa sawit di PT Perkebunan Nusantara V menggunakan metode regresi linier berganda. Menemukan pola hubungan antara faktor-faktor yang mempengaruhi produksi kelapa sawit. Akan tetapi kualitas dataset yang kurang baik (*noise*), penggunaan regresi linier berganda yang terbatas pada hubungan linear, kurangnya eksplorasi metode prediksi lain, dan tidak dipertimbangkannya faktor lingkungan seperti cuaca atau kualitas tanah yang mungkin signifikan.

Supriyanto, Yusuf; Ilhamsyah, M.; Enri, Ultach (2022), Memprediksi harga minyak kelapa sawit menggunakan metode data mining dengan algoritma *Linear Regression* dan *Random Forest*. Memberikan informasi untuk membantu

pengambilan keputusan ekspor komoditi dan membantu investor meminimalisir risiko serta memaksimalkan keuntungan. Namun penelitian ini tidak mengeksplorasi algoritma lain selain *Linear Regression* dan *Random Forest*, yang mungkin lebih optimal seperti *Neural Network* atau *Gradient Boosting*.

Menurut Mota Eja Moneka (2021) meneliti pengaruh faktor kualitas bibit, jumlah pupuk, pemeliharaan tanaman, dan tujuan pemasaran terhadap harga TBS petani swadaya menggunakan regresi linear berganda, menemukan bahwa kualitas bibit, umur tanaman, serta pemasaran ke PKS dan loading point berpengaruh signifikan, Namun jumlah pupuk dan pemeliharaan tanaman tidak berpengaruh.

Berdasarkan Penelitian A. Rahman, Adlaida Malik, dan Ratnawaty Siata (2018) menganalisis faktor-faktor yang menentukan Indeks K dalam penetapan harga TBS kelapa sawit dengan regresi linear berganda, menemukan bahwa hanya biaya operasional tidak langsung yang berpengaruh signifikan, akan tetapi penelitian ini masih memiliki keterbatasan dalam mempertimbangkan faktor eksternal seperti fluktuasi harga global dan kebijakan pemerintah.

No	Peneliti	Tujuan	Metode	Hasil	GAP
1.	Adji Prasetyo, Salahuddin, Amirullah (2021)	mengembangkan sistem prediksi hasil produksi kelapa sawit menggunakan metode Regresi Linier Berganda. Sistem ini dirancang untuk memberikan gambaran produksi masa depan berdasarkan data historis dan	Regresi Linier Berganda	85,72%	kurangnya sistem prediksi otomatis berbasis machine learning di sektor produksi kelapa sawit, khususnya di Kabupaten Aceh Utara, untuk membantu perencanaan

		variabel tertentu, seperti bulan, curah hujan, umur, luas lahan, jumlah pokok, jumlah tandan, dan berat rata-rata.			produksi yang lebih baik dan efisien.
2.	F. Insani, I. Harani, S. Sanjaya, Yusra (2019)	Menerapkan regresi linier dan algoritma genetika untuk meramalkan produksi Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit di PT. Peputra Masterindo. Menghitung akurasi prediksi produksi kelapa sawit.	Regresi Linier & Algoritma Genetika	90,81%	Regresi linier biasa memiliki tingkat error yang cukup tinggi. Optimasi menggunakan algoritma genetika diperlukan untuk meningkatkan akurasi.
3.	Adhiva, Jeni; Mustakim; Putri, Shinta Ayunda; Setyorini, Sindhy Genjang. 2020	Memprediksi hasil produksi kelapa sawit di PT Perkebunan Nusantara V menggunakan metode regresi linier berganda dan Menemukan pola hubungan antara faktor-faktor yang	Regresi Linier Berganda	79%	kualitas dataset yang kurang baik (noise), penggunaan regresi linier berganda yang terbatas pada hubungan linear, kurangnya eksplorasi

		mempengaruhi produksi kelapa sawit.			metode prediksi lain, dan tidak dipertimbangkannya faktor lingkungan seperti cuaca atau kualitas tanah yang mungkin signifikan.
4.	A. L. Elizabeth, D. R. Manalu, M. Yohanna (2024)	bertujuan membantu perusahaan PT Bakrie Sumatera Plantations, Tbk. menghadapi fluktuasi harga kelapa sawit, dengan menyediakan alat prediksi untuk membantu perencanaan waktu panen dan optimalisasi keuntungan.	Regresi Linier Berganda	86,57%	Beberapa data menunjukkan perbedaan signifikan antara hasil prediksi dan data aktual, tetapi sebagian besar hasil cukup akurat.
5.	Supriyanto, Yusuf; Ilhamsya	Memprediksi harga minyak kelapa sawit menggunakan	Linear Regression &	70,27%	Tidak mengeksplorasi algoritma lain selain Linear

	h, M.; Enri, Ultach. 2022	metode data mining dengan algoritma Linear Regression dan Random Forest. Memberikan informasi untuk membantu pengambilan keputusan ekspor komoditi dan membantu investor meminimalisir risiko serta memaksimalkan keuntungan.	Random Forest		Regression dan Random Forest, yang mungkin lebih optimal seperti Neural Network atau Gradient Boosting.
6.	A. Rahman, Adlaida Malik, Ratnawaty Siata (2018)	Menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi Indeks K dalam penentuan harga TBS kelapa sawit serta kebijakan yang diterapkan oleh PKS dalam pola kemitraan.	Regresi Linear Berganda	Model regresi memiliki tingkat kesesuaian 41,9% dengan variabel biaya operasional tidak langsung yang berpengaruh	Kurangnya kajian mendalam tentang faktor eksternal seperti fluktuasi harga global dan kebijakan pemerintah dalam mempengaruhi harga TBS.

				signifikan terhadap Indeks K.	
7.	Mota Eja Moneka (2021)	Mengembangkan sistem prediksi harga kelapa sawit menggunakan metode tertentu. Sistem ini bertujuan untuk membantu petani dalam memprediksi harga TBS berdasarkan faktor-faktor tertentu.	-	-	Kurangnya implementasi machine learning dalam prediksi harga TBS secara real-time untuk membantu petani dalam perencanaan yang lebih efektif.

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

Berdasarkan kajian terhadap beberapa penelitian terdahulu serta membandingkan dengan jurnal jurnal terdahulu bahwasanya pada penelitian ini akan mengembangkan aplikasi prediksi harga TBS kelapa sawit berbasis mobile menggunakan rough-regresi linier berganda. alasan menggunakan model rough-regresi linier berganda. Model rough-regresi linier berganda adalah yang paling kompatibel dengan perangkat mobile. Sehingga akan meningkatkan kinerja aplikasi saat digunakan tanpa ada gangguan yang berasal dari ketidakmampuan device dalam menjalankan aplikasi dengan baik. Tidak hanya itu, akurasi yang dihasilkan dengan menggunakan rough-regresi linier berganda juga akan tinggi.