

cek estimasi kelapa sawit

by UNIVERSITAS AHMAD DAHLAN 12

Submission date: 15-Mar-2025 05:01PM (UTC+0700)

Submission ID: 2614498662

File name: estimasi_kelapa_sawit.pdf (1.01M)

Word count: 4892

Character count: 26510

Penerapan Algoritma Holt-Winters Exponential Smoothing Untuk Estimasi Dan Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Produksi Kelapa Sawit

Hanny Handayani Sucinta¹, Tedy Setiadi²
^{1,2} Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta, Indonesia
E-mail: hanny1900018227@webmail.uad.ac.id

Abstract

This research optimizes oil palm production data in Kuantan Singingi Regency using Holt-Winters Exponential Smoothing and Naïve Bayes methods. With parameters $\alpha = 0$, $\beta = 0.1$, and $\gamma = 0.2$, the estimation model successfully increases production in the upcoming months. Evaluation using MAPE shows estimation accuracy below 18%. The Naïve Bayes classification model achieves an accuracy of around 85%, indicating a good balance between accuracy and precision. This study provides a significant contribution to oil palm production planning and assists farmers and cooperatives in more efficient management.

Keywords: Estimation, Holt-Winters, Naïve Bayes, Classification, Oil Palm

Abstract

Penelitian ini mengoptimalkan data produksi kelapa sawit di Kabupaten Kuantan Singingi menggunakan metode Holt-Winters Exponential Smoothing dan Naïve Bayes. Dengan parameter $\alpha = 0$, $\beta = 0.1$, dan $\gamma = 0.2$, model estimasi berhasil meningkatkan produksi pada beberapa bulan mendatang. Evaluasi menggunakan MAPE menunjukkan akurasi estimasi di bawah 18%. Model klasifikasi Naïve Bayes mencapai akurasi sekitar 85%, menunjukkan keseimbangan yang baik antara akurasi dan presisi. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam perencanaan produksi kelapa sawit dan membantu petani serta pihak KUD dalam pengelolaan yang lebih efisien.

Keywords: Estimasi, Holt-Winters, Naïve Bayes, Klasifikasi, Kelapa Sawit.

1. Pendahuluan

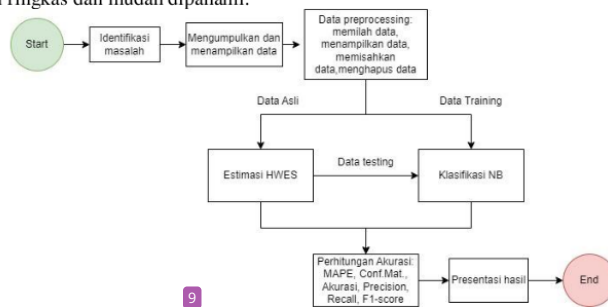
Kelapa sawit memiliki peranan penting dalam sektor pertanian, khususnya di Indonesia, yang merupakan eksportir terbesar minyak kelapa sawit di dunia [1]. Pada tahun 2019, Indonesia menyumbangkan 21% produk barang dan jasa dunia, dengan pendapatan ekspor minyak kelapa sawit mencapai 265 triliun rupiah [2]. Provinsi Riau, terutama di pulau Sumatera, memiliki peran besar dalam produksi minyak kelapa sawit, mencakup 20% dari produksi nasional [3]. Namun, fluktuasi hasil produksi kelapa sawit seringkali terjadi akibat faktor seperti curah hujan, umur tanaman, perawatan, dan manajemen yang tepat. KUD Karya Bhakti, sebuah Koperasi Unit Desa di desa Kebunlado, memiliki peran strategis dalam mengelola perkebunan kelapa sawit. Mereka tidak hanya melakukan pengelolaan teknis seperti perawatan tanaman dan pengendalian hama, tetapi juga merancang strategi-produksi termasuk penjadwalan panen, pemberian pupuk, dan penjualan dengan harga yang menguntungkan [4]. Sayangnya, data produksi kelapa sawit yang telah dikumpulkan oleh KUD selama 5 tahun belum dimanfaatkan sepenuhnya. Jika data ini dimanfaatkan dengan baik, dapat membantu KUD dalam mengestimasi hasil produksi di masa mendatang dan merumuskan kebijakan produksi yang lebih efisien.

Untuk meningkatkan pemanfaatan data, KUD Karya Bhakti berencana menggunakan metode seperti Holt-Winters Exponential Smoothing dan Naïve Bayes untuk

mengestimasi dan mengklasifikasi hasil produksi kelapa sawit. Dengan melakukan estimasi ini, KUD dapat merencanakan strategi yang lebih baik, memperbaiki implementasi, dan merumuskan kebijakan produksi yang lebih efektif untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat desa Kebunlado.

2. Metodologi Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan tahap mengidentifikasi masalah, di mana peneliti mengumpulkan dan mengenali persoalan dalam penelitian untuk menentukan fokus dan tujuan penelitian. Data yang digunakan adalah data bobot produksi kelapa sawit selama 5 tahun terakhir, yang kemudian diamati dan dibersihkan dari noise, redundansi, dan ketidakrelevanan menggunakan bahasa pemrograman Python. Setelah melakukan preprocessing, peneliti menggunakan algoritma Holt-Winters Exponential Smoothing dalam Python untuk memprediksi data dengan memperhitungkan curah hujan tahun 2022. Selanjutnya, hasil prediksi dievaluasi menggunakan MAPE (Mean Average Percent Error) dalam bahasa Python untuk memastikan akurasi prediksi. Selain itu, peneliti juga menerapkan algoritma Naive Bayes dalam Python untuk mengklasifikasikan data prediksi antara naik dan turun, menghitung probabilitas kemunculan hasil prediksi naik atau turun. Setelah semua proses selesai, penelitian ini diakhiri dengan tahap perhitungan akurasi menggunakan MAPE dalam Python serta presentasi hasil penelitian untuk disajikan dengan ringkas dan mudah dipahami.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1. Data Mining

Penambangan data adalah proses analisis yang mengungkap pola, hubungan, dan tren signifikan dalam kumpulan data besar melalui penerapan teknik statistik dan matematika [5]. Teknik ini memungkinkan transformasi data mentah menjadi informasi yang berharga untuk pengambilan keputusan dan perumusan kebijakan bisnis. Terdapat tiga tujuan utama dalam penambangan data: penjelasan kondisi (explanatory) dalam penelitian, konfirmasi (confirmatory) hipotesis, dan penyelidikan (exploratory) untuk menganalisis asosiasi antar data [6].

2.2. Holt-Winters Exponential Smoothing

Dalam penelitian ini, digunakan teknik peramalan Holt-Winters yang dikembangkan oleh Holt dan Winter. Algoritma Holt-Winters berfokus pada data deret waktu dengan pola musiman[7], dan terdiri dari dua langkah utama, yaitu perhitungan nilai awal dan estimasi. Proses ini melibatkan dekomposisi data ke dalam tiga komponen utama: level, tren, dan musiman. Penggunaan algoritma ini memerlukan konstanta pemulusan komponen total, yang disimbolkan dengan α , β , dan γ , dan nilainya harus dipilih dengan hati-hati karena sangat mempengaruhi akurasi prediksi. Karena sulitnya menentukan nilai parameter yang tepat, penentuan

α , β , dan γ dilakukan melalui uji coba empiris atau metode trial and error[8]. Dalam konteks penelitian ini, langkah-langkah ini menjadi dasar untuk menghasilkan prediksi yang akurat terkait hasil produksi kelapa sawit di masa mendatang.

$$X_{(t+k)} = (L_t + k * T_t) * (S_{t+k-s}) \quad (1)$$

Keterangan :

X (t + k) : Nilai prediksi untuk periode waktu kedepan

k : Nilai waktu prediksi kedepannya

T(t) : Nilai trend titik waktu t

Lt : Nilai level pada titik waktu t

S t + k - s : Nilai seasonal untuk k periode waktu kedepannya

4

2.3. Naïve Bayes

Naive Bayes adalah sebuah teknik pengklasifikasi probabilistik yang sederhana, menghitung probabilitas dengan menggabungkan frekuensi dan 181 kombinasi dari kumpulan data yang ada[9]. Algoritma ini mengasumsikan bahwa semua atribut adalah independen satu sama lain, berdasarkan variabel kelasnya. Disebut "naive" karena menganggap ketidakindependenan ini secara sederhana. Metode ini berasal dari konsep statistik yang diperkenalkan oleh ilmuwan Inggris, Thomas Bayes, yang me20rediksi kejadian masa depan berdasarkan pengalaman masa lalu [10]. Dalam konteks penelitian ini, algoritma Naive Bayes menggunakan pendekatan Gaussian untuk normalisasi data. Pendekatan ini diperlukan karena data yang digunakan bersifat numerik dan merupakan data time series yang berkelanjutan. Dengan menggunakan Naive Bayes, pengklasifikasi ini dapat membantu mengidentifikasi pola dan tren dalam hasil produksi kelapa sawit dengan mempertimbangkan pengaruh variabel-variabel yang berbeda terhadap hasil produksi di masa mendatang [6].

$$P(A|x) = \frac{P(x|A) * P(A)}{P(x)} \quad (2)$$

Keterangan :

P(A|x) : nilai probabilitas posterior yang mana nilai x berada pada kelas A

P(x|A) : nilai probabilitas likelihood dengan syarat kelas A

P(A) : nilai probabilitas prior A

P(x) : faktor normalisasi yang memastikan bahwa probabilitas posterior dihitung dengan benar dan bahwa total probabilitas dari semua kemungkinan hasil adalah 1.

2.4. Evaluasi Algoritma

Evaluasi algoritma merupakan tahap kritis dalam proses pengembangan model dan teknik analisis data. Fungsi utama evaluasi algoritma adalah mengukur sejauh mana kinerja algoritma dalam menyelesaikan tugas atau memprediksi data dengan akurat. Berikut adalah jenis evaluasi yang digunakan pada penelitian ini.

- 1) Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk Holt-Winters Exponential Smoothing

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - \hat{x}_i}{x_i} \right| * 100 \quad (3)$$

MAPE dihitung dengan mengurangi nilai absolut dari perbedaan antara nilai aktual dan nilai prakiraan, lalu hasilnya dibagi dengan nilai aktual setiap periode. Setelahnya, hasil tersebut dijumlahkan untuk seluruh periode yang diobservasi. Bobot n mewakili jumlah periode yang digunakan dalam perhitungan. Semakin kecil nilai MAPE, semakin baik kemampuan model peramalan yang digunakan. Terdapat satu kisaran nilai MAPE yang dijadikan patokan, dan model peramalan

dianggap akurat jika MAPE berada dalam kisaran ini, sesuai dengan ketentuan yang diberikan pada persamaan tersebut [11]. Berikut adalah kisaran nilainya.

Tabel 1. Kategori nilai akurasi MAPE

Nilai akurasi	Kriteria
< 10%	Sangat Baik
10 - 20%	Baik
20 - 50%	Layak
>50%	Buruk

2) F1-Score untuk Naïve Bayes

Validasi menggunakan F1-score pada algoritma Naïve Bayes melibatkan pengukuran akurasi, presisi, dan recall dengan menggunakan Confusion Matrix pada data pelatihan. Matriks konfusi adalah tabel yang membandingkan hasil prediksi model dengan nilai sebenarnya dari data observasi, mencakup empat kategori berbeda. Akurasi menggambarkan sejauh mana model mengklasifikasikan data dengan benar, sementara recall mengukur kemampuan model mengenali semua kasus positif dalam dataset. Presisi mengukur keakuratan model dalam mengidentifikasi kelas positif, menghindari kesalahan "False Positive". F1-score, sebagai harmonisasi antara presisi dan recall, digunakan untuk mencapai keseimbangan antara akurasi dan perolehan, terutama dalam situasi di mana distribusi kelas tidak merata. Evaluasi ini memberikan gambaran menyeluruh tentang performa model klasifikasi, membantu memahami sejauh mana model dapat mengingat dan mengidentifikasi kasus positif dengan tepat.

$$F1 - score = 2 * \frac{(precision * recall)}{(precision + recall)} \quad (4)$$

3. Hasil dan Pembahasan

Data yang dikumpulkan melalui studi literatur, observasi lapangan, dokumentasi, dan wawancara telah diatur dalam Tabel 2. Data ini merupakan time series yang mencakup variabel seperti Periode, Curah Hujan, Bobot Produksi, dan Harga. Penggunaan metode Holt-Winters Exponential Smoothing memungkinkan estimasi tren dan pola musiman dalam data, membantu meramalkan nilai masa depan variabel-variabel tersebut. Sementara itu, pendekatan klasifikasi Naive Bayes digunakan untuk mengenali pola dan hubungan antar variabel, memungkinkan pengguna untuk membuat prediksi dan keputusan berdasarkan informasi dalam tabel time series. Integrasi metode ini memungkinkan analisis mendalam tentang hubungan variabel-variabel tersebut dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik terkait curah hujan, bobot produksi, dan harga dalam berbagai periode waktu. Data yang telah terkumpul dipaparkan secara ringkas dalam Tabel 2.

Tabel 2. Data yang digunakan.

Periode	Umur Tanaman	Curah Hujan	Bobot Produksi	Harga
01/01/2018	6	160	654	9.943
01/02/2018	6	184	949	8.459
01/03/2018	6	123	979	8.461
01/01/2019	7	170	928	7.098
01/02/2019	7	190	623	7.422
...	...	...	...	...
01/12/2022	10	187	946	13.526
01/04/2023	11	163	669	10.866
01/05/2023	11	234	1.153	14.334
01/06/2023	11	144	1.152	12.457

3.1. Estimasi Holt-Winters Exponential Smoothing

Berikut merupakan perbandingan hasil estimasi yang telah dihitung menggunakan python.

Tabel 3. Hasil estimasi Holt-Winters Exponential Smoothing

No	Periode	Curah Hujan	Estimasi Curah Hujan	Bobot Produksi	Estimasi Bobot Produksi	Harga	Estimasi Harga
0	01/01/2018	160	163	654	870	9943	7096
1	01/02/2018	184	173	949	865	8459	7234
2	01/03/2018	123	147	979	861	8461	7204
3	01/04/2018	156	165	1090	886	8400	6239
4	01/05/2018	160	150	1235	1.074	9840	6379
5	01/06/2018	136	146	840	977	4695	4697
6	01/07/2018	201	168	1271	1.123	7369	6484
7	01/08/2018	128	125	979	915	7114	6606
8	01/09/2018	118	158	894	859	7140	7163
9	01/10/2018	153	173	1081	976	8239	8196
10	01/11/2018	147	160	745	864	6046	7465
11	01/12/2018	178	162	785	757	5910	7929
12	01/01/2019	170	163	928	842	7098	9300
13	01/02/2019	190	176	623	897	7422	9113
14	01/03/2019	143	143	862	900	7133	9089
15	01/04/2019	170	164	947	942	5640	8305
16	01/05/2019	159	153	1370	1.122	6650	8706
17	01/06/2019	145	145	1115	965	5245	6331
18	01/07/2019	193	175	1229	1.168	7577	8295
19	01/08/2019	92	126	910	943	6778	8342
20	01/09/2019	216	151	776	881	6997	8793
21	01/10/2019	186	170	898	1.012	8183	9839
22	01/11/2019	130	159	818	855	7866	8816
23	01/12/2019	160	166	570	778	8906	9160
24	01/01/2020	156	166	729	874	10315	1049
25	01/02/2020	185	180	1015	857	9138	1040
26	01/03/2020	123	144	702	907	8023	1033
27	01/04/2020	169	166	698	958	8622	9406
28	01/05/2020	169	155	756	1.187	7126	9929
29	01/06/2020	184	146	980	1.010	7277	7748
30	01/07/2020	211	180	1019	1.195	8082	9786
31	01/08/2020	134	120	1021	951	9400	9663
32	01/09/2020	45		898	865	11776	1006
33	01/10/2020	60		1089	1.005	9889	1114
34	01/11/2020	150	165	971	863	10268	1026
35	01/12/2020	229	174	535	752	12562	1074
36	01/01/2021	180	154	1063	861	11073	1209
37	01/02/2021	163	166	1075	904	10820	1178
38	01/03/2021	140	165	917	882	13982	1150
39	01/04/2021	267		1020	921	11837	1088
40	01/05/2021	172	182	810	1.116	12864	1100
41	01/06/2021	185	141	789	1.020	14100	9288

No	Periode	Curah Hujan	Estimasi Curah Hujan	Bobot Produksi	Estimasi Bobot Produksi	Harga	Estimasi Harga
42	01/07/2021	153	168	1006	1.175	11930	1107
43	01/08/2021	131	159	887	981	13690	1124
44	01/09/2021	87	155	975	895	13984	1204
45	01/10/2021	70	187	908	1.037	15032	1252
46	01/11/2021	105	124	991	900	16957	1189
47	01/12/2021	207	163	1176	724	16577	1274
48	01/01/2022	180	186	1202	916	16743	1352
49	01/02/2022	211	160	1003	954	18008	1323
50	01/03/2022	154	167	1121	904	23568	
51	01/04/2022	147	161	980	956	19337	1363
52	01/05/2022	166	181	1223	1.070	12679	1270
53	01/06/2022	194	151	1304	989	12257	1300
54	01/07/2022	196	166	1168	1.157	8735	1188
55	01/08/2022	136	155	896	977	13726	1288
56	01/09/2022	59		917	927	12541	1336
57	01/10/2022	198	142	1026	1.026	12539	1406
58	01/11/2022	152	165	1019	933	16618	1466
59	01/12/2022	187	121	946	829	13526	1454
60	01/01/2023	115	173	1054	989	12938	1514
61	01/02/2023	129	186	758	979	10414	1580
62	01/03/2023	160	171	775	963	14243	1582
63	01/04/2023	163	165	669	976	10866	1640
64	01/05/2023	234	159	1153	1.116	14334	1433
65	01/06/2023	144	179	1152	1.067	12457	1449

Membandingkan data estimasi dengan data asli merupakan tahap kunci dalam validasi hasil prediksi. Data estimasi adalah hasil dari model atau metode statistik yang diterapkan pada data asli untuk melakukan prediksi terhadap nilai tertentu. Perbandingan ini memungkinkan peneliti atau praktisi menilai sejauh mana model atau metode tersebut dapat mereproduksi pola, tren, dan variasi yang ada pada data asli. Evaluasi ini penting untuk mengukur akurasi prediksi dan mengidentifikasi potensi perbedaan antara data perkiraan dan data aktual. Dengan memahami perbedaan ini, analis dapat melakukan koreksi atau penyesuaian yang diperlukan, memastikan bahwa model atau metode yang digunakan memberikan prediksi yang andal dan bermanfaat dalam konteks analisis atau pengambilan keputusan. Dalam tabel di atas, data yang kosong menunjukkan data yang telah dihapus selama proses pre-processing. Setelah mendapatkan hasil estimasi dari dataset asli, langkah selanjutnya adalah memproyeksikan semua atribut (seperti curah hujan, bobot produksi, dan harga) untuk 12 bulan ke depan, sebagaimana terlihat pada tabel berikutnya.

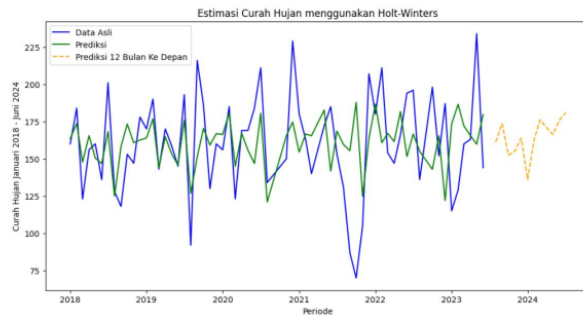
Tabel 4. Hasil estimasi 12 bulan kedepannya

Estimasi 12 bulan kedepan			
Periode	Estimasi Curah Hujan	Estimasi Bobot Produksi	Estimasi Harga
01/07/2023	161	1174	12.889
01/08/2023	173	976	14.686
01/09/2023	152	940	14.837
01/10/2023	155	1041	15.395



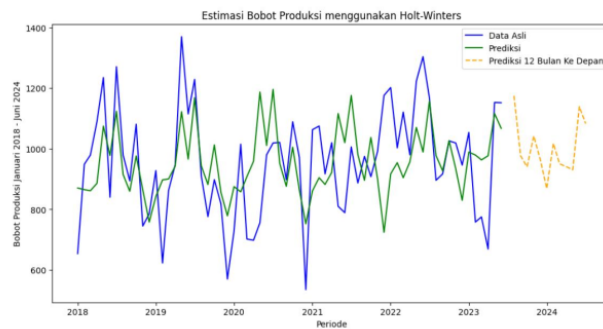
Estimasi 12 bulan kedepan			
Periode	Estimasi Curah Hujan	Estimasi Bobot Produksi	Estimasi Harga
01/11/2023	163	966	16.687
01/12/2023	136	868	15.973
01/01/2024	162	1017	16.336
01/02/2024	176	950	16.358
01/03/2024	170	940	17.138
01/04/2024	166	930	16.935
01/05/2024	175	1139	15.971
01/06/2024	180	1082	16.127

Estimasi untuk 12 bulan ke depan dapat ditemukan dalam Tabel 4 di atas, yang mencakup prediksi dari bulan Juli 2023 hingga Juni 2024. Hasil estimasi ini juga direpresentasikan dalam grafik yang disajikan berdasarkan prediksi yang telah dilakukan.



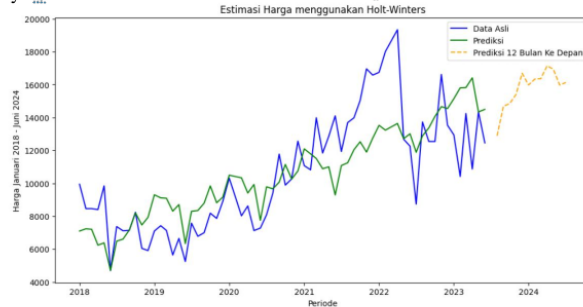
Gambar 2. Curah Hujan

Dalam Gambar 2, terlihat fluktuasi yang signifikan dari akhir tahun 2020 hingga akhir 2022, menunjukkan pola yang hampir serupa setiap tahun pada awal dan akhir periode. Namun, terjadi perubahan pola yang stabil dan terus meningkat pada pertengahan setiap periode. Hal ini juga teramati pada hasil estimasi untuk bulan Juli 2023 hingga Juni 2024, di mana tren pola yang dihasilkan cukup serupa dengan periode-periode sebelumnya.



Gambar 3. Bobot Produksi

Pada Grafik 3, terlihat fluktuasi yang sangat drastis dari awal periode 2019 hingga 2021, menunjukkan pola yang hampir serupa setiap tahunnya pada awal dan akhir periode. Namun, terjadi perubahan yang stabil dan peningkatan tren yang konsisten pada pertengahan tahun 2021. Pola ini terus meningkat secara perlahan setiap bulannya. Estimasi 12 bulan ke depan juga mencerminkan pola yang hampir identik dengan periode sebelumnya.



Gambar 4. Harga

Grafik 4. menampilkan peningkatan harga kelapa sawit setiap tahun, yang terkait dengan pola tren yang berkaitan dengan usia tanaman. Seiring bertambahnya usia kelapa sawit, tanaman tersebut mencapai fase produksi penuh di mana mereka menghasilkan buah dengan kualitas dan kuantitas tinggi. Fase produksi optimal ini memiliki dampak positif pada pasokan dan kualitas kelapa sawit, yang pada gilirannya mendukung peningkatan harga di pasar. Oleh karena itu, peningkatan harga kelapa sawit yang terlihat setiap tahun tidak hanya mencerminkan pertumbuhan produksi yang matang, tetapi juga mengindikasikan dampak positif dari pertumbuhan dan kematangan tanaman kelapa sawit terhadap pasar dan ekonomi secara keseluruhan.

3.2. Klasifikasi Naïve Bayes

Dalam situasi ini, penggunaan pengklasifikasi Naïve Bayes bertujuan untuk mengestimasi probabilitas dari data yang telah diprediksi. Setiap probabilitas dihitung secara terpisah untuk setiap kelas, yaitu kelas "Produksi Naik" dan "Produksi Turun". Proses ini melibatkan perhitungan probabilitas munculnya data yang telah diprediksi, yang kemudian digunakan untuk menentukan akhirnya apakah hasil prediksi tersebut termasuk dalam kategori "Turun" atau "Naik". Berikut adalah hasil prediksi klasifikasi menggunakan Naïve Bayes.

Tabel 5. Prediksi klasifikasi data training

No	Periode	Bulan	Bobot produksi	Kelas Produksi	Lab.Enc.Produksi	Pred.Train
1	2018	Februari	949	Naik	1	1
2	2018	Maret	979	Naik	1	1
3	2018	April	1090	Naik	0	1
4	2018	Mei	1235	Naik	0	0
5	2018	Juni	840	Turun	0	0
6	2018	Juli	1271	Naik	0	0
7	2018	Agustus	979	Turun	0	0
8	2018	September	894	Turun	0	0
9	2018	Oktober	1081	Naik	1	0
10	2018	November	745	Turun	0	0

No	Periode	Bulan	Bobot produksi	Kelas Produksi	Lab.Enc.Produksi	Pred.Train
11	2018	Desember	785	Naik	1	0
12	2018	Januari	928	Naik	1	1
13	2019	Februari	623	Turun	0	0
14	2019	Maret	862	Naik	1	1
15	2019	April	947	Naik	1	1
16	2019	Mei	1370	Naik	1	1
17	2019	Juni	1115	Turun	1	1
18	2019	Juli	1229	Naik	1	1
19	2019	Agustus	910	Turun	1	0
20	2019	September	776	Turun	0	0
21	2019	Oktober	898	Naik	0	1
22	2019	November	818	Turun	0	0
23	2019	Desember	570	Turun	0	1
24	2019	Januari	729	Naik	0	1
25	2020	Februari	1015	Naik	0	0
26	2020	Maret	702	Turun	0	0
27	2020	April	698	Turun	1	1
28	2020	Mei	756	Naik	0	1
29	2020	Juni	980	Naik	0	1
30	2020	Juli	1019	Naik	1	1
31	2020	Agustus	1021	Naik	1	1
32	2020	September	898	Turun	0	1
33	2020	Oktober	1089	Naik	1	0
34	2020	November	971	Turun	1	1
35	2020	Desember	535	Turun	0	0
36	2020	Januari	1063	Naik	1	0
37	2021	Februari	1075	Naik	0	0
38	2021	Maret	917	Turun	0	0
39	2021	April	1020	Naik	1	0
40	2021	Mei	810	Turun	0	0
41	2021	Juni	789	Turun	0	0
42	2021	Juli	1006	Naik	1	1
43	2021	Agustus	887	Turun	0	0
44	2021	September	975	Naik	0	1
45	2021	Oktober	908	Turun	0	0
46	2022	November	991	Naik	0	0
47	2022	Desember	1176	Naik	0	0
48	2022	Januari	1202	Naik	1	1
49	2022	Januari	1003	Turun	1	1
50	2022	Februari	1121	Naik	1	0
51	2022	Maret	980	Turun	1	1

Setelah melalui proses pelatihan, langkah berikutnya melibatkan pengujian menggunakan data tes yang telah dipisahkan sebelumnya sesuai dengan pembagian pada Tabel 5 di atas. Dalam konteks ini, 80% dari semua data, atau 51 data, digunakan untuk pelatihan, sementara 20% sisanya, atau 13 data, digunakan sebagai data uji. Hasil pengujian tersebut kemudian dihasilkan sebagai berikut.

Tabel 6. Prediksi klasifikasi data testing

No	Periode	Bulan	Bobot produksi	Kelas produksi	Lab.Encod produksi	Pred. Test
52	2022	April	1223	Naik	1	1

No	Periode	Bulan	Bobot produksi	Kelas produksi	Lab.Encod produksi	Pred. Test
53	2022	Mei	1304	Naik	1	1
54	2022	Juni	1168	Turun	0	0
55	2022	Juli	896	Turun	0	1
56	2022	Agustus	917	Naik	0	0
57	2022	September	1026	Naik	0	0
58	2022	Oktober	1019	Turun	1	0
59	2022	November	946	Turun	0	0
60	2022	Desember	1054	Naik	1	1
61	2023	Januari	758	Turun	1	1
62	2023	Februari	775	Naik	0	0
63	2023	Maret	669	Turun	1	1
64	2023	April	1153	Naik	0	0

Setelah melakukan prediksi klasifikasi menggunakan data pelatihan dan pengujian yang telah dipisahkan, langkah berikutnya adalah menguji tingkat ketepatan prediksi tersebut, atau dalam kata lain, mengukur akurasi hasilnya menggunakan F1-Score. Sebelum itu, peneliti harus membuat confusion matrix dan mengukur precision dan recall agar dapat mengukur F1-Score. Presisi mengukur sejauh mana model mampu memprediksi dengan benar kasus positif, sementara recall mengukur kemampuan model dalam mengidentifikasi seluruh kasus positif yang benar. Sementara itu, F1-score memberikan nilai rata-rata harmonik dari presisi dan recall, mencerminkan keseimbangan antara kedua metrik tersebut. Hasil presisi, recall, dan F1-score kemudian ditampilkan di layar. Dengan data ini, pengguna dapat menilai kinerja model klasifikasi terhadap data uji yang digunakan. Berikut adalah hasil pengujian ini.

```

Confusion Matrix:
[[6 1]
 [1 5]]
Laporan Klasifikasi:
      precision    recall  f1-score   support

      0       0.86       0.86       0.86         7
      1       0.83       0.83       0.83         6

   accuracy          0.85         13
  macro avg       0.85       0.85       0.85         13
 weighted avg       0.85       0.85       0.85         13

Precision: 0.8333333333333334
Recall: 0.8333333333333334
F1-Score: 0.8333333333333334

```

Gambar 5. Hasil pengukuran Naïve Bayes

Dalam penilaian model klasifikasi, terdapat 6 contoh dari kelas 0 dan 5 contoh dari kelas 1 yang berhasil diprediksi dengan benar (True Positive). Namun, ada 1 contoh dari kelas 0 dan 1 contoh dari kelas 1 yang keliru diprediksi sebagai kelas lain (False Positive). Kesalahan-kesalahan ini memberikan gambaran area di mana model membutuhkan peningkatan. Evaluasi ini memberikan wawasan penting tentang kemampuan model dan daerah-daerah yang perlu diperbaiki untuk meningkatkan akurasi prediksi. Dalam dataset uji, model klasifikasi berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 85%. Artinya, 85% dari total 13 contoh telah diprediksi dengan benar. Model juga cukup tepat dalam mengenali kelas 1, dengan presisi mencapai 83%, yang berarti 83% dari contoh yang diprediksi sebagai kelas 1 adalah benar-benar kelas 1. Selain itu, model juga memiliki tingkat sensitivitas (recall) yang sama, menunjukkan bahwa 83% dari seluruh contoh kelas 1 berhasil diidentifikasi dengan baik oleh model. F1-score, yang merupakan rata-rata harmonik dari presisi dan recall, juga mencapai 83% untuk kelas 1. Ini menunjukkan

keseimbangan yang baik antara kemampuan model mengenali kasus positif sejati dan menghindari kesalahan prediksi positif palsu. Dengan kinerja yang konsisten dalam berbagai metrik evaluasi, model ini terbukti mampu memprediksi data uji dengan tingkat keakuratan yang tinggi. Setelah menguji model, dilakukan uji terakhir dengan data yang baru, yaitu data yang dihasilkan dari estimasi. Berikut adalah data yang digunakan.

Tabel 7. Data baru HWES

No	Periode	Bulan	Umur tanaman	Curah Hujan	Bobot Produksi	Harga
1	2023	Juli	11	161	1174	12.889
2	2023	Agustus	11	173	976	14.686
3	2023	September	11	152	940	14.837
4	2023	Oktober	11	155	1041	15.395
5	2023	November	11	163	966	16.687
6	2023	Desember	11	136	868	15.973
7	2024	Januari	11	162	1017	16.436
8	2024	Februari	12	176	950	16.358
9	2024	Maret	12	170	940	17.138
10	2024	April	12	166	930	16.935
11	2024	Mei	12	175	1139	15.971
12	2024	Juni	12	180	1082	16.127

Setiap data akan diproses dan telah diubah bentuk digunakan untuk melakukan prediksi menggunakan model yang telah dilatih sebelumnya. Hasil prediksi ini kemudian ditinjau: jika prediksi adalah 0, data tersebut diidentifikasi sebagai 'Produksi Turun', sementara jika prediksi adalah 1, data tersebut diidentifikasi sebagai 'Produksi Naik'. Informasi mengenai hasil prediksi ini, bersama dengan nomor urutan data, ditampilkan di layar. Berikut adalah hasilnya

Tabel 8. hasil prediksi klasifikasi dengan data baru

No	Periode	Bulan	Prediksi	Kategori prediksi	Misklasifikasi?
1	2023	Juli	1	Naik	Tidak
2	2023	Agustus	1	Naik	Ya
3	2023	September	0	Turun	Tidak
4	2023	Oktober	1	Naik	Tidak
5	2023	November	0	Turun	Tidak
6	2023	Desember	0	Turun	Tidak
7	2024	Januari	1	Naik	Tidak
8	2024	Februari	0	Turun	Tidak
9	2024	Maret	0	Turun	Tidak
10	2024	April	0	Turun	Tidak
11	2024	Mei	1	Naik	Tidak
12	2024	Juni	1	Naik	Ya

Model klasifikasi berhasil memberikan prediksi yang cukup akurat terkait perubahan produksi kelapa sawit berdasarkan data input yang dinormalisasi. Dalam rentang Juli 2023 hingga Juni 2024, model ini memprediksi peningkatan produksi pada bulan Juli, Agustus, dan Oktober 2023. Namun, pada bulan September, November, dan Desember 2023, serta bulan Februari hingga April 2024, terjadi penurunan produksi. Meskipun ada sedikit kesalahan prediksi pada bulan Agustus 2023 dan Juni 2024, dengan total 85% akurasi, model mampu mengidentifikasi pola dalam data dengan konsistensi. Dalam analisis kinerja model, terdapat 10 prediksi yang benar dan 2 prediksi yang salah dari total 12 data yang dievaluasi. Meskipun tidak sempurna, hasil ini menunjukkan pemahaman

model terhadap pola data yang memungkinkannya mengenali tren dengan baik. Rekomendasi untuk KUD Karya Bhakti adalah mempertimbangkan strategi manajemen risiko dan perencanaan produksi yang lebih baik. Selama periode produksi turun, perawatan gulma dan tindakan lainnya bisa dilakukan. Di sisi lain, selama periode peningkatan produksi, upaya sosialisasi kepada petani dapat diperkuat untuk mendukung keuntungan bisnis. Penting juga untuk terus memantau pasar dan mengambil tindakan sesuai dengan tren produksi yang diprediksi oleh model. Kolaborasi dengan pakar pasar kelapa sawit juga dapat memberikan panduan berharga dalam pengambilan keputusan.

4. Kesimpulan

Studi estimasi hasil produksi kelapa sawit menunjukkan pola fluktuasi produksi dalam 12 bulan ke depan, dengan kenaikan terjadi pada bulan Juli, Agustus, dan Oktober 2023, serta Januari, Mei, dan Juni 2024. Meskipun beberapa bulan mengalami penurunan, fluktuasi rata-rata mencapai 50% dari periode sebelumnya. ¹⁹Metode estimasi menggunakan Holt-Winters Exponential Smoothing memberikan akurasi yang baik, dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) kurang dari 18%. Selain itu, model klasifikasi Naïve Bayes menunjukkan kecenderungan memprediksi kenaikan produksi lebih sering, dengan keseimbangan akurasi dan presisi yang baik. Skor F1 sebesar 85% menandakan tingkat keakuratan yang tinggi dalam prediksi produksi kelapa sawit.

Daftar Pustaka

- [1] Ismai, "Perkebunan Kelapa Sawit Indonesia Dalam Perspektif Pembangunan Berkelanjutan," *J. Ilmu-Ilmu Sos. Indones.*, Vol. 43, No. 1, Pp. 81–94, 2017, [Online]. Available: [Http://jmi.Ipsk.Lipi.Go.Id/Index.Php/Jmiipsk/Article/View/717/521](http://jmi.ipisk.lipi.go.id/index.php/jmiipisk/article/view/717/521)
- [2] B. P. Statistik, *Statistik Kelapa Sawit Indonesia 2019*. Badan Pusat Statistik, 2019.
- [3] L. Kalvianus, "Peramalan Produksi Crude Palm Oil (CPO) Di Provinsi Riau Dengan Pendekatan Model Arima (Autoregresif Integrated Moving Average)," *Peramalan Produksi Crude Palm Oil Di Provinsi Riau Dengan Pendekatan Model Arima (Autoregresif Integr. Mov. Average)*, P. 84, 2019.
- [4] T. Kurniawati, B. Andrie. M, And A. Puspitasari, "Peranan Koperasi Unit Desa (KUD) Dalam Meningkatkan Taraf Ekonomi Masyarakat Di Desa Kalijaya Kecamatan Banjaranyar Kabupaten Ciamis," *Pros. Semin. Nas. Has. Penelit. Agribisnis VI*, Vol. 6, No. 1, Pp. 408–413, 2022, [Online]. Available: [Https://jurnal.Unigal.Ac.Id/Index.Php/Prosiding/Article/View/7773](https://jurnal.unigal.ac.id/index.php/prosiding/article/view/7773)
- [5] I. Jurnal And I. Fakultas, "Teknik Data Mining Untuk Penentuan Paket Hemat Sembako," Vol. 7, No. 3, Pp. 111–119, 2019.
- [6] Mustika *Et Al.*, *Data Mining Dan Aplikasinya*. 2021.
- [7] S. Agriani, E. D. S. S. R. Fitriyanto, And S. Informasi, "Evaluasi Algoritma Peramalan Exponential Smoothing Dan Holt- Winter ' S Additive Dalam Data Mining," Vol. 3, Pp. 554–560, 2022.
- [8] R. Bertananda And B. D. Setiawan, "Implementasi Performance Improved Holt-Winters Untuk Prediksi Jumlah Keberangkatan Domestik Di Bandar Udara Soekarno Hatta," *J. Pengemb. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, Vol. 2, No. 12, Pp. 7032–7038, 2018.
- [9] N. L. W. S. R. Ginantra And N. W. Wardani, "Implementasi Metoda Naïve Bayes Dan Vector Space Model Dalam Deteksi Kesamaan Artikel Jurnal Berbahasa Indonesia," *J. Infomedia*, Vol. 4, No. 2, P. 94, 2020, Doi: 10.30811/Jim.V4i2.1530.
- [10] O. D. RIANA, "ANALISIS KINERJA BERBAGAI METODE KLASIFIKASI UNTUK DIAGNOSIS PENYAKIT GINJAL KRONIS," Pp. 31–41, 2023.
- [11] N. Chaerunnisa And A. Momon, "Perbandingan Metode Single Exponential

Smoothing Dan Moving Average Pada Peramalan Penjualan Produk Minyak Goreng Di Pt Tunas Baru Lampung," *J. Rekayasa Sist. Ind.*, Vol. 6, No. 2, Pp. 101-106, 2021, Doi: 10.33884/Jrsi.V6i2.3694.

cek estimasi kelapa sawit

ORIGINALITY REPORT

13%	12%	7%	7%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	Submitted to Universitas Muhammadiyah Sidoarjo Student Paper	5%
2	www.pkm.tunasbangsa.ac.id Internet Source	2%
3	opac.uad.ac.id Internet Source	1%
4	Submitted to Sriwijaya University Student Paper	<1%
5	Muhammad Jauhar Vikri, Ifnu Wisma Dwi Prastya, Ucta Pradema Sanjaya, Mula Agung Barata. "Rice Quality Identification Built on Indonesian Food Standards Based on Electronic Nose using Naïve Bayes Algorithm", INOVTEK Polbeng - Seri Informatika, 2025 Publication	<1%
6	core.ac.uk Internet Source	<1%
7	Submitted to fpptijateng Student Paper	<1%
8	Johny Soetikno, Sitti Aisa, Reza Selviana, Gusti Fernando. "Implementasi Metode Single Moving Average pada Aplikasi Order Indent	<1%

Berbasis Web", Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology), 2022

Publication

9	journal.irpi.or.id Internet Source	<1 %
10	Allan Bil Faqih, Donny Avianto. "Identification of Leaf Diseases in Solanaceae and Rosaceae Plants Using Deep Learning", Jurnal Teknologi Terpadu, 2024 Publication	<1 %
11	Virginia Khoirunnisa, Sri Lestari. "IMPLEMENTASI KLASIFIKASI KEHAMILAN BERESIKO DENGAN METODE NAIVE BAYES PADA PUSKESMAS KELURAHAN MALAKA JAYA", Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi, 2023 Publication	<1 %
12	anzdoc.com Internet Source	<1 %
13	djournals.com Internet Source	<1 %
14	ejournal-binainsani.ac.id Internet Source	<1 %
15	ojs.stmik-banjarbaru.ac.id Internet Source	<1 %
16	library.universitaspertamina.ac.id Internet Source	<1 %
17	www.infosawit.com Internet Source	<1 %
18	digilib.unila.ac.id	

Internet Source

<1 %

19 journal.trunojoyo.ac.id
Internet Source

<1 %

20 Zulkipli Zulkipli, Kusrini Kusrini, Sudarmawan
Sudarmawan. "Prediksi Tingkat Kesehatan
Lingkungan Masyarakat Dalam Program
Sustainable Development Goals
Menggunakan Algoritma Naive Bayes",
Infotek: Jurnal Informatika dan Teknologi,
2023
Publication

<1 %

Exclude quotes On

Exclude matches Off

Exclude bibliography On