Prediksi Jumlah Tanam dan Distribusi Penjualan Tanaman Selada Menggunakan Machine Learning

Mirnawati[1)], Septian Geges[2)], Deddy Ronaldo[3)], Enny Dwi Oktaviyani[4)]

[1)2)3)4)]Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Palangka Raya Kampus Tunjung Nyaho
Jalan Yos Sudarso, Palangka Raya, Kalimantan Tengah, Indonesia
[1)]mirnawati@mhs.eng.upr.ac.id
[2)]septian.geges@it.upr.ac.id
[3)]d.ronaldo@it.upr.ac.id
[4)]enny@it.upr.ac.id

Abstrak

Perkembangan teknologi machine learning mendorong adanya kebutuhan akan sistem pendukung keputusan yang akurat dalam sektor pertanian modern, khususnya pada unit usaha hidroponik Tunas Muda. Selama ini, pengelolaan stok dan penentuan jumlah tanam pada usaha tersebut masih dilakukan secara konvensional berdasarkan insting pemilik, sehingga berisiko menimbulkan kerugian akibat ketidakakuratan alokasi hasil panen. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi berbasis web menggunakan framework Streamlit yang mampu memprediksi jumlah tanam optimal serta strategi distribusi ke sembilan titik lokasi.

Metode penelitian yang digunakan adalah eksperimen kuantitatif dengan membandingkan performa algoritma Random Forest, Support Vector Machine (*SVM*), dan Ensemble Voting Regressor. Penelitian ini juga menerapkan teknik LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) untuk memberikan transparansi dan penjelasan logis terhadap variabel yang memengaruhi hasil prediksi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma SVM paling akurat dalam memprediksi jumlah tanam, sedangkan Voting Regressor memberikan hasil paling stabil untuk prediksi distribusi penjualan.

Kata kunci: Machine Learning, Selada Hidroponik, Random Forest, SVM, Voting Regressor, LIME.

Abstract

The development of machine learning technology has driven the need for accurate decision support systems in the modern agricultural sector, particularly within the Tunas Muda hydroponic business. Previously, stock management and the determination of planting quantities in this business were conducted conventionally based on the owner's intuition, posing a risk of loss due to inaccurate harvest allocations. This research aims to develop a web-based application using the Streamlit framework capable of predicting optimal planting quantities and distribution strategies across nine locations.

The research method employed is a quantitative experiment comparing the performance of Random Forest, Support Vector Machine (SVM), and Ensemble Voting Regressor algorithms. This study also implements the LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) technique to provide transparency and logical explanations regarding the variables influencing the prediction results. The testing results indicate that the SVM algorithm is the most accurate for predicting planting quantities, while the Voting Regressor provides the most stable results for predicting sales distribution.

Keywords: *Machine Learning, Hydroponic Lettuce, Random Forest, SVM, Voting Regressor, LIME*

DOI:https://doi.org/10.47111/jointecoms.v6i3 *Received: 01-09-2026*
Accepted: 10-09-2026

1. PENDAHULUAN

Tunas Muda adalah unit usaha budidaya selada hidroponik yang mendistribusikan hasil panennya ke tujuh wilayah RT dan pasar lokal setiap hari Jumat. Meski memiliki potensi permintaan yang besar dari pembeli lokal maupun luar daerah, pemilik usaha menghadapi tantangan serius dalam mengelola stok karena penentuan jumlah tanam selama ini hanya berdasarkan insting tanpa data akurat. Akibatnya, sering terjadi kelebihan hasil panen yang tidak terserap pasar, atau sebaliknya, risiko kekurangan stok yang menghambat keuntungan maksimal. Ketidakpastian dalam pengelolaan stok ini merupakan tantangan umum dalam manajemen inventori yang memerlukan pendekatan berbasis data untuk meminimalisir potensi kerugian finansial [4].

Untuk mengatasi ketidakpastian tersebut, teknologi machine learning diimplementasikan guna menganalisis pola transaksi historis yang bersifat kompleks dan non-linear. Algoritma *Random Forest* dan *Support Vector Machine (SVM)* digunakan sebagai instrumen utama untuk memprediksi jumlah tanam yang optimal berdasarkan data penjualan sebelumnya [2]. Pendekatan ini memungkinkan ekstraksi informasi yang jauh lebih presisi dibandingkan perhitungan manual atau insting pemilik usaha.

Penelitian ini juga menerapkan metode *Ensemble Voting Regressor* yang menggabungkan kekuatan *Random Forest* dan *SVM* untuk menciptakan prediksi yang lebih stabil [Sahamony et al., 2024b]. Selain itu, teknik *LIME* dilibatkan untuk memberikan penjelasan transparan mengenai proses pengambilan keputusan model agar mudah dipahami oleh pengguna [Munna & Zuliarso, 2024]. Evaluasi keberhasilan model dilakukan menggunakan metrik *MSE, MAE,* dan *MAPE* guna memastikan akurasi tertinggi dalam menekan kerugian operasional [1].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Penelitian oleh Rafikoh dkk. [3] berjudul "**Analisis Perbandingan Algoritma *Machine Learning* pada Prediksi Produksi Buah di Aceh"** ini bertujuan untuk membandingkan performa algoritma *Random Forest* dan *Support Vector Machine* (SVM) dalam memprediksi produksi buah di Provinsi Aceh menggunakan data produksi tahunan dari Badan Pusat Statistik (BPS) periode 2018–2023.

Alur penelitian dimulai dari pengumpulan data produksi berdasarkan jenis buah dan wilayah, kemudian dilakukan tahap pra-pemrosesan data yang meliputi pembersihan data, penanganan missing value, serta normalisasi data untuk meningkatkan kualitas input model. data dibagi menjadi data *training* dan data testing sebelum dilakukan pelatihan model *Random Forest* dan *SVM*. Proses pelatihan dilakukan dengan penyesuaian parameter untuk memperoleh performa optimal. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik *Mean Squared Error* (MSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan koefisien determinasi (R^2) untuk mengukur tingkat kesalahan dan kemampuan model dalam menjelaskan variasi data.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* menghasilkan nilai *error* yang lebih rendah dan nilai R^2 yang lebih tinggi dibandingkan SVM, sehingga dinilai lebih akurat dan lebih stabil dalam memprediksi produksi buah, serta direkomendasikan sebagai metode yang lebih efektif untuk perencanaan produksi pertanian berbasis data [3].

Selain itu, penelitian oleh Sari dkk. [5] juga menerapkan algoritma Random Forest untuk memprediksi kebutuhan stok barang guna meningkatkan efisiensi penjualan . Hasilnya menunjukkan akurasi yang sangat tinggi dengan nilai MAPE di bawah 10%, sehingga model tersebut efektif dalam mengurangi risiko stok berlebih atau kekurangan barang [5].

Dan yang terakhir Manurung dkk. [6] mengimplementasikan algoritma Random Forest Regressor untuk memprediksi produksi padi di Indonesia . Penelitian tersebut berhasil memperoleh nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,9918, yang membuktikan bahwa algoritma ini sangat efektif untuk pemodelan data agronomis dan sektor pertanian [6]

3. METODE PENELITIAN

3.1 Metode dan Pengumpulan Data

Pada bagian ini pengumpulan data dilakukan secara langsung pada objek penelitian, yaitu usaha hidroponik Tunas Muda metode pengumpulan data meliputi :

1. Studi Pustaka
   Studi pustaka dilakukan untuk memperoleh teori dan referensi yang relevan mengenai *Machine Learning, Random Forest, Support Vector Machine (SVM), Ensemble Learning (Voting Regressor),* serta teknik evaluasi model regresi dan *LIME* sebagai metode *Explainable Artificial Intelligence (XAI).*
2. Wawancara
   Wawancara dilakukan dengan pihak pertama atau pemilik bisnis langsung yang mengelola Tunas Muda untuk memperoleh informasi terkait sistem produksi, distribusi penjualan, serta permasalahan dalam pengelolaan jumlah tanam dan stok.
3. Observasi
   Observasi dilakukan secara langsung pada proses budidaya dan distribusi penjualan guna memahami alur operasional usaha serta validasi data historis yang digunakan dalam penelitian.
4. Satuan Periode
   Data operasional dikelompokkan dengan interval 4 hari per periode untuk mengenali pola permintaan secara lebih stabil.

3.2 Alur Penelitian dan Evaluasi Model

1. Alur Produksi dan Penjualan

Penelitian ini menggunakan pendekatan sistematis untuk menyelaraskan siklus operasional di Tunas Muda, mulai dari perencanaan produksi hingga strategi penyaluran hasil panen. Alur operasional diintegrasikan melalui sistem pengelompokan data dengan interval 4 hari per periode. Satuan periode ini memungkinkan model mengenali korelasi antara jumlah tanam pada tahap awal sebagai sumber ketersediaan stok (capacity limit) dengan realisasi distribusi penjualan pada periode berikutnya. Mekanisme ini dirancang dalam dua bagian utama yang saling terintegrasi sebagai berikut:

a. Logika Penentuan jumlah tanaman
   Estimasi jumlah tanam optimal ditentukan berdasarkan variabel stok dan transaksi. Kedua variabel tersebut digunakan sebagai indikator keseimbangan *supply* dan *demand* dalam perencanaan produksi
b. Logika Penyaluran Distribusi Penjualan
   Penentuan alokasi pada sembilan titik distribusi didasarkan pada fitur jumlah tanam, stok, dan transaksi. Dalam skema ini, jumlah tanam berperan sebagai capacity limit yang membatasi volume penyaluran bersama sisa persediaan untuk mengoptimalkan kuantitas distribusi di setiap wilayah.

2. Evaluasi Model

Tahap perhitungan dalam penelitian ini meliputi evaluasi metrik regresi dan pengujian algoritma Random Forest, Support Vector Regression (SVR), dan Ensemble Learning. Pertama, nilai MSE, MAE, dan MAPE dihitung untuk mengukur akurasi prediksi model terhadap data uji. MSE digunakan untuk memberikan penalti pada kesalahan ekstrem, MAE untuk melihat selisih rata-rata dalam satuan unit, dan MAPE untuk menilai persentase kesalahan secara keseluruhan. Namun, akibat adanya nilai aktual nol pada beberapa periode, penentuan model terbaik diprioritaskan pada nilai MSE dan MAE terendah.

Selanjutnya, setiap algoritma diuji secara terpisah untuk variabel jumlah tanam dan distribusi penjualan di sembilan titik lokasi. Hasil pengujian dibandingkan untuk menentukan peringkat algoritma, di mana nilai metrik terkecil menempati peringkat pertama. Berdasarkan hasil evaluasi, SVM terpilih sebagai model terbaik untuk prediksi jumlah tanam, sementara Voting Regressor unggul dalam prediksi distribusi penjualan karena kemampuannya menghasilkan estimasi yang stabil secara simultan. Penggunaan model-model ini bertujuan untuk

mengoptimalkan operasional Tunas Muda dan meminimalkan kerugian stok akibat kesalahan estimasi manual.

Terdapat perbedaan interpretasi antara performa statistik dan visual. Secara statistik, Voting Regressor adalah model paling optimal karena akumulasi error terendah secara global. Namun, secara visual, Random Forest terlihat lebih unggul dalam menghasilkan garis prediksi yang stabil dan paling mendekati garis rata-rata aktual pada grafik tren.

3. Penerapan Model Menggunakan *Lime*

Setelah model terbaik diperoleh, metode Local Interpretable *Model-agnostic Explanations* (*LIME*) diterapkan untuk memberikan transparansi teknis terhadap model *black box* seperti *Random Forest* dan *SVR*. Tahap ini membandingkan nilai Actual (data riil lapangan) dengan nilai *Predicted* (estimasi model) untuk memvalidasi akurasi prediksi secara logis.

LIME bekerja melalui pendekatan interpretasi lokal dengan membentuk sistem penjelas (*explainer*) yang membedah bobot kontribusi setiap fitur, seperti pengaruh data stok terhadap penurunan prediksi atau dampak riwayat transaksi dalam meningkatkan alokasi distribusi. Implementasi *LIME* bertujuan untuk membuktikan korelasi antara *input* dan *output*.

4. Implementasi Antarmuka Sistem

Antarmuka sistem dikembangkan menggunakan kerangka kerja *Streamlit* untuk mengintegrasikan model prediksi dengan pengguna akhir. Implementasi ini berfungsi sebagai dasbor interaktif yang menyajikan hasil prediksi jumlah tanam dan alokasi distribusi secara visual. Antarmuka dirancang untuk memproses *input data* operasional secara *real-time* dan menampilkan grafik interpretasi LIME, sehingga memudahkan pemilik usaha dalam memahami faktor-faktor yang memengaruhi rekomendasi sistem.

3.3 Hasil dan Pembahasan

1. Analisis Dataset dan Pra-pemrosesan

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data primer yang diperoleh langsung dari usaha hidroponik Tunas Muda. Data dicatat secara mingguan mulai dari bulan Agustus 2023 hingga Februari 2024, dengan total 52 periode pengamatan.

Periode	Jumlah Tanam	Siap Dipanen	Gagal Panen	Data Stok	Sudah Packing	Stok Belum Panen	Rumah Sendiri	Rt 1	Rt 2	Rt 3	Rt 4	Rt 5	Rt 6	Rt 7	Pasar	Data Transaksi	Sisa Stok Transaksi Sudah Packing
1	600	590	10	540	50	490	0	5	5	7	3	4	3	3	20	50	0
2	0	0	0	500	50	450	0	4	3	5	2	2	2	2	20	40	10
3	0	0	0	445	65	380	0	5	7	5	4	3	3	3	25	55	10
4	0	0	0	395	60	335	5	7	5	4	2	3	2	2	20	50	10
5	0	0	0	355	40	315	0	7	8	8	4	4	4	5	0	40	0
6	0	0	0	300	60	240	0	6	6	6	4	5	4	4	20	55	5
7	0	0	0	228	73	155	19	10	9	10	6	7	6	5	0	72	1
8	0	0	0	158	73	85	10	8	8	7	5	4	4	4	20	70	3
9	800	800	0	724	79	645	29	8	10	10	7	5	5	5	0	79	0
10	0	0	0	645	79	566	9	7	6	7	5	5	5	5	30	79	0
11	0	0	0	566	79	487	9	7	6	7	5	5	5	5	30	79	0
12	0	0	0	476	90	386	35	10	10	12	7	6	5	5	0	42	0
13	0	0	0	396	90	306	20	5	5	5	5	4	3	3	30	80	10
14	0	0	0	301	110	191	30	11	14	12	7	8	6	7	0	95	15
15	0	0	0	181	120	61	0	7	7	8	7	7	7	7	70	120	0
16	0	0	0	123	58	65	0	11	9	9	7	8	7	7	0	58	0
17	1000	998	2	903	101	802	0	13	10	12	8	9	6	7	30	43	6
18	95	0	0	808	100	708	30	10	12	12	10	9	6	6	0	95	5
19	95	0	0	706	102	604	15	10	10	9	7	7	7	5	32	102	0
20	102	0	0	611	97	514	30	10	13	13	7	8	7	7	0	95	2
21	95	0	0	514	97	417	5	10	8	8	7	9	7	6	37	97	0
22	97	0	0	419	97	322	0	8	14	9	6	6	7	5	40	44	2
23	95	0	0	320	99	221	30	15	9	7	11	9	9	9	0	99	0
24	99	95	0	95	95	0	10	9	8	8	6	7	6	6	30	90	5
25	90	95	0	100	100	0	25	13	13	13	7	8	9	7	0	95	5
26	95	102	0	107	107	0	10	9	13	8	7	7	9	7	30	100	7
27	100	95	0	102	102	0	25	15	11	12	6	10	9	7	nan	45	7
28	95	97	0	104	104	0	0	9	9	10	9	6	6	6	40	95	9
29	95	95	0	104	104	0	5	12	9	12	7	7	7	6	30	95	9
30	95	99	0	108	108	0	25	13	12	11	9	9	9	7	0	95	13
31	95	90	0	103	103	0	20	8	8	8	7	7	7	5	30	100	3
32	100	95	0	98	98	0	25	15	16	10	7	8	9	5	0	46	3
33	95	100	0	103	103	0	15	9	8	7	6	6	8	6	30	95	8
34	95	95	0	103	103	0	25	12	9	13	9	9	9	9	0	95	8
35	95	95	0	103	103	0	20	9	9	7	7	5	4	4	35	100	3
36	100	95	0	98	98	0	20	8	7	6	7	4	5	3	33	93	5
37	93	95	0	100	100	0	30	14	11	9	7	9	9	6	0	47	5
38	95	100	0	105	105	0	20	11	9	7	6	5	7	5	30	100	5
39	100	95	0	100	100	0	30	14	12	13	9	6	5	6	0	95	5
40	95	95	0	100	100	0	20	10	9	9	8	4	6	4	30	100	0
41	100	95	0	95	95	0	30	14	9	13	6	6	6	6	0	90	5
42	90	100	0	105	105	0	20	8	9	8	8	5	4	8	30	48	5
43	100	93	0	98	98	0	20	9	6	7	6	5	4	3	30	90	8
44	90	95	0	103	103	0	30	15	13	15	6	8	7	6	0	100	3
45	100	100	0	103	103	0	25	8	7	6	6	6	6	6	30	100	3
46	100	95	0	98	98	0	30	10	11	9	9	6	8	7	0	90	8
47	0	100	0	108	108	0	20	10	10	7	5	5	6	4	35	49	6
48	0	90	0	96	96	0	30	11	12	9	6	9	5	8	0	90	6
49	0	100	0	106	106	0	20	13	9	8	5	5	5	5	30	100	6
50	0	90	0	96	96	0	20	9	6	7	5	5	5	5	30	92	4
51	0	100	0	104	104	0	30	17	14	9	9	6	7	8	0	100	4
52	0	100	0	104	104	0	20	9	9	9	6	4	6	9	30	102	2

Gambar 1. *Preview Dataset*

2. Hasil Pengujian dan Evaluasi Performa Model Jumlah Tanam

Tabel 1. *Prediksi Jumlah Tanam*

Algoritma	**MSE**	**MAE**	**MAPE**
Random Forest	37113.16	91.13	0.00%
Support Vector Machine	4741.93	52.47	0.00%
SVoting Regressor	11702.25	70.59	0.00%

3. Hasil Pengujian dan Evaluasi Performa Model Distribusi Penjualan

Tabel 2. *Prediksi Distribusi Penjualan Random Forest*

Target Distribusi	**MSE**	**MAE**	**MAPE (%)**
Rumah Sendiri	123.93	10.10	40.23%
RT 1	10.25	2.43	24.81%
RT 2	14.03	3.49	36.64%
RT 3	9.85	2.57	32.12%
RT 4	2.77	1.36	26.69%
RT 5	2.47	1.39	22.23%
RT 6	1.74	1.02	28.03%
RT 7	2.29	1.29	27.59%
Pasar	347.03	16.14	13.44%

Tabel 3. *Distribusi Penjualan Support Vector Regression*

Target Distribusi	**MSE**	**MAE**	**MAPE (%)**
Rumah Sendiri	128.82	10.21	45.56%
RT 1	9.55	2.27	21.84%
RT 2	12.14	3.10	32.14%
RT 3	10.09	2.75	33.62%
RT 4	2.67	1.21	21.61%
RT 5	3.06	1.47	21.69%
RT 6	1.96	1.09	30.13%
RT 7	3.45	1.62	36.05%
Pasar	568.35	18.68	5.45%

Tabel 4. Distribusi Penjualan Voting Regressor

Target Distribusi	**MSE**	**MAE**	**MAPE (%)**
Rumah Sendiri	9.12	2.21	21.64%

RT 1	11.29	3.03	31.59%
RT 2	9.77	2.66	32.87%
RT 3	2.56	1.26	23.77%
RT 4	2.56	1.38	20.82%
RT 5	1.82	1.06	29.08%
RT 6	2.79	1.44	31.65%
RT 7	436.19	17.41	9.44%
Pasar	9.12	2.21	21.64%

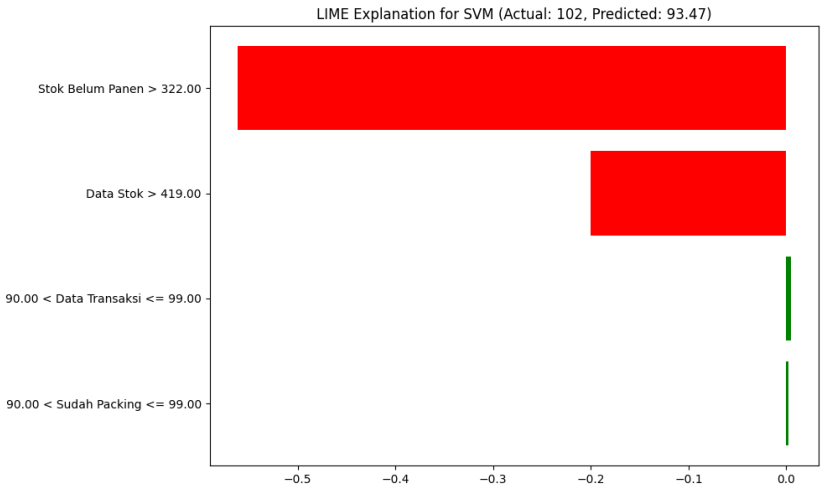
4. Penentuan Model Prediksi Optimal

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan metrik MSE dan MAE, penelitian ini menetapkan dua model terbaik untuk masing-masing kasus prediksi. Penentuan ini dilakukan karena setiap algoritma memiliki performa yang berbeda dalam menangani karakteristik data yang ada. Adapun model terbaik yang terpilih adalah:

a. Support Vector Machine (SVM) untuk prediksi jumlah tanam, karena memiliki tingkat error paling rendah dan akurasi paling presisi untuk variabel ini.
b. Voting Regressor untuk prediksi distribusi penjualan, karena mampu menghasilkan estimasi yang lebih stabil dan konsisten di sembilan titik lokasi penjualan secara simultan.

3.4 Interpretasi Hasil Prediksi dengan LIME

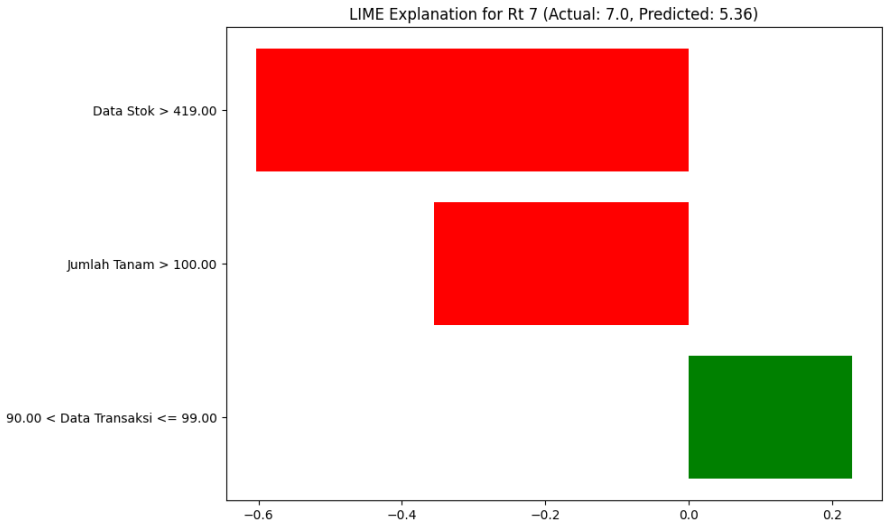
1. Interpretasi Jumlah Tanam (SVM)



Gambar 2. Interpretasi Jumlah Tanam Support Vector Machine

Berdasarkan interpretasi LIME pada model SVM untuk prediksi jumlah tanam, variabel 'Stok Belum Panen' dengan nilai di atas 322 unit dan 'Data Stok' di atas 419 unit teridentifikasi sebagai faktor penekan utama yang memberikan kontribusi negatif paling signifikan

2. Interpretasi Distribusi Penjualan Voting Regressor

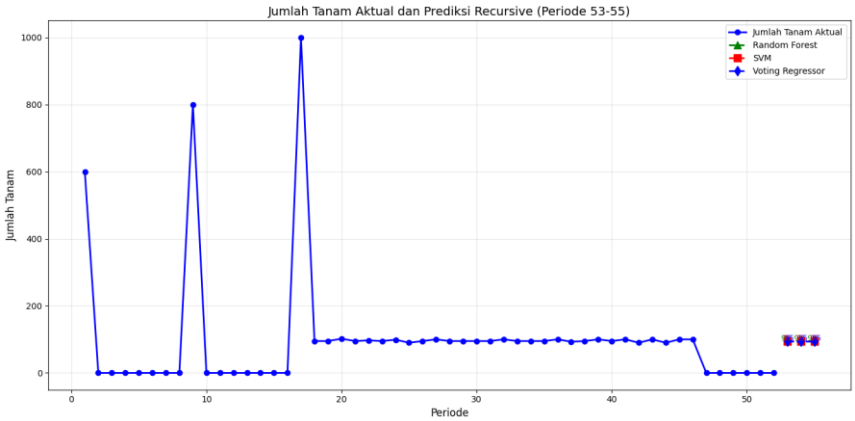


Berdasarkan interpretasi LIME, variabel 'Data Stok' dengan nilai di atas 419 unit secara konsisten memberikan kontribusi negatif atau menjadi faktor penekan utama terhadap hasil prediksi distribusi. Hal ini membuktikan bahwa model secara logis menurunkan estimasi pengiriman ke titik tertentu saat persediaan di gudang masih melimpah untuk menjaga efisiensi perputaran barang.

3.5 Prediksi Jumlah Tanam Minggu 53-55

Tabel 5. *Prediksi Jumlah Tanam Minggu 53-55*

Algoritma	Jumlah Tanam
Random Forest	95
Support Vector Machine	95
Voting Regressor	95

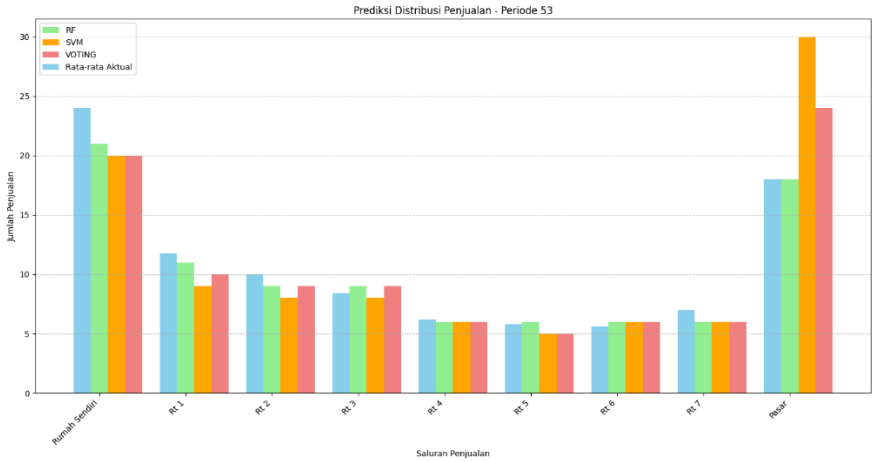


3.6 Prediksi Distribusi Penjualan Minggu 53-55

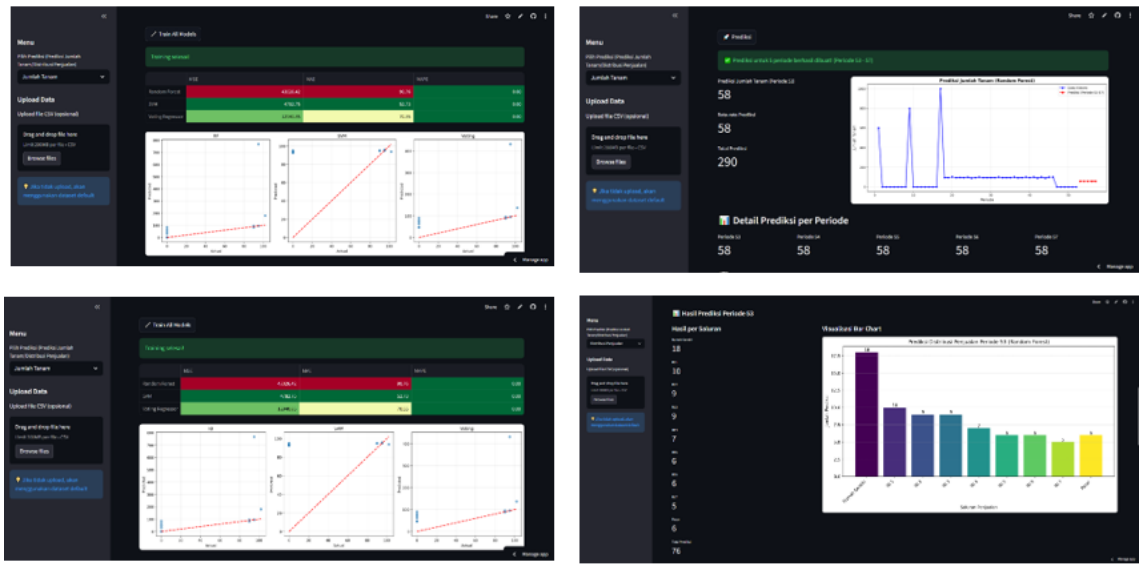
Tabel 7. Prediksi Distribusi Penjualan Minggu 53-55

	Voting Regressor		
Target Distribusi	**Periode 53**	**Periode 54**	**Periode 55**

Rumah Sendiri	20	20	20
RT 1	10	10	10
RT 2	10	10	10
RT 3	9	9	9
RT 4	6	6	6
RT 5	5	5	5
RT 6	6	6	6
RT 7	6	6	6
Pasar	24	24	24



3.7 Implementasi Antarmuka Streamlit



Gambar . Antarmuka Streamlit

Implementasi antarmuka pada penelitian ini dikembangkan menggunakan kerangka kerja Streamlit untuk mentransformasi model machine learning menjadi aplikasi berbasis web yang interaktif. Antarmuka ini dirancang secara sistematis ke dalam dua modul utama untuk memisahkan kebutuhan operasional: modul perencanaan produksi yang memberikan rekomendasi jumlah penyemaian bibit berdasarkan data stok dan transaksi , serta modul strategi penyaluran yang mengelola alokasi hasil panen ke sembilan titik distribusi secara otomatis menggunakan pendekatan Multi-Output Regression

3.8 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penggunaan metrik Mean Squared Error (MSE) dan Mean Absolute Error (MAE) menjadi parameter utama yang lebih akurat dalam mengevaluasi model dibandingkan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), karena adanya nilai aktual nol pada beberapa periode pengamatan yang membuat perhitungan persentase tidak dapat didefinisikan secara tepat.

Dalam hal akurasi prediksi, algoritma Support Vector Machine (SVM) terbukti sebagai model paling optimal untuk memprediksi jumlah tanam dengan tingkat error yang paling minim, sedangkan untuk prediksi distribusi penjualan di berbagai lokasi, metode Voting Regressor menunjukkan performa yang lebih stabil dan konsisten dibandingkan model lainnya. Hasil prediksi yang diperoleh untuk periode ke-53 diharapkan dapat menjadi bahan pertimbangan yang objektif bagi pihak Tunas Muda dalam mengoptimalkan perencanaan jumlah tanam dan strategi distribusi penjualan untuk masa yang akan datang.

Penelitian mendatang disarankan untuk mengeksplorasi penggunaan algoritma berbasis Deep Learning seperti Long Short-Term Memory (LSTM) atau Gated Recurrent Unit (GRU). Arsitektur ini memiliki keunggulan lebih tinggi dalam menangani data deret waktu (time-series) yang memiliki ketergantungan temporal jangka panjang.

3.9 Daftar Pustaka

[1] Chicco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (2021). The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. PeerJ Computer Science, 7, 1–24. https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.623.

[2] Priyambodo, L., Fuadi, H. L., Nazhifah, N., Huzaimi, I., Prawira, A. B., Saputri, T. E., Afandi, M. A., Nugraha, E. S., Wicaksono, A., & Goran, P. K. (2022). Klasifikasi Kematangan Tanaman Hidroponik Pakcoy Menggunakan Metode SVM. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, *6*(1), 153–160.

[3] Rafikoh, Z. A., Faisal, S., Baihaqi, K. A., & Hikmayanti, H. (2025). Analisis perbandingan algoritma machine learning pada prediksi produksi buah di Aceh. Jurnal Informatika Teknologi dan Sains (JINTEKS), 7(2), 928–936.

[4] Barus, E. S., & Darmanto, D. (2024). IMPLEMENTASI METODE RANDOM FOREST UNTUK MEMPREDIKSI PENJUALAN PRODUK. *Jurnal Tekinkom (Teknik Informasi Dan Komputer)*, *7*(2), 591–600.

[5] Sari, A., Arifin, M., & Darmanto, E. (2025). Prediksi kebutuhan stok barang menggunakan algoritma Random Forest untuk meningkatkan efisiensi penjualan. JOISIE (Journal Of Information Systems And Informatics Engineering), 9(2), 339–351. DOI: https://doi.org/10.35145/joisie.v9i2.5154

[6] Manurung, D., Zealtiel, B., & Lubis, A. H. (2025). Prediksi produksi tanaman padi di Indonesia dengan menggunakan algoritma Random Forest Regressor. Journal of Computing and Informatics Research, 4(3). DOI: https://doi.org/10.47065/comforch.v4i3.2125