

Prediksi Hasil Produksi Beras di Kabupaten Lamongan Menggunakan Stochastic Frontier Analysis (SFA)

Imelda Widya Ningrum^{a,1}, Dwi Arman Prasetya^{a,2,*}, Trimono^{a,3}

^aUPN "Veteran" Jawa Timur, Jl.Raya Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya, Indonesia

¹imeldawidya3@gmail.com; ²arman.prasetya.sada@upnjatim.ac.id*; ³trimono.stat@upnjatim.ac.id

* Dwi Arman Prasetya

INFO ARTIKEL

Histori Artikel

Pengajuan 2025-05-02

Diperbaiki 2025-06-15

Diterima 2025-06-30

Kata Kunci

Cobb-Douglas log-linier,

Efisiensi Teknis,

Produksi Beras,

Stochastic Frontier Analysis.

ABSTRAK

Sektor pertanian memegang peranan krusial dalam perekonomian Indonesia, terutama dalam menjaga ketahanan pangan dan stabilitas ekonomi. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi dan meningkatkan efisiensi teknis produksi beras di Indonesia menggunakan *Stochastic Frontier Analysis* (SFA). Data pertanian dianalisis melalui validasi, pembersihan, seleksi fitur, dan pemodelan dengan fungsi produksi *Cobb-Douglas log-linier* yang diestimasi menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Kinerja model dievaluasi pada data latih dan uji menggunakan *Log-likelihood*, *R-squared*, dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan kinerja prediksi model yang baik pada data uji (*R-squared* = 0,6658 dan MAPE = 14,34%). Analisis inefisiensi teknis mengindikasikan bahwa tingkat inefisiensi di antara petani di Kabupaten Lamongan relatif rendah dan homogen. Meskipun demikian, analisis *frontier* efisiensi mengidentifikasi adanya peluang signifikan untuk meningkatkan hasil panen beras melalui pengelolaan faktor produksi yang lebih efisien dan pengurangan inefisiensi.

ABSTRACT

Keyword

Cobb-Douglas log-linier,

Stochastic Frontier Analysis, Rice

Production, Technical Efficiency.

*The agricultural sector plays a crucial role in the Indonesian economy, especially in maintaining food estate and economic stability. This study aims to identify and improve the technical efficiency of rice production in Indonesia using Stochastic Frontier Analysis (SFA). Agricultural data were analyzed through validation, cleaning, feature selection, and modeling with a log-linear Cobb-Douglas production function estimated using Maximum Likelihood Estimation (MLE). Model performance was evaluated on training and test data using Log-likelihood, R-squared, and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results showed good model prediction performance on test data (*R-squared* = 0.6658 and MAPE = 14.34%). Technical inefficiency analysis indicated that the level of inefficiency among farmers in Lamongan Regency was relatively low and homogeneous. However, the efficiency frontier analysis identified significant opportunities to increase rice yields through more efficient management of production factors and reduction of inefficiencies.*

Ini adalah artikel akses terbuka di bawah lisensi [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).



1. Pendahuluan

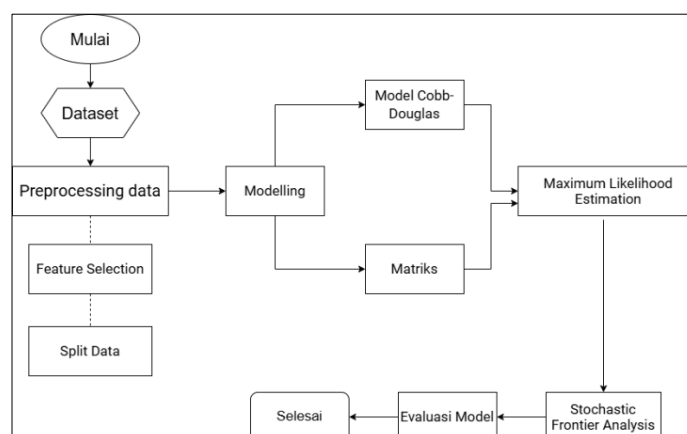
Sektor pertanian memiliki peran penting dalam perekonomian Indonesia dalam menjaga ketahanan pangan dan stabilitas ekonomi. Tantangan utama yang dihadapi sektor pertanian adalah meningkatkan efisiensi teknis yaitu kemampuan menghasilkan *output* maksimal dengan *input* minimal dengan keterbatasan sumber daya seperti lahan dan modal. Analisis data memainkan peran krusial dalam mengidentifikasi permasalahan dan merumuskan solusi yang efektif dalam berbagai sektor [1]. Pengembangan dan penerapan algoritma yang efisien merupakan aspek fundamental dalam Sains Data untuk menyelesaikan berbagai permasalahan [2]. Dalam konteks yang lebih luas, kemampuan untuk mengidentifikasi melalui analisis data menjadi krusial untuk pengambilan keputusan yang terarah dan optimalisasi strategi di berbagai bidang [3], [4]. Untuk mengatasi hal ini, salah satu pendekatan yang dapat diterapkan adalah dengan menggunakan metode *Stochastic Frontier Analysis* (SFA) yang fokus pada pengukuran efisiensi dalam proses produksi pertanian.

Penerapan *machine learning* dalam sektor pertanian juga dapat meningkatkan efisiensi dan memberikan hasil yang lebih optimal dengan memanfaatkan data yang lebih luas dan kompleks [5], [6]. Pentingnya penggunaan analisis berbasis data dalam sektor pertanian memungkinkan petani untuk memanfaatkan sumber daya secara lebih efisien dan memperbaiki hasil yang dicapai.

Namun, meskipun banyak penelitian yang mengimplementasikan SFA dalam analisis efisiensi sektor pertanian, masih terdapat celah dalam pengelolaan data berbasis web yang lebih efisien dan efektif untuk data berukuran besar [5]. Penggunaan MySQL dalam menangani *big data* telah menunjukkan bahwa teknologi *database* dapat sangat mendukung pengelolaan data secara efisien [7]. Pendekatan berbasis data yang terintegrasi dapat membantu meningkatkan efisiensi dalam sektor yang kompleks dengan cara yang sangat relevan untuk pengelolaan data secara lebih efisien dan praktis. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan meningkatkan efisiensi teknis dalam produksi bahan pangan beras di Indonesia dengan menggunakan metode *Stochastic Frontier Analysis* (SFA). Validitas model akan diuji melalui uji asumsi untuk mengidentifikasi potensi masalah dalam model [2]. Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan uji kesesuaian model seperti *R-squared* dan *log-likelihood test* untuk menilai akurasi prediksi dan efektivitas model yang digunakan [8]. Dengan model SFA, penelitian ini akan memberikan wawasan mengenai bagaimana faktor-faktor produksi digunakan secara optimal untuk mencapai hasil panen yang maksimal.

2. Metode penelitian

Metode penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem prediksi hasil panen menggunakan metode *Stochastic Frontier Analysis* (SFA). Penelitian dilakukan melalui serangkaian tahapan yang terstruktur secara sistematis dan *Flowchart* berikut menggambarkan alur lengkap dari proses yang diterapkan pada penelitian ini.



Gambar 1. Flowchart Alur Penelitian

Pada Gambar 1 menampilkan diagram alir penelitian mulai dari pengumpulan data set sampai evaluasi model *Stochastic Frontier Analysis*

a. Dataset

Tabel 1. Fitur Dataset

No.	Atribut	Deskripsi
1.	Nama	Identitas petani
2.	Luas Lahan (ha)	Area lahan (hektar)
3.	Jumlah Tenaga Kerja (orang)	Total tenaga kerja
4.	Penggunaan Pupuk (kg)	Jumlah pupuk (kg)
5.	Penggunaan Pestisida (liter)	Jumlah pestisida (liter)
6.	Jumlah Bibit (kg)	Jumlah bibit (kg)
7.	Penggunaan Air (m ³)	Volume air irigasi (m ³)
8.	Biaya Produksi (rupiah)	Total biaya produksi
9.	Hasil Panen (ton)	Total hasil panen (ton)
10.	Curah Hujan (mm)	Curah hujan (mm)
11.	Suhu (°C)	Suhu udara (°C)
12.	Kualitas Tanah (pH)	Tingkat keasaman tanah
13.	Harga Pasar (Rp)	Harga jual hasil panen (Rp)

Pada Tabel 1 menampilkan Fitur *Dataset* penelitian yang dijelaskan dengan jumlah atribut dan deskripsi masing-masing variabel.

b. Preprocessing data

Preprocessing merupakan tahap krusial yang bertujuan untuk membersihkan dan menyiapkan data sebelum dimasukkan ke dalam model. Tahapan ini meliputi imputasi missing values menggunakan metode seperti mean atau KNN, dan normalisasi Z-score untuk menghilangkan skala berbeda antar variabel [2].

c. Feature Selection

Feature selection dilakukan dengan *Pearson Correlation* untuk mengukur hubungan input-output (ambang batas > 0.1) dan VIF untuk mendeteksi *multikolinearitas* (ambang batas < 10) [9].

a. Pearson Correlation > 0.1

Pearson Correlation Coefficient (r) digunakan untuk mengukur kekuatan dan arah hubungan linier antara dua variabel numerik. Dalam *feature selection*, fitur dengan korelasi $r > 0.1$ terhadap *output* dianggap cukup relevan untuk dimasukkan ke dalam model.

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \tag{1}$$

b. VIF < 10

Variance Inflation Factor (VIF) digunakan untuk mendeteksi adanya *multikolinearitas* yaitu hubungan linier antar variabel input (independen). Nilai VIF yang tinggi menunjukkan bahwa suatu variabel bisa dijelaskan dengan sangat baik oleh

variabel input lainnya sehingga keberadaannya *redundant*. Jika fitur dengan VIF > 10 dianggap mengalami multikolinearitas parah dan sebaiknya dieliminasi dari model [10].

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2)$$

d. Split Data (Train-Test Split)

Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji. Pembagian ini penting untuk mengevaluasi kinerja model terhadap data yang belum pernah dilihat selama pelatihan [9]. Pada penelitian ini menggunakan 50% untuk data pelatihan dan 50% untuk data uji.

e. Modelling

Model Cobb-Douglas

Fungsi Produksi *Cobb-Douglas* dalam *Stochastic Frontier Analysis* (SFA) adalah salah satu model yang paling sering digunakan untuk menganalisis efisiensi teknis dalam produksi [11]. Fungsi produksi ini dapat dituliskan sebagai:

$$Y_i = A \cdot L_i^{\beta_1} \cdot K_i^{\beta_2} \cdot \exp(V_i - U_i) \quad (3)$$

f. Maximum Likelihood Estimation

Maximum Likelihood Estimation (MLE) adalah metode utama yang digunakan untuk mengestimasi parameter dalam model *Stochastic Frontier Analysis* (SFA) [11]. MLE bekerja dengan mencari nilai parameter yang memaksimalkan peluang (*likelihood*) bahwa data yang diamati dihasilkan oleh model. Estimasi dilakukan berdasarkan fungsi log-likelihood yang diturunkan dari distribusi gabungan error acak (v_i) dan inefisiensi teknis (u_i) [12].

$$\ln(y_i) = \beta_0 + j = \sum_{j=1}^k \beta_j \ln(x_{ji}) + v_i - u_i \quad (4)$$

g. Stochastic Frontier Analysis

Stochastic Frontier Analysis (SFA) adalah metode yang digunakan untuk mengukur efisiensi teknis dalam produksi. SFA memperhitungkan adanya faktor-faktor di luar kendali petani yang dapat mempengaruhi produksi, seperti cuaca atau kejadian alam lainnya. Hal ini dilakukan dengan memisahkan *error* dalam model menjadi dua komponen: satu yang mencerminkan inefisiensi petani dan satu lagi yang mencerminkan faktor acak tersebut [13].

$$\hat{\beta} = (XTX)^{-1}X^T \cdot Y \quad (5)$$

$$TE_i = \exp(-U_i) \quad (6)$$

$$\gamma = \frac{\sigma_u^2}{\sigma_u^2 + \sigma_v^2} \quad (7)$$

h. Evaluasi Model

a. Metrik Evaluasi Log-Likelihood

Log-likelihood adalah ukuran utama dari kecocokan model dalam konteks MLE. Dalam SFA, nilai *log-likelihood* menunjukkan seberapa baik model memodelkan data observasi yang tersedia [8]. Semakin tinggi nilai *log-likelihood*, semakin baik model tersebut sesuai dengan data.

$$LR = -2[\ln L_0 - \ln L_1] \tag{8}$$

b. R²

Nilai R² atau pseudo-R² tetap digunakan sebagai indikator sejauh mana variasi dalam *output* dapat dijelaskan oleh *input* model. Nilai R² yang lebih tinggi menunjukkan model yang lebih baik dalam menjelaskan data [14].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} \tag{9}$$

c. MAPE

MAPE adalah metrik statistik yang digunakan untuk mengevaluasi keakuratan prediksi *output* model. Dalam konteks SFA, MAPE digunakan untuk membandingkan nilai *output* yang diprediksi dengan nilai aktual, dalam bentuk persentase. Nilai MAPE yang lebih rendah menunjukkan bahwa model memberikan prediksi yang lebih akurat terhadap nilai observasi sebenarnya [15].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \tag{10}$$

d. Uji Asumsi Normalitas

Dalam model SFA, komponen kesalahan acak diasumsikan memiliki distribusi normal. Oleh karena itu, penting untuk menguji asumsi ini guna memastikan validitas model. Jika residual tidak terdistribusi normal, maka hasil estimasi MLE bisa menjadi bias atau tidak *mBera*, *Shapiro-Wilk*, dan *Kolmogorov-Smirnov* [16].

e. Uji Asumsi Homoskedastisitas

Asumsi homoskedastisitas menyatakan bahwa varians dari *error* harus konstan di seluruh nilai input. Jika varians berubah (*heteroskedastisitas*), maka estimasi parameter bisa tidak efisien. Dalam SFA, uji *homoskedastisitas* dilakukan pada residual untuk memastikan model memenuhi asumsi ini. Uji umum meliputi *Breusch-Pagan* dan *White test* [17].

f. Wald test

Wald Test adalah uji statistik yang digunakan untuk menguji signifikansi parameter dalam model, terutama pada regresi linier dan estimasi maksimum *likelihood*, dengan menilai apakah estimasi parameter berbeda signifikan dari nilai yang dihipotesiskan berdasarkan variansnya [17].

3. Hasil dan Analisis

3.1. Statistik Deskriptif Data

Tabel 2. Statistik Deskriptif Data

Variabel	Satuan	Statistik						
		Rata-Rata	Median	Std. Deviasi	Min	Q1	Q3	Maks
Luas lahan	hektar	1.28	1.00	0.63	0.50	0.60	1.60	3.00
Jumlah tenaga kerja	orang	101.95	79.00	51.42	40.00	40.00	129.00	237.00
Penggunaan pupuk	kg	648.58	545.00	324.15	1.64	272.50	817.50	1,362.50

Penggunaan pestisida	kg	5.44	4.30	2.83	2.15	2.15	6.45	15.00
Jumlah bibit	kg	44.07	35.00	22.80	17.50	17.50	52.50	120.00
Penggunaan air	m ³	46.76	37.00	24.02	18.50	18.50	55.80	120.00
Curah hujan	mm	35.00	35.00	0.00	35.00	35.00	35.00	35.00
Suhu	°C	30.00	30.00	0.00	30.00	30.00	30.00	30.00
Kualitas tanah	skala 1-10	6.00	6.00	0.00	6.00	6.00	6.00	6.00
Hasil panen	kg/ha	12.00	9.50	5.98	4.75	4.75	14.75	28.50

Berdasarkan Tabel 2 hasil statistik deskriptif yaitu variasi yang signifikan pada mayoritas variabel *input* dan *output* pertanian. Hasil panen dengan rentang 4,75 hingga 28,50 kg/ha mengindikasikan *disparitas* produktivitas yang substansial antar petani. Variasi ini menunjukkan urgensi analisis efisiensi teknis menggunakan *Stochastic Frontier Analysis* yang memiliki perbedaan hasil produksi menyiratkan potensi peningkatan efisiensi pada tingkat petani secara individual.

3.2. Estimasi Model Cobb-Douglas Log-Linier

Estimasi model *Cobb-Douglas log-linier* dilakukan untuk mengetahui pengaruh penggunaan pupuk terhadap hasil panen setelah melalui tahap seleksi fitur dan *preprocessing* data. Hasil estimasi parameter ditunjukkan pada Tabel berikut:

Tabel 3. Cobb-Douglas Log Linier

Variabel	Koefisien	Standard Error	Wald Statistic	<i>p – value</i>	Signifikan?
Intercept	2.3793	0.0445	53.4692	0.8000	Tidak
penggunaan_pupuk	0.4604	0.0445	10.3454	0.8000	Tidak

Berdasarkan hasil analisis regresi linear berganda dengan transformasi logaritma natural pada model *Cobb-Douglas*. Variabel dependen diasumsikan dalam bentuk logaritma dari *output*, sementara variabel independen yang diuji adalah logaritma dari "penggunaan_pupuk". Koefisien regresi untuk "penggunaan_pupuk" sebesar 0.4604 mengindikasikan elastisitas *output* terhadap penggunaan pupuk. Nilai *p – value* sebesar 0.8000 untuk variabel "penggunaan_pupuk" menunjukkan bahwa variabel ini tidak signifikan secara statistik dalam memengaruhi output pada tingkat signifikansi umum (misalnya, $\alpha = 0.05$).

3.3. Evaluasi Model

Evaluasi ini dilakukan dengan membandingkan kinerja model pada data latih dan data uji menggunakan beberapa indikator statistik dan ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Evaluasi Model

Evaluasi Model	<i>Log-likelihood</i>	<i>R-Squared</i>	MAPE	γ	σ^2_u	σ^2_v
Data Latih	-46.1033	0.6904	14.08%	0.0100	0.0010	0.0941
Data Uji	-23.6715	0.6658	14.34%	0.0100	0.0010	0.0942

Berdasarkan evaluasi model, pada data latih tercatat nilai *Log-likelihood* -46.1033, koefisien determinasi (*R-Squared*) 0.6904, dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 14.08%. Sementara itu, pada data uji, nilai *Log-likelihood* adalah -23.6715, R-

Squared 0.6658, dan MAPE 14.34%. Nilai parameter γ (0.0100), varians error σ^2_u (0.0010), dan σ^2_v (sekitar 0.094) menunjukkan konsistensi antara kedua set data. Secara umum, performa model cenderung sedikit menurun pada data uji dibandingkan data latih.

Tabel 5. Uji Asumsi Model Data Latih

Jenis Uji	Metode	Statistik	Derajat Kebebasan	p-value	Interpretasi
Normalitas (v)	Shapiro-Wilk (Aproksimasi)	0.5868	-	0.1108	Residuals terdistribusi normal ($p > 0.05$)
Homoskedastisitas	Breusch-Pagan	0.9297	1	0.8801	Error bersifat homoskedastisitas ($p > 0.05$)
Multikolinearitas (VIF)	Variabel penggunaan_pupuk				Nilai VIF 2.55

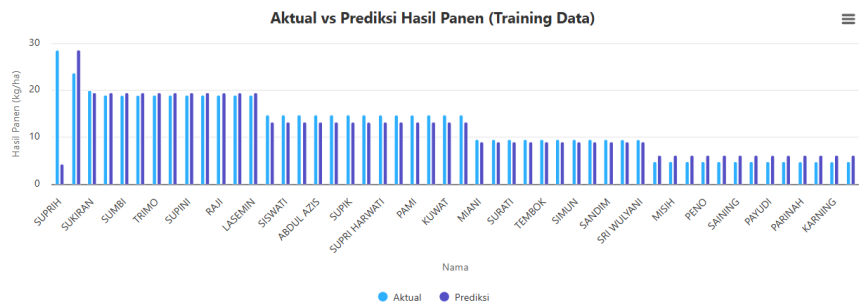
Pada Tabel 5 menyajikan hasil uji asumsi model pada data latih. Berdasarkan uji *Shapiro-Wilk*, residual model terdistribusi normal dengan $p - value$ 0.1108 ($p > 0.05$). Uji *Breusch-Pagan* menunjukkan bahwa error bersifat homoskedastisitas dengan $p - value$ 0.8801 ($p > 0.05$). Sementara itu, nilai VIF untuk variabel penggunaan_pupuk adalah 2.55 yang menunjukkan tingkat multikolinearitas yang rendah dan dapat diterima. Secara keseluruhan, hasil uji asumsi pada data latih ini menunjukkan bahwa asumsi-asumsi penting untuk model regresi (normalitas error, homoskedastisitas, dan rendahnya multikolinearitas) terpenuhi untuk variabel penggunaan pupuk.

Tabel 6. Uji Asumsi Model Data Uji

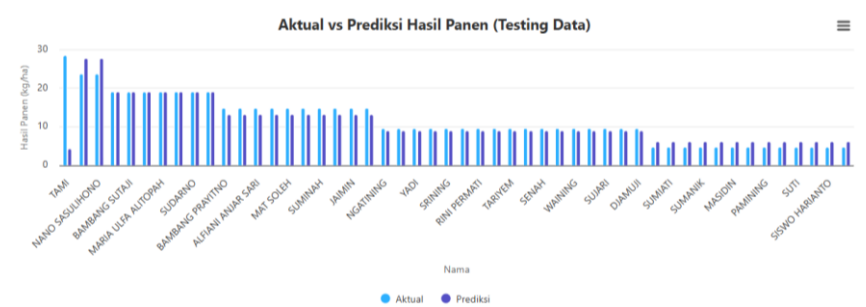
Jenis Uji	Metode	Statistik	Derajat Kebebasan	p-value	Interpretasi
Normalitas (v)	Shapiro-Wilk (Aproksimasi)	0.3527	-	0.2737	Residuals terdistribusi normal ($p > 0.05$)
Homoskedastisitas	Breusch-Pagan	0.8489	1	0.8929	Error bersifat homoskedastisitas ($p > 0.05$)
Multikolinearitas (VIF)	Variabel penggunaan_pupuk				Nilai VIF 2.67

Pada Tabel 6 menyajikan hasil uji asumsi pada data uji. Hasil uji *Shapiro-Wilk* menunjukkan bahwa residual model terdistribusi normal dengan $p - value$ 0.2737 ($p > 0.05$). Uji *Breusch-Pagan* mengindikasikan bahwa error bersifat homoskedastisitas dengan $p - value$ 0.8929 ($p > 0.05$). Nilai VIF untuk variabel penggunaan_pupuk adalah 2.67, yang menunjukkan tingkat multikolinearitas yang rendah. Secara keseluruhan, hasil uji asumsi pada data uji ini menunjukkan bahwa asumsi-asumsi penting model terpenuhi untuk variabel penggunaan pupuk pada data pengujian.

3.4. Stochastic Frontier Analysis

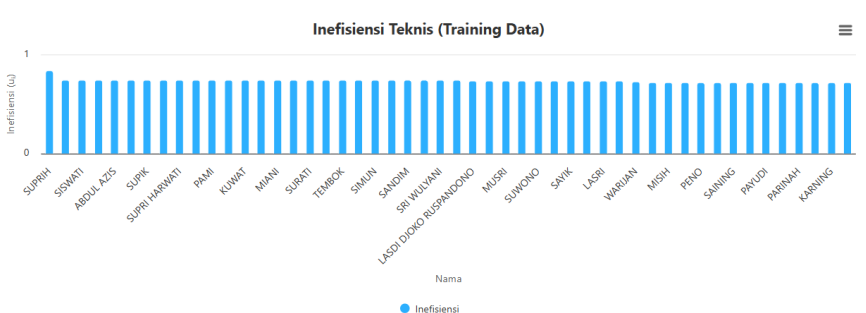


Gambar 2. Grafik Perbandingan Hasil Data Latih

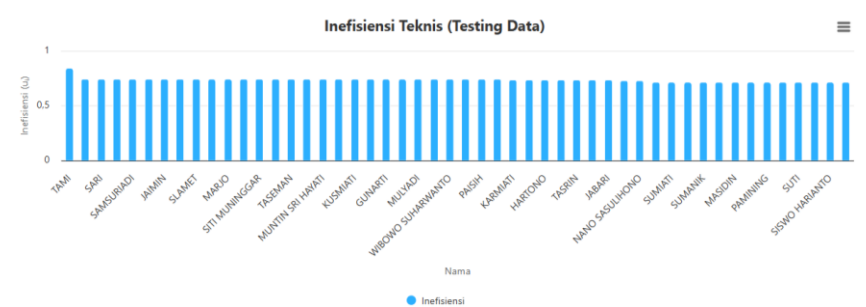


Gambar 3. Grafik Aktual vs Prediksi Data Uji

Pada Gambar 2 dan 3 menunjukkan perbandingan antara nilai aktual dan prediksi hasil panen pada data latih dan data uji. Secara umum, model menunjukkan performa yang baik di mana sebagian besar nilai prediksi mengikuti pola nilai aktual baik pada data latih maupun uji. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu menangkap variasi dalam data dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik. Kedekatan antara nilai aktual dan prediksi dalam kedua grafik mendukung hasil evaluasi sebelumnya bahwa model cukup akurat dan andal untuk digunakan dalam memprediksi hasil panen di luar data pelatihan.

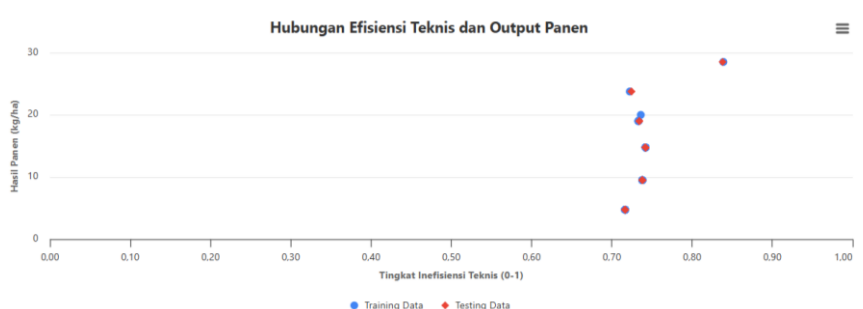


Gambar 4. Grafik Inefisiensi Teknis Data Latih



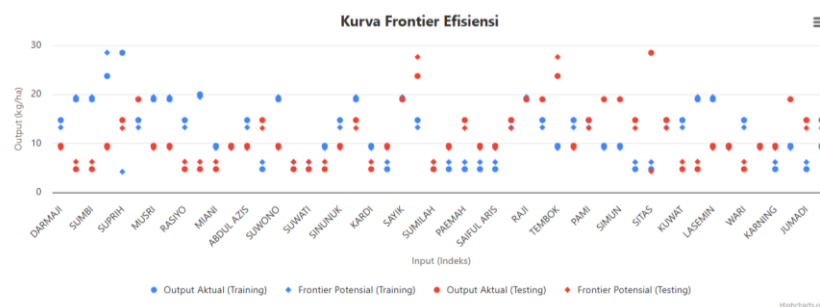
Gambar 5. Inefisiensi Teknis Data Uji

Pada Gambar 4 dan 5 menunjukkan distribusi tingkat inefisiensi teknis pada data latih dan uji dengan rentang nilai antara 0 hingga 1, di mana nilai mendekati 1 mengindikasikan inefisiensi yang lebih tinggi. Sebagian besar batang grafik menunjukkan nilai inefisiensi yang relatif rendah baik pada data latih maupun uji yang menandakan bahwa praktik teknis pada sebagian besar observasi cenderung efisien. Beberapa observasi di sisi kiri grafik menunjukkan inefisiensi yang sedikit lebih tinggi dibandingkan lainnya. Secara keseluruhan, hasil ini konsisten dengan evaluasi sebelumnya bahwa model mampu mengidentifikasi pola efisiensi teknis secara akurat.



Gambar 6. Hubungan Efisiensi Teknis dan Hasil Panen

Pada Gambar 6, ditampilkan *scatter plot* yang menggambarkan hubungan antara tingkat inefisiensi teknis (sumbu horizontal, skala 0-1) dan hasil panen (sumbu vertikal, dalam kg/ha). Titik berwarna biru merepresentasikan data latih, sementara titik berwarna merah merepresentasikan data uji. Terlihat adanya kecenderungan penurunan hasil panen seiring dengan meningkatnya tingkat inefisiensi teknis. Hubungan ini tidak sepenuhnya *linear* dan terdapat variasi pada tingkat hasil panen untuk tingkat inefisiensi yang serupa. Pola ini mengindikasikan bahwa inefisiensi teknis berkontribusi negatif terhadap hasil panen, namun faktor lain juga turut berperan.



Gambar 7. Kurva Frontier Efisiensi

Kurva pada Gambar 7 menunjukkan perbandingan antara *output* aktual dan *output* potensial pada data latih dan data uji. Titik-titik merepresentasikan *output* aktual yang teramati, sedangkan simbol belah ketupat menunjukkan *output* potensial yang dihitung oleh model *frontier* efisiensi. Secara visual, dapat diamati bahwa *output* aktual umumnya berada di bawah *output* potensial mengindikasikan adanya inefisiensi. Jarak vertikal antara titik aktual dan simbol potensial mencerminkan besarnya inefisiensi untuk setiap observasi. Pola ini terlihat baik pada data latih maupun data uji, meskipun terdapat variasi dalam tingkat inefisiensi antar observasi. Kurva *frontier* yang terbentuk oleh titik-titik potensial menggambarkan batas *output* maksimum yang dapat dicapai dengan tingkat *input* tertentu berdasarkan data yang ada.

4. Simpulan

Penelitian ini menganalisis efisiensi teknis produksi beras di Kabupaten Lamongan melalui implementasi *Stochastic Frontier Analysis* (SFA), menghasilkan model prediksi hasil panen dengan kinerja yang baik pada data pengujian. Berdasarkan analisis data pertanian dan evaluasi model, kinerja prediksi pada data uji menunjukkan hasil yang baik ($R\text{-squared} = 0,6658$; $\text{MAPE} = 14,34\%$) yang mengindikasikan bahwa model SFA mampu memberikan perkiraan hasil panen yang cukup akurat.

Analisis inefisiensi teknis mengungkapkan bahwa secara umum, tingkat inefisiensi di antara petani padi di Kabupaten Lamongan relatif rendah dan homogen. Meskipun demikian, kurva *frontier* efisiensi mengidentifikasi adanya potensi peningkatan hasil panen jika inefisiensi dapat diminimalkan. Hal ini mengimplikasikan bahwa dengan praktik pengelolaan faktor produksi yang lebih optimal, hasil panen beras di Kabupaten Lamongan berpotensi untuk ditingkatkan.

Referensi

- [1] D. A. Prasetya, A. Sanusi, G. Chandrarin, E. Roikhah, I. Mujahidin, and R. Arifuddin, "Small and Medium Enterprises Problem and Potential Solutions for Waste Management," *J. Southwest Jiaotong Univ.*, vol. 54, no. 6, 2019.
- [2] D. A. Prasetya and E. F. Armay, "Resolving the Shortest Path Problem using the Haversine Algorithm," *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, vol. 26, no. 1, pp. 73–80, 2021.
- [3] D. A. Prasetya, A. P. Sari, M. Idhom, and A. Lisanthoni, "Optimizing Clustering Analysis to Identify High-Potential Markets for Indonesian Tuber Exports," *Indones. J. Electron., Electromed. Eng. Med. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 113–122, 2025.
- [4] A. Lisanthoni and D. A. Prasetya, "Optimizing Clustering Analysis to Identify High-Potential Markets for Indonesian Tuber Exports," *Indones. J. Electron., Electromed. Eng. Med. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 113–122, 2025.
- [5] A. Muhaimin, "Implementasi MySQL untuk pengelolaan data besar dalam sistem informasi pertanian," *J. Teknol. Inf. dan Komput.*, vol. 7, no. 3, pp. 115–121, 2021.
- [6] S. S. M. Wara, "Predictive Analysis of Government Application Comment on Playstore with Clustered Support Vector Machine," in *Proc. IEEE 10th Inf. Technol. Int. Semin. (ITIS)*, 2024.
- [7] P. A. Riyantoko, "Optimizing User-PC Computing System with Multicore CPU Utilization through Parallel Computing Jobs Distributions," in *Proc. Semin. Nas. Teknol. Komput. dan Informatika (SENATIK)*, vol. 1, no. 1, pp. 101–106, 2023.
- [8] P. Damaliana, "Evaluasi model regresi menggunakan R-squared dan log-likelihood dalam analisis efisiensi produksi," *J. Ekon. Pertan.*, vol. 1, pp. 10–18, 2020.
- [9] M. Nasrudin, "Application of VAR-GARCH for Modeling the Causal Relationship of Stock Prices in the Mining Sub-sector," *J. Varian*, vol. 8, no. 1, pp. 90–97, 2024.
- [10] A. Fakhri, "Penerapan Metode Variance Inflation Factor (VIF) untuk Mengatasi Multikolinearitas dalam Model Regresi," *J. Stat. dan Apl.*, vol. 4, no. 1, pp. 15–22, 2020.
- [11] M. Awangga and S. Adinugroho, "Evaluasi Kinerja Model Prediksi Harga Saham dengan Proporsi Data Latih dan Uji yang Berbeda," *J. Ilmu Komput. dan Agri-Informatika*, vol. 5, no. 1, pp. 37–44, 2024.
- [12] S. Fitriani and A. Kurniawan, "Estimasi Parameter Model Regresi Logistik dengan Metode Maximum Likelihood Estimation (MLE)," *J. Mat. dan Aplikasinya*, vol. 7, no. 1, pp. 45–52, 2021.

- [13] R. Purnamasari and B. Kusuma, “Analisis Efisiensi Teknis Usahatani Padi Sawah di Kabupaten Subang Menggunakan Metode SFA,” *J. Apl. Sist. Inf. dan Komput. (JASIEK)*, vol. 3, no. 2, pp. 112–121, 2022.
- [14] D. F. C. Kusuma, D. A. Prasetya, F. Kholid, and I. Mujahidin, “Evaluasi Database Senjata Untuk Sistem Keamanan Menggunakan Fuzzy Logic,” *JASIEK*, vol. 1, no. 2, 2019.
- [15] K. M. Hindrayani, “Penerapan Dashboard System (Pendapatan Asli Daerah (PAD) Sektor Pariwisata pada Kabupaten Mojokerto Menggunakan Tableau,” *J. Comput. Sci. Technol. (JCS-TECH)*, vol. 4, no. 1, pp. 14–18, 2024.
- [16] A. Pramono, T. J. L. Tama, and T. Waluyo, “Analisis Arus Tiga Fasa Daya 197 KVA dengan Menggunakan Metode Uji Normalitas Kolmogorov-Smirnov,” *J. RESISTOR (Rek. Sist. Komput.)*, vol. 4, no. 2, 2021.
- [17] E. P. Budiana, D. A. Himawanto, D. D. D. P. T., P. J. Widodo, and B. Suhardi, “Uji dampak mesin heated die screw extruder pada pembriketan limbah pertanian,” *INOTEKS: J. Inov. Ilmu Pengetah., Teknol., dan Seni*, 2022.
- [18] V. Glinskiy et al., “Modifications to the Jarque–Bera Test,” *Mathematics*, vol. 12, 2024.
- [19] A. Fakhri, “Penerapan Metode Variance Inflation Factor (VIF) untuk Mengatasi Multikolinearitas dalam Model Regresi,” *J. Stat. dan Apl.*, vol. 4, no. 1, pp. 15–22, 2020.
- [20] D. S. Nugroho and E. Prasetyo, “Analisis Efisiensi Teknis Produksi Jagung di Provinsi Jawa Tengah dengan Pendekatan Stochastic Frontier Analysis,” *J. Ekon. Pertan. dan Agribisnis*, vol. 6, no. 2, pp. 101–112, 2022.
- [21] I. G. Sedana and N. M. Yuliarini, “Pengaruh Faktor-Faktor Produksi Terhadap Efisiensi Teknis Usahatani Cabai Merah di Bali: Aplikasi Stochastic Frontier Analysis,” *J. Agribisnis dan Agrowisata*, vol. 9, no. 1, pp. 1–10, 2020.