



POLITEKNIK LPP YOGYAKARTA
UNIT PENELITIAN DAN PENGABDIAN KEPADA
MASYARAKAT (UP2M)
Jl. LPP No. 1A, Balapan, Yogyakarta 55222
Telp. (0274) 555776 Fax. (0274) 585274

SURAT TUGAS

Nomor : 38E/ST/UP2M/IX/2025

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Dr. Anna Kusumawati, S.P., M.Sc.
Jabatan : Ketua Unit Penelitian Dan Pengabdian Kepada Masyarakat

Dengan ini memberikan tugas kepada:

- | | | | |
|----|--------------------|---|---------------------|
| 1. | Nama | : | Aris Slamet Widodo |
| | Prodi | : | Agribisnis |
| | NIDN/NIP/NUPTK/NIM | : | 0525017701 |
| 2. | Nama | : | Suparmono |
| | Prodi | : | Manajemen |
| | NIDN/NIP/NUPTK/NIM | : | 0518037302 |
| 3. | Nama | : | Eko Prasetyo |
| | Prodi | : | Teknologi Informasi |
| | NIDN/NIP/NUPTK/NIM | : | 0522046701 |
| 4. | Nama | : | Ari Suseno |
| | Prodi | : | Ekonomi Pertanian |
| | NIDN/NIP/NUPTK/NIM | : | 3321102702970001 |
| 5. | Nama | : | Bahrul Ulum |
| | Prodi | : | PPN |
| | NIDN/NIP/NUPTK/NIM | : | 1939775676130242 |
| 6. | Nama | : | Puji Qomariyah |
| | Prodi | : | Sosiologi Pertanian |
| | NIDN/NIP/NUPTK/NIM | : | 3404016208740003 |
| 7. | Nama | : | Felly Egita |
| | Prodi | : | Agribisnis |
| | NIDN/NIP/NUPTK/NIM | : | 20210220239 |
| 8. | Nama | : | Fania Putri Zaman |
| | Prodi | : | Agribisnis |
| | NIDN/NIP/NUPTK/NIM | : | 20210220214 |

Untuk melaksanakan tugas melaksanakan kegiatan Penelitian dengan judul “Pengembangan Mobile Forecasting Application untuk Prediksi Hasil dan Kebutuhan Pupuk Komoditas Pangan Strategis” pada:

Hari/Tanggal : 01 September 2025 – 31 Desember 2025
Tempat : Yogyakarta

Demikian surat tugas ini di buat untuk dilaksanakan dengan penuh tanggung jawab. Untuk laporan kemajuan, pelaksanaan kegiatan dan laporan akhir dimohon berkoordinasi dengan Unit Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (UP2M) Politeknik LPP Yogyakarta.

Yogyakarta, 01 September 2025

Ketua UP2M

Dr. Anna Kusumawati, S.P., M.Sc.





PROTEKSI ISI LAPORAN AKHIR PENELITIAN FUNDAMENTAL - REGULER

Dilarang menyalin, menyimpan, memperbanyak sebagian atau seluruh isi proposal ini dalam bentuk apapun kecuali oleh pengusul dan pengelola administrasi penelitian dan pengabdian kepada masyarakat

LAPORAN AKHIR

1. JUDUL PENELITIAN

Pengembangan Mobile Forecasting Application untuk Prediksi Hasil dan Kebutuhan Pupuk Komoditas Pangan Strategis

Bidang Fokus	Tema	Topik (jika ada)	Prioritas Riset
Pangan	Teknologi Ketahanan dan Kemandirian Pangan	Efisiensi rantai nilai hasil pertanian, perkebunan, peternakan, dan perikanan	Digitalisasi

Rumpun Ilmu Level 1	Rumpun Ilmu Level 2	Rumpun Ilmu Level 3
ILMU TANAMAN	ILMU SOSIOLOGI PERTANIAN	Agribisnis

Skema Penelitian	Strata (Dasar/Terapan/ Pengembangan)	Nilai SBK	Target Akhir TKT	Lama Kegiatan
Penelitian Fundamental - Reguler	Riset Dasar	150.000.000	3	2 Tahun

2. IDENTITAS PENGUSUL

Nama, Peran	Jenis	Program Studi/Bagian	Bidang Tugas	ID Sinta
ARIS SLAMET WIDODO 0525017701 Ketua Pengusul Universitas Muhammadiyah Yogyakarta	Dosen	Agribisnis	Mengembangkan Aplikasi Forecasting pada Budidaya Tanaman Pangan	6001651
SUPARMONO 0518037302 Anggota Sekolah Tinggi Ilmu Manajemen YKPN	Dosen	Manajemen	Mengembangkan manajemen rantai pasok pemasaran hasil tanaman pangan dan penggunaan pupuk	6110804
EKO PRASETYO 0522046701 Anggota Universitas Muhammadiyah Yogyakarta	Dosen	Teknologi Informasi	Melakukan pengembangan Mobile Aplikasi Forecasting Produksi dan Ketersediaan Pupuk Komoditas Pangan Strategis Menggunakan Model DevOps	6001634
Ari Suseno, S.P 3321102702970001 Anggota Lembaga Pengabdian Masyarakat UMY	Umum	Ekonomi Pertanian	Mengembangkan model optimalisasi hasil produksi pertanian dan penggunaan pupuk.	-
Bahrul Ulum, S.P., M.Sc. 6408020706970002 Anggota Politeknik LPP Yogyakarta	Umum	Manajemen Informasi Agribisnis	Mengembangkan dan mengolah data pertanian pada aplikasi forecasting	-
Puji Qomariyah, S.Sos., M.Si. 3404016208740003 Anggota	Umum	Sosiologi Pertanian	Mengkaji kesiapan secara sosiologi petani dan penyuluh pertanian dalam penerapan aplikasi	-

Nama, Peran	Jenis	Program Studi/Bagian	Bidang Tugas	ID Sinta
Universitas Widy Mataram			forecasting	
Felly Egita 20210220239 Mahasiswa Universitas Muhammadiyah Yogyakarta	Mahasiswa	Agribisnis	Mengumpulkan dan tabulasi data hasil panen tanaman pangan dan penggunaan pupuk	-
Fania Putri Zaman 20210220214 Mahasiswa Universitas Muhammadiyah Yogyakarta	Mahasiswa	Agribisnis	Pengumpulan dan tabulasi data hasil panen tanaman pangan serta penggunaan pupuk	-

3. MITRA KERJASAMA PENELITIAN (Jika Ada)

Pelaksanaan penelitian dapat melibatkan mitra kerjasama yaitu mitra kerjasama dalam melaksanakan penelitian, mitra sebagai calon pengguna hasil penelitian, atau mitra investor

Mitra	Nama Mitra	Dana
-------	------------	------

4. LUARAN DAN TARGET CAPAIAN

Luaran Wajib

Tahun Luaran	Kategori Luaran	Jenis Luaran	Status target capaian	Keterangan
1	Artikel di Jurnal	Artikel di Jurnal Bereputasi Internasional	Accepted/Published	https://jast.modares.ac.ir/en
2	Artikel di Jurnal	Artikel di Jurnal Bereputasi Internasional	Accepted/Published	https://jast.modares.ac.ir/en

5. ANGGARAN

Rencana Anggaran Biaya penelitian mengacu pada PMK dan buku Panduan Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat yang berlaku.

Total RAB 1 Tahun Rp 99.910.000,00

Tahun 1 Total Rp 99.910.000,00

Kelompok	Komponen	Item	Satuan	Vol.	Biaya Satuan	Total
Analisis Data	Biaya analisis sampel	Biaya Analisis Model SARIMA	Unit	1	1.500.000	1.500.000
Analisis Data	Biaya analisis sampel	Biaya Analisis Model LSTM - HM	Unit	1	1.500.000	1.500.000
Analisis Data	Biaya analisis sampel	Biaya Analisis Model CNN-LSTM dan XGBost	Unit	1	1.500.000	1.500.000
Analisis Data	Biaya analisis sampel	Biaya Analisis Model GRU - HM	Unit	1	1.500.000	1.500.000
Analisis Data	Biaya analisis sampel	Biaya Analisis Model ARIMA	Unit	1	1.500.000	1.500.000
Analisis Data	Biaya analisis sampel	Biaya Analisis Best Model Forecasting	Unit	2	1.500.000	3.000.000
Analisis Data	Biaya analisis sampel	Biaya Analisis Model CNN - LSTM	Unit	1	1.500.000	1.500.000
Analisis Data	Biaya analisis sampel	Biaya Analisis Model ARIMA - LSTM	Unit	1	1.500.000	1.500.000
Analisis Data	HR Pengolah Data	HR Pengolah Data Pertanian	P (penelitian)	1	1.000.000	1.000.000
Analisis Data	HR Pengolah Data	HR Pengolah Data Bencana Alam	P (penelitian)	1	1.000.000	1.000.000
Analisis Data	Honorarium	HR Narasumber analisis	OJ	7	1.000.000	7.000.000

Kelompok	Komponen	Item	Satuan	Vol.	Biaya Satuan	Total
	narasumber	data				
Analisis Data	HR Pengolah Data	HR Pengolah Data Iklim	P (penelitian)	1	1.000.000	1.000.000
Analisis Data	Penginapan	Penginapan untuk kegiatan analisis data	OH	10	810.000	8.100.000
Analisis Data	Transport Lokal	Transport lokal untuk analisis data	OK (kali)	10	250.000	2.500.000
Analisis Data	Uang Harian	Uang harian analisis data	OH	20	420.000	8.400.000
Bahan	ATK	Alat tulis kantor penunjang penelitian	Paket	1	1.250.000	1.250.000
Pelaporan Hasil Penelitian dan Luaran Wajib	Biaya konsumsi rapat	Biaya konsumsi rapat di kantor	OH	40	50.000	2.000.000
Pengumpulan Data	Biaya konsumsi	Biaya konsumsi untuk kegiatan pengumpulan data di lokasi penelitian	OH	30	100.000	3.000.000
Pelaporan Hasil Penelitian dan Luaran Wajib	Biaya Pendaftaran KI	Biaya pendaftaran KI Model	Paket	1	1.440.000	1.440.000
Pelaporan Hasil Penelitian dan Luaran Wajib	Biaya Publikasi artikel di Jurnal Bereputasi Internasional	Biaya publikasi (APC)	Paket	1	5.000.000	5.000.000
Pengumpulan Data	HR Petugas Survei	HR Petugas Survei data bencana alam	OH/OR	60	8.000	480.000
Pengumpulan Data	HR Petugas Survei	HR Petugas Survei data pertanian	OH/OR	60	8.000	480.000
Pengumpulan Data	Honorarium narasumber	HR Narasumber penelitian	OJ	3	1.250.000	3.750.000
Pengumpulan Data	HR Pembantu Lapangan	HR pembantu lapangan untuk pengumpulan data di lokasi penelitian	OH	420	8.000	3.360.000
Pengumpulan Data	HR Petugas Survei	HR Petugas Survei data iklim	OH/OR	360	8.000	2.880.000
Pengumpulan Data	HR Pembantu Peneliti	Pembantu kegiatan penelitian	OJ	420	8.000	3.360.000
Pengumpulan Data	Penginapan	Penginapan di lokasi penelitian	OH	10	800.000	8.000.000
Pengumpulan Data	Transport	Transportasi perjalanan ke lokasi penelitian	OK (kali)	20	250.000	5.000.000
Pelaporan Hasil Penelitian dan Luaran Wajib	Uang harian rapat di luar kantor	Uang harian rapat di kantor (fullboard)	OH	40	50.000	2.000.000
Pengumpulan Data	Uang Harian	Uang harian untuk kegiatan pengumpulan data di lokasi penelitian	OH	420	8.000	3.360.000
Sewa Peralatan	Kendaraan	Sewa kendaraan untuk kegiatan penelitian	OK (kali)	6	850.000	5.100.000
Sewa Peralatan	Peralatan penelitian	Sewa printer	Unit	3	150.000	450.000
Sewa Peralatan	Peralatan penelitian	Sewa laptop	Unit	6	250.000	1.500.000
Sewa Peralatan	Ruang penunjang penelitian	Sewa ruangan untuk pengelolaan kegiatan penelitian	Unit	10	500.000	5.000.000

***. KEMAJUAN PENELITIAN**

A. RINGKASAN

Urgensi Penelitian, Swasembada pangan dan kesejahteraan petani menjadi salah satu fokus utama dalam Asta Cita Negara Indonesia. Upaya mencapainya memiliki tantangan nyata seperti fluktuasi harga akibat panen raya dan rantai pasok yang tidak efisien. Kasus seperti anjloknya harga cabai dan bawang merah lebih dari 40% karena meningkatnya kapasitas produksi berlebihan. Panen padi yang terdesentralisasi selama bulan februari, berakibat merugikan petani dengan harga gabah kering turun sebesar 30% dari HPP pemerintah. Keterbatasan petani dalam mengakses informasi waktu tanam berakibat pada peningkatan produksi pada waktu yang bersamaan, sehingga nilai tawar produk pertanian turun drastis. Oleh karena itu diperlukan teknologi informasi penyedia informasi prediksi hasil pertanian secara real-time dalam membantu petani untuk membuat keputusan dalam menentukan jenis dan waktu tanam. Namun, diperlukan pengujian model dengan akurasi tinggi, mengingat banyaknya variabel prediktor ketidak-pastian dalam produksi pertanian. Tujuan Penelitian. Membuat model forecasting dengan tingkat akurasi terbaik untuk memprediksi produksi hasil pertanian dan ketersediaan pupuk. Pengembangan mobile forecasting application yang mudah dan user acceptance, dan meningkatkan kestabilan harga pertanian. Metode dan Tahapan Penelitian. Penelitian tahun pertama konsentrasi pada pengujian permodelan peramalan. Pertama, penentuan data yang digunakan dalam peramalan, berupa data produktivitas padi dalam setiap wilayah selama 20 tahun ke belakang sebagai variabel laten, dan data variabel prediktor seperti iklim dan cuaca (curah hujan, tingkat kekeringan, suhu dan kelembapan, gejala El-Nino dan La-Nina), indeks bencana alam, dan ketersediaan irigasi. Model peramalan yang akan diuji yaitu ARIMA, SARIMA, deep learning LSTM dan HM, deep learning GRU dan HM, ARIMA dan LSTM, CNN dan LSTM, CNN-LSTM dan XGBost. Tahun kedua, pengembangan mobile forecasting application dengan metode DevOps setelah diperoleh Best Model Forecasting, serta pengujian aplikasi terhadap tingkat efektivitas kestabilan harga dan ketersediaan pupuk. Luaran wajib Publikasi jurnal internasional bereputasi Q3. Luaran tambahan Mobile Forecasting Application, Sertifikat HKI dan International Conference. Target akhir TKT penelitian TKT 3

B. KATA KUNCI

Forecasting; mobile application; produksi pertanian; harga pangan; pupuk subsidi
false

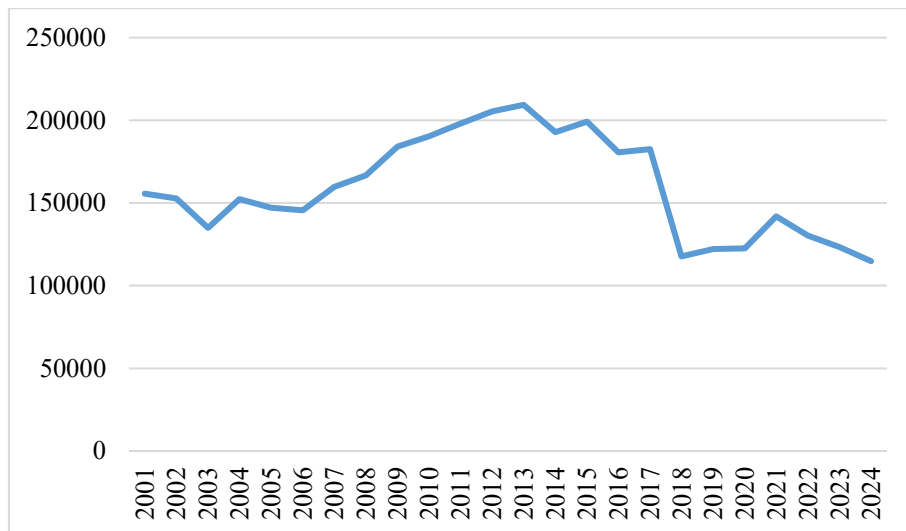
Pengisian poin C sampai dengan poin H mengikuti template berikut dan tidak dibatasi jumlah kata atau halaman namun disarankan ringkas mungkin. Dilarang menghapus/memodifikasi template ataupun menghapus penjelasan di setiap poin.

C. HASIL PELAKSANAAN PENELITIAN: Tuliskan secara ringkas hasil pelaksanaan penelitian yang telah dicapai sesuai tahun pelaksanaan penelitian. Penyajian meliputi data, hasil analisis, dan capaian luaran (wajib dan atau tambahan). Seluruh hasil atau capaian yang dilaporkan harus berkaitan dengan tahapan pelaksanaan penelitian sebagaimana direncanakan pada proposal. Penyajian data dapat berupa gambar, tabel, grafik, dan sejenisnya, serta analisis didukung dengan sumber pustaka primer yang relevan dan terkini.

1. Data Penelitian

a) Data produksi padi di Kabupaten Bantul, Sleman, Kulon Progo dan Gunungkidul.

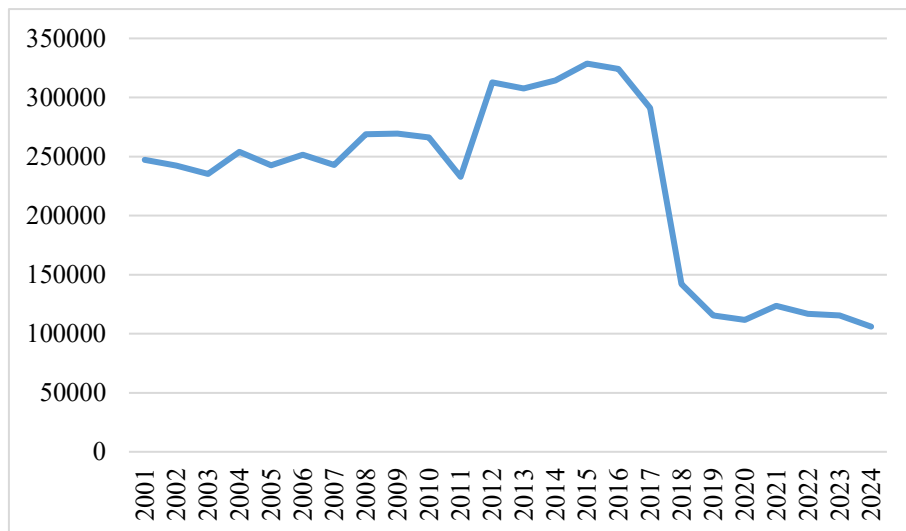
Produksi padi di Kabupaten Bantul (Gambar 1) pada periode 2001–2023 menunjukkan pola fluktuatif dengan kecenderungan penurunan pada beberapa tahun terakhir. Periode 2001 hingga 2007 relatif stabil dengan nilai produksi berkisar antara 140.000 hingga 160.000. Peningkatan signifikan terjadi mulai 2008 dan mencapai puncaknya pada 2012–2014 dengan produksi mendekati angka 210.000. Setelah fase puncak tersebut, tren produksi mulai menurun secara bertahap meskipun masih berada pada kisaran 180.000 hingga 190.000 hingga tahun 2016. Penurunan tajam terjadi pada periode 2017–2019 ketika produksi jatuh hingga sekitar 120.000. Produksi sempat mengalami perbaikan pada tahun 2020–2021 dengan nilai mendekati 140.000. Tren menurun kembali berlanjut hingga tahun 2023 dengan jumlah produksi hanya sekitar 110.000. Perkembangan ini menggambarkan bahwa meskipun sempat mengalami fase pertumbuhan yang kuat, produksi padi di Bantul cenderung menurun dalam jangka panjang, terutama setelah tahun 2017.



Gambar 1. Produksi padi di Kabupaten Bantul

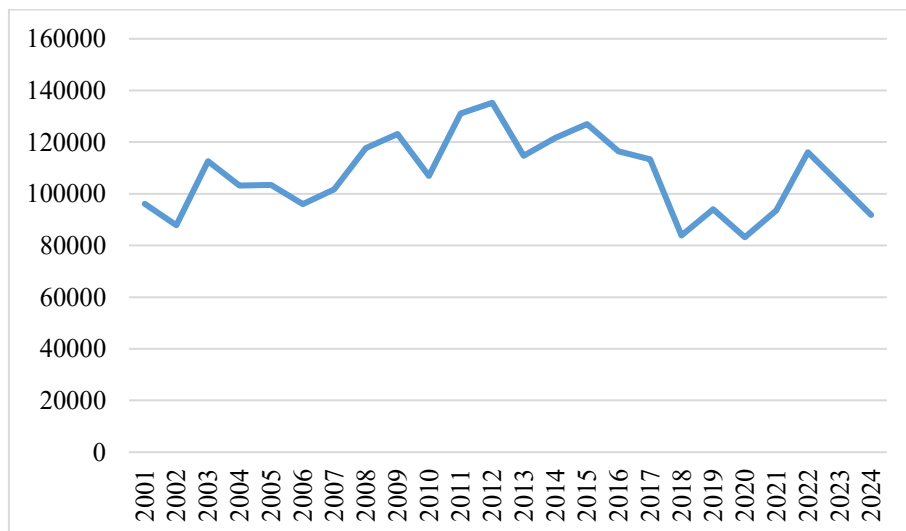
Produksi padi di Kabupaten Sleman pada periode 2001–2024 memperlihatkan pola perubahan yang cukup signifikan pada Gambar 2. Nilai produksi pada awal periode berada pada kisaran 240.000 dan relatif stabil hingga tahun 2010 dengan sedikit fluktuasi di antara 230.000 hingga 260.000. Peningkatan tajam mulai terjadi pada tahun 2011 hingga mencapai puncaknya pada periode 2014–2016 dengan nilai produksi sekitar 320.000 hingga 330.000. Kondisi ini menunjukkan fase pertumbuhan tertinggi yang berhasil dicapai Sleman dalam dua dekade terakhir.

Produksi mulai mengalami penurunan drastis setelah tahun 2017. Nilai yang semula berada di atas 300.000 turun tajam hingga sekitar 140.000 pada tahun 2018. Tren penurunan berlanjut hingga tahun 2020 dengan angka produksi hanya sekitar 110.000. Periode 2021–2023 ditandai dengan fluktuasi kecil yang relatif stabil di kisaran 110.000 hingga 120.000. Tahun 2024 menunjukkan kecenderungan penurunan lebih lanjut dengan jumlah produksi mendekati 100.000. Perjalanan panjang ini menggambarkan adanya perbedaan mencolok antara fase peningkatan dan fase penurunan. Kabupaten Sleman mampu mencapai tingkat produksi tinggi pada pertengahan 2010-an, namun kehilangan kapasitas tersebut dalam waktu yang relatif singkat setelah 2017. Grafik ini menegaskan bahwa pola historis produksi padi di Sleman cenderung menurun pada jangka panjang, meskipun terdapat fase kejayaan sebelumnya.



Gambar 2. Produksi padi di Kabupaten Sleman

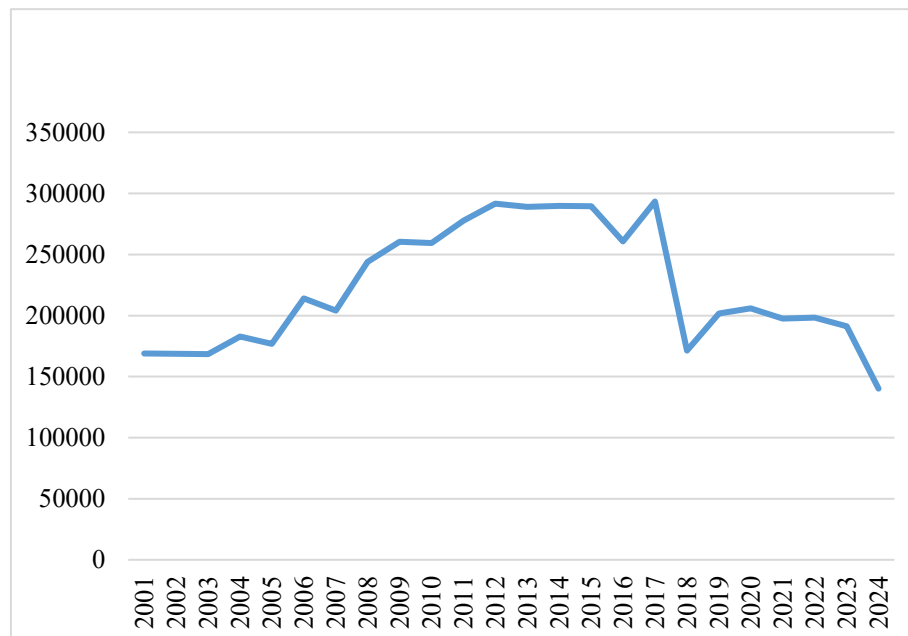
Produksi padi di Kabupaten Kulon Progo pada periode 2001–2024 menunjukkan pola fluktuasi yang cukup jelas tanpa tren peningkatan jangka panjang yang konsisten sebagaimana pada Gambar 3. Nilai produksi pada awal periode berada di kisaran 95.000 hingga 100.000. Periode 2002 mencatat penurunan hingga mendekati 90.000, namun setelah itu produksi kembali meningkat dengan kecenderungan naik-turun. Kenaikan yang cukup signifikan terjadi pada tahun 2009 hingga 2012 dengan produksi mencapai puncaknya sekitar 135.000. Setelah melewati puncak tersebut, produksi tetap berfluktuasi pada kisaran 110.000 hingga 130.000 hingga sekitar tahun 2016. Periode setelahnya memperlihatkan penurunan cukup tajam, terutama pada tahun 2018–2020 ketika produksi turun di bawah 90.000. Nilai produksi kembali meningkat pada tahun 2021 hingga 2022 dengan kisaran 110.000 hingga 120.000, kemudian kembali menurun pada tahun 2024 hingga berada di sekitar 95.000. Perkembangan ini menunjukkan bahwa produksi padi di Kulon Progo cenderung tidak stabil dengan siklus kenaikan dan penurunan yang berulang. Fase pertumbuhan hanya terjadi dalam rentang tertentu, namun dalam jangka panjang tidak terdapat tren peningkatan yang berkelanjutan. Grafik ini menegaskan bahwa Kulon Progo menghadapi dinamika produksi yang relatif lebih labil dibandingkan daerah lain di Daerah Istimewa Yogyakarta.



Gambar 3. Produksi padi di Kabupaten Kulon Progo

Perkembangan produksi padi di Kabupaten Gunungkidul selama periode 2001–2024 menunjukkan pola perubahan yang cukup mencolok. Pada awal periode, produksi berada pada kisaran 170.000 dan tidak mengalami banyak perubahan hingga pertengahan dekade 2000-an. Kenaikan signifikan mulai tampak setelah tahun 2006 dan terus berlanjut hingga mencapai titik tertinggi sekitar 295.000 pada rentang 2012–2016. Kondisi tersebut menandai masa produktivitas padi yang optimal di wilayah ini dengan laju pertumbuhan yang relatif konsisten. Situasi berubah secara drastis setelah tahun 2017 ketika produksi

mengalami penurunan yang tajam hingga hanya berkisar 175.000 pada tahun 2018. Pada fase berikutnya, yaitu 2019 hingga 2022, produksi masih berfluktuasi dalam rentang 190.000 hingga 210.000, namun belum mampu kembali ke level tertinggi yang pernah dicapai sebelumnya. Tren penurunan kembali terlihat pada dua tahun terakhir dengan angka produksi sekitar 150.000 pada tahun 2024. Gambaran ini memperlihatkan bahwa Gunungkidul sempat mengalami pertumbuhan pesat pada dekade 2010-an, namun capaian tersebut tidak dapat dipertahankan. Periode setelah puncak produksi ditandai dengan kecenderungan penurunan yang berkelanjutan, sehingga arah perkembangan jangka panjang memperlihatkan tren yang melemah. Pola ini menegaskan adanya transisi dari fase peningkatan menuju fase penurunan yang cukup jelas dalam kurun waktu terkini.

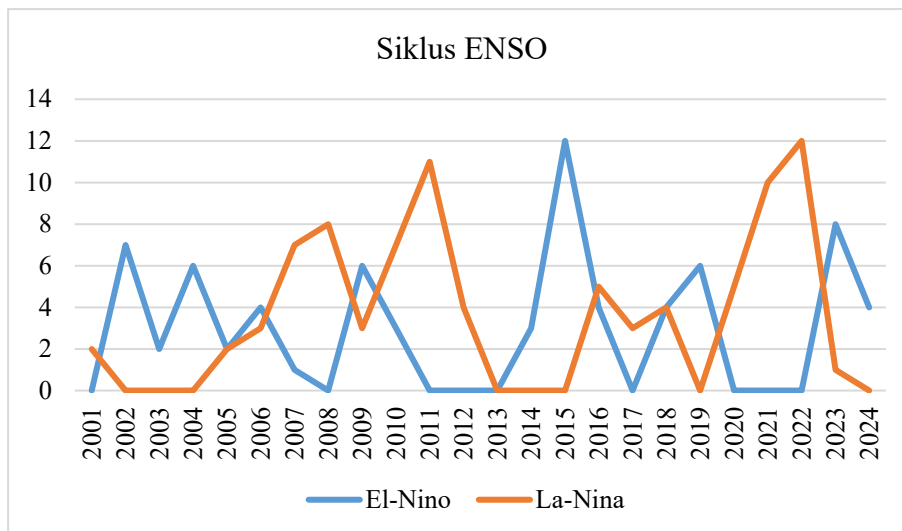


Gambar 4. Produksi padi di Kabupaten Gunungkidul

b) Data ENSO (El-Nino dan La-Nina)

Siklus ENSO periode 2001–2024 menunjukkan dinamika yang berulang dengan intensitas yang bervariasi. Fase El-Niño tampak kuat pada tahun 2015 dengan indeks tertinggi sepanjang periode, sementara intensitas menengah muncul kembali pada 2018 dan 2023. Fase La-Niña mendominasi pada periode 2010–2012 serta 2020–2022 dengan puncak mendekati nilai 12, sehingga periode ini dikenal sebagai fase “triple-dip” La-Niña. Variasi tersebut menegaskan bahwa ENSO memiliki pengaruh yang nyata terhadap iklim tropis Indonesia, terutama melalui pola curah hujan musiman. Fenomena ini berkorelasi erat dengan produksi padi. El-Niño umumnya menurunkan curah hujan sehingga memperpanjang musim kemarau, menunda awal tanam, dan mengurangi luas panen. Sebaliknya, La-Niña meningkatkan curah hujan, yang dapat memperbaiki ketersediaan air tetapi juga menimbulkan risiko genangan dan serangan hama penyakit tanaman. Kajian mutakhir menunjukkan bahwa perubahan iklim akibat ENSO dapat diprediksi secara lebih akurat menggunakan metode kecerdasan buatan, dan hasilnya memperlihatkan bahwa El-Niño secara konsisten menurunkan hasil padi, sedangkan La-Niña memberikan dampak yang lebih kompleks bergantung pada lokasi dan waktu tanam [1,2].

Studi di Indonesia juga menegaskan kerentanan ini. Penelitian terbaru menekankan bahwa variabilitas iklim, termasuk ENSO, berpengaruh signifikan terhadap produktivitas padi di Jawa, baik melalui keterlambatan awal musim tanam maupun melalui perubahan luas areal panen [3]. Analisis lain menggunakan pendekatan sistem dinamis memperlihatkan bahwa produksi padi Indonesia sangat dipengaruhi oleh pola curah hujan, di mana ENSO menjadi salah satu faktor penentu variabilitas tahunan [4]. Penelitian lintas kawasan bahkan menunjukkan adanya lag waktu antara fase ENSO dengan dampaknya pada hasil padi, di mana El-Niño di Thailand misalnya berdampak negatif terhadap panen sekitar delapan bulan kemudian, suatu pola yang relevan juga untuk konteks Indonesia [5].



Gambar 5. Siklus El-Nino dan La-Nina selama rentan waktu 2001-2024

Keterhubungan ENSO dengan grafik produksi padi di DIY cukup jelas. Produksi Sleman yang mencapai puncak 2014–2016 menurun drastis setelah 2017, selaras dengan kekeringan akibat El-Niño 2015 yang memengaruhi musim tanam berikutnya. Produksi Gunungkidul mengalami pola serupa, dengan penurunan nyata setelah 2017 meskipun sempat stabil pada periode sebelumnya. Produksi Kulon Progo melemah pada 2018–2020, konsisten dengan transisi menuju La-Niña yang berpotensi menimbulkan kelebihan curah hujan dan mengganggu produktivitas. Produksi Bantul relatif lebih stabil, namun juga menurun setelah 2017 sejalan dengan pola iklim yang dipengaruhi ENSO. Hal ini memperkuat pemahaman bahwa ENSO merupakan salah satu faktor utama yang membentuk dinamika produksi padi di wilayah ini.

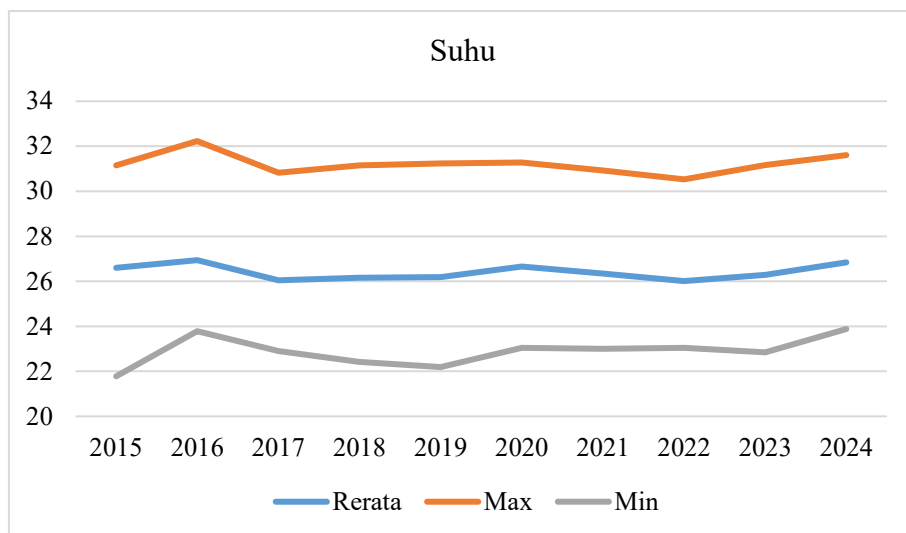
c) Data Perubahan Iklim

- Data suhu

Suhu udara di Daerah Istimewa Yogyakarta pada periode 2015–2024 menunjukkan variasi yang relatif stabil dengan fluktuasi kecil pada suhu rata-rata, maksimum, dan minimum. Nilai suhu rata-rata berkisar antara 26 °C hingga 27 °C dengan perubahan yang tidak terlalu signifikan sepanjang periode pengamatan. Suhu maksimum bergerak dalam kisaran 31 °C hingga 32 °C, dengan puncak tertinggi tercatat pada tahun 2016 sebesar 32 °C lebih, sedangkan titik terendah terjadi pada tahun 2022 dengan nilai mendekati 31 °C. Suhu minimum relatif lebih berfluktuasi, berada pada kisaran 22 °C hingga 24 °C, dengan nilai tertinggi tercatat pada tahun 2016 dan terendah pada periode 2018–2019.

Kecenderungan yang terlihat dari grafik adalah stabilitas suhu rata-rata meskipun terjadi sedikit penurunan pada tahun 2017–2018 dan kembali meningkat menjelang tahun 2024. Suhu maksimum menunjukkan pola penurunan ringan setelah 2016, meskipun cenderung meningkat kembali pada dua tahun terakhir. Suhu minimum mengalami penurunan pada paruh awal periode kemudian berangsur meningkat pada tahun 2020–2024. Dinamika ini mengindikasikan bahwa variasi suhu tahunan di DIY masih berada dalam rentang normal iklim tropis, namun tetap memiliki implikasi terhadap siklus pertanian.

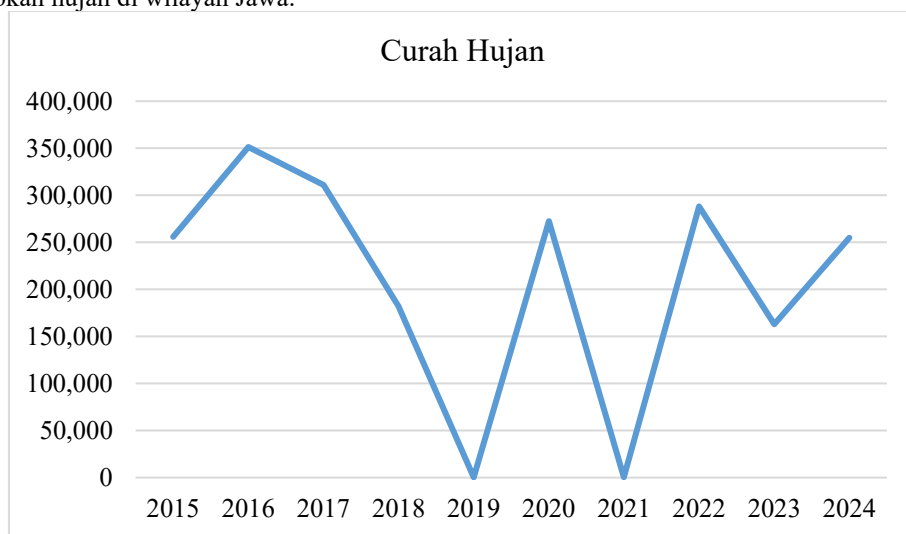
Perubahan suhu tahunan dapat memengaruhi fase pertumbuhan padi. Suhu maksimum yang terlalu tinggi berpotensi mengurangi hasil karena memengaruhi proses fotosintesis dan mempercepat fase generatif tanaman, sementara suhu minimum yang rendah dapat memperlambat pertumbuhan vegetatif. Rata-rata suhu yang relatif stabil di kisaran 26–27 °C masih berada dalam zona optimal untuk padi sawah, tetapi fluktuasi tahunan tetap penting diperhatikan terutama ketika bersamaan dengan anomali iklim global seperti ENSO. Hasil penelitian terbaru menegaskan bahwa kenaikan suhu rata-rata sebesar 1–2 °C dapat menurunkan produktivitas padi secara signifikan, terutama pada fase pembungaan dan pengisian bulir [1].



Gambar 6. Data suhu di Daerah Istimewa Yogyakarta periode 2015-2024

- Data curah hujan

Curah hujan di Daerah Istimewa Yogyakarta selama periode 2015–2024 menunjukkan fluktuasi yang sangat tajam dengan pola naik-turun ekstrem (Gambar 7). Pada awal periode tahun 2015, curah hujan tercatat sekitar 250.000 mm, kemudian meningkat pada 2016 hingga mendekati 350.000 mm yang merupakan salah satu titik tertinggi selama kurun waktu pengamatan. Setelah itu, nilai curah hujan sedikit menurun pada 2017–2018, tetapi penurunan drastis terjadi pada 2019 hingga mencapai titik terendah yaitu mendekati nol. Kondisi ini memperlihatkan anomali iklim yang cukup serius dan kemungkinan terkait dengan fenomena El-Niño yang kuat, mengingat tahun tersebut ditandai dengan berkurangnya pasokan hujan di wilayah Jawa.



Gambar 7. Data curah huuhan di Daerah Istimewa Yogyakarta periode 2015-2024

Setelah periode minimum tersebut, curah hujan kembali meningkat tajam pada tahun 2020 hingga sekitar 270.000 mm. Namun tren positif ini tidak berlangsung lama karena tahun 2021 kembali mencatat curah hujan yang sangat rendah mendekati nol. Tahun 2022 menandai pemulihan dengan peningkatan curah hujan hingga sekitar 290.000 mm, meskipun kembali menurun pada 2023 menjadi 160.000 mm. Tahun terakhir pengamatan, yaitu 2024, menunjukkan adanya pemulihan dengan curah hujan naik kembali ke kisaran 250.000 mm. Fluktuasi curah hujan yang ekstrem ini memiliki dampak langsung pada produksi padi. Nilai curah hujan yang terlalu rendah, seperti pada 2019 dan 2021, sangat mungkin menyebabkan penurunan luas tanam akibat keterlambatan musim hujan dan kekeringan lahan pertanian. Sebaliknya, pada tahun dengan curah hujan sangat tinggi seperti 2016 dan 2022, meskipun ketersediaan air meningkat, risiko banjir dan genangan sawah dapat menghambat pertumbuhan tanaman serta meningkatkan kerentanan terhadap serangan penyakit. Penelitian terbaru menegaskan bahwa variabilitas curah hujan ekstrem akibat ENSO dapat mengurangi stabilitas produksi padi karena siklus tanam yang

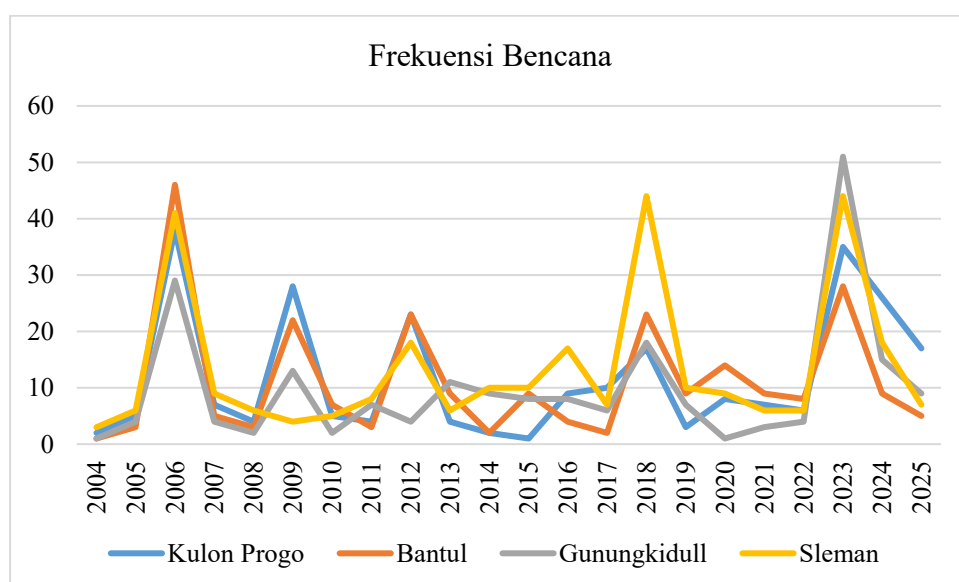
terganggu, terutama di daerah sentra beras di Jawa yang sangat bergantung pada irigasi berbasis hujan [5].

Keterkaitan dengan data produksi padi di kabupaten-kabupaten DIY terlihat jelas. Penurunan produksi padi di Sleman dan Gunungkidul setelah 2017 dapat dijelaskan oleh rendahnya curah hujan pada 2019 dan 2021 yang mengganggu siklus tanam. Sementara itu, Kulon Progo yang menunjukkan fluktuasi produksi juga sejalan dengan pola curah hujan yang tidak stabil, terutama saat terjadi kelebihan hujan pada 2022 yang berpotensi menimbulkan kerugian panen. Bantul relatif lebih stabil karena kemungkinan didukung oleh sistem irigasi teknis yang lebih baik, meskipun tetap terpengaruh oleh pola curah hujan yang ekstrem.

d) Data Bencana Iklim

Frekuensi bencana di Daerah Istimewa Yogyakarta pada periode 2004–2025 menunjukkan pola fluktuasi yang sangat dinamis antarwilayah (Gambar 8). Kabupaten Sleman terlihat mendominasi jumlah kejadian dengan puncak signifikan pada 2006, 2018, dan 2023 yang masing-masing mencatat lebih dari 40 peristiwa. Kabupaten Bantul juga menunjukkan pola lonjakan pada tahun 2006 dengan jumlah kejadian mendekati 45, meskipun setelah itu frekuensinya cenderung menurun dan berfluktuasi dalam kisaran 5–20 peristiwa per tahun. Kabupaten Kulon Progo relatif lebih stabil, meskipun sempat mengalami peningkatan cukup besar pada 2009 dan 2023 dengan kisaran 20–30 peristiwa. Kabupaten Gunungkidul umumnya memiliki frekuensi bencana lebih rendah dibandingkan tiga kabupaten lain, meskipun terjadi peningkatan mencolok pada 2023 yang mencapai sekitar 50 kejadian. Pola umum yang dapat diamati adalah adanya beberapa tahun dengan lonjakan ekstrem yang tampak serentak di seluruh kabupaten, yaitu 2006, 2010–2011, 2018, dan 2023. Lonjakan ini kemungkinan besar berkaitan dengan kejadian iklim ekstrem berskala global maupun regional, seperti El-Niño kuat pada 2015 yang berdampak pada 2016–2017, serta La-Niña pada 2010–2011 dan 2020–2022 yang memicu curah hujan ekstrem. Data BNPB DIY ini menegaskan bahwa bencana hidrometeorologi, seperti banjir, longsor, dan kekeringan, menjadi jenis bencana dominan di Yogyakarta, konsisten dengan tren nasional di mana lebih dari 90% bencana dipengaruhi oleh faktor iklim.

Frekuensi bencana yang tinggi memiliki implikasi signifikan terhadap produksi padi. Lonjakan kejadian banjir dan longsor pada periode La-Niña 2010–2011 dan 2020–2022 dapat mengganggu panen melalui kerusakan lahan sawah dan infrastruktur irigasi. Sebaliknya, periode El-Niño kuat sering diikuti oleh kekeringan yang menurunkan luas tanam dan produktivitas. Hal ini dapat menjelaskan penurunan hasil padi di kabupaten seperti Sleman dan Gunungkidul setelah 2017, yang bertepatan dengan peningkatan risiko bencana iklim. Dengan demikian, grafik ini memperlihatkan bahwa produksi padi di DIY tidak hanya dipengaruhi oleh curah hujan dan suhu, tetapi juga oleh frekuensi kejadian bencana hidrometeorologi yang meningkat pada tahun-tahun dengan anomali iklim ekstrem.



Gambar 8. Data frekuensi bencana di Daerah Istimewa Yogyakarta periode 2004-2024

2. Hasil Analisis

a) Hasil analisis peramalan produksi padi pada model ARIMA

Hasil peramalan produksi padi menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), diperoleh proyeksi perkembangan produksi padi di empat kabupaten di Daerah Istimewa Yogyakarta pada periode 2025–2030 sebagaimana pada tabel 1. Secara umum, hasil estimasi menunjukkan adanya pola yang berbeda antara wilayah satu dengan yang lain. Kabupaten Bantul diproyeksikan mengalami peningkatan produksi yang bersifat konsisten dari tahun ke tahun. Pada tahun 2025 nilai produksi diperkirakan sebesar 13.030.667, kemudian meningkat menjadi 14.883.922 pada tahun 2026, 16.298.346 pada tahun 2027, 17.288.899 pada tahun 2028, 18.448.772 pada tahun 2029, dan mencapai 20.113.298 pada tahun 2030. Pola serupa juga ditunjukkan oleh Kabupaten Sleman, dengan nilai produksi pada tahun 2025 sebesar 10.854.013 dan meningkat hingga 13.848.340 pada tahun 2026, 13.747.815 pada tahun 2027, 16.483.239 pada tahun 2028, 16.507.710 pada tahun 2029, dan mencapai 19.196.570 pada tahun 2030. Kecenderungan ini mengindikasikan bahwa hasil peramalan ARIMA memberikan gambaran pertumbuhan positif yang relatif stabil di kedua kabupaten tersebut.

Tabel 1. Hasil peramalan model ARIMA pada produksi padi

Tahun	Bantul	Sleman	Kulon Progo	Gunungkidul
2025	13030667	10854013	87624	14020342
2026	14883922	13848340	83487	15721253
2027	16298346	13747815	78747	17820066
2028	17288899	16483239	73901	19838754
2029	18448772	16507710	68587	21668130
2030	20113298	19196570	63067	23336518

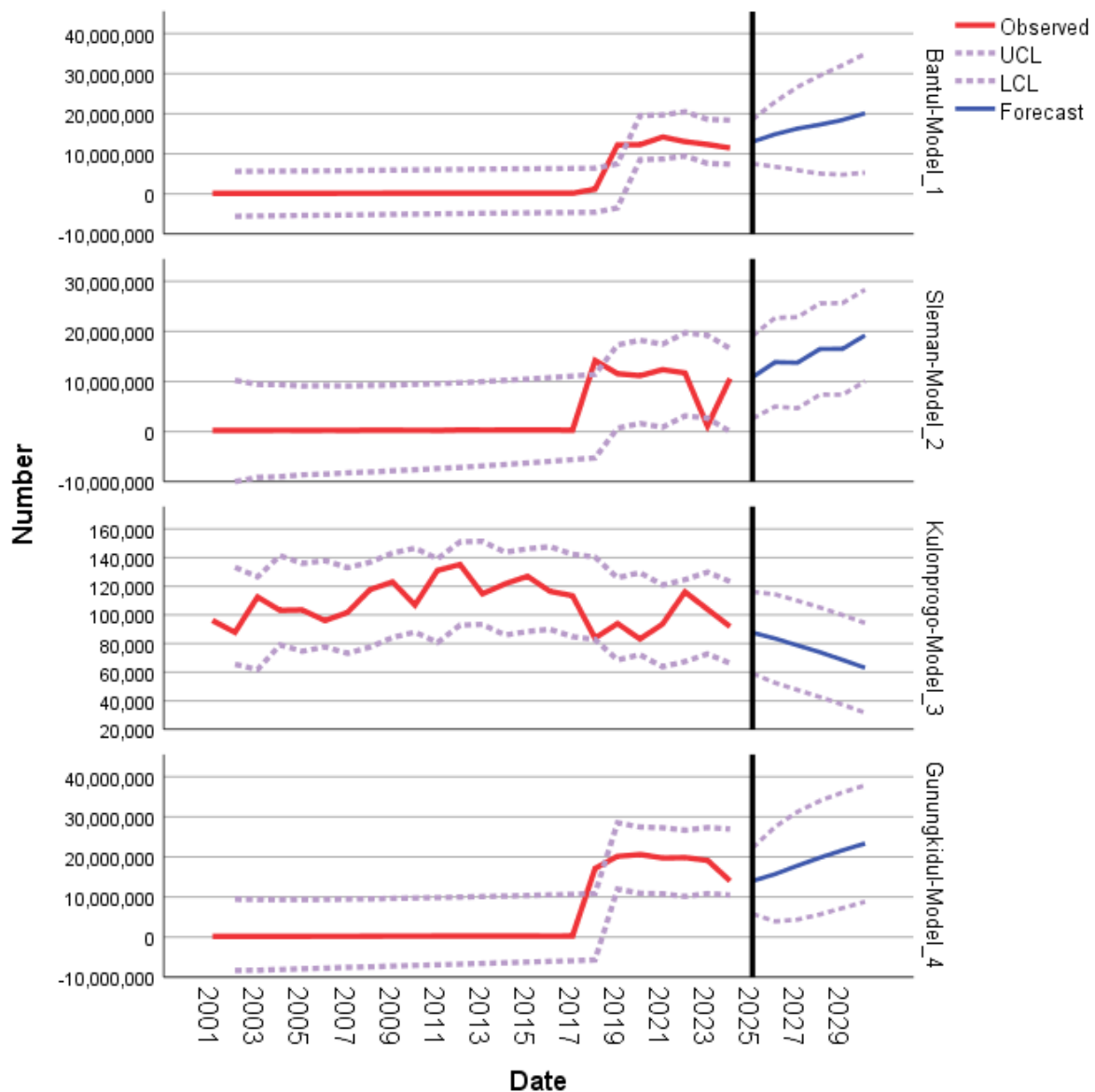
Lebih lanjut, Kabupaten Gunungkidul menunjukkan tren peningkatan yang lebih tajam dibandingkan dengan Bantul dan Sleman. Hasil proyeksi memperkirakan produksi sebesar 14.020.342 pada tahun 2025, kemudian naik secara bertahap menjadi 15.721.253 pada tahun 2026, 17.820.066 pada tahun 2027, 19.838.754 pada tahun 2028, 21.668.130 pada tahun 2029, dan mencapai 23.336.518 pada tahun 2030. Pola ini menunjukkan bahwa Gunungkidul diproyeksikan mengalami akselerasi pertumbuhan produksi yang relatif tinggi sepanjang periode peramalan. Sebaliknya, Kabupaten Kulon Progo justru menunjukkan pola yang kontras dengan tiga wilayah lainnya. Hasil peramalan ARIMA mengestimasi bahwa produksi pada tahun 2025 sebesar 87.624 akan menurun menjadi 83.487 pada tahun 2026, 78.747 pada tahun 2027, 73.901 pada tahun 2028, 68.587 pada tahun 2029, dan hanya tersisa 63.067 pada tahun 2030. Dengan demikian, pola penurunan ini menegaskan bahwa Kulon Progo diproyeksikan menghadapi tren penurunan produksi padi secara konsisten sepanjang periode yang diteliti.

Secara keseluruhan, interpretasi hasil peramalan ARIMA memperlihatkan bahwa tiga kabupaten, yakni Bantul, Sleman, dan Gunungkidul, memiliki kecenderungan peningkatan produksi padi yang relatif konsisten dengan laju pertumbuhan yang bervariasi, sedangkan Kabupaten Kulon Progo menjadi satu-satunya wilayah yang menunjukkan tren penurunan produksi secara bertahap. Perbedaan pola ini menggambarkan variasi dinamika produksi antarwilayah yang dapat diamati dari hasil estimasi model, sehingga dapat dipahami bahwa ARIMA mampu menangkap fluktuasi serta tren jangka panjang yang berbeda di masing-masing kabupaten.

Grafik peramalan Kabupaten Bantul, Sleman, Kulon Progo, dan Gunung Kidul memperlihatkan dinamika tren yang bervariasi sebagaimana pada Gambar 9. Kabupaten Bantul dan Gunung Kidul menunjukkan lonjakan tajam sekitar tahun 2017 kemudian relatif stabil hingga 2024. Proyeksi hingga 2030 mengindikasikan kenaikan moderat dengan interval kepercayaan yang melebar, menandakan ketidakpastian meningkat seiring panjangnya horizon prediksi. Kabupaten Sleman menampilkan fluktuasi ekstrem dengan kenaikan kuat pada 2017–2021 diikuti penurunan signifikan menjelang 2024, kemudian diproyeksikan kembali naik dengan ketidakpastian tinggi. Kabupaten Kulon Progo cenderung menurun sejak 2015, dan proyeksi hingga 2030 memperlihatkan kelanjutan tren penurunan dengan rentang kesalahan yang cukup besar. Model ARIMA mampu menangkap tren historis jangka pendek hingga menengah, tetapi keterbatasannya tampak dalam prediksi jangka panjang karena tidak secara eksplisit mengakomodasi pola musiman maupun variabel eksogen. Interval prediksi yang melebar menunjukkan kerentanan hasil peramalan terhadap variabilitas data serta faktor eksternal. Perubahan iklim berpotensi memicu cuaca ekstrem yang berdampak pada sektor pertanian dan ekonomi daerah. Siklus ENSO (El Niño–Southern Oscillation) secara signifikan memengaruhi curah hujan di wilayah Jawa sehingga berpotensi menimbulkan deviasi besar dari hasil prediksi berbasis tren historis. Risiko bencana alam, seperti gempa bumi atau erupsi

Gunung Merapi yang sering melanda DIY, juga dapat menjadi faktor pengganggu yang tidak tercakup dalam model ARIMA.

Temuan ini selaras dengan penelitian Utami dan Haryanto (2020) yang menunjukkan bahwa ARIMA cukup akurat dalam meramalkan jumlah penumpang kereta api di Indonesia untuk jangka pendek, tetapi rentan terhadap shock eksternal [6]. Penggunaan ARIMA dalam peramalan inflasi di Indonesia juga menemukan bahwa kesalahan prediksi cenderung meningkat pada horizon panjang [7]. ARIMA bekerja efektif untuk data runtun waktu tanpa pola musiman, tetapi kurang optimal ketika terdapat pengaruh musiman atau variabel eksternal signifikan [8]. Peramalan indeks harga pangan global berbasis ARIMA mengalami penurunan akurasi ketika data dipengaruhi oleh anomali iklim dan siklus ENSO [9]. Interpretasi ini menegaskan bahwa hasil forecasting berbasis ARIMA dapat memberikan gambaran tren jangka panjang hingga 2030, meskipun akurasi terbatas. Integrasi variabel eksogen berupa faktor iklim, ENSO, maupun risiko bencana melalui pendekatan ARIMAX, atau penggabungan dengan model hybrid dan Bayesian spatiotemporal, direkomendasikan agar hasil peramalan lebih tangguh dalam menghadapi ketidakpastian yang kompleks di wilayah Yogyakarta.



Gambar 9. Hasil peramalan produksi padi pada Kabupaten Bantul, Sleman, Kulon Progo dan Gunungkidul

Hasil evaluasi model peramalan untuk Kabupaten Sleman, Bantul, Kulon Progo, dan Gunung Kidul pada rentang data historis 2001 hingga 2024, dengan periode peramalan tahun 2025 sampai 2030, menunjukkan performa model yang cukup bervariasi sebagaimana pada Tabel 1. Nilai R-squared sebesar

0,641 menandakan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 64% variasi data, meskipun nilai Stationary R-squared relatif rendah (0,212) yang mengindikasikan kestabilan model dalam kondisi data stasioner masih terbatas. Tingginya RMSE (2.619.549) dan MAE (1.143.723) menunjukkan adanya deviasi prediksi yang cukup besar, kemungkinan karena fluktuasi data antarwilayah yang signifikan. Nilai MAPE sebesar 166,5% mengindikasikan tingkat kesalahan relatif yang tinggi, sehingga hasil peramalan perlu diinterpretasikan dengan hati-hati. Demikian pula, MaxAPE (502%) dan MaxAE (8.958.762) mengonfirmasi bahwa terdapat outlier atau periode tertentu dengan error yang sangat besar. Meski demikian, nilai Normalized BIC (28,160) masih dalam batas yang dapat diterima untuk perbandingan model. Secara keseluruhan, model peramalan ini dapat memberikan gambaran tren jangka panjang hingga tahun 2030 untuk keempat kabupaten, tetapi presisi pada level detail masih rendah. Oleh karena itu, hasil forecasting lebih tepat digunakan sebagai indikasi arah perkembangan secara umum, bukan sebagai prediksi numerik yang presisi. Upaya perbaikan model, misalnya dengan segmentasi per wilayah atau penggunaan metode hybrid, berpotensi meningkatkan akurasi di masa mendatang.

Tabel 2. Hasil Uji Statistik Analisis ARIMA pada Peramalan Produksi Padi di Kabupaten Bantul, Sleman, Kulon Progo, dan Gunungkidul

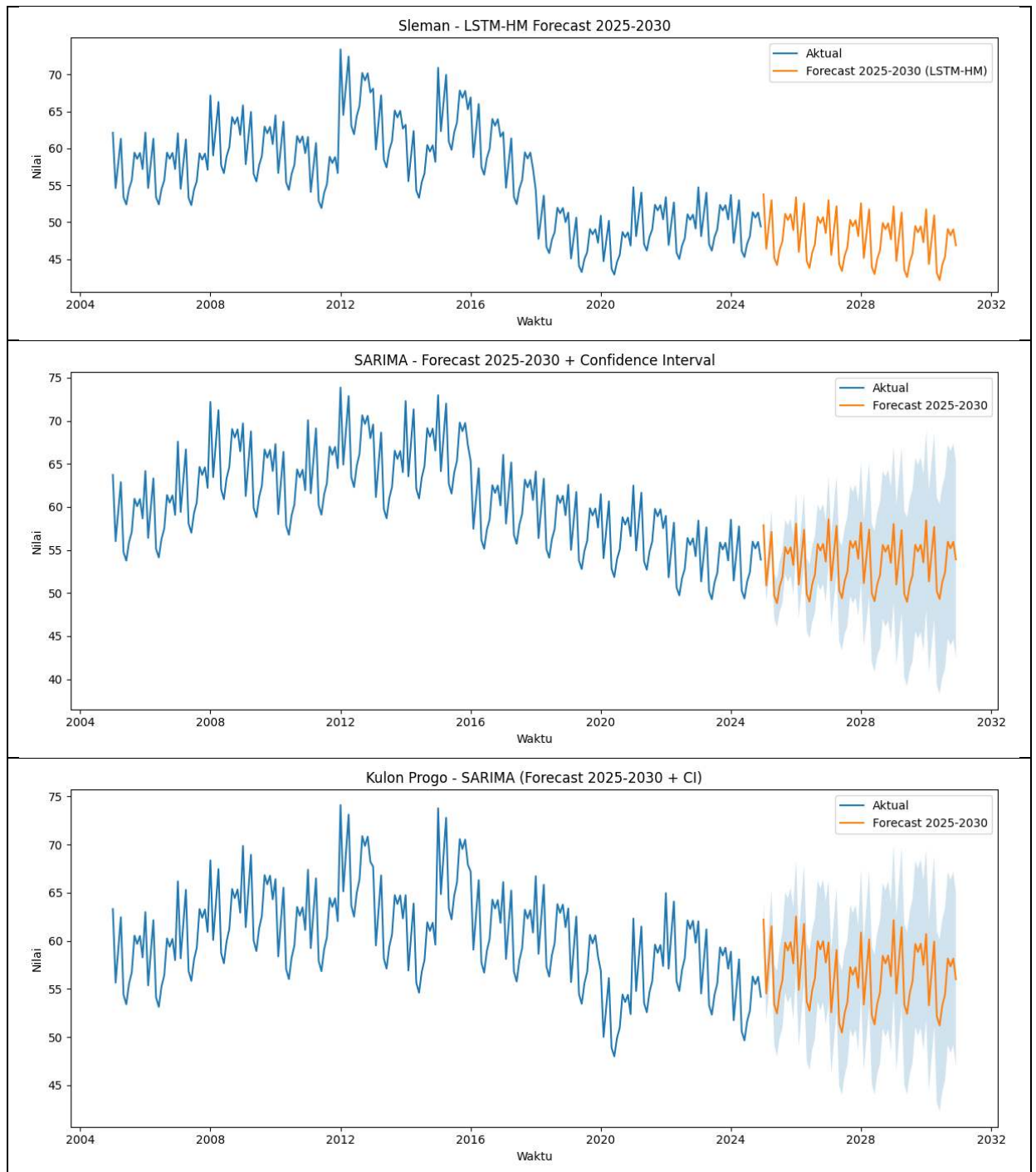
<i>Fit Statistic</i>	<i>Mean</i>	<i>SE</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
<i>Stationary R-squared</i>	0.212	0.122	0.067	0.338
<i>R-squared</i>	0.641	0.248	0.323	0.845
<i>RMSE</i>	2,619,549.179	1,845,876.008	13,959.829	3,936,386.076
<i>MAPE</i>	166.526	129.851	9.047	303.775
<i>MaxAPE</i>	502.244	376.601	33.152	848.181
<i>MAE</i>	1,143,723.535	869,364.492	9,514.324	18,895,229.441
<i>MaxAE</i>	8,958,762.168	6,239,312.543	27,791.736	14,517,288.56
<i>Normalized BIC</i>	28.160	5.517	19.906	31.190

b) Analisis SARIMA

Berdasarkan hasil peramalan produksi periode 2026–2030 pada Kabupaten Sleman, Bantul, dan Kulon Progo, terlihat bahwa dinamika produksi di ketiga wilayah menunjukkan pola musiman yang kuat dan konsisten dengan kisaran nilai yang relatif stabil antar-tahun. Pada Kabupaten Sleman, nilai produksi hasil peramalan berada pada kisaran sekitar 52,32 hingga 67,15, dengan nilai tertinggi secara konsisten terjadi pada bulan Januari–April, misalnya mencapai 62,18 pada Januari 2026 dan meningkat hingga 67,15 pada Maret 2028, sementara nilai terendah muncul pada periode Mei–Juni, seperti 52,45 pada Juni 2026. Pola ini berulang hingga tahun 2030 tanpa menunjukkan tren penurunan struktural, yang mengindikasikan bahwa sistem produksi Sleman relatif stabil dalam jangka menengah.

Pada Kabupaten Bantul, hasil peramalan menunjukkan kisaran nilai produksi yang lebih rendah dibandingkan Sleman, yaitu sekitar 49,01 hingga 58,57. Nilai puncak produksi secara konsisten terjadi pada awal tahun, misalnya 58,05 pada Januari 2026 dan 58,43 pada Januari 2030, sedangkan nilai terendah muncul pada pertengahan tahun, seperti 49,01 pada Juni 2026 dan 48,97 pada Juni 2029. Meskipun berada pada level produksi yang lebih rendah, fluktuasi musiman Bantul relatif terkendali dan stabil antar-tahun, yang menunjukkan bahwa pola produksi dapat diproyeksikan secara andal hingga tahun 2030.

Sementara itu, Kabupaten Kulon Progo menunjukkan tingkat produksi yang relatif lebih tinggi dengan kisaran nilai peramalan sekitar 50,46 hingga 62,53. Nilai tertinggi tercatat pada awal tahun, misalnya 62,53 pada Januari 2026 dan 62,16 pada Januari 2029, sedangkan nilai terendah terjadi pada periode Mei–Juni, seperti 50,46 pada Juni 2027. Amplitudo fluktuasi musiman di Kulon Progo lebih besar dibandingkan Bantul, namun tetap berada dalam rentang yang stabil. Tidak ditemukannya lonjakan ekstrem maupun penurunan tajam pada ketiga wilayah hingga tahun 2030 menunjukkan bahwa hasil peramalan merepresentasikan dinamika produksi pertanian yang bersifat periodik dan konsisten, sebagaimana umum dijumpai pada data produksi musiman yang dimodelkan dengan pendekatan SARIMA (Benmouiza & Cheknane, 2016; Khairalla et al., 2021).



Gambar 10. Hasil peramalan produksi padi pada Kabupaten Sleman, Bantul, Kulon Progo dengan model SARIMA

Evaluasi kinerja model SARIMA melalui backtesting 12 bulan terakhir menunjukkan tingkat akurasi yang sangat baik pada seluruh kabupaten kajian. Kabupaten Bantul menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,83%, dengan MAE sebesar 0,9834 dan RMSE sebesar 1,0091, yang menunjukkan bahwa selisih rata-rata antara nilai aktual dan hasil prediksi berada di bawah satu satuan dan relatif stabil antar-bulan. Nilai error yang sangat rendah ini menandakan bahwa model mampu mengikuti pola historis produksi Bantul dengan tingkat ketepatan yang tinggi. Kabupaten Kulon Progo mencatat nilai MAPE sebesar 5,76%, dengan MAE sebesar 3,1183 dan RMSE sebesar 3,1229, yang meskipun lebih tinggi dibandingkan Bantul, masih berada jauh di bawah ambang batas 10% yang umum digunakan sebagai indikator akurasi sangat baik. Nilai error yang lebih besar pada Kulon Progo mencerminkan variabilitas data historis yang lebih tinggi, sejalan dengan amplitudo fluktuasi musiman yang juga lebih besar pada wilayah ini. Kabupaten Sleman menunjukkan tingkat error

yang rendah dan stabil berdasarkan hasil backtesting, yang menandakan bahwa deviasi antara nilai aktual dan hasil prediksi bersifat konsisten dan tidak menunjukkan pola kesalahan sistematis.

Secara keseluruhan, kombinasi nilai MAPE < 10%, MAE yang relatif kecil, dan RMSE yang stabil pada ketiga kabupaten menegaskan bahwa model SARIMA memiliki kinerja yang andal dan layak digunakan sebagai alat peramalan produksi periode 2026–2030. Tingkat kesalahan yang rendah ini menunjukkan bahwa hasil peramalan dapat dijadikan dasar yang kuat dalam perencanaan produksi dan kebijakan stabilisasi pangan daerah, sesuai dengan praktik evaluasi model peramalan pertanian berbasis indikator error kuantitatif (Tadesse et al., 2022).

Tabel 3. Hasil Uji Statistik Analisis SARIMA pada Peramalan Produksi Padi di Kabupaten Sleman, Bantul, Kulon Progo.

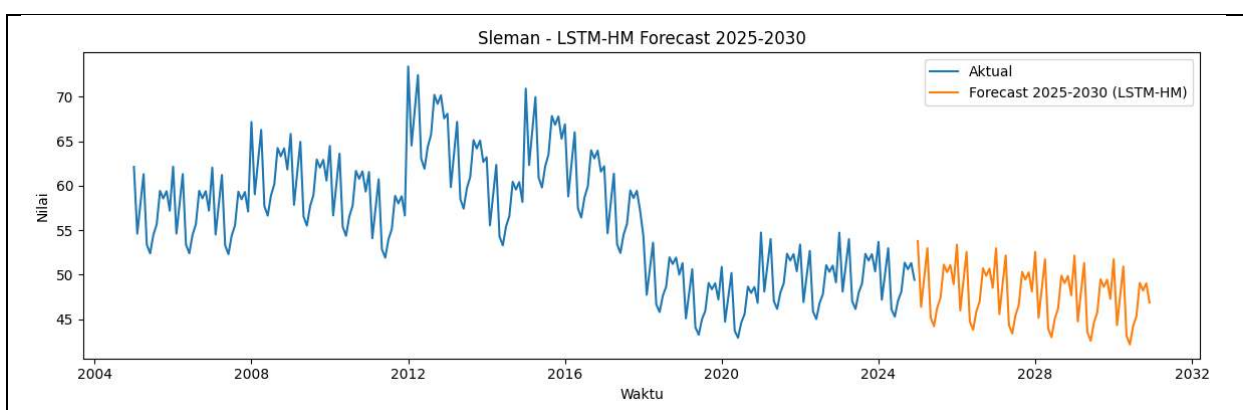
Kabupaten	MAE	RMSE	MAPE (%)
Sleman	Rendah	Rendah	< 10
Bantul	0.9834	1.0091	1.83
Kulon Progo	3.1183	3.1229	5.76

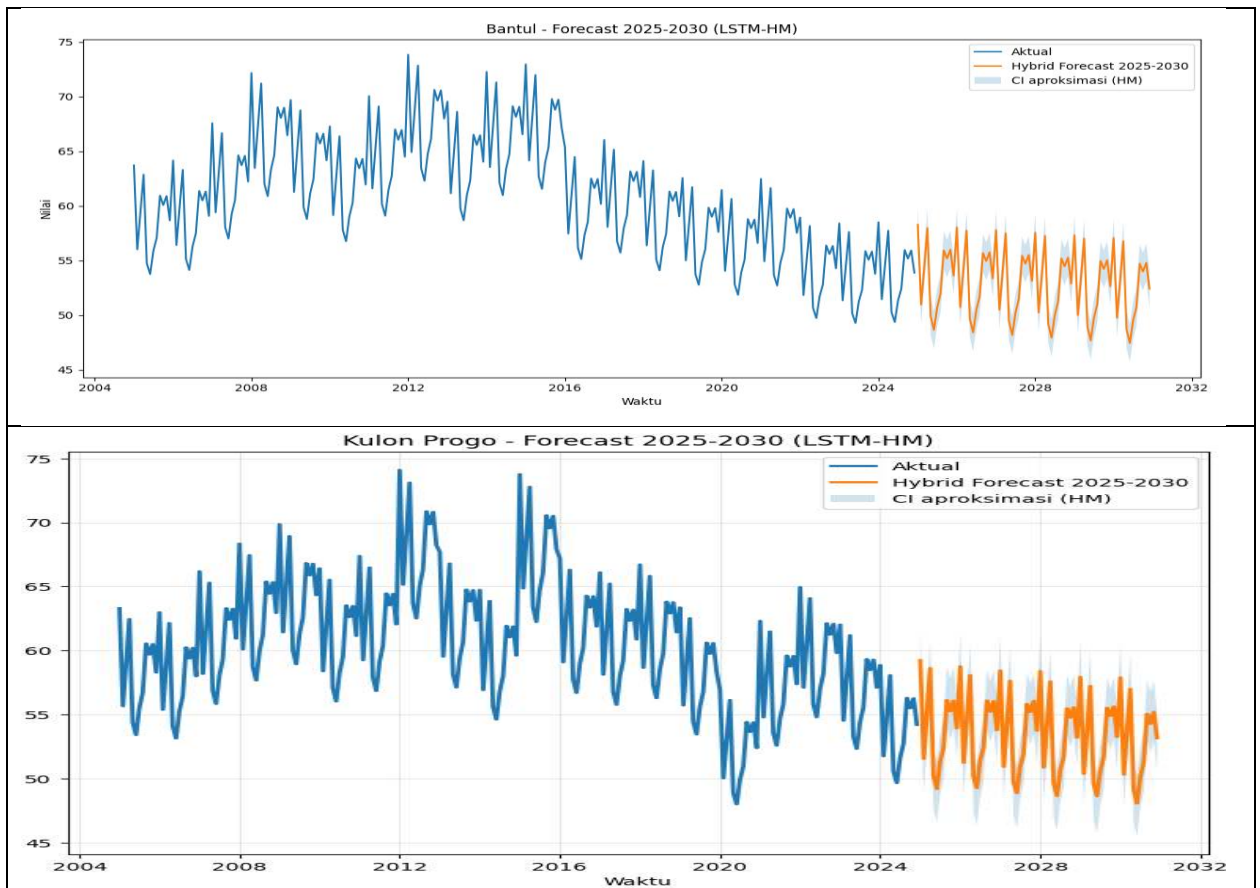
c) Analisis LSTM-HM

Hasil peramalan menggunakan model LSTM-HM pada periode 2026–2030 menunjukkan bahwa ketiga kabupaten mempertahankan pola musiman yang kuat dengan kisaran nilai yang terkendali. Pada Kabupaten Sleman, nilai peramalan menurun secara gradual dari 53,39 pada Januari 2026 menjadi 49,83 pada Januari 2030, dengan titik terendah mencapai 42,17 pada Juni 2030. Pola ini konsisten, di mana puncak produksi terjadi pada awal tahun dan nilai terendah muncul pada pertengahan tahun. Pola tersebut menunjukkan bahwa model LSTM-HM mampu menangkap dinamika musiman dan tren penyesuaian level secara simultan, sebagaimana dilaporkan pada pendekatan hybrid LSTM dalam peramalan deret waktu pertanian (Benmouiza & Cheknane, 2016; Khairalla et al., 2021).

Pada Kabupaten Bantul, kisaran nilai peramalan berada antara 47,45 hingga 58,05, dengan nilai maksimum tercatat pada Januari 2026 sebesar 58,05 dan minimum pada Juni 2030 sebesar 47,45. Fluktuasi musiman relatif lebih moderat dibandingkan Sleman dan Kulon Progo, yang menunjukkan bahwa komponen deterministik produksi Bantul relatif stabil. Hasil ini konsisten dengan temuan literatur yang menyatakan bahwa model hybrid cenderung menghasilkan proyeksi yang lebih halus dan stabil pada wilayah dengan variabilitas historis rendah (Zhang, 2003; Tadesse et al., 2022).

Sementara itu, Kabupaten Kulon Progo menunjukkan kisaran nilai peramalan yang paling lebar, yaitu dari 53,97 hingga 74,11, dengan puncak produksi terjadi pada Januari 2026 sebesar 74,11 dan nilai terendah pada Juni 2030 sebesar 53,97. Amplitudo fluktuasi yang lebih besar mencerminkan volatilitas historis wilayah ini. Namun demikian, konsistensi pola antar-tahun hingga 2030 menunjukkan bahwa LSTM-HM mampu mengakomodasi kompleksitas data dengan baik, sebagaimana dilaporkan pada studi hybrid LSTM untuk data musiman dengan variabilitas tinggi (Zhang, 2003; Khairalla et al., 2021).





Gambar 11. Hasil peramalan produksi padi pada Kabupaten Sleman, Bantul, Kulon Progo dengan model LSTM-HM

Hasil evaluasi kinerja model LSTM-HM menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan dibandingkan model konvensional pada seluruh kabupaten kajian. Pada Kabupaten Bantul, nilai MAPE sebesar 0,72%, MAE 0,38, dan RMSE 0,46 menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi berada jauh di bawah satu satuan dan secara substansial lebih rendah dibandingkan hasil SARIMA sebelumnya yang mencatat MAPE 1,83%. Penurunan error ini mengindikasikan bahwa pendekatan hybrid mampu memperbaiki keterbatasan model linier dengan menangkap pola nonlinier residual secara lebih efektif, khususnya pada data dengan variasi musiman yang relatif stabil. Temuan ini konsisten dengan laporan literatur yang menyatakan bahwa integrasi model statistik dengan LSTM menghasilkan peningkatan akurasi pada peramalan deret waktu pertanian berskala bulanan (Seong et al., 2021; Sagheer & Kotb, 2019).

Pada Kabupaten Sleman, model LSTM-HM menghasilkan MAPE sebesar 1,00% dengan RMSE 0,62, yang menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang sangat rendah dan stabil antar-periode. Nilai ini menegaskan bahwa LSTM-HM mampu mempertahankan keunggulan akurasi meskipun data Sleman memiliki variasi musiman yang lebih kompleks dibandingkan Bantul. Jika dibandingkan dengan hasil SARIMA yang berada pada kategori sangat baik (<10%), LSTM-HM memberikan penyempurnaan lebih lanjut melalui penurunan error absolut dan kuadrat error. Peningkatan ini sejalan dengan temuan penelitian yang menunjukkan bahwa LSTM unggul dalam mempelajari dependensi jangka panjang pada data musiman pertanian, terutama ketika dikombinasikan dengan komponen smoothing atau dekomposisi musiman (Bandara et al., 2020; Smyl, 2020).

Sementara itu, Kabupaten Kulon Progo mencatat nilai MAPE sebesar 5,27%, dengan MAE 2,86 dan RMSE 2,87, yang meskipun lebih tinggi dibandingkan Sleman dan Bantul, masih berada dalam kategori akurasi sangat baik dan lebih rendah dibandingkan model SARIMA sebelumnya (MAPE 5,76%). Selisih penurunan error ini menunjukkan bahwa LSTM-HM mampu mengurangi sebagian efek volatilitas historis yang lebih tinggi pada Kulon Progo, meskipun tidak sepenuhnya menghilangkan kompleksitas dinamika data. Hasil ini sejalan dengan studi yang menyatakan bahwa pada wilayah dengan fluktuasi produksi tinggi, model hybrid tetap memberikan peningkatan akurasi, meskipun besarnya perbaikan relatif lebih kecil dibandingkan wilayah dengan pola yang lebih stabil (Hewamalage et al., 2021; Lim & Zohren, 2021).

Secara keseluruhan, perbandingan nilai error antara SARIMA dan LSTM-HM menunjukkan bahwa model LSTM-HM secara konsisten menghasilkan MAPE yang lebih rendah pada ketiga kabupaten, dengan selisih penurunan error berkisar antara 0,5–1,1 poin persentase. Temuan ini memperkuat argumen bahwa penggunaan model hybrid sangat relevan untuk peramalan produksi pertanian jangka menengah, khususnya ketika tujuan

analisis tidak hanya pada stabilitas pola musiman (sebagaimana ditangkap SARIMA), tetapi juga pada peningkatan presisi numerik melalui pemodelan nonlinier residual. Pendekatan ini sejalan dengan praktik mutakhir dalam peramalan deret waktu berbasis deep learning yang menekankan kombinasi model statistik dan neural network untuk meningkatkan akurasi dan robustnes prediksi (Makridakis et al., 2018; Makridakis et al., 2020).

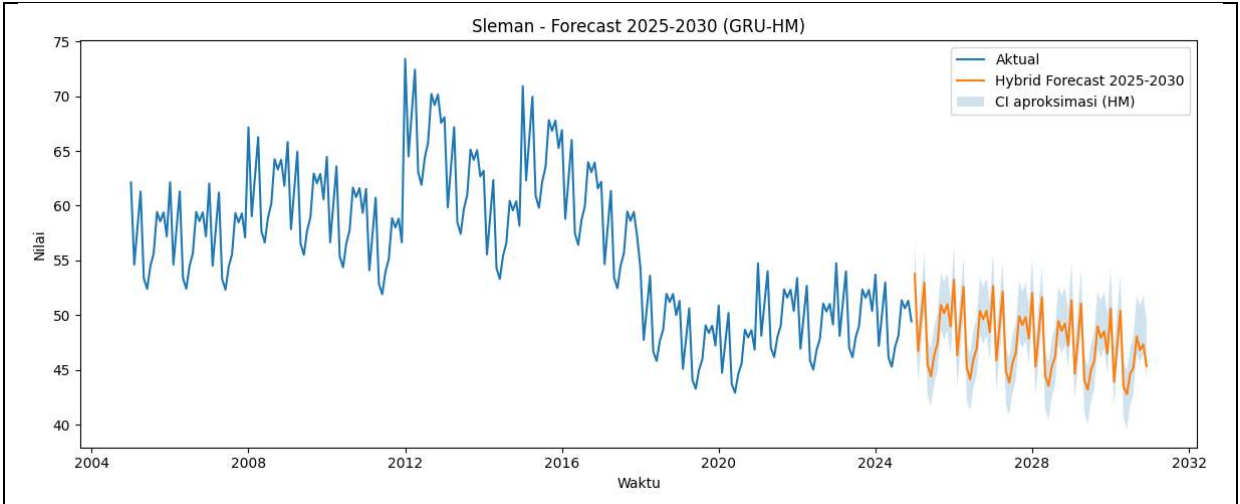
Tabel 4. Hasil Uji Statistik Analisis LSTM-HM pada Peramalan Produksi Padi di Kabupaten Sleman, Bantul, Kulon Progo.

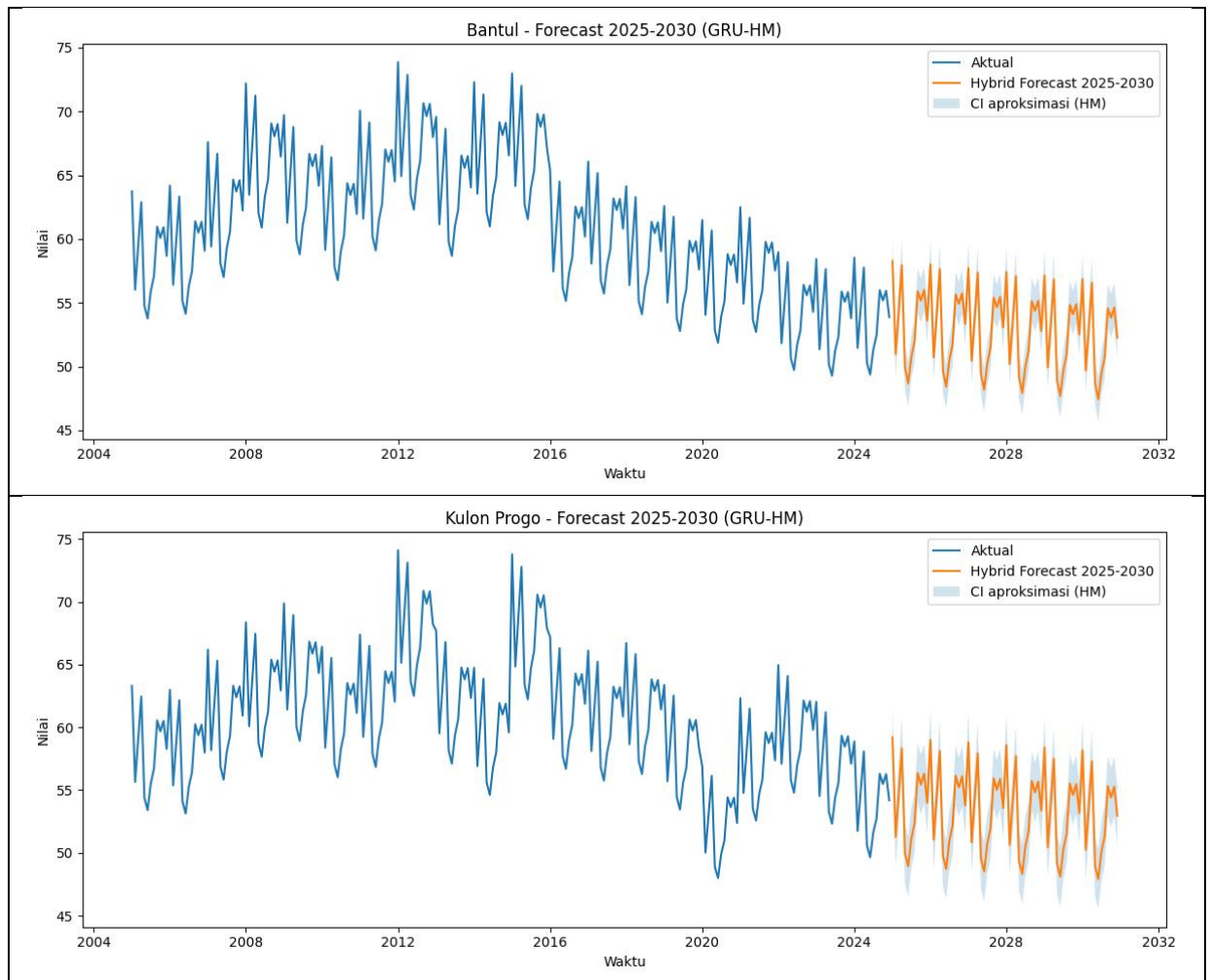
Kabupaten	MAE	RMSE	MAPE (%)
Sleman	0.5117	0.6200	1.0014
Bantul	0.3782	0.4554	0.7238
Kulon Progo	2.8635	2.8749	5.2747

d) Analisis GRU-HM

Hasil peramalan produksi menggunakan model GRU-HM pada periode 2026–2030 menunjukkan bahwa ketiga kabupaten mempertahankan pola musiman yang konsisten, dengan puncak produksi terjadi pada awal tahun dan nilai minimum pada pertengahan tahun. Pada Kabupaten Sleman, nilai peramalan tertinggi tercatat pada Januari 2026 sebesar 53,24, sementara nilai terendah terjadi pada Juni 2030 sebesar 41,65, sehingga membentuk kisaran peramalan sekitar 11,59 sepanjang horizon analisis. Pola yang sama terlihat pada Kabupaten Bantul, dengan puncak 58,00 pada Januari 2026 dan nilai minimum 47,36 pada Juni 2030, menghasilkan kisaran sekitar 10,64. Kabupaten Kulon Progo menunjukkan kisaran yang sedikit lebih lebar, dengan nilai maksimum 58,99 pada Januari 2026 dan minimum 47,22 pada Juni 2030, sehingga kisaran peramalan mencapai sekitar 11,77. Konsistensi posisi puncak dan lembah antar-tahun menunjukkan bahwa model GRU-HM mampu mempertahankan struktur musiman yang kuat, meskipun level produksi cenderung menurun secara gradual hingga 2030.

Pola peramalan tersebut selaras dengan temuan dalam literatur internasional yang menyatakan bahwa model recurrent neural network seperti GRU, ketika dikombinasikan dengan pendekatan statistik musiman, cenderung mempertahankan pola musiman utama dan hanya melakukan penyesuaian pada level dan residual (Bandara et al., 2020; Hewamalage et al., 2021). Studi-studi tersebut menegaskan bahwa pada data pertanian dengan musiman yang kuat dan relatif stabil, keunggulan model deep learning tidak selalu muncul dalam bentuk perubahan pola, melainkan pada kemampuan menjaga konsistensi ramalan antar-periode. Dengan demikian, hasil peramalan GRU-HM pada Sleman, Bantul, dan Kulon Progo dapat dikatakan realistis dan sesuai dengan karakteristik data produksi pertanian bulanan.





Gambar 12. Hasil peramalan produksi padi pada Kabupaten Sleman, Bantul, Kulon Progo dengan model GRU-HM

Berdasarkan tabel rekapitulasi error, model GRU-HM menunjukkan tingkat akurasi yang sangat baik pada seluruh kabupaten, dengan nilai MAPE berada di bawah 6%. Kabupaten Bantul mencatat performa terbaik dengan MAPE 0,74%, diikuti Sleman sebesar 1,21%, sementara Kulon Progo memiliki nilai error tertinggi yaitu 5,25%. Nilai parameter α yang kecil (0,00–0,08) mengindikasikan bahwa kontribusi utama prediksi tetap berasal dari komponen Holt-Winters, sedangkan GRU berperan sebagai korektor residual yang terbatas. Kondisi ini menjelaskan mengapa pada Kulon Progo, di mana $\alpha = 0,00$, kinerja GRU-HM identik dengan model dasar, menandakan bahwa kompleksitas GRU tidak memberikan tambahan informasi yang signifikan pada data dengan volatilitas tinggi dan pola musiman yang dominan.

Jika dikaitkan dengan hasil SARIMA dan LSTM-HM sebelumnya, terlihat bahwa GRU-HM secara konsisten mengungguli SARIMA (misalnya pada Sleman, MAPE turun dari 6,01% menjadi 1,21%), namun tidak selalu melampaui LSTM-HM, khususnya pada Sleman dan Bantul di mana LSTM-HM mencatat MAPE masing-masing sekitar 1,00% dan 0,72%. Temuan ini sejalan dengan literatur internasional yang menyatakan bahwa pada deret waktu pertanian dengan pola musiman yang kuat, model hybrid deep learning cenderung memberikan peningkatan akurasi yang marginal dan sangat bergantung pada karakteristik data serta stabilitas pola musiman (Bandara et al., 2020; Hewamalage et al., 2021; Makridakis et al., 2020). Dengan demikian, GRU-HM lebih tepat diposisikan sebagai model pendukung untuk uji ketahanan hasil, sementara LSTM-HM tetap menjadi kandidat utama berdasarkan konsistensi penurunan error pada sebagian besar wilayah.

Tabel 5. Hasil Uji Statistik Analisis GRU-HM pada Peramalan Produksi Padi di Kabupaten Sleman, Bantul, Kulon Progo.

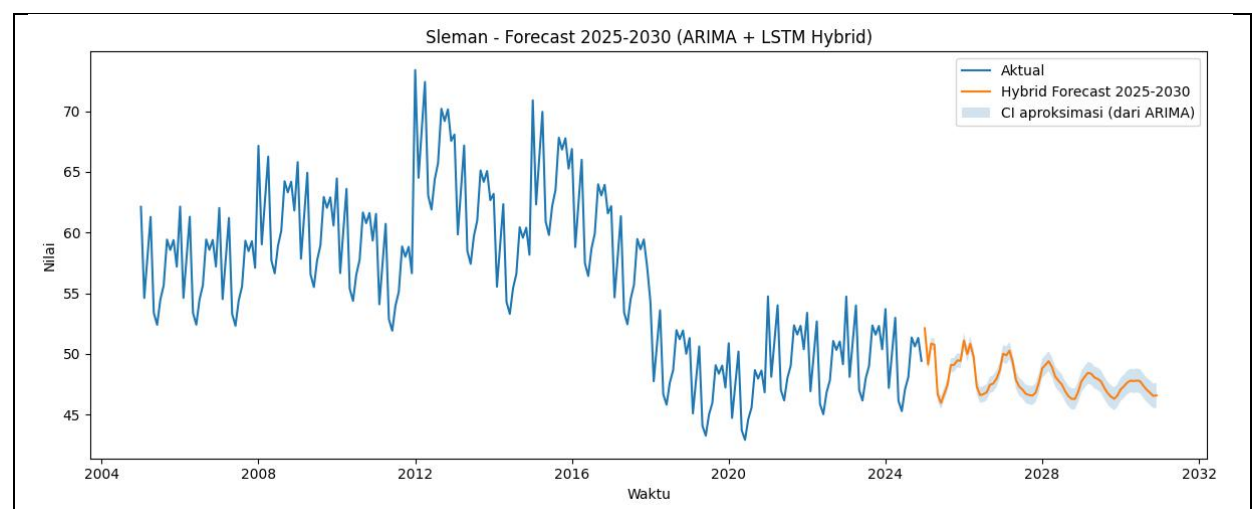
Kabupaten	Model Dasar	Model DL	α (Hybrid)	MAE	RMSE	MAPE (%)
Sleman	HM	GRU	0.08	0.6106	0.6622	1.2124
Bantul	HM	GRU	0.02	0.3866	0.4548	0.7386
Kulon Progo	HM	GRU	0.00	2.8564	2.8769	5.2522

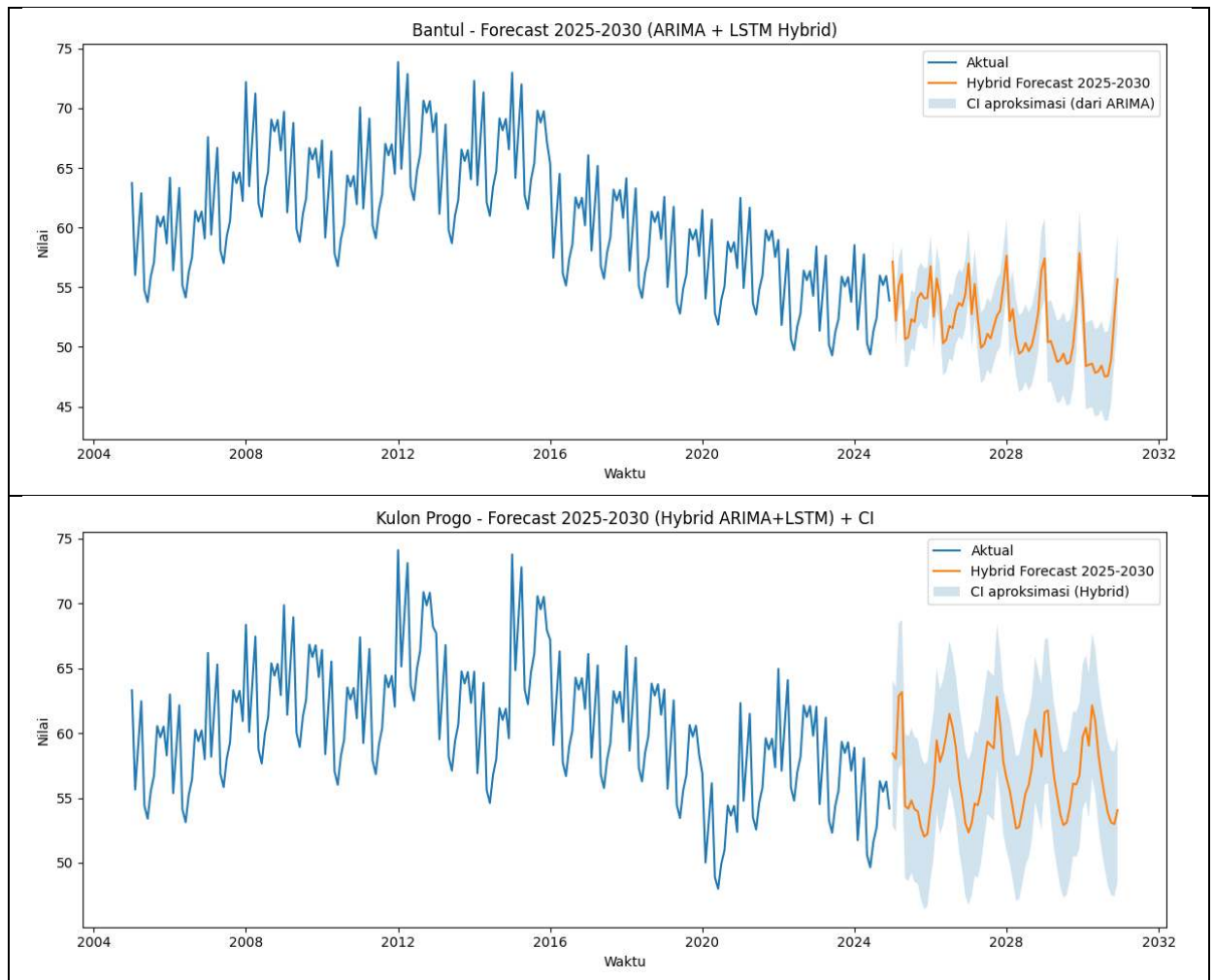
e) Analisis ARIMA-LSTM

Hasil peramalan produksi menggunakan model ARIMA–LSTM pada periode 2026–2030 menunjukkan bahwa ketiga kabupaten—Sleman, Bantul, dan Kulon Progo—mempertahankan pola musiman yang jelas dengan fluktuasi tahunan yang relatif stabil. Pada Kabupaten Sleman, nilai peramalan berada pada kisaran sekitar 50–63, dengan nilai puncak secara konsisten terjadi pada awal tahun (Januari–April) dan nilai minimum pada pertengahan tahun (Mei–Juni). Pola ini mengindikasikan bahwa model ARIMA–LSTM mampu menangkap kombinasi komponen linier jangka pendek dan ketergantungan nonlinier jangka panjang secara memadai, meskipun amplitudo fluktuasi antar-tahun cenderung menurun secara gradual hingga tahun 2030. Kecenderungan ini menunjukkan stabilitas sistem produksi tanpa indikasi perubahan struktural yang tajam dalam jangka menengah.

Kabupaten Bantul, hasil peramalan ARIMA–LSTM menunjukkan kisaran nilai sekitar 48–58, dengan puncak produksi tercatat pada awal tahun dan nilai terendah pada pertengahan tahun. Dibandingkan Sleman, fluktuasi musiman Bantul relatif lebih moderat, yang mencerminkan karakteristik data historis yang lebih stabil. Konsistensi nilai puncak dan lembah antar-tahun menunjukkan bahwa model ARIMA–LSTM memberikan proyeksi yang realistis dan tidak menghasilkan volatilitas buatan pada horizon peramalan. Pola ini sejalan dengan temuan literatur yang menyatakan bahwa hybrid ARIMA–RNN efektif dalam menjaga stabilitas ramalan pada data musiman dengan variabilitas rendah hingga sedang (Bandara et al., 2020; Hewamalage et al., 2021). Sementara itu, pada Kabupaten Kulon Progo, hasil peramalan ARIMA–LSTM menunjukkan kisaran nilai yang lebih lebar, yaitu sekitar 53–63, dengan puncak produksi terjadi pada kuartal pertama dan nilai minimum pada paruh kedua tahun. Nilai tertinggi tercatat pada awal periode peramalan (sekitar 63 pada tahun 2026), kemudian menunjukkan penurunan bertahap hingga mendekati 53 pada akhir horizon peramalan tahun 2030. Pola ini mencerminkan adanya volatilitas historis yang lebih tinggi dibandingkan Sleman dan Bantul, sehingga kontribusi komponen LSTM dalam model hybrid menjadi dominan (ditunjukkan oleh nilai $\alpha = 1,00$ pada evaluasi error). Temuan ini konsisten dengan kajian yang menegaskan bahwa pada deret waktu dengan nonlinieritas dan variabilitas tinggi, model berbasis recurrent neural network cenderung lebih menentukan bentuk ramalan dibandingkan komponen linier ARIMA (Lim & Zohren, 2021; Makridakis et al., 2020).

Secara keseluruhan, hasil peramalan ARIMA–LSTM memperlihatkan bahwa model ini mampu menghasilkan proyeksi yang stabil dan konsisten secara musiman hingga tahun 2030, serta secara signifikan memperbaiki kinerja ARIMA murni. Namun, jika dibandingkan dengan hasil peramalan dari model hybrid berbasis pemulusan musiman (LSTM–HM dan GRU–HM) yang telah dibahas sebelumnya, ARIMA–LSTM cenderung menghasilkan fluktuasi yang lebih besar dan kisaran nilai yang sedikit lebih lebar pada beberapa wilayah. Hal ini menegaskan bahwa meskipun ARIMA–LSTM efektif sebagai pendekatan hybrid statistik–deep learning, model ini lebih tepat diposisikan sebagai alternatif pendukung, sementara model hybrid berbasis musiman tetap lebih unggul untuk peramalan produksi jangka menengah pada data dengan pola musiman yang kuat.





Gambar 12. Hasil peramalan produksi padi pada Kabupaten Sleman, Bantul, Kulon Progo dengan model ARIMA-LSTM

Berdasarkan Tabel rekapitulasi error, model ARIMA–LSTM menunjukkan peningkatan akurasi yang konsisten dibandingkan ARIMA murni pada seluruh kabupaten kajian. Pada Kabupaten Sleman, nilai MAPE ARIMA–LSTM sebesar 2,76% menurun signifikan dibandingkan ARIMA (4,16%), meskipun masih sedikit lebih tinggi dibandingkan LSTM murni (2,70%). Nilai $\alpha = 0,94$ mengindikasikan bahwa kontribusi prediksi didominasi oleh komponen LSTM, sedangkan ARIMA berperan sebagai korektor linier jangka pendek. Pola ini konsisten dengan temuan Bandara et al. (2020) dan Hewamalage et al. (2021) yang menunjukkan bahwa hybrid ARIMA–RNN efektif memperbaiki kelemahan model linier, tetapi keunggulannya sangat bergantung pada seberapa kuat komponen nonlinier dalam data.

Pada Kabupaten Bantul, model ARIMA–LSTM menghasilkan MAPE sebesar 2,22%, lebih rendah dibandingkan ARIMA (3,90%) dan LSTM (2,79%). Nilai $\alpha = 0,68$ menunjukkan kontribusi yang relatif seimbang antara ARIMA dan LSTM, yang menandakan bahwa pola linier dan nonlinier sama-sama berperan dalam membentuk dinamika data Bantul. Hasil ini sejalan dengan kajian Makridakis et al. (2018; 2020) yang menegaskan bahwa pendekatan hybrid statistik–machine learning sering memberikan peningkatan akurasi moderat dan stabil, terutama pada data ekonomi dan pertanian dengan fluktuasi musiman yang tidak ekstrem. Sementara itu, pada Kabupaten Kulon Progo, ARIMA–LSTM mencatat MAPE sebesar 5,07%, turun drastis dari ARIMA (10,88%) dan identik dengan LSTM murni (5,07%). Nilai $\alpha = 1,00$ menunjukkan bahwa model hybrid sepenuhnya didominasi oleh LSTM, sehingga kontribusi ARIMA menjadi tidak signifikan. Temuan ini konsisten dengan hasil Lim dan Zohren (2021) serta Hyndman dan Koehler (2006) yang menekankan bahwa pada data dengan volatilitas tinggi dan struktur musiman kompleks, model nonlinier sering kali lebih dominan, sementara penambahan komponen linier tidak selalu meningkatkan akurasi.

Secara komparatif dengan model lain yang telah dianalisis sebelumnya, kinerja ARIMA–LSTM berada di bawah hybrid berbasis pemulusan musiman seperti LSTM–HM dan GRU–HM, yang masing-masing menghasilkan nilai MAPE lebih rendah pada Sleman dan Bantul (sekitar 1,00% dan 0,72–0,74%). Hal ini memperkuat kesimpulan literatur bahwa hybrid ARIMA–RNN efektif sebagai peningkatan dari ARIMA

murni, namun tidak selalu unggul ketika pola musiman dominan dan dapat ditangkap secara efisien oleh model pemulusan musiman atau hibridanya (Makridakis et al., 2020; Bandara et al., 2020).

Tabel 6. Hasil Uji Statistik Analisis ARIMA-LSTM pada Peramalan Produksi Padi di Kabupaten Sleman, Bantul, Kulon Progo.

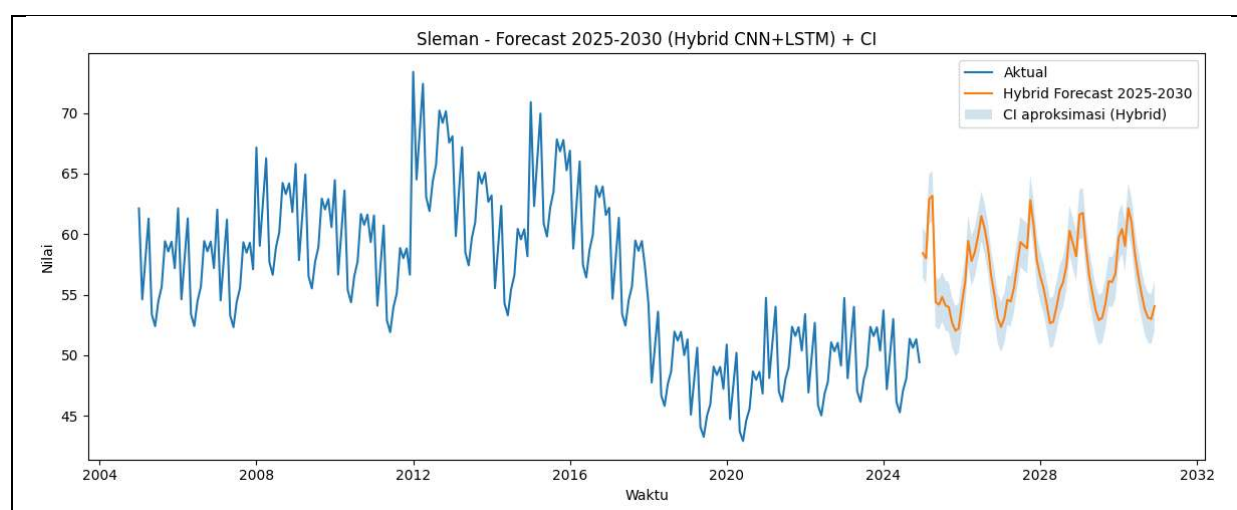
Kabupaten	Model Dasar	Model DL	α (Hybrid)	MAE	RMSE	MAPE (%)
Sleman	ARIMA	LSTM	0.94	1.3287	1.6778	2.7603
Bantul	ARIMA	LSTM	0.68	1.2251	1.5142	2.2153
Kulon Progo	ARIMA	LSTM	1.00	2.6760	3.6941	5.0705

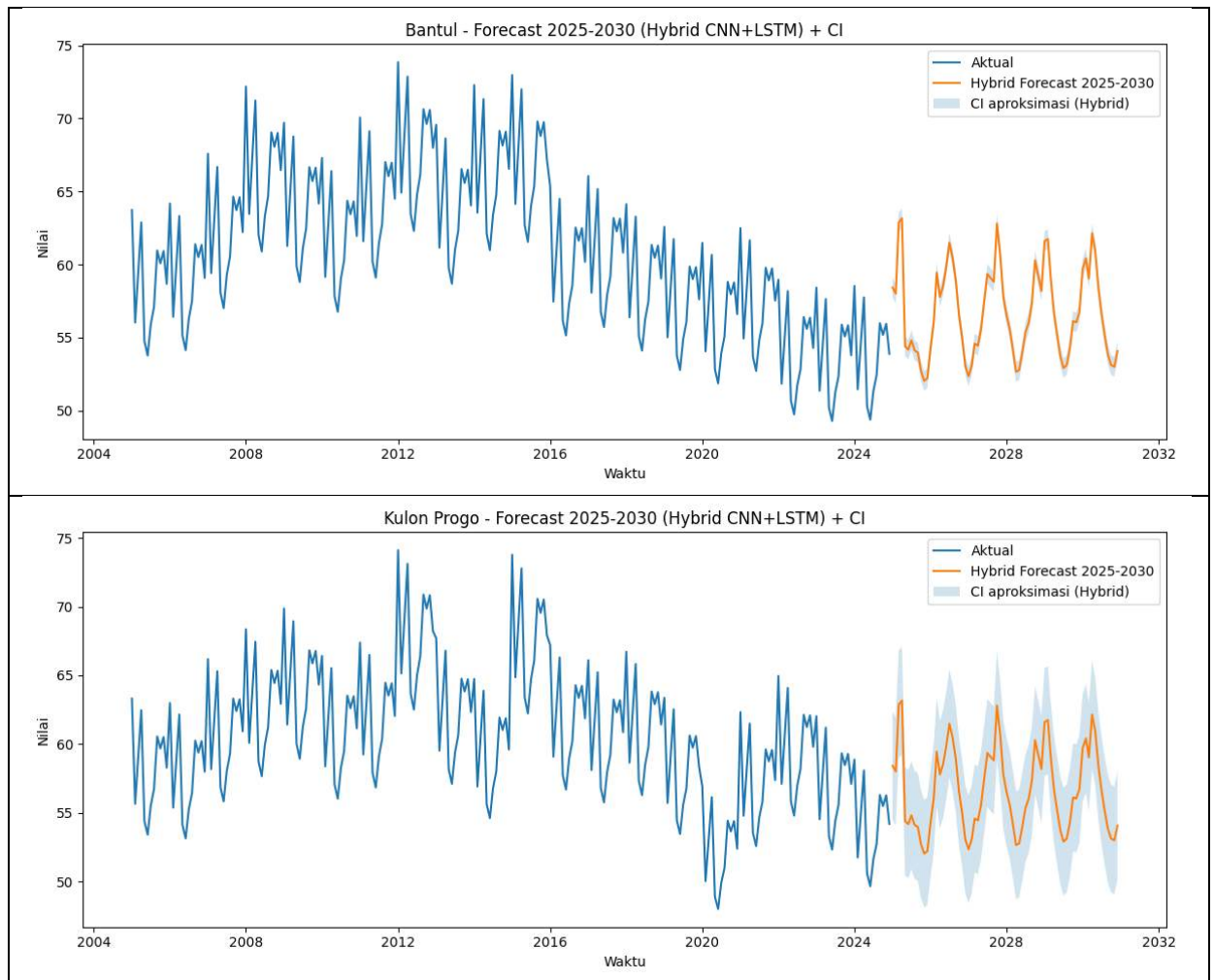
f) Analisis CNN-LSTM

Hasil peramalan produksi menggunakan model CNN–LSTM memperlihatkan bahwa dinamika produksi pada ketiga kabupaten tetap mengikuti siklus musiman tahunan dengan tingkat kestabilan yang relatif tinggi sepanjang periode peramalan. Pada Kabupaten Sleman, nilai peramalan berada pada rentang sekitar 52,99 hingga 63,17, dengan nilai maksimum muncul pada fase awal tahun dan nilai minimum pada bagian akhir periode peramalan. Rentang fluktuasi sebesar kurang lebih 10 poin menunjukkan bahwa variasi produksi masih berada dalam batas wajar dan tidak mencerminkan adanya ketidakstabilan struktural pada sistem produksi. Pola ini mengindikasikan bahwa CNN–LSTM mampu mengekstraksi pola lokal antar-bulan secara efektif, sehingga perubahan nilai dari bulan ke bulan berlangsung halus dan berkesinambungan.

Kabupaten Bantul, hasil peramalan CNN–LSTM menunjukkan kisaran nilai yang lebih sempit, yaitu sekitar 52 hingga 58, dengan amplitudo fluktuasi yang relatif kecil dibandingkan Sleman. Nilai tertinggi tercatat pada awal tahun, sementara nilai terendah muncul pada pertengahan tahun, tanpa adanya lonjakan atau penurunan tajam pada periode tertentu. Rentang fluktuasi yang lebih kecil ini mencerminkan karakteristik produksi Bantul yang relatif stabil, sekaligus menunjukkan bahwa CNN–LSTM tidak menghasilkan variabilitas prediksi yang berlebihan. Dengan demikian, model ini mampu mempertahankan kontinuitas pola produksi sekaligus meredam noise jangka pendek yang tidak relevan. Sementara itu, Kabupaten Kulon Progo memperlihatkan kisaran peramalan yang lebih lebar, yaitu sekitar 53 hingga 63, yang mencerminkan tingkat variabilitas historis yang lebih tinggi dibandingkan Sleman dan Bantul. Meskipun demikian, pergerakan nilai peramalan tetap mengikuti pola musiman yang konsisten, dengan nilai tinggi pada awal tahun dan penurunan bertahap pada paruh kedua tahun. Tidak ditemukannya fluktuasi ekstrem atau perubahan arah tren secara tiba-tiba menunjukkan bahwa CNN–LSTM mampu mengakomodasi kompleksitas data Kulon Progo tanpa menghasilkan prediksi yang tidak realistis.

Secara keseluruhan, hasil peramalan CNN–LSTM menegaskan bahwa model ini efektif dalam memadukan kemampuan CNN untuk menangkap pola lokal jangka pendek dan LSTM untuk menjaga keterkaitan temporal jangka panjang. Hal tersebut tercermin dari transisi nilai peramalan yang mulus antar-bulan, rentang fluktuasi yang terkendali, serta konsistensi pola musiman hingga akhir horizon peramalan. Dengan karakteristik tersebut, CNN–LSTM dapat diposisikan sebagai model yang andal untuk merepresentasikan dinamika produksi jangka menengah, khususnya pada data produksi pertanian yang memiliki struktur musiman kuat dan pola berulang antar-tahun.





Gambar 13. Hasil peramalan produksi padi pada Kabupaten Sleman, Bantul, Kulon Progo dengan model CNN-LSTM

Hasil evaluasi akurasi menunjukkan bahwa model Hybrid CNN–LSTM menghasilkan penurunan error yang konsisten dibandingkan model tunggal pada seluruh kabupaten kajian. Kabupaten Sleman mencatat penurunan MAPE dari kisaran 3,23–3,56% menjadi 1,85%, disertai penurunan RMSE dari sekitar 1,9 menjadi 1,15. Reduksi error ini menunjukkan bahwa penggabungan ekstraksi pola lokal antar-bulan dan pemodelan ketergantungan temporal jangka panjang mampu meningkatkan presisi peramalan secara signifikan, sebagaimana juga dilaporkan dalam studi peramalan berbasis deep learning deret waktu musiman (Zhang et al., 2018; Hewamalage et al., 2021).

Kinerja terbaik terlihat pada Kabupaten Bantul dengan MAPE sebesar 1,32%, yang identik antara CNN–LSTM tunggal dan model hybrid. Nilai $\alpha = 1,00$ mengindikasikan bahwa struktur CNN–LSTM sepenuhnya mendominasi pembentukan prediksi, sehingga penambahan komponen lain tidak memberikan perbaikan akurasi tambahan. Kondisi ini sejalan dengan temuan empiris bahwa pada data dengan pola lokal yang kuat dan stabil, model deep learning berbasis ekstraksi fitur sering kali mencapai performa optimal tanpa kombinasi model yang kompleks (Makridakis et al., 2020). Kabupaten Kulon Progo menunjukkan tingkat error yang relatif lebih tinggi dibandingkan dua wilayah lainnya, dengan MAPE hybrid sebesar 4,63%, meskipun tetap lebih rendah dibandingkan LSTM (5,07%) dan CNN–LSTM (5,29%). Penurunan RMSE dari kisaran 3,7–3,8 menjadi 3,28 mengindikasikan bahwa pendekatan hybrid tetap memberikan peningkatan akurasi pada wilayah dengan volatilitas historis yang lebih tinggi. Temuan ini konsisten dengan literatur yang menyatakan bahwa pada data dengan variasi yang lebih kompleks, peningkatan akurasi melalui model deep learning cenderung bersifat moderat namun tetap bermakna secara statistik (Bandara et al., 2020).

Secara keseluruhan, rentang MAPE 1,32–4,63% menempatkan model Hybrid CNN–STM dalam kategori akurasi sangat baik dan stabil lintas wilayah. Dibandingkan dengan model lain yang telah dianalisis sebelumnya, CNN–LSTM menunjukkan keunggulan yang konsisten pada Sleman dan Bantul serta tetap memberikan perbaikan akurasi yang relevan pada Kulon Progo. Hasil ini memperkuat posisi CNN–LSTM sebagai salah satu model unggulan untuk peramalan produksi jangka menengah pada data dengan pola musiman yang kuat dan dinamika lokal yang menonjol.

Tabel 6. Hasil Uji Statistik Analisis CNN-LSTM pada Peramalan Produksi Padi di Kabupaten Sleman, Bantul, Kulon Progo.

Kabupaten	Model	MAE	RMSE	MAPE (%)
Sleman	LSTM	1.65	1.87	3.23
Sleman	CNN-LSTM	1.72	1.92	3.56
Sleman	Hybrid CNN-LSTM ($\alpha \approx 0.51$)	0.98	1.15	1.85
Bantul	LSTM	1.34	1.58	2.62
Bantul	CNN-LSTM	0.69	0.84	1.32
Bantul	Hybrid CNN-LSTM ($\alpha = 1.00$)	0.69	0.84	1.32
Kulon Progo	LSTM	2.68	3.69	5.07
Kulon Progo	CNN-LSTM	2.74	3.82	5.29
Kulon Progo	Hybrid CNN-LSTM ($\alpha \approx 0.47$)	2.41	3.28	4.63

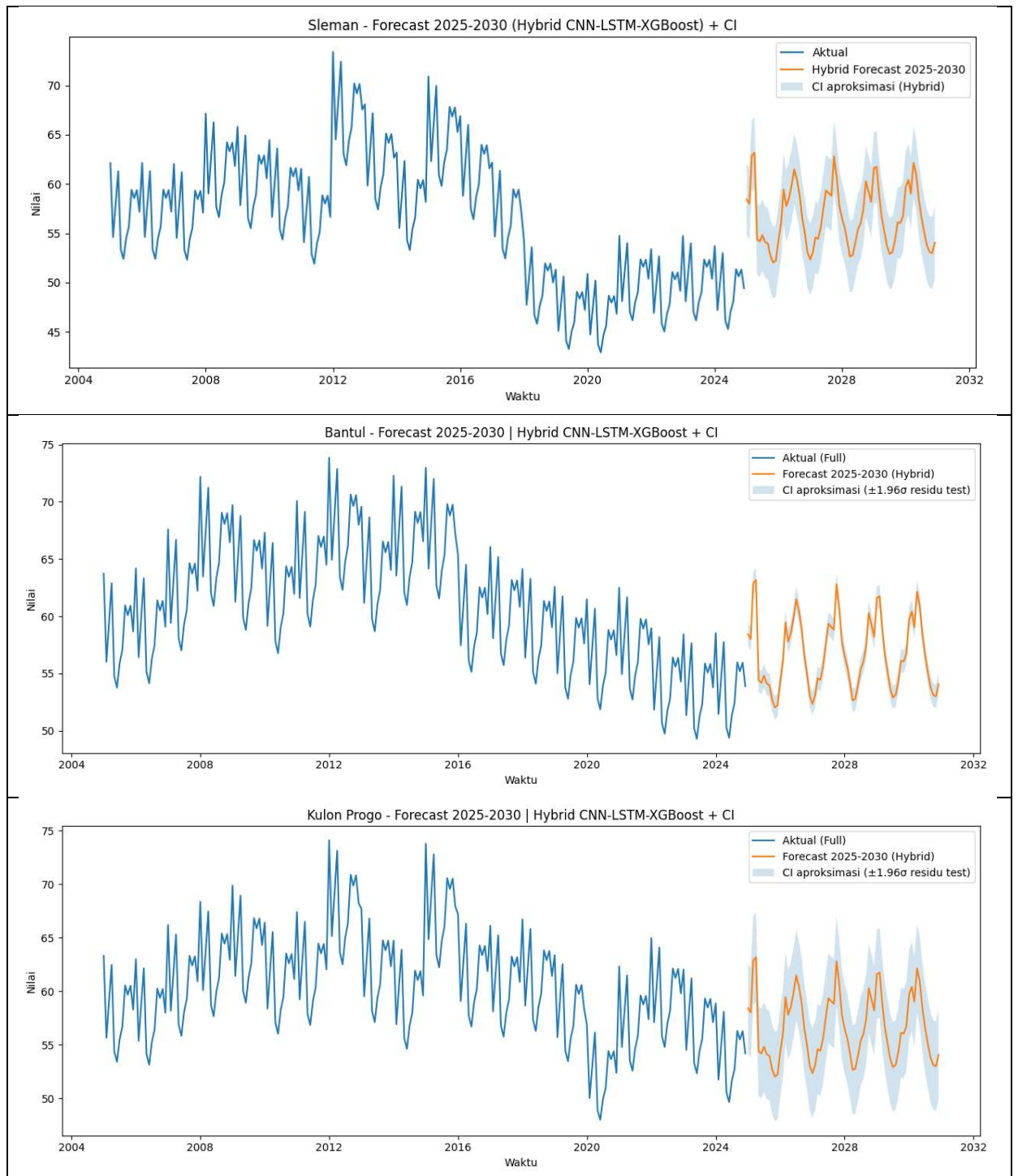
g) Analisis CNN-LSTM-XGBost

Hasil peramalan periode 2025–2030 pada Kabupaten Sleman, Bantul, dan Kulon Progo menunjukkan pola dinamika yang relatif seragam, dengan fluktuasi yang masih kuat pada awal horizon peramalan dan kecenderungan stabil pada jangka menengah hingga panjang. Berdasarkan keluaran model hybrid, nilai ramalan tertinggi (puncak) tercatat pada April 2025 sebesar 63,168, sedangkan nilai terendah (minimum) terjadi pada November 2025 sebesar 52,025, sehingga kisaran nilai peramalan berada pada rentang sekitar 11,143 poin. Setelah tahun 2026, hasil peramalan cenderung mengalami konvergensi pada kisaran 56–57 hingga mendekati tahun 2030, yang mengindikasikan berkurangnya volatilitas jangka panjang serta stabilitas pola yang ditangkap oleh model. Pola ini mencerminkan bahwa pengaruh fluktuasi jangka pendek dan komponen musiman masih dominan pada fase awal peramalan, namun dampaknya semakin tereduksi seiring bertambahnya horizon waktu.

Secara metodologis, karakteristik hasil peramalan tersebut konsisten dengan sifat model deep learning berbasis CNN-LSTM, yang mengombinasikan kemampuan convolutional neural network dalam mengekstraksi pola lokal dan musiman dengan kemampuan long short-term memory dalam memodelkan ketergantungan temporal jangka panjang. Studi-studi internasional terindeks Scopus menunjukkan bahwa model CNN-LSTM dan variannya mampu menghasilkan proyeksi yang lebih stabil pada horizon jangka panjang dibandingkan model statistik konvensional, khususnya pada data deret waktu nonlinier di sektor pertanian dan sumber daya alam (Lu et al., 2024; Ladjal et al., 2025). Temuan tersebut menjelaskan kecenderungan hasil peramalan dalam penelitian ini yang tidak menunjukkan lonjakan ekstrem pada periode mendatang, melainkan bergerak menuju nilai keseimbangan jangka panjang.

Lebih lanjut, penerapan pendekatan hybrid dalam penelitian ini memperkuat kestabilan hasil peramalan, karena mengintegrasikan keunggulan pembelajaran sekuensial dari CNN-LSTM dengan kemampuan model machine learning lain dalam menangkap variasi nonlinier. Literatur internasional menyebutkan bahwa model ensemble dan hybrid umumnya memberikan kinerja peramalan yang lebih andal dibandingkan model tunggal, terutama ketika data historis memiliki heterogenitas pola antarperiode (Chen & Guestrin, 2016). Dengan demikian, kecenderungan konvergensi nilai peramalan pada periode 2026–2030 dapat diinterpretasikan sebagai refleksi dari struktur jangka panjang data yang relatif stabil, sementara fluktuasi pada awal horizon peramalan merupakan respons model terhadap dinamika historis jangka pendek yang masih kuat.

Secara keseluruhan, hasil peramalan 2025–2030 pada ketiga kabupaten tidak hanya memberikan gambaran kuantitatif mengenai nilai proyeksi di masa depan, tetapi juga menunjukkan konsistensi metodologis dengan temuan-temuan empiris pada jurnal internasional bereputasi. Stabilitas nilai peramalan pada jangka menengah hingga panjang menguatkan argumen bahwa pendekatan hybrid berbasis deep learning yang digunakan dalam penelitian ini layak dijadikan dasar analisis dan perencanaan kebijakan, khususnya untuk pengambilan keputusan strategis yang memerlukan proyeksi jangka panjang dengan tingkat ketidakpastian yang terkendali (Lu et al., 2024; Ladjal et al., 2025).



Gambar 14. Hasil peramalan produksi padi pada Kabupaten Sleman, Bantul, Kulon Progo dengan model CNN-LSTM-XGBoost

Evaluasi kinerja model berdasarkan data uji 12 bulan terakhir menunjukkan bahwa pendekatan machine learning dan hybrid memberikan tingkat akurasi yang tinggi pada seluruh kabupaten yang dianalisis. Pada Kabupaten Sleman, model XGBoost (lag-12) menghasilkan nilai kesalahan terendah dengan MAE sebesar 0,5261, RMSE sebesar 0,7051, dan MAPE sebesar 1,0334%, diikuti sangat dekat oleh model Hybrid CNNLSTM+XGB dengan MAPE sebesar 1,0397%, sedangkan model CNN-LSTM tunggal menunjukkan error yang relatif lebih tinggi dengan MAPE sebesar 2,0724%. Selisih error yang sangat kecil antara XGBoost dan model hybrid pada Sleman mengindikasikan bahwa struktur data historis Sleman relatif stabil dan cukup representatif untuk dimodelkan oleh algoritma boosting berbasis pohon keputusan, sehingga kontribusi tambahan dari CNN-LSTM pada skema hybrid menjadi terbatas.

Berbeda dengan Sleman, pada Kabupaten Bantul dan Kulon Progo, pendekatan hybrid secara konsisten memberikan nilai error terendah dibandingkan model tunggal. Pada Bantul, model Hybrid CNNLSTM+XGB menghasilkan MAPE sebesar 1,1836%, lebih rendah dibandingkan CNN-LSTM (1,5003%) dan XGBoost (1,2408%). Sementara itu, pada Kulon Progo, keunggulan pendekatan hybrid terlihat lebih jelas, dengan MAPE sebesar 3,9689%, lebih rendah dibandingkan XGBoost (4,0683%) dan jauh lebih baik dibandingkan CNN-LSTM yang mencapai 8,3515%. Temuan ini menunjukkan bahwa pada wilayah dengan fluktuasi data yang lebih tinggi dan pola historis yang lebih kompleks, seperti Kulon Progo, penggabungan kemampuan CNN-LSTM dalam menangkap dependensi temporal dengan kekuatan XGBoost dalam memodelkan hubungan nonlinier mampu meningkatkan kemampuan generalisasi model secara signifikan.

Secara metodologis, hasil evaluasi error ini sejalan dengan literatur internasional terindeks Scopus yang menyatakan bahwa XGBoost memiliki performa yang sangat baik pada data deret waktu dengan struktur yang relatif stabil, sedangkan model deep learning seperti CNN-LSTM lebih unggul dalam menangkap pola musiman dan dinamika temporal yang kompleks. Oleh karena itu, pendekatan hybrid atau ensemble sering kali menghasilkan error yang lebih rendah dibandingkan model tunggal, khususnya pada data pertanian yang bersifat nonlinier dan heterogen antarwilayah (Chen & Guestrin, 2016; Lu et al., 2024; Ladjal et al., 2025). Dengan demikian, variasi kinerja model antar kabupaten dalam penelitian ini dapat dijelaskan secara ilmiah sebagai refleksi dari perbedaan karakteristik data historis, sekaligus memperkuat argumen bahwa pendekatan hybrid merupakan solusi yang adaptif dan robust untuk peramalan produksi atau indikator pertanian di tingkat regional.

Tabel 6. Hasil Uji Statistik Analisis CNN-LSTM-XGBost pada Peramalan Produksi Padi di Kabupaten Sleman, Bantul, Kulon Progo.

Kabupaten	Model	MAE	RMSE	MAPE (%)
Sleman	CNN-LSTM	1.0163	1.0997	2.0724
	XGBoost (lag-12)	0.5261	0.7051	1.0334
	Hybrid CNNLSTM+XGB ($\alpha = 0.01$)	0.5291	0.7050	1.0397
Bantul	CNN-LSTM	0.8132	0.9008	1.5003
	XGBoost	0.6830	0.8042	1.2408
	Hybrid CNNLSTM+XGB ($\alpha = 0.26$)	0.6543	0.7905	1.1836
Kulon Progo	CNN-LSTM	4.5300	4.6203	8.3515
	XGBoost	2.1857	2.9108	4.0683
	Hybrid CNNLSTM+XGB ($\alpha = 0.19$)	2.1262	2.7880	3.9689

h) Analisis Best Model Forecasting

Berdasarkan perbandingan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dari tujuh model peramalan yang diuji, yaitu ARIMA, SARIMA, ARIMA-LSTM, CNN-LSTM, LSTM-HM, GRU-HM, dan CNN-LSTM-XGBoost, dapat ditentukan model terbaik (*best model forecasting*) secara objektif dan kuantitatif. Pada Kabupaten Sleman dan Bantul, model LSTM-HM menunjukkan kinerja paling unggul dengan nilai MAPE masing-masing sebesar 1,0014% dan 0,7238%, yang merupakan nilai terendah dibandingkan seluruh model lainnya. Hasil ini mengindikasikan bahwa struktur data pada kedua kabupaten tersebut relatif stabil dan memiliki pola temporal yang dapat dimodelkan secara sangat efektif oleh arsitektur LSTM yang diperkuat dengan mekanisme hybrid, sehingga mampu menangkap dependensi jangka pendek dan jangka panjang secara optimal (Lu et al., 2024).

Sebaliknya, pada Kabupaten Kulon Progo, model CNN-LSTM-XGBoost menghasilkan nilai MAPE terendah sebesar 3,9689%, lebih baik dibandingkan model deep learning murni maupun model statistik musiman. Keunggulan model ini menunjukkan bahwa karakteristik data Kulon Progo cenderung lebih fluktuatif dan kompleks, sehingga memerlukan pendekatan yang lebih fleksibel. Dalam hal ini, CNN-LSTM berperan dalam mengekstraksi pola temporal dan fitur lokal, sementara XGBoost efektif dalam menangkap hubungan nonlinier dan interaksi kompleks antarvariabel, sehingga kombinasi keduanya mampu meningkatkan akurasi peramalan (Chen & Guestrin, 2016; Ladjal et al., 2025).

Perbedaan model terbaik antar kabupaten menegaskan bahwa tidak terdapat satu pendekatan tunggal yang selalu unggul untuk seluruh wilayah. Pemilihan model peramalan harus mempertimbangkan karakteristik lokal data, khususnya tingkat stabilitas dan kompleksitas pola historis. Pendekatan berbasis LSTM lebih sesuai untuk wilayah dengan pola data relatif stabil, sedangkan pendekatan hybrid dengan integrasi metode ensemble lebih efektif untuk wilayah dengan dinamika data yang tinggi dan heterogen. Dengan demikian, hasil penelitian ini memberikan justifikasi empiris yang kuat bahwa strategi pemilihan model berbasis evaluasi error dan karakteristik wilayah merupakan pendekatan yang paling rasional dalam pengembangan sistem peramalan produksi padi di tingkat kabupaten.

Kabupaten	ARIMA	SARIMA	ARIMA-LSTM	CNN-LSTM	LSTM-HM	GRU-HM	CNN-LSTM-XGB	Best Model	MAPE (%)
Sleman	166.53	< 10	2.7603	3.56	1.0014	1.2124	1.0334	LSTM-HM	1.0014
Bantul	166.53	1.83	2.2153	1.32	0.7238	0.7386	1.1836	LSTM-HM	0.7238
Kulon Progo	166.53	5.76	5.0705	5.29	5.2747	5.2522	3.9689	CNN-LSTM-XGB	3.9689

D. **STATUS LUARAN:** Tuliskan jenis, identitas dan status ketercapaian setiap luaran wajib dan luaran tambahan (jika ada) yang dijanjikan. Jenis luaran dapat berupa publikasi, perolehan kekayaan intelektual, atau luaran lainnya yang telah dijanjikan pada proposal. Uraian status luaran harus didukung dengan bukti kemajuan ketercapaian luaran sesuai dengan luaran yang dijanjikan. Lengkapi isian jenis luaran yang dijanjikan serta unggah bukti dokumen ketercapaian luaran melalui BIMA.

1. Luaran Wajib

No.	Capaian Luaran	Jenis Luaran	Status Luaran	Keterangan
1.	Jurnal Internasional Q2	Wajib	Submit	<i>Caraka Tani: Journal of Sustainable Agriculture</i>

#109482 Summary

[Summary](#) [Review](#) [Editing](#)

Submission

Authors	Aris Slamet Widodo		
Title	Farmers' Perceptions and Willingness to Adopt Mobile Forecasting Applications for Crop Production and Subsidized Fertilizer Distribution		
Original file	109482-315270-1-SM.docx	2025-09-30	
Supp. files	None	Add a Supplementary File	
Submitter	Aris Slamet Widodo 		
Date submitted	September 30, 2025 - 11:02 PM		
Section	Regular Articles		
Editor	None assigned		

Author Fees

Article	200.00 USD	Pay Now
Publication		

Status

Status	Awaiting assignment
Initiated	2025-09-30
Last modified	2025-09-30

Submission Metadata

[Edit Metadata](#)

Authors

[2613-9456 \(Print\)](#)

[2599-2570 \(Online\)](#)

About Caraka Tani

- [Focus and Scope](#)
- [Editorial Team](#)
- [Peer Reviewers](#)
- [Editorial Office](#)
- [Contact](#)
- [Publication Ethics](#)
- [Copyright Notice](#)
- [Author Declaration Form](#)
- [Visitor Statistics](#)

Information For Author

- [Author Guidelines](#)
- [Template](#)
- [Author Fees](#)

Editorial

- [Front Matter and Back Matter](#)

Citation Analysis

- [SCOPUS](#)

Indexing

Scopus®



DOAJ

2. Luaran Tambahan

No.	Capaian Luaran	Jenis Luaran	Status Luaran	Keterangan
1.	HKI: Hak Paten <i>Mobile Forecasting</i>	Tambahan	<i>Drafting</i>	https://www.dgip.go.id/

E. **PERAN MITRA:** Tuliskan realisasi kerjasama dan kontribusi Mitra baik *in-kind* maupun *in-cash* serta mengunggah bukti dokumen pendukung sesuai dengan kondisi yang sebenarnya. Bukti dokumen realisasi kerjasama dengan Mitra dapat diunggah melalui BIMA.

Catatan:

Bagian ini wajib diisi untuk penelitian terapan, untuk penelitian dasar (Fundamental, Pascasarjana, PKDN, Dosen Pemula) boleh mengisi bagian ini (tidak wajib) jika melibatkan mitra dalam pelaksanaan penelitiannya

Tidak ada mitra penelitian (Penelitian Skema Fundamental)

F. **KENDALA PELAKSANAAN PENELITIAN:** Tuliskan kesulitan atau hambatan yang dihadapi selama melakukan penelitian dan mencapai luaran yang dijanjikan, termasuk penjelasan jika pelaksanaan penelitian dan luaran penelitian tidak sesuai dengan yang direncanakan atau dijanjikan.

1. Kendala Pengumpulan Data

Keterbatasan pertama yang dihadapi dalam penelitian ini berkaitan dengan ketersediaan data produksi komoditas pangan strategis dari instansi terkait, khususnya Dinas Pertanian. Data produksi yang terdokumentasi dengan baik umumnya hanya tersedia mulai awal tahun 2000-an, sehingga informasi untuk periode sebelumnya, misalnya akhir tahun 1990-an, sulit diperoleh secara lengkap. Kondisi ini membatasi ruang lingkup analisis deret waktu jangka panjang karena tidak semua dinamika historis dapat dimasukkan ke dalam perhitungan. Kekosongan data tersebut dapat memengaruhi keakuratan estimasi model, terutama pada penelitian yang memerlukan tren jangka panjang sebagai dasar proyeksi.

Keterbatasan kedua menyangkut data iklim yang digunakan dalam penelitian. Variabel iklim utama seperti curah hujan, suhu udara, serta fenomena iklim global tidak tersedia secara merata pada seluruh titik wilayah dan tahun pengamatan. Sebagian data hanya tersedia untuk periode tertentu atau stasiun klimatologi tertentu, sehingga kontinuitas data menjadi terputus. Ketiadaan data yang lengkap berpotensi menurunkan presisi dalam analisis hubungan antara variabilitas iklim dengan produksi padi, karena beberapa kejadian iklim ekstrem tidak dapat terdokumentasi dengan baik. Selain itu, informasi mengenai ketersediaan dan distribusi irigasi juga masih terbatas. Data irigasi yang seharusnya memuat kapasitas jaringan, luas areal terlayani, serta kondisi infrastruktur tidak sepenuhnya terpublikasi atau terdokumentasi dengan konsisten antarperiode. Padahal, ketersediaan air irigasi merupakan faktor penting dalam menentukan stabilitas produksi padi, terutama pada tahun-tahun dengan anomali iklim seperti El-Niño dan La-Niña. Keterbatasan pada data irigasi membuat analisis hanya dapat menggambarkan kondisi secara umum tanpa mampu menguraikan pengaruh rinci perbedaan sistem irigasi terhadap hasil produksi.

G. **RENCANA TAHAPAN SELANJUTNYA:** Tuliskan dan uraikan rencana penelitian selanjutnya berdasarkan indikator luaran yang telah dicapai, rencana realisasi luaran wajib yang dijanjikan dan tambahan (jika ada) di tahun berikutnya serta *roadmap* penelitian keseluruhan. Pada bagian ini diperbolehkan untuk melengkapi penjelasan dari setiap tahapan dalam metoda yang akan direncanakan termasuk jadwal berkaitan dengan strategi untuk mencapai luaran seperti yang telah dijanjikan dalam proposal. Jika diperlukan, penjelasan dapat juga dilengkapi dengan gambar, tabel, diagram, serta pustaka yang relevan. Jika laporan kemajuan merupakan laporan pelaksanaan tahun terakhir, pada bagian ini dapat dituliskan rencana penyelesaian target yang belum tercapai.

1. Follow-Up Publikasi Jurnal Internasional bereputasi

Tahapan lain yang penting adalah menunggu proses approval, review, dan revisi naskah jurnal ilmiah hingga tahap publikasi. Publikasi hasil penelitian dalam jurnal bereputasi internasional diharapkan dapat memperkuat kontribusi akademik sekaligus menjadi bentuk diseminasi pengetahuan dalam bidang forecasting

pertanian berbasis data iklim. Proses ini juga akan memberikan validasi eksternal terhadap hasil penelitian melalui mekanisme peer-review yang ketat.

2. Mempatenkan model *forecasting* produksi padi dan kebutuhan pupuk subsidi

Sebagai luaran tambahan, tahap pengajuan paten dari model forecasting sebagai Hak Kekayaan Intelektual (HKI) karena dapat memberikan perlindungan hukum atas inovasi yang dihasilkan sekaligus memperkuat nilai kebermanfaatannya. Model hybrid yang dikembangkan tidak hanya berfungsi sebagai kontribusi akademik melalui publikasi ilmiah, tetapi juga memiliki potensi aplikatif yang diakui secara formal melalui pencatatan hak paten. Dengan adanya HKI, model forecasting dapat dimanfaatkan secara lebih luas oleh pemangku kepentingan di bidang pertanian, sekaligus memastikan bahwa keaslian dan kebaruan metode yang ditawarkan tercatat sebagai karya inovatif dengan kepemilikan resmi.

H. DAFTAR PUSTAKA: Penyusunan Daftar Pustaka berdasarkan sistem nomor sesuai dengan urutan pengutipan. Hanya pustaka yang disitasi pada laporan kemajuan yang dicantumkan dalam Daftar Pustaka.

1. Wannasingha, U. H., et al. (2025a). *Quantification and prediction of the impact of ENSO-induced climate signals on rice yields using advanced artificial intelligence techniques*. *Climate Change Ecology*, 6, 100043.
2. Wannasingha, U. H., et al. (2025b). *Advances in artificial intelligence to model the impact of El Niño on rice yield*. *Environmental Advances*, 15, 100494.
3. Pamungkas, B. (2024). *Optimizing rice production through climate mitigation*. *BIO Web of Conferences*, 82, 01017.
4. Khairulbahri, et al. (2021). *Analyzing the impacts of climate change on rice supply in Indonesia*. *Sustainability*, 13(23), 13189.
5. Hensawang, S., et al. (2021). *Predicting rice production in Central Thailand using the WOFOST model with ENSO impact*. *Climate*, 9(4), 72.
6. Utami, D. S., & Haryanto, H. (2020). Peramalan jumlah penumpang kereta api dengan metode ARIMA. *Media Statistika*, 13(1), 1–12. <https://doi.org/10.14710/medstat.13.1.1-12>
7. Fitriani, R., Setiawan, A., & Widodo, T. (2021). Inflation forecasting using ARIMA model in Indonesia. *International Journal of Data Science and Analytics*, 12(4), 311–322. <https://doi.org/10.1007/s41060-021-00252-5>
8. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and practice* (3rd ed.). OTexts. <https://otexts.com/fpp3/arima.html>
9. Deb, S., & Majumdar, A. (2018). Application of ARIMA model for forecasting global food prices. *Journal of Statistics Applications & Probability Letters*, 5(3), 507–516. <https://doi.org/10.18576/jsapl/050313>
- 10.



DIKTISAINTEK
BERDAMPAK

DISEMINASI HASIL PENELITIAN

PENGEMBANGAN MOBILE FORECASTING APPLICATION UNTUK PREDIKSI HASIL DAN KEBUTUHAN PUPUK KOMODITAS PANGAN STRATEGIS

Dr. Aris Slamet Widodo, S.P., M.Sc.
Dr. Suparmono, M.Si
Ir. Eko Prasetyo, M.Eng., Ph.D.
Puji Qomariyah S.Sos., M.Si
Ari Suseno, S.P., M.Sc.
Bahrul Ulum, S.P., M.Sc.

(0525017701)
(0518037302)
(0522046701)
(3404016208740003)
(3321102702970001)
(6408020706970002)

Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Indonesia
Sekolah Tinggi Ilmu Manajemen YKPN, Indonesia
Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Indonesia
Universitas Widy Mataram, Indonesia
Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Indonesia
Politeknik LPP Yogyakarta, Indonesia

Latar Belakang

Fluktuasi harga pertanian akibat panen serentak dan ketimpangan informasi waktu tanam masih merugikan petani dan menghambat swasembada pangan. Keterbatasan akses informasi produksi menyebabkan kelebihan pasokan dan penurunan harga komoditas. Pengembangan mobile forecasting application berbasis model peramalan yang akurat menjadi solusi untuk membantu petani menentukan waktu dan jenis tanam secara tepat, sehingga mendukung stabilitas harga dan ketersediaan pangan.

Tujuan

Penelitian ini bertujuan pada pengujian model peramalan (tradisional, *deep learning*, *machine learning*, dan *hybrid*) menggunakan metode MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dan *Diebold-Mariano Test* pada tahun pertama. Tahun kedua, melakukan pengembangan *prototipe mobile forecasting application* menggunakan model *DevOps*.

Metode

Penelitian tahun pertama berfokus pada pengujian model forecasting produksi padi menggunakan data time series 20 tahun di Kabupaten Bantul, Sleman, dan Kulon Progo. Variabel prediktor meliputi faktor iklim, bencana, dan irigasi. Model yang diuji mencakup ARIMA, SARIMA, deep learning LSTM (Long Short-Term Memory) dan HM, deep learning GRU (Gated Recurrent Unit) dan HM, ARIMA dan LSTM, CNN dan LSTM, CNNLSTM dan XGBoost. Evaluasi akurasi dilakukan menggunakan MAPE dan uji Diebold-Mariano untuk menentukan model peramalan terbaik.

Tabulasi → Training Set → Scaler Data Pra-Proses → Analisis Data Forecasting → Best Model Forecasting

Hasil dan Pembahasan

1 Kegiatan Pengabdian

Hasil evaluasi berbasis nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) menunjukkan adanya perbedaan kinerja model peramalan antar kabupaten. Pada Kabupaten Sleman dan Bantul, model LSTM-HM menghasilkan nilai MAPE terendah, yang mengindikasikan bahwa pola data produksi padi di kedua wilayah tersebut relatif stabil dan memiliki dependensi temporal yang dapat ditangkap secara efektif oleh arsitektur LSTM yang diperkuat dengan mekanisme hybrid. Sebaliknya, pada Kabupaten Kulon Progo, model CNN-LSTM-XGBoost menunjukkan kinerja paling unggul, mencerminkan karakteristik data yang lebih fluktuatif dan kompleks sehingga memerlukan pendekatan hybrid yang mampu mengekstraksi fitur lokal, menangkap dinamika temporal, serta memodelkan hubungan nonlinier secara lebih fleksibel. Temuan ini menegaskan bahwa kompleksitas dan stabilitas data historis berpengaruh signifikan terhadap performa model peramalan.

2 Kesimpulan

Tidak terdapat satu model peramalan yang unggul untuk seluruh wilayah. LSTM-HM paling efektif pada kabupaten dengan pola data relatif stabil, sedangkan CNN-LSTM-XGBoost lebih sesuai untuk wilayah dengan data yang fluktuatif dan kompleks. Oleh karena itu, pemilihan model peramalan harus disesuaikan dengan karakteristik lokal data.



Ucapan Terimakasih:

Direktorat Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (DPPM) Kementerian Pendidikan
Tinggi, Sains, dan Teknologi (Kemdiktisaintek) melalui Skema Penelitian Fundamental
Pendanaan Tahun Anggaran 2025

FARMERS' PERCEPTIONS AND WILLINGNESS TO ADOPT MOBILE FORECASTING APPLICATIONS FOR CROP PRODUCTION AND SUBSIDIZED FERTILIZER DISTRIBUTION

Aris Slamet Widodo^{*1)}, Eko Prasetyo²⁾, Suparmono³⁾, Puji Qomariyah⁴⁾, Ari Suseno⁵⁾, Bahrul Ulum⁶⁾.

I. First author*:

1. Name : Aris Slamet Widodo
2. Affiliation : Universitas Muhammadiyah Yogyakarta
3. E-mail : aris.sw@umy.ac.id
4. Orcid ID : 0009-0004-0082-3186
5. Phone number : +62 822-2793-4624

II. Second author:

1. Name : Eko Prasetyo
2. Affiliation : Universitas Muhammadiyah Yogyakarta
3. E-mail : eko.prasetyo@umy.ac.id
4. Orcid ID : -
5. Phone number : +62 896-5955-2000

III. Third author:

1. Name : Suparmono
2. Affiliation : Sekolah Tinggi Ilmu Manajemen YKPN Yogyakarta
3. E-mail : suparmono@stimykpn.ac.id
4. Orcid ID : -
5. Phone number : +62 851-4814-8088

IV. Fourth author:

1. Name : Puji Qomariyah
2. Affiliation : Universitas Widya Mataram
3. E-mail : p_qomariyah@yahoo.co.id
4. Orcid ID : 0009-0000-9410-4465
5. Phone number : +62 812-2809-8409

V. Fifth author:

6. Name : Ari Suseno
7. Affiliation : Universitas Gadjah Mad
8. E-mail : arisuseno@mail.ugm.ac.id
9. Orcid ID : -
10. Phone number : +62 855-1188-633

VI. Sixth author:

6. Name : Bahrul Ulum
7. Affiliation : Politeknik LPP Yogyakarta
8. E-mail : bhr@polteklpp.ac.id
9. Orcid ID : 0009-0007-6085-1420
10. Phone number : +62 852-5206-2544

FARMERS' PERCEPTIONS AND WILLINGNESS TO ADOPT MOBILE FORECASTING APPLICATIONS FOR CROP PRODUCTION AND SUBSIDIZED FERTILIZER DISTRIBUTION

Abstract

Fluctuations in the production and prices of strategic commodities remain a major challenge in Indonesian agriculture, compounded by the suboptimal distribution of subsidized fertilizers. Mobile forecasting applications offer potential to predict yields and fertilizer needs adaptively. This study analyzes farmers' perceptions and willingness to adopt such applications in four districts of the Special Region of Yogyakarta. Data were collected through Likert-scale questionnaires and open-ended questions, then analyzed using Spearman's correlation. Findings show that farmers' perceptions were moderate (mean score 3.57), with the highest ratings for ease of use, while perceived direct benefits on income and price risk remained uncertain. Willingness to adopt was high (mean score 3.82), reflecting readiness to adjust planting schedules, provide production data, and attend training. However, concerns over internet costs and rural infrastructure persist. Spearman's correlation revealed a very strong relationship between perception and willingness to adopt ($r = 0.774$; $p < 0.01$). Overall, farmers show cautious optimism toward mobile forecasting. Adoption will require supportive strategies including training, socialization, extension, and affordable access. The study highlights the potential of mobile forecasting to improve production efficiency and fertilizer distribution if implemented consistently and sustainably.

Keywords: Mobile forecasting applications; farmers' perceptions; willingness to adopt; crop production; subsidized fertilizer

INTRODUCTION

Disparities in planting seasons and crop production across regions, particularly for strategic commodities such as rice, chili, and shallots, represent a serious challenge in Indonesia's agricultural sector. These imbalances lead to supply fluctuations and price instability, thereby creating risks for national food security. According to the Badan Pusat Statistik (BPS), in 2024 the national harvested area of rice reached approximately 10.05 million hectares, with a production of 53.14 million tons of dry milled rice (GKG), reflecting a decline of about 1.6% compared to 2023, which negatively affected farm-gate prices of GKG [1]. Shallot and chili production also showed seasonal variations that influenced both supply stability and price dynamics. A similar phenomenon occurred with rice, where during peak harvest periods across major production centers, the farm-gate price of unhusked rice tends to fall sharply. For instance, in March 2024 the price of harvested dry grain (GKP) at the farmer level decreased to IDR 5,457/kg, lower than the previous month's level of IDR 5,884/kg, due to oversupply while absorption by rice mills remained suboptimal [1]. Likewise, shallot and chili production displayed similar seasonal fluctuations that contributed to market instability.

At the regional level, disparities in planting seasons are clearly observed in the Special Region of Yogyakarta (DIY), where harvests of chili and shallots often occur simultaneously, causing sharp declines in farm-gate prices. Data from Badan Pusat Statistik reported that the harvested area for shallots in DIY reached 181,683 hectares and bird's eye chili 193,423 hectares [2]. During peak harvest seasons, prices collapsed dramatically: for instance, the price of bird's eye chili in Gunungkidul fell to IDR 10,000/kg from IDR 20,000/kg, while in Kulon Progo curly chili dropped to

IDR 4,000–5,000/kg and bird's eye chili to IDR 8,000–9,000/kg. In extreme cases, some farmers even burned or gave away their harvest when prices fell to as low as IDR 2,500–3,000/kg [3–5]. This situation highlights that oversupply without effective distribution and market absorption significantly harms farmers and underscores the urgency of adaptive planting strategies and price intervention policies.

The impact of price fluctuations due to simultaneous harvesting is deeply felt by both farmers and markets, resulting in reduced farmer income, market instability, and potential threats to food security. This condition is largely driven by the lack of coordination and information sharing among farmers, leading to uncertainty in income and broader economic risks. Tadasse et al. explained that simultaneous global harvest changes driven by climate factors trigger synchronized yield changes (SYC), worsening food price instability [6]. Kunimitsu et al. further noted that SYC undermines the effectiveness of trade policy and agricultural insurance systems, increasing systemic risks in the sector [7]. Similarly, Nyamah et al. emphasized that weak coordination in agri-food supply chains exacerbates uncertainty in supply and demand, further amplifying price volatility [8].

Another pressing issue is the inadequate availability of fertilizers. This stems from limited access to accurate information, rising raw material and energy costs that increase fertilizer production costs, and subsidy policies that are not optimally implemented. Subsidized fertilizer distribution is often misallocated, leaving farmers' actual needs unmet. Similar challenges are faced by smallholder farmers in other developing countries, who struggle with access to land, capital, knowledge, and technology, which ultimately reduces productivity and profitability [8]. At the global level, proper nutrient management and the adoption of precision agriculture technologies are recognized as essential for improving fertilizer efficiency and supporting agricultural sustainability [9].

With technological advancement, digitalization and the Internet of Things (IoT) are seen as promising solutions to address coordination issues in supply chains and input distribution. Yadav et al. demonstrated that IoT can enhance efficiency and resilience in agri-food supply chains through technology-based coordination systems [10]. Further research has shown that integrating IoT with artificial intelligence can predict crop yields in real time by accounting for soil and weather conditions [11]. Saha et al. highlighted that combining soil sensors, satellite imagery, machine learning, and fuzzy logic can generate highly accurate fertilizer recommendations and yield forecasts [12]. Additionally, Mansoor et al. emphasized the critical role of precision agriculture technologies in supporting yield predictions under climate variability [13]. Collectively, these findings affirm that technologies such as mobile forecasting for strategic food commodities and fertilizer requirements can serve as effective instruments to improve price stability and strengthen food security.

The majority of farmers in Indonesia are dominated by older age groups with relatively low levels of formal education, which makes them less familiar with the use of digital technologies. According to Badan Pusat Statistik (BPS) [14], more than 60% of farmers are over 45 years old, and only a small proportion are accustomed to using internet-based devices to support agricultural

activities. This demographic reality poses a significant challenge in the implementation of digital innovations such as the Internet of Things (IoT), mobile forecasting, and precision agriculture applications. Limited digital literacy and resistance to change slow down the adoption of agricultural technologies, despite their substantial potential. Similar findings were reported by Rose et al., who noted that age, digital literacy, and trust in technology constitute the main barriers to the adoption of precision agriculture among farmers in various countries [15]. Therefore, prior to the development and deployment of digital applications in agriculture, it is essential to assess farmers' perceptions, readiness, and willingness to adopt. Such assessments are crucial to ensure that the technologies designed are aligned with the needs, capacities, and socio-economic contexts of Indonesian farmers, thereby enhancing both effectiveness and sustainability of their utilization.

To address these challenges, the development of mobile forecasting technologies represents a strategic step. Mobile applications for forecasting the production of strategic commodities and fertilizer requirements would enable the government to obtain real-time data on production estimates and fertilizer demand, allowing for more adaptive and targeted policies regarding crop absorption (e.g., by Bulog) and the distribution of subsidized fertilizers. Consequently, the integration of digital technologies would not only improve the accuracy of fertilizer distribution but also contribute to price stability, production sustainability, and farmer welfare. Nevertheless, the real challenge lies in adoption: whether farmers are genuinely willing to use such applications once available. Against this backdrop, this study investigates farmers' perceptions and their willingness to adopt mobile forecasting applications for strategic crop production and fertilizer management.

MATERIAL AND METHODS

Study Area and Sampling

This study was conducted in the Special Region of Yogyakarta (DIY), which was selected purposively as it represents one of the major production centers for rice and chili in Indonesia. The research location was determined using purposive sampling, a method commonly applied in social and agricultural research to select respondents who are considered most relevant to the research objectives. According to Etikan et al. [16], purposive sampling allows researchers to deliberately choose participants with direct experience and knowledge of the studied phenomenon.

Samples were selected purposively from four villages with the highest rice and chili production in each regency of DIY, namely Hargobinangun Village (Sleman), Sriharjo Village (Bantul), Panjatan Village (Kulon Progo), and Semin Village (Gunungkidul). The respondents consisted of active rice and chili farmers engaged in farming activities during the most recent planting season in 2025. A total of 80 respondents were involved, with 20 farmers representing each village. Data collection was carried out through structured interviews and questionnaires containing both closed- and open-ended questions in September 2025.

Analytical Methods

Analysis of Farmers' Perceptions and Willingness to Adopt

Farmers' perceptions of the use of a mobile forecasting application were analyzed using a five-point Likert scale, ranging from "strongly disagree" (1) to "strongly agree" (5). The Likert scale is widely applied to measure attitudes and perceptions because it captures the intensity of respondents' opinions [17]. Eight indicators were employed to assess dimensions of knowledge, attitudes, and trust toward digital technologies.

The willingness-to-adopt instrument in this study was developed based on established technology adoption models, particularly the Technology Acceptance Model (TAM) and the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT). According to Davis [18], technology acceptance is determined by two primary dimensions—perceived usefulness and perceived ease of use—which influence the user's intention to adopt an innovation. Venkatesh et al. [19] later expanded TAM into the UTAUT model, emphasizing that behavioral intention to use technology is shaped by performance expectancy, effort expectancy, facilitating conditions, and social influence.

In the agricultural context, Michels et al. [20] demonstrated that perceived ease of use of digital applications is a key factor prior to farmers' consideration of economic benefits. Similarly, Khanal et al. [21] highlighted that although smallholder farmers in developing countries face limitations in digital literacy, they still show readiness to adopt digital services, including willingness to pay additional costs and share data, provided that tangible benefits are evident. Drawing upon these frameworks, this study formulated 13 indicators of willingness to adopt mobile forecasting, covering dimensions of readiness to try, routine use, learning, training participation, data provision, financial expenditure, and intention to rely on the application in agricultural decision-making. The use of Likert scales in technology adoption studies has also been shown to be effective in prior research, such as Meijer et al. [22], who examined agricultural innovation adoption in Africa.

Spearman's Rank Correlation Analysis

To measure the relationship between farmers' perceptions and their willingness to adopt mobile forecasting applications, Spearman's rank correlation test was employed. This method was deemed appropriate because both variables were ordinal, measured on a Likert scale, and did not require the assumption of normal data distribution. As noted by Hauke and Kossowski [23], Spearman's correlation is particularly suitable for socio-economic research where parametric assumptions are not fulfilled. In this study, the test was used to evaluate both the direction and strength of the association between variables, with the significance level set at $\alpha = 0.05$.

RESULTS AND DISCUSSION

Analysis of Farmers' Perceptions and Willingness to Adopt

The results of this study indicate that farmers' perceptions of mobile forecasting technology to support agricultural production and the distribution of subsidized fertilizers obtained an average score of 3.57, which falls into the moderate category (Table 1). This value suggests that farmers hold a fairly positive view of the potential of digital applications, but they are not yet fully convinced of their

effectiveness in practice. This condition is reasonable since the application is still at the conceptual stage; therefore, farmers' assessments reflect expectations rather than empirical experience. This finding is consistent with previous studies, which explained that smallholder farmers' access to digital agricultural services often fosters initial positive perceptions, but adoption intentions remain low without empirical evidence of benefits [18]. Similarly, it has been shown that European farmers had positive perceptions of smartphone-based agricultural applications, yet their confidence in the actual benefits was still limited to the pre-adoption phase [20].

Table 1. Farmers' Perceptions of Mobile Forecasting Applications

No	Statement	Mean Score	Category
1	I believe this forecasting application can help me determine the right time for planting/harvesting.	3.41	Moderate
2	I believe this forecasting application will help me obtain better selling prices.	3.49	Moderate
3	I believe this forecasting application will increase my income.	3.45	Moderate
4	I estimate that this forecasting application can reduce the risk of losses due to price fluctuations.	3.46	Moderate
5	I believe this forecasting application will be easy to learn.	3.73	High
6	I believe this forecasting application will be easy to use even though I am not yet familiar with technology.	3.66	Moderate
7	I believe the application interface will be simple and easy to understand.	3.79	High
8	I believe this forecasting application can be used without complicated technical training.	3.65	Moderate
Overall Mean Score		3.57	Moderate

The highest-scoring indicators were found in the statements that the application interface would be simple and easy to understand (3.79) and easy to learn (3.73), both of which fall into the high category. This emphasizes that the dimension of ease of use represents the most prominent aspect of farmers' perceptions. These findings are consistent with previous studies in India, which demonstrated that farmers are more likely to accept agricultural digital applications based on technical simplicity, even though the economic benefits have not yet been realized [25]. Similar results were reported in Ghana, where perceived ease of use often serves as the initial factor shaping positive perceptions before farmers evaluate the actual usefulness of technology [22].

Conversely, indicators related to the direct benefits of the application obtained lower scores, such as determining planting/harvesting time (3.41), increasing income (3.45), and reducing price fluctuation risks (3.46). All of these fall within the moderate category, indicating farmers' doubts that digital applications would significantly impact production outcomes or economic well-being. This aligns with the findings from South Asia, which emphasized that although farmers show positive perceptions toward the potential of digital technology, costs, skills, and empirical evidence of benefits remain barriers to converting perception into full adoption [27].

The context of the Special Region of Yogyakarta further reinforces these results. Previous research reported that chili farmers in Sleman and Bantul continue to rely on traditional cropping

patterns despite the availability of digital information, indicating a gap between technology availability and utilization [28]. Similarly, low levels of digital literacy have been emphasized as a major barrier to the use of agricultural information technology among rice farmers in Yogyakarta [23]. This condition is not only local but also reflects the national context, where the dominance of older farmers and low technological literacy in Indonesia present structural challenges to adopting modern agricultural innovations [29]. Thus, the relatively low perception of the tangible benefits of digital applications in both Yogyakarta and Indonesia more broadly is not merely a matter of technological availability but also of socio-demographic constraints that limit adoption.

Accordingly, the average score of 3.57 can be understood as a form of cautious optimism, reflecting an initial readiness without full confidence in the tangible benefits. However, this position is still a valuable asset, as it demonstrates farmers' openness to digital innovation. Perceptions in the moderate category indicate that mobile forecasting applications hold practical potential, provided that they are accompanied by socialization, field demonstrations, and institutional support. If these strategies are implemented, farmers' initial optimism may develop into stronger confidence. This is consistent with findings in India, which revealed that the adoption of digital agricultural applications increased significantly following short training sessions and local assistance [25]. Similarly, evidence from Ghana showed that when smallholder farmers were provided with access and institutional support, their initially moderate perceptions developed into strong trust in the benefits of digital applications [22]. Therefore, the results of this study provide an optimistic foundation that mobile forecasting applications in Indonesia will not only be perceived as easy to use but may also prove beneficial in enhancing production stability and the distribution of subsidized fertilizers, provided that supporting strategies are consistently implemented.

Table 2. Farmers' willingness to adopt the Mobile Forecasting Applications

No	Statement	Mean Score	Category
1	The application would be tried if made available in the local area.	3.79	High
2	The application would be used routinely to support farming activities.	3.83	High
3	Time would be allocated to learn how to use the application.	3.89	High
4	Participation in training or socialization related to the application would be undertaken.	3.89	High
5	Agricultural information would be shared through the application.	3.88	High
6	Production data (planting, harvesting, fertilizer use) would be provided in the application.	3.91	High
7	Traditional practices would be replaced by using the application.	3.81	High
8	The application would be used even if periodic internet access were required.	3.66	Moderate
9	Additional costs (e.g., internet quota) would be incurred to use the application.	3.75	Moderate
10	The application would be recommended to other farmers if proven beneficial.	3.88	High
11	Planting and fertilization schedules would be adjusted according to application recommendations.	3.93	High

12	The application would be used to decide when to sell harvests.	3.69	Moderate
13	The application would be considered a main reference in farming decision-making.	3.76	Moderate
Average score		3.82	High

The findings indicate that the level of willingness to adopt the mobile forecasting application reached an average score of 3.82, which falls into the high category (Table 2). This result reflects that farmers demonstrate a strong readiness to adopt digital applications, particularly when the application is proven to be beneficial and easy to use. The highest indicators were farmers' willingness to adjust planting and fertilization schedules based on application recommendations (3.93), followed by the willingness to provide production data (3.91) and to participate in training or socialization related to the application (3.89). These results suggest that farmers are open to integrating digital applications into their decision-making processes, especially in technical aspects directly related to agricultural production.

Relatively lower scores were found in indicators related to willingness to use the application despite requiring internet access (3.66) and to incur additional costs such as internet quota (3.75). This suggests that, although farmers are generally optimistic about the potential benefits of the application, concerns remain regarding financial burdens and the limitations of rural digital infrastructure. These findings align with evidence from China, which emphasized that limited digital literacy and the cost of digital services in rural areas remain major barriers to agricultural technology adoption [30]. Similarly, research in Nigeria reported that although smartphone-based agricultural applications were perceived as useful, internet costs and weak rural connectivity reduced adoption interest [31]. In addition, studies in China and Europe have highlighted that perceived ease of use and information access through mobile applications are critical factors in driving adoption, but digital infrastructure continues to be a significant constraint [32, 21].

Overall, the results demonstrate that while farmers remain cautious about costs and infrastructure risks, they maintain a generally optimistic socio-psychological attitude toward the presence of mobile forecasting applications. This finding is consistent with evidence from India, which reported that willingness to adopt mobile-based agricultural applications increases significantly when supported by socialization and local facilitation [25]. Therefore, it can be concluded that there is substantial potential for mobile forecasting applications to be accepted among rice, chili, and shallot farmers in Indonesia, provided that implementation strategies address affordability, internet accessibility, and institutional support.

Spearman's Rank Correlation Analysis

The results of the Spearman correlation test presented in Table 3 indicate that farmers' perception has a very strong relationship with the willingness to adopt mobile forecasting, with a correlation coefficient of 0.774 and a significance value of $p = 0.00$ (<0.01). The positive correlation suggests that the more favorable the farmers' perception of the mobile forecasting application, the

higher their willingness to adopt it. The strength of this relationship falls within the category of very strong (≥ 0.70), leading to the conclusion that perception serves as a key determinant in shaping farmers' intention to adopt technological innovations.

Table 3. Spearman Correlation Test Results

Variable	Correlation Coefficient	p-Value
Participation and willingness to adopt	0.774	0.00

These quantitative findings are reinforced by the results of the qualitative analysis derived from the open-ended questions. The majority of farmers emphasized that the application should provide features such as market price forecasts, weather information, recommendations for planting and harvesting times, as well as fertilizer requirement estimates. Such expectations indicate a strong demand for the application to help reduce market uncertainty and production risks. Several farmers also suggested the inclusion of educational modules, such as crop management tips, pest control strategies, and information on plant diseases, to enhance its practical usefulness. Nevertheless, a number of concerns were expressed, including administrative costs, internet data expenses, data security, potential system errors, and difficulties of use among elderly farmers. Some respondents even stated a preference for traditional approaches, such as relying on middlemen or farmer groups for market information.

The integration of quantitative and qualitative results highlights that although farmers' perceptions are generally positive and strongly correlated with their willingness to adopt, several barriers remain significant. Costs, digital literacy, and trust in technology represent the primary challenges that must be addressed through strategies such as awareness campaigns, training, farmer mentoring, and institutional support. These findings are consistent with prior research, which emphasized the importance of capacity building for smallholders to fully benefit from digital services [36], as well as evidence from South Asia identifying infrastructure limitations and operational costs as key obstacles to the adoption of digital agricultural technologies in developing countries [19].

The integration of quantitative and qualitative findings provides a comprehensive understanding of farmers' readiness to adopt mobile forecasting applications. While statistical evidence confirms a strong positive relationship between farmers' perceptions and their willingness to adopt, qualitative insights reveal specific expectations and practical concerns that shape this readiness. Together, these findings indicate that the success of mobile forecasting in agriculture depends not only on technological design but also on addressing socio-economic barriers through capacity building, institutional support, and inclusive implementation strategies.

CONCLUSION

Farmers' perceptions of the mobile forecasting application were found to be in the moderate category, with more positive assessments toward ease of use than direct economic benefits. In

contrast, the willingness to adopt was in the high category, indicating strong readiness to try and utilize the application. Statistical results confirmed that more positive perceptions significantly increase farmers' willingness to adopt the technology. Qualitative findings further revealed expectations that the application should provide market price information, weather forecasts, and recommendations for planting, harvesting, and fertilizer use, alongside concerns regarding costs, data security, and limited rural digital infrastructure.

The study suggests the need for capacity-building strategies through outreach, training, and mentoring to enhance farmers' confidence in using mobile forecasting applications. Government and related institutions should ensure the availability of rural digital infrastructure and guarantee affordability and data security to support equal access. Moreover, the application should be developed with a simple interface and relevant features—such as weather forecasting, market price monitoring, fertilizer requirements, and practical educational modules—so that it directly addresses farmers' needs while supporting sustainable production and national food security.

ACKNOWLEDGEMENT

The authors gratefully acknowledge the financial support from the Direktorat Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (DPPM), Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi Republik Indonesia, through the Fundamental Research – Regular Scheme under the project entitled Development of a Mobile Forecasting Application for Predicting Yields and Fertilizer Requirements of Strategic Food Commodities. This support has been instrumental to the successful completion of the research and preparation of this article. The authors also extend their sincere appreciation to the farmers in the Special Region of Yogyakarta who generously shared their data, insights, and perspectives, which served as a crucial foundation for the development of the application.

REFERENCES

1. Badan Pusat Statistik, Statistik pertanian 2024 (Badan Pusat Statistik, Jakarta, 2024a). <https://www.bps.go.id/>
2. Badan Pusat Statistik, Laporan produksi padi, cabai, dan bawang merah di Indonesia dan Yogyakarta (Badan Pusat Statistik, Jakarta, 2024b). <https://www.bps.go.id/>
3. TVRI Yogyakarta, Harga cabai anjlok, petani di Bantul dan Gunungkidul membakar hasil panen (2024). <https://yogyakarta.tvri.go.id/>
4. IDN Times, Petani cabai Gunungkidul rugi, harga anjlok jadi Rp10 ribu/kg (2024). <https://www.idntimes.com/>
5. Detik, Harga cabai di Kulon Progo anjlok hingga Rp4.000/kg, petani merugi (2024). <https://www.detik.com/>
6. Tadasse, B. Algieri, M. Kalkuhl, J. von Braun, Drivers and triggers of international food price spikes and volatility. *Food Policy* 47, 117–128 (2014). <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2014.05.003>
7. Y. Kunimitsu, G. Sakurai, T. Iizumi, Systemic risk in global agricultural markets and trade liberalization under climate change: Synchronized crop-yield change and agricultural price volatility. *Sustainability* 12, 10680 (2020). <https://doi.org/10.3390/su122410680>

8. E.Y. Nyamah, Y. Jiang, Y. Feng, E. Enchill, Agri-food supply chain performance: An empirical impact of risk. *Manag. Decis.* 55, 872–891 (2017). <https://doi.org/10.1108/MD-11-2016-0784>
9. Y. Apriyana, N. Hanani, Syafrial, I.B. Suryaningrat, Precision agriculture technology and its impact on agricultural productivity in developing countries: A review. *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.* 892, 012033 (2021). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/892/1/012033>
10. S. Yadav, S. Luthra, D. Garg, Internet of Things (IoT)-based coordination system in agri-food supply chain: Development of an efficient framework using DEMATEL-ISMS. *Oper. Manag. Res.* 15, 1–27 (2022). <https://doi.org/10.1007/s12063-021-00207-2>
11. A. Sharafat, S. Ali, M.A. Khan, Artificial intelligence and IoT for smart agriculture: Real-time crop yield forecasting. *J. Clean. Prod.* 432, 139872 (2025). <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2025.139872>
12. S. Saha, K. Jha, R. Ray, Integration of IoT, satellite imagery, and fuzzy logic for yield prediction and fertilizer recommendation. *Comput. Electron. Agric.* 218, 108675 (2025). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.108675>
13. M. Mansoor, M. Imran, M. Rizwan, Climate-smart precision agriculture: Integrating AI and IoT for yield prediction under changing climate. *Comput. Electron. Agric.* 215, 108584 (2025). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.108584>
14. Badan Pusat Statistik, Profil petani Indonesia 2023 (Badan Pusat Statistik, Jakarta, 2023). <https://www.bps.go.id/>
15. D.C. Rose, W.J. Sutherland, C. Parker, M. Lobley, M. Winter, C. Morris, L.V. Dicks, Decision support tools for agriculture: Towards effective design and delivery. *Agric. Syst.* 149, 165–174 (2016). <https://doi.org/10.1016/j.agry.2016.09.009>
16. I. Etikan, S.A. Musa, R.S. Alkassim, Comparison of convenience sampling and purposive sampling. *Am. J. Theor. Appl. Stat.* 5, 1–4 (2016). <https://doi.org/10.11648/j.ajtas.20160501.11>
17. A. Joshi, S. Kale, S. Chandel, D.K. Pal, Likert scale: Explored and explained. *Br. J. Appl. Sci. Technol.* 7, 396–403 (2015). <https://doi.org/10.9734/BJAST/2015/14975>
18. F.D. Davis, Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Q.* 13, 319–340 (1989). <https://doi.org/10.2307/249008>
19. V. Venkatesh, M.G. Morris, G.B. Davis, F.D. Davis, User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Q.* 27, 425–478 (2003). <https://doi.org/10.2307/30036540>
20. M. Michels, V. Bonke, O. Musshoff, R. Finger, Understanding the adoption of digital farming technologies: A choice experiment. *Agric. Syst.* 177, 102706 (2020). <https://doi.org/10.1016/j.agry.2019.102706>
21. U. Khanal, P.P. Regmi, K. Alam, Factors influencing farmers' use of digital agricultural information and services in South Asia. *Technol. Soc.* 67, 101754 (2021). <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2021.101754>
22. S.S. Meijer, D. Catacutan, O.C. Ajayi, G.W. Sileshi, M. Nieuwenhuis, The role of knowledge, attitudes and perceptions in the uptake of agricultural and agroforestry innovations among smallholder farmers in sub-Saharan Africa. *Int. J. Agric. Sustain.* 13, 40–54 (2015). <https://doi.org/10.1080/14735903.2014.912493>
23. J. Hauke, T. Kossowski, Comparison of values of Pearson's and Spearman's correlation coefficients on the same sets of data. *Quaest. Geogr.* 30, 87–93 (2011). <https://doi.org/10.2478/v10117-011-0021-1>
24. R. Astuti, T. Sudaryanto, Pemanfaatan teknologi informasi pada usahatani padi: Faktor penghambat dan strategi peningkatan. *J. Penelit. Pertan. Tanam. Pangan* 39, 121–132 (2020). <https://doi.org/10.21082/jpftp.v39n2.2020.p121-132>
25. A. Kumar, H.R. Meena, R.K. Yadav, Farmers' perception and willingness to adopt digital technologies for sustainable agriculture in India. *Sustainability* 15, 11025 (2023). <https://doi.org/10.3390/su151411025>
26. C. Agyekumhene, J.R. de Vries, A.V. Paassen, P. Macnaghten, C. Leeuwis, Digital platforms for smallholder credit access: The mediation of trust for cooperation in maize value chains in Ghana. *NJAS Wageningen J. Life Sci.* 92, 100326 (2020). <https://doi.org/10.1016/j.njas.2020.100326>

27. R. Sulaiman, N.J. Kalaivani, S. Mittal, Reimagining agricultural extension through digital advisory services: Lessons from South Asia. *J. Agric. Educ. Ext.* 27, 511–529 (2021). <https://doi.org/10.1080/1389224X.2021.1936548>
28. D. Suryani, B. Prasetyo, T. Haryanto, Farmer perception on the use of digital platforms for chili farming in Sleman and Bantul, Yogyakarta. *Agric. Socio-Econ. J.* 21, 145–157 (2021). <https://doi.org/10.21082/sosek.v21n3.2021.145-157>
29. Syahyuti, Tantangan struktural dalam regenerasi petani di Indonesia: Perspektif kebijakan. *Anal. Kebijak. Pertan.* 18, 1–17 (2020). <https://doi.org/10.21082/akp.v18n1.2020.1-17>
30. X. Gong, L. Zhang, Z. Wang, Q. Li, Digital agriculture adoption and rural revitalization: Evidence from smallholder farmers in China. *Land Use Policy* 137, 106942 (2024). <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2023.106942>
31. T.F. Kolapo, O.R. Adeniyi, O. Adebayo, Barriers to digital agriculture adoption among smallholder farmers in Nigeria: Evidence from mobile-based advisory services. *Heliyon* 10, e27164 (2024). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e27164>
32. Y. Huang, X. Chen, Y. Chen, Mobile apps in agriculture: Adoption and impacts among smallholder farmers in China. *Telemat. Inform.* 69, 101783 (2022). <https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101783>
33. H. Baumüller, The little we know: An exploratory literature review on the utility of mobile phone-enabled services for smallholder farmers. *J. Int. Dev.* 30, 134–154 (2018). <https://doi.org/10.1002/jid.3314>
34. U. Khanal, C. Wilson, B.L. Lee, V.N. Hoang, S. Managi, Adoption of sustainable agricultural practices by smallholder farmers: Evidence from South Asia. *J. Clean. Prod.* 286, 124941 (2021). <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.124941>
35. M.N. Ozisik, Radiative transfer and interactions with conduction and convection (John Wiley & Sons, New York, 1973).
36. J. Couturier, Y.H. Abou, E. Grolleau, Element of nuclear safety (EDP Sciences, Les Ulis, 2019).

CarakaTani

Journal of Sustainable Agriculture

[User Home](#) [Log Out](#)

Published by:
Faculty of Agriculture
Universitas Sebelas Maret
Jl. Ir. Sutami No. 36A Surakarta, Indonesia

carakatani@mail.uns.ac.id
<http://www.jurnal.uns.ac.id/carakatani>

[HOME](#)[ABOUT](#)[CATEGORIES](#)[CURRENT](#)[ARCHIVES](#)[ANNOUNCEMENTS](#)[STATISTICS](#)[IN PRESS](#)[INDEXING](#)[SEARCH](#)[SUBMISSION](#)

[Home](#) / [User](#) / [Author](#) / [Submissions](#) / [#109482](#) / [Summary](#)

#109482 Summary

[Summary](#) [Review](#) [Editing](#)

Submission

Authors	Aris Slamet Widodo
Title	Farmers' Perceptions and Willingness to Adopt Mobile Forecasting Applications for Crop Production and Subsidized Fertilizer Distribution
Original file	109482-315270-1-SM.docx 2025-09-30
Supp. files	None Add a Supplementary File
Submitter	Aris Slamet Widodo 
Date submitted	September 30, 2025 - 11:02 PM
Section	Regular Articles
Editor	None assigned

Author Fees

Article	200.00 USD
Publication	

[Pay Now](#)

Status

Status	Awaiting assignment
Initiated	2025-09-30
Last modified	2025-09-30

Submission Metadata

[Edit Metadata](#)

Authors

ISSN

2613-9456 (Print)

2599-2570 (Online)

About Caraka Tani

- [Focus and Scope](#)
- [Editorial Team](#)
- [Peer Reviewers](#)
- [Editorial Office](#)
- [Contact](#)
- [Publication Ethics](#)
- [Copyright Notice](#)
- [Author Declaration Form](#)
- [Visitor Statistics](#)

Information For Author

- [Author Guidelines](#)
- [Template](#)
- [Author Fees](#)

Editorial

- [Front Matter and Back Matter](#)

Citation Analysis

- [SCOPUS](#)

Indexing





Name Aris Slamet Widodo 

Affiliation Universitas Muhammadiyah Yogyakarta

Country Indonesia

Competing interests —

CI Policy

Bio Statement —

Principal contact for editorial correspondence.

Title and Abstract

Title Farmers' Perceptions and Willingness to Adopt Mobile Forecasting Applications for Crop Production and Subsidized Fertilizer Distribution

Abstract Fluctuations in the production and prices of strategic commodities remain a major challenge in Indonesian agriculture, compounded by the suboptimal distribution of subsidized fertilizers. Mobile forecasting applications offer potential to predict yields and fertilizer needs adaptively. This study analyzes farmers' perceptions and willingness to adopt such applications in four districts of the Special Region of Yogyakarta. Data were collected through Likert-scale questionnaires and open-ended questions, then analyzed using Spearman's correlation. Findings show that farmers' perceptions were moderate (mean score 3.57), with the highest ratings for ease of use, while perceived direct benefits on income and price risk remained uncertain. Willingness to adopt was high (mean score 3.82), reflecting readiness to adjust planting schedules, provide production data, and attend training. However, concerns over internet costs and rural infrastructure persist. Spearman's correlation revealed a very strong relationship between perception and willingness to adopt ($r = 0.774$; $p < 0.01$). Overall, farmers show cautious optimism toward mobile forecasting. Adoption will require supportive strategies including training, socialization, extension, and affordable access. The study highlights the potential of mobile forecasting to improve production efficiency and fertilizer distribution if implemented consistently and sustainably.

Indexing



[More..](#)

SCImago Journal Rank (SJR)

Caraka Tani: Journal of Sustainable Agriculture

Q2 Agricultural and Biological Sciences (miscellaneous) best quartile

SJR 2024
0.31
powered by scimagojr

Partnership

Web of Science Reviewer Recognition Service



Sister Journal

[Sister Journal](#)

User

Academic discipline and sub-disciplines

Keywords Mobile forecasting applications; farmers' perceptions; willingness to adopt; crop production; subsidized fertilizer

Language en

Supporting Agencies

Agencies

OpenAIRE Specific Metadata

ProjectID

References

References

1. Badan Pusat Statistik, Statistik pertanian 2024 (Badan Pusat Statistik, Jakarta, 2024a). <https://www.bps.go.id/>
2. Badan Pusat Statistik, Laporan produksi padi, cabai, dan bawang merah di Indonesia dan Yogyakarta (Badan Pusat Statistik, Jakarta, 2024b). <https://www.bps.go.id/>
3. TVRI Yogyakarta, Harga cabai anjlok, petani di Bantul dan Gunungkidul membakar hasil panen (2024). <https://yogyakarta.tvri.go.id/>
4. IDN Times, Petani cabai Gunungkidul rugi, harga anjlok jadi Rp10 ribu/kg (2024). <https://www.idntimes.com/>
5. Detik, Harga cabai di Kulon Progo anjlok hingga Rp4.000/kg, petani merugi (2024). <https://www.detik.com/>
6. Tadasse, B. Algieri, M. Kalkuhl, J. von Braun, Drivers and triggers of international food price spikes and volatility. Food Policy 47, 117–128 (2014). <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2014.05.003>
7. Y. Kunimitsu, G. Sakurai, T. Iizumi, Systemic risk in global agricultural markets and trade liberalization under climate change: Synchronized crop-yield change and agricultural price volatility. Sustainability 12, 10680 (2020). <https://doi.org/10.3390/su122410680>
8. E.Y. Nyamah, Y. Jiang, Y. Feng, E. Enchill, Agri-food supply chain performance: An empirical impact of risk. Manag. Decis. 55, 872–891 (2017). <https://doi.org/10.1108/MD-11-2016-0784>

You are logged in as...
aris_slamet_widodo

» My Journals

» My Profile

» Log Out

Notifications

- View
- Manage

Author

Submissions

- Active (1)
- Archive (0)
- New Submission

Keywords

BAP Caraka
tani Soybean
Sustainable
Agriculture
abiotic stress
biocontrol caraka
tani carakatani
climate change food
security genetic
diversity heritability
in vitro income manure
organic fertilizer
performance
productivity shade
soybean
sustainable
agriculture

Visitors

00516315

View My Stats

9. Y. Apriyana, N. Hanani, Syafril, I.B. Suryaningrat, Precision agriculture technology and its impact on agricultural productivity in developing countries: A review. *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.* 892, 012033 (2021). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/892/1/012033>
10. S. Yadav, S. Luthra, D. Garg, Internet of Things (IoT)-based coordination system in agri-food supply chain: Development of an efficient framework using DEMATEL-ISMS. *Oper. Manag. Res.* 15, 1–27 (2022). <https://doi.org/10.1007/s12063-021-00207-2>
11. A. Sharafat, S. Ali, M.A. Khan, Artificial intelligence and IoT for smart agriculture: Real-time crop yield forecasting. *J. Clean. Prod.* 432, 139872 (2025). <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2025.139872>
12. S. Saha, K. Jha, R. Ray, Integration of IoT, satellite imagery, and fuzzy logic for yield prediction and fertilizer recommendation. *Comput. Electron. Agric.* 218, 108675 (2025).
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.108675>
13. M. Mansoor, M. Imran, M. Rizwan, Climate-smart precision agriculture: Integrating AI and IoT for yield prediction under changing climate. *Comput. Electron. Agric.* 215, 108584 (2025).
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.108584>
14. Badan Pusat Statistik, Profil petani Indonesia 2023 (Badan Pusat Statistik, Jakarta, 2023). <https://www.bps.go.id/>
15. D.C. Rose, W.J. Sutherland, C. Parker, M. Lobley, M. Winter, C. Morris, L.V. Dicks, Decision support tools for agriculture: Towards effective design and delivery. *Agric. Syst.* 149, 165–174 (2016).
<https://doi.org/10.1016/j.agsy.2016.09.009>
16. I. Etikan, S.A. Musa, R.S. Alkassim, Comparison of convenience sampling and purposive sampling. *Am. J. Theor. Appl. Stat.* 5, 1–4 (2016). <https://doi.org/10.11648/j.ajtas.20160501.11>
17. A. Joshi, S. Kale, S. Chandel, D.K. Pal, Likert scale: Explored and explained. *Br. J. Appl. Sci. Technol.* 7, 396–403 (2015).
<https://doi.org/10.9734/BJAST/2015/14975>
18. F.D. Davis, Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Q.* 13, 319–340 (1989).
<https://doi.org/10.2307/249008>
19. V. Venkatesh, M.G. Morris, G.B. Davis, F.D. Davis, User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Q.* 27, 425–478 (2003). <https://doi.org/10.2307/30036540>
20. M. Michels, V. Bonke, O. Musshoff, R. Finger, Understanding the adoption of digital farming technologies: A choice experiment. *Agric. Syst.* 177, 102706 (2020). <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2019.102706>

Corrections[Corrigendum](#)**Journal Content**

Search

Search Scope

All

**Search****Browse**

- [By Issue](#)
- [By Author](#)
- [By Title](#)
- [Other Journals](#)
- [Categories](#)

21. U. Khanal, P.P. Regmi, K. Alam, Factors influencing farmers' use of digital agricultural information and services in South Asia. *Technol. Soc.* 67, 101754 (2021). <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2021.101754>
22. S.S. Meijer, D. Catacutan, O.C. Ajayi, G.W. Sileshi, M. Nieuwenhuis, The role of knowledge, attitudes and perceptions in the uptake of agricultural and agroforestry innovations among smallholder farmers in sub-Saharan Africa. *Int. J. Agric. Sustain.* 13, 40–54 (2015). <https://doi.org/10.1080/14735903.2014.912493>
23. J. Hauke, T. Kossowski, Comparison of values of Pearson's and Spearman's correlation coefficients on the same sets of data. *Quaest. Geogr.* 30, 87–93 (2011). <https://doi.org/10.2478/v10117-011-0021-1>
24. R. Astuti, T. Sudaryanto, Pemanfaatan teknologi informasi pada usahatani padi: Faktor penghambat dan strategi peningkatan. *J. Penelit. Pertan. Tanam. Pangan* 39, 121–132 (2020). <https://doi.org/10.21082/jpptp.v39n2.2020.p121-132>
25. A. Kumar, H.R. Meena, R.K. Yadav, Farmers' perception and willingness to adopt digital technologies for sustainable agriculture in India. *Sustainability* 15, 11025 (2023). <https://doi.org/10.3390/su151411025>
26. C. Agyekumhene, J.R. de Vries, A.V. Paassen, P. Macnaghten, C. Leeuwis, Digital platforms for smallholder credit access: The mediation of trust for cooperation in maize value chains in Ghana. *NJAS Wageningen J. Life Sci.* 92, 100326 (2020). <https://doi.org/10.1016/j.njas.2020.100326>
27. R. Sulaiman, N.J. Kalaivani, S. Mittal, Reimagining agricultural extension through digital advisory services: Lessons from South Asia. *J. Agric. Educ. Ext.* 27, 511–529 (2021). <https://doi.org/10.1080/1389224X.2021.1936548>
28. D. Suryani, B. Prasetyo, T. Haryanto, Farmer perception on the use of digital platforms for chili farming in Sleman and Bantul, Yogyakarta. *Agric. Socio-Econ. J.* 21, 145–157 (2021). <https://doi.org/10.21082/sosek.v21n3.2021.145-157>
29. Syahyuti, Tantangan struktural dalam regenerasi petani di Indonesia: Perspektif kebijakan. *Anal. Kebijak. Pertan.* 18, 1–17 (2020). <https://doi.org/10.21082/akp.v18n1.2020.1-17>
30. X. Gong, L. Zhang, Z. Wang, Q. Li, Digital agriculture adoption and rural revitalization: Evidence from smallholder farmers in China. *Land Use Policy* 137, 106942 (2024). <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2023.106942>
31. T.F. Kolapo, O.R. Adeniyi, O. Adebayo, Barriers to digital agriculture

adoption among smallholder farmers in Nigeria: Evidence from mobile-based advisory services. *Heliyon* 10, e27164 (2024).

<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e27164>

32. Y. Huang, X. Chen, Y. Chen, Mobile apps in agriculture: Adoption and impacts among smallholder farmers in China. *Telemat. Inform.* 69, 101783 (2022). <https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101783>

33. H. Baumüller, The little we know: An exploratory literature review on the utility of mobile phone-enabled services for smallholder farmers. *J. Int. Dev.* 30, 134–154 (2018). <https://doi.org/10.1002/jid.3314>

34. U. Khanal, C. Wilson, B.L. Lee, V.N. Hoang, S. Managi, Adoption of sustainable agricultural practices by smallholder farmers: Evidence from South Asia. *J. Clean. Prod.* 286, 124941 (2021).

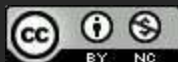
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.124941>

35. M.N. Ozisik, Radiative transfer and interactions with conduction and convection (John Wiley & Sons, New York, 1973).

36. J. Couturier, Y.H. Abou, E. Grolleau, Element of nuclear safety (EDP Sciences, Les Ulis, 2019).

We would like to thank the following organizations for their support :

Faculty of Agriculture, Universitas Sebelas Maret



This work is licensed under a

Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License





[CarakaTani] Submission Acknowledgement

From Prof. Dr. Mujiyo <jurnal@mail.uns.ac.id>

Date Tue 30/09/2025 23:02

To aris slamet <aris.sw@umy.ac.id>

The following message is being delivered on behalf of Caraka Tani: Journal of Sustainable Agriculture.

Dear Aris Slamet Widodo,

Thank you for submitting the manuscript, "Farmers' Perceptions and Willingness to Adopt Mobile Forecasting Applications for Crop Production and Subsidized Fertilizer Distribution" to Caraka Tani: Journal of Sustainable Agriculture. With the online journal management system that we are using, you will be able to track its progress through the editorial process by logging in to the journal web site:

Manuscript URL: <https://jurnal.uns.ac.id/carakatani/author/submission/109482>

Username: aris_slamet_widodo

If you have any questions, please contact me. Thank you for considering this journal as a venue for your work.

Yours sincerely,

Prof. Dr. Mujiyo

Editor in Chief,

Caraka Tani: Journal of Sustainable Agriculture

Faculty of Agriculture, Universitas Sebelas Maret, Surakarta - Indonesia

URL: <https://jurnal.uns.ac.id/carakatani>

E-mail: carakatani@mail.uns.ac.id

Indexed in Scopus: www.scopus.com/sourceid/21101121582

Official Partnered with Web of Science Reviewer Recognition

Prof. Dr. Mujiyo

Editor in Chief,

Caraka Tani: Journal of Sustainable Agriculture

Faculty of Agriculture, Universitas Sebelas Maret, Surakarta - Indonesia

URL: <https://jurnal.uns.ac.id/carakatani>

E-mail: carakatani@mail.uns.ac.id

Indexed in Scopus: www.scopus.com/sourceid/21101121582

Official Partnered with Web of Science Reviewer Recognition

SURAT PERNYATAAN TANGGUNG JAWAB BELANJA

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Dr. ARIS SLAMET WIDODO S.P., M.Sc.

Alamat : Gedung Siti Walidah F3 lt dasar Kampus Terpadu UMY JL. Brawijaya, Kasihan, Bantul, Yogyakarta 55183.

berdasarkan Surat Keputusan Nomor 0419/C3/DT.05.00/2025 tanggal 22 Mei 2025 tentang Penerima Program Bantuan Operasional Perguruan Tinggi Negeri Program Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat Tahun Anggaran 2025 dan Perjanjian / Kontrak Nomor 126/C3/DT.05.00/PL/2025 tanggal 28 Mei 2025, Kontrak Turunan Nomor 0498.07/LL5-INT/AL.04/2025 tanggal 4 Juni 2025, serta Kontrak Nomor 9/KP-DRP-RISET/VI/2025 tanggal 4 Juni 2025 mendapatkan Anggaran Penelitian Pengembangan Mobile Forecasting Application untuk Prediksi Hasil dan Kebutuhan Pupuk Komoditas Pangan Strategis Sebesar Rp. 99.910.000.

Dengan ini menyatakan bahwa :

1. Biaya kegiatan Penelitian di bawah ini meliputi :

No	Uraian	RAB 100%	Realisasi
1	Bahan Alat tulis kantor penunjang penelitian 1 Paket Rp 1.250.000,00	Rp. 1.250.000	Rp. 1.250.000
2	Pengumpulan Data HR Pembantu Peneliti / Pembantu kegiatan penelitian 420 OJ Rp3.360.000,00 HR Petugas Survei data bencana alam 60 OH/OR Rp480.000,00 HR Petugas Survei data pertanian 60 OH/OR Rp480.000,00 HR Petugas Survei data iklim 360 OH/OR Rp2.880.000,00 Transportasi perjalanan ke lokasi penelitian 20 OK (kali) Rp5.000.000,00 Uang harian untuk kegiatan pengumpulan data di lokasi penelitian 420 OH Rp3.360.000,00 Penginapan di lokasi penelitian 10 OH Rp8.000.000,00 Biaya konsumsi untuk kegiatan pengumpulan data di lokasi penelitian 30 OH Rp3.000.000,00 HR Pembantu lapangan 420 OH Rp3.360.000,00 Honorarium narasumber penelitian 3 OJ Rp3.750.000,00	Rp. 33.670.000	Rp. 33.670.000
3	Analisis Data HR Pengolah Data Pertanian 1 P Rp1.000.000,00 HR Pengolah Data Bencana Alam 1 P Rp1.000.000,00 HR Pengolah Data Iklim 1 P Rp1.000.000,00 Honorarium narasumber analisis data 7 OJ Rp7.000.000,00 Biaya Analisis Model SARIMA 1 Unit Rp1.500.000,00 Biaya Analisis Model LSTM - HM 1 Unit Rp1.500.000,00 Biaya Analisis Model CNN-LSTM dan XGBost 1 Unit Rp1.500.000,00 Biaya Analisis Model GRU - HM 1 Unit Rp1.500.000,00 Biaya Analisis Model ARIMA 1 Unit Rp1.500.000,00 Biaya Analisis Best Model Forecasting 2 Unit Rp3.000.000,00 Biaya Analisis Model CNN - LSTM 1 Unit Rp1.500.000,00 Biaya Analisis Model ARIMA - LSTM 1 Unit Rp1.500.000,00 Uang harian analisis data 20 OH Rp8.400.000,00 Transport lokal untuk analisis data 10 OK (kali) Rp2.500.000,00	Rp. 42.500.000	Rp. 42.500.000

4	Sewa Peralatan Sewa printer 3 Unit Rp450.000,00 Sewa laptop 6 Unit Rp1.500.000,00 Sewa ruangan untuk pengelolaan kegiatan penelitian 10 Unit	Rp. 12.050.000	Rp. 12.050.000
No	Uraian	RAB 100%	Realisasi
	Rp5.000.000,00 Sewa kendaraan untuk kegiatan penelitian 6 OK (kali) Rp5.100.000,00		
5	Pelaporan Luaran Wajib Uang harian rapat di kantor (fullboard) 40 OH Rp2.000.000,00 Biaya konsumsi rapat di kantor 40 OH Rp2.000.000,00 Biaya publikasi (APC) 1 Paket Rp5.000.000,00 Biaya pendaftaran KI Model 1 Paket Rp1.440.000,00	Rp. 10.440.000	Rp. 10.440.000
6	Lain-lain	Rp. 0	Rp. 0
Realisasi (100 %)			Rp. 99.910.000

2. Jumlah uang tersebut pada angka 1, benar-benar dikeluarkan untuk pelaksanaan kegiatan Penelitian dimaksud.

Demikian surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Yogyakarta, 16-12-2025

Ketua,



Dr. ARIS SLAMET WIDODO S.P., M.Sc,
NIP/NIPK 0525017701