

## Klasifikasi Kesiapan Petani dalam Penerapan Teknologi Digital Pencatatan Hasil Panen Menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor*

*Zakia Ulfa<sup>\*</sup>, Taufiq, Said Fadlan Anshari*

*Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Malikussaleh, Lhokseumawe, Indonesia*

### INFORMASI ARTIKEL

Diterima Redaksi: 18 September 2026  
Revisi Akhir: 29 September 2026  
Diterbitkan Online: 29 September 2026

### KATA KUNCI

*K-Nearest Neighbor*  
Kesiapan Petani  
Klasifikasi  
Pencatatan Hasil Panen  
Teknologi Digital

### KORESPONDENSI (\*)

Phone: +62 813-7130-5330  
E-mail: [zakia.220170184@mhs.unimal.ac.id](mailto:zakia.220170184@mhs.unimal.ac.id)

### A B S T R A K

Kesiapan petani menerapkan teknologi digital pencatatan hasil panen menjadi faktor penting bagi transformasi pertanian berbasis data di Kecamatan Makmur, Kabupaten Bireuen. Penelitian ini mengklasifikasikan tingkat kesiapan petani menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) serta mengevaluasi akurasi hasil klasifikasinya. Pendekatan yang digunakan adalah kuantitatif dengan metode eksperimen. Data diperoleh melalui kuesioner terhadap 500 petani dengan sembilan variabel, yaitu usia, jenis kelamin, tingkat pendidikan, pengalaman bertani, kepemilikan perangkat digital, luas lahan, pendapatan petani, keikutsertaan penyuluhan, dan literasi digital. Data tersebut dibagi menjadi 400 data latih dan 100 data uji. Pada tahap klasifikasi, data latih diseimbangkan menggunakan Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE), kemudian dilakukan pengujian 5-fold cross validation untuk menentukan nilai K terbaik, yaitu K=3. Dari 500 data petani, sebanyak 88,80% termasuk kategori "Siap", 9,60% kategori "Cukup Siap", dan 1,60% kategori "Belum Siap". Pengujian confusion matrix terhadap 100 data uji menghasilkan akurasi sebesar 69%, dengan performa terbaik pada kelas "Siap" berupa F1-Score 0,827, sedangkan kelas "Cukup Siap" hanya 0,063 akibat data yang terbatas. Selain itu, penelitian ini menghasilkan sistem informasi berbasis web bernama "PanenKu" yang menyediakan fitur pencatatan data tanaman, lahan, hasil panen, riwayat, laporan, grafik, dan analisis, serta diuji menggunakan black box testing pada 20 skenario dengan seluruh fitur berjalan sesuai harapan.

### PENDAHULUAN

Sektor pertanian memiliki peranan strategis dalam menopang ketahanan pangan nasional sekaligus menjadi tulang punggung perekonomian masyarakat pedesaan di Indonesia. Sebagai negara agraris, keberhasilan sektor ini sangat bergantung pada kemampuan petani dalam mengelola informasi produksi secara tepat, termasuk pencatatan hasil panen padi secara akurat dan terstruktur [1]. Sebagian besar petani masih mengandalkan metode pencatatan manual yang rentan menimbulkan ketidaktepatan data, kehilangan catatan penting, serta kesulitan dalam mengevaluasi produktivitas antarmusim. Kondisi tersebut berdampak langsung pada kemampuan petani merencanakan pola tanam, menghitung kebutuhan sarana produksi, dan memantau perkembangan hasil panen secara sistematis dan berkelanjutan [2].

Pemerintah Indonesia telah menaruh perhatian terhadap modernisasi pertanian. Undang-Undang Nomor 22 Tahun 2019 tentang Sistem Budi Daya Pertanian Berkelanjutan mengatur penyelenggaraan budi daya pertanian untuk menjaga keberlanjutan lingkungan, kesejahteraan petani, dan ketahanan pangan nasional, sekaligus mewujudkan sistem pertanian yang maju, efisien, tangguh, dan berkelanjutan. Kepemilikan perangkat digital oleh petani belum diikuti pemanfaatan teknologi dalam kegiatan pertanian sehari-hari, karena perangkat tersebut umumnya hanya digunakan untuk komunikasi dan hiburan, bukan sebagai sarana pencatatan atau analisis hasil panen.

Perkembangan teknologi informasi sesungguhnya membuka peluang bagi petani untuk mencatat, menyimpan, dan menganalisis hasil panen secara lebih akurat dan efisien. Meski demikian, tidak semua petani siap mengadopsi

teknologi tersebut akibat perbedaan tingkat pengetahuan, usia, pengalaman, dan literasi digital yang dimiliki. Literasi digital, sebagai kemampuan memahami, menggunakan, dan memanfaatkan teknologi informasi secara efektif dan bertanggung jawab, menjadi faktor penentu kesiapan petani dalam menerapkan pencatatan hasil panen berbasis digital. Beberapa kajian terdahulu menunjukkan bahwa adopsi digital di pedesaan Indonesia masih timpang, dengan sekitar 50% wilayah desa menghadapi keterbatasan akses internet, sementara literasi digital petani yang relatif rendah menyebabkan pemanfaatan aplikasi pertanian digital belum optimal [3].

Penelitian ini menggunakan pendekatan klasifikasi guna mengelompokkan petani ke dalam kategori "siap", "cukup siap", dan "belum siap" terhadap penerapan teknologi digital pencatatan hasil panen. Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) dipilih karena mengklasifikasikan data berdasarkan kedekatan dengan data latih (training record), di mana  $k$  menyatakan jumlah tetangga terdekat yang digunakan dalam proses klasifikasi, dengan menghitung jarak antara data uji dan data latih lalu menentukan kelas berdasarkan kemiripan terbanyak yang ditemukan [4].

Penelitian ini dilakukan terhadap 500 petani di Kecamatan Makmur, Kabupaten Bireuen, dengan sembilan variabel prediktor meliputi usia, jenis kelamin, tingkat pendidikan, pengalaman bertani, kepemilikan perangkat digital, luas lahan, pendapatan, keikutsertaan penyuluhan, dan literasi digital. Data dibagi menjadi 400 data latih dan 100 data uji, dengan penyeimbangan data latih menggunakan SMOTE serta penentuan nilai  $K$  optimal melalui skema 5-fold cross validation. Hasil klasifikasi kemudian diimplementasikan ke dalam sistem informasi berbasis web bernama PanenKu, yang menyediakan fitur pencatatan data tanaman, lahan, hasil panen, riwayat, laporan, serta grafik analisis, sehingga dapat menjadi alat bantu praktis bagi petani sekaligus penyuluh pertanian di lapangan. Penelitian ini penting dilakukan untuk memberikan kontribusi ilmiah dan praktis dalam mendukung transformasi digital sektor pertanian, khususnya dalam memetakan kesiapan petani sebagai dasar penyusunan strategi pendampingan literasi digital, sekaligus mendorong tercapainya pertanian yang lebih modern, efisien, tepat sasaran, dan berkelanjutan bagi masyarakat.

## TINJAUAN PUSTAKA

### *Teknologi Digital*

Kabupaten Bireuen merupakan salah satu kabupaten di provinsi Aceh yang terletak di sepanjang pesisir Selat Malaka, dengan bentang alam hijau meliputi hutan, persawahan, dan perkebunan yang menjadikannya sentra penghasil beras penting di Aceh, dengan pendapatan per kapita lebih dari Rp1,4 juta tanpa sektor migas [5]. Penerapan teknologi digital menjadi hal penting, karena pengoperasiannya tidak lagi bergantung pada tenaga manusia karena telah menggunakan sistem otomatis berbasis komputer untuk mempermudah aktivitas [6].

Penerapan teknologi digital tersebut menuntut adanya literasi digital, yaitu kompetensi individu dalam memahami, mengevaluasi, dan menggunakan perangkat serta informasi digital secara kritis dan efektif [7]. Selain itu, diperlukan pula technology readiness atau kesiapan teknologi, yakni kecenderungan psikologis seseorang untuk menerima dan menggunakan teknologi baru yang dipengaruhi oleh empat dimensi kepribadian, yaitu optimism, innovativeness, discomfort, dan insecurity [8].

### *Data Mining & Klasifikasi*

Data mining merupakan serangkaian langkah yang digunakan untuk mengekstrak informasi dari pengolahan data secara manual dalam sebuah basis data, dengan konsep yang mulai dikenal sejak tahun 1990-an dan diterapkan dalam berbagai bidang seperti bisnis, kesehatan, keuangan, hingga pertanian [9]. Proses ini umumnya melalui beberapa tahapan, mulai dari pembersihan data, integrasi data, seleksi data, transformasi data, hingga proses mining itu sendiri, yang bertujuan menemukan pola atau pengetahuan tersembunyi dari sekumpulan data mentah.

Salah satu teknik dalam proses mining adalah klasifikasi, yaitu metode penyusunan data secara sistematis berdasarkan aturan tertentu untuk mengelompokkan objek ke dalam kelas sesuai ciri-ciri persamaan dan perbedaannya [10]. Secara lebih spesifik, klasifikasi dijalankan melalui dua tahap utama, yaitu pembentukan model berdasarkan data yang telah diketahui kategorinya dan penerapan model tersebut untuk memprediksi kategori data baru yang sebelumnya belum diketahui, sehingga sistem dapat mengambil keputusan secara lebih akurat [11].

### ***K-Nearest Neighbor***

K-Nearest Neighbor (K-NN) merupakan algoritma pembelajaran mesin terawasi yang digunakan untuk klasifikasi maupun regresi data, dengan cara mengukur jarak antara data uji dan data latih untuk menentukan kelas berdasarkan mayoritas kelas dari k tetangga terdekat [12]. Nilai k tidak boleh melebihi jumlah data latih dan disarankan ganjil serta lebih dari satu agar klasifikasi lebih optimal [13].

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

Salah satu metode untuk menghitung jarak pada K-Nearest Neighbor adalah Euclidean Distance, dengan  $d(x, y)$  menyatakan jarak antara data uji dan data latih,  $x_i$  nilai atribut ke- $i$  pada data uji,  $y_i$  nilai atribut ke- $i$  pada data latih, dan  $n$  jumlah atribut yang digunakan. Rumus tersebut menentukan kedekatan antar data sehingga tetangga terdekat dapat diidentifikasi sebelum proses voting mayoritas kelas dilakukan.

### ***Confusion Matrix***

Confusion matrix merupakan matriks yang berisi informasi mengenai nilai hasil prediksi dan nilai aktual, digunakan untuk menghitung akurasi, presisi, recall, dan F1-Score, dengan kelas prediksi ditampilkan pada bagian atas dan kelas aktual pada bagian kiri matriks [14].

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2)$$

Akurasi merupakan proporsi total prediksi yang benar, baik positif maupun negatif, dibandingkan dengan keseluruhan jumlah data uji yang digunakan model, sehingga menggambarkan tingkat ketepatan model secara umum.

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

Presisi merupakan proporsi prediksi positif yang benar terhadap seluruh prediksi positif model, sehingga menunjukkan seberapa akurat model dalam memprediksi kelas positif serta meminimalkan tingkat kesalahan prediksi positif palsu.

$$Recal = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

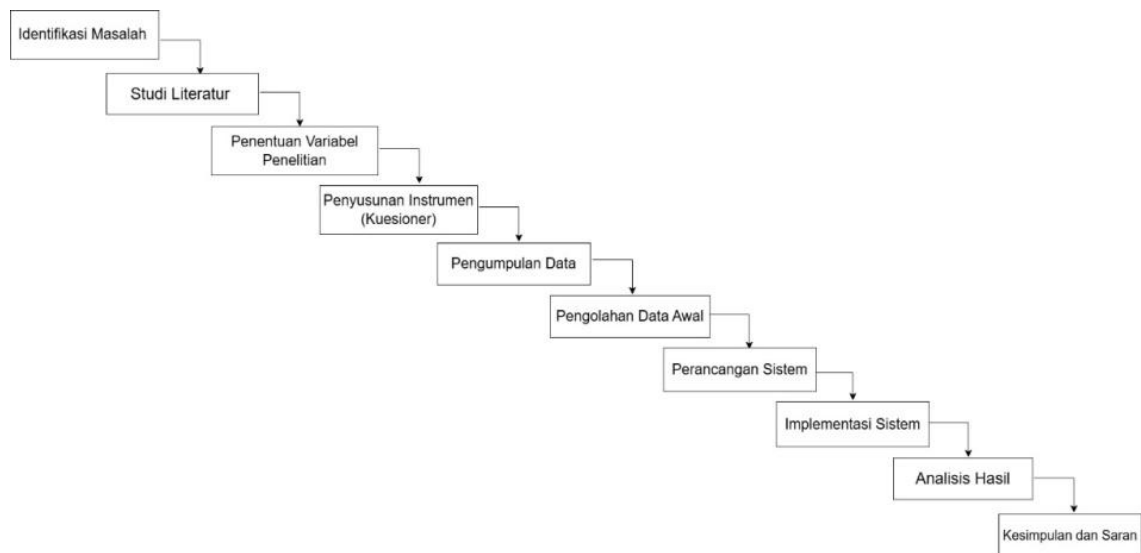
Recall merupakan proporsi kelas positif yang berhasil diprediksi dengan benar dibandingkan dengan keseluruhan jumlah data kelas positif sebenarnya, sehingga mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh kasus positif.

$$F1 - Score = \frac{2 \times (Presisi \times Recall)}{Presisi + Recall} \quad (5)$$

F1-Score merupakan rata-rata harmonik dari presisi dan recall yang memberikan keseimbangan kedua metrik tersebut, sehingga sangat berguna digunakan ketika distribusi kelas pada data bersifat sangat tidak seimbang antar kelasnya.

## **METODOLOGI**

Penelitian dilaksanakan di Kecamatan Makmur, Kabupaten Bireuen selama tiga bulan (Juni–Agustus 2026), menggunakan alur penelitian sistematis yang terdiri atas sepuluh tahap: identifikasi masalah, studi literatur, penentuan variabel, penyusunan instrumen, pengumpulan data, pengolahan data awal, perancangan sistem, implementasi sistem, analisis hasil, serta kesimpulan dan saran.



Gambar 1. Alur Penelitian

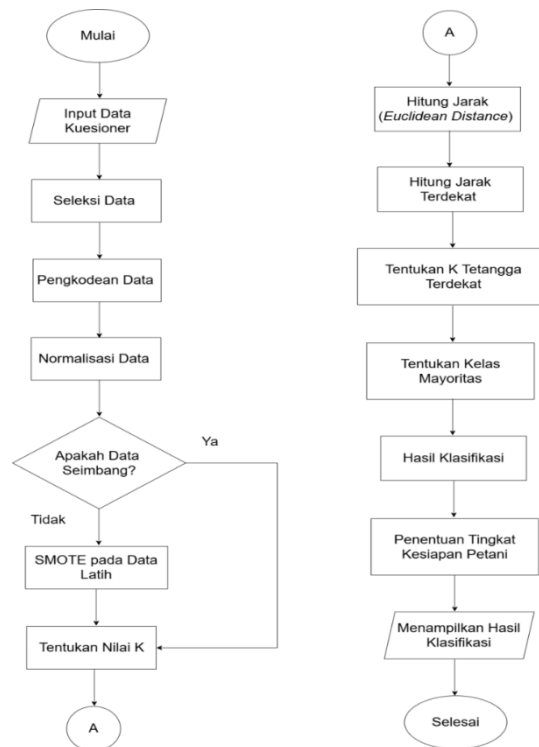
Tahapan ini disusun untuk memastikan proses penelitian berjalan terarah dari analisis kebutuhan hingga evaluasi sistem klasifikasi kesiapan petani. Pengumpulan data dilakukan melalui kuesioner tertutup yang didukung wawancara terpimpin dan observasi lapangan untuk memperoleh gambaran kondisi nyata petani. Data yang terkumpul kemudian diolah menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk mengklasifikasikan tingkat kesiapan petani menjadi tiga kategori, yaitu siap, cukup siap, dan belum siap dalam penerapan teknologi digital pencatatan hasil panen. Hasil klasifikasi selanjutnya digunakan sebagai dasar perancangan sistem berbasis web menggunakan PHP dan MySQL, yang menyediakan fitur input, penyimpanan, dan rekapitulasi data hasil panen, guna mendukung efektivitas pencatatan hasil panen secara digital bagi petani.

#### **Metode Pengumpulan Data**

Pengumpulan data dalam penelitian ini menggunakan dua jenis sumber, yaitu data primer dan data sekunder. Data primer diperoleh langsung dari petani melalui kuesioner dan wawancara terstruktur, mencakup variabel independen berupa usia, jenis kelamin, tingkat pendidikan, pengalaman bertani, kepemilikan perangkat digital, luas lahan, pendapatan, keikutsertaan penyuluhan, dan literasi digital, serta variabel dependen berupa tingkat kesiapan petani yang dikategorikan menjadi siap, cukup siap, dan belum siap [8]. Data sekunder diperoleh dari jurnal ilmiah dan penelitian terdahulu terkait pertanian serta algoritma K-Nearest Neighbor, yang digunakan sebagai referensi untuk memperkuat analisis dan mendukung penyusunan metodologi penelitian secara keseluruhan.

#### **Skema Algoritma**

Skema algoritma klasifikasi kesiapan petani menggunakan K-Nearest Neighbor (K-NN) diawali dengan input data kuesioner, seleksi data, pengkodean data, dan normalisasi data. Selanjutnya dilakukan pengecekan keseimbangan data; apabila tidak seimbang, diterapkan SMOTE (Synthetic Minority Over-Sampling Technique) untuk menghasilkan data sintesis pada kelas minoritas sebelum menentukan nilai K.

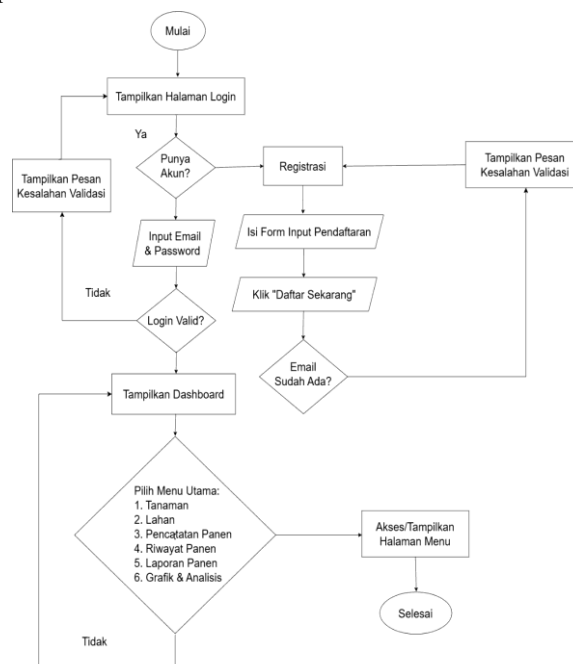


Gambar 2. Skema Algoritma

Proses klasifikasi kemudian menghitung jarak antar data menggunakan Euclidean Distance, mencari jarak terdekat, dan menentukan K tetangga terdekat. Berdasarkan tetangga tersebut, sistem menentukan kelas mayoritas sebagai hasil klasifikasi, yang selanjutnya digunakan untuk menetapkan tingkat kesiapan petani ke dalam kategori siap, cukup siap, atau belum siap. Hasil akhir klasifikasi kemudian ditampilkan kepada pengguna sistem.

### Skema Sistem

Skema sistem dirancang untuk menggambarkan alur interaksi pengguna dengan sistem klasifikasi kesiapan petani. Proses diawali dengan tampilan halaman login, di mana sistem memeriksa status kepemilikan akun pengguna. Pengguna yang belum memiliki akun diarahkan ke halaman registrasi untuk mengisi formulir pendaftaran, dengan validasi email guna mencegah duplikasi data.

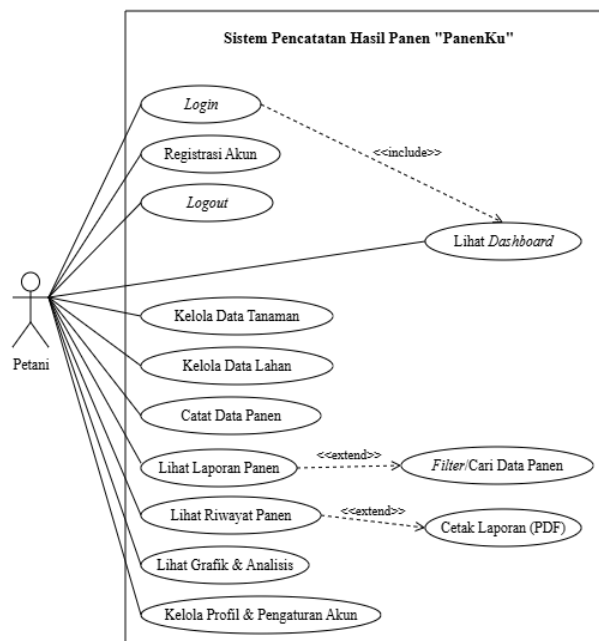


Gambar 3. Skema Sistem

Pengguna yang memiliki akun melakukan login dengan memasukkan email dan password, yang selanjutnya divalidasi oleh sistem. Login valid mengarahkan pengguna menuju halaman dashboard, sedangkan login tidak valid menampilkan pesan kesalahan. Pada dashboard, pengguna dapat memilih menu utama seperti tanaman, lahan, pencatatan panen, riwayat panen, laporan panen, serta grafik dan analisis, sesuai kebutuhan pengelolaan data hasil panen.

### Use Case Diagram

Use case diagram digunakan untuk menggambarkan fungsionalitas sistem dari sudut pandang pengguna, yaitu interaksi antara aktor dengan berbagai use case yang disediakan sistem. Sistem PanenKu melibatkan satu aktor, yaitu Petani, sebagai pengguna tunggal yang berinteraksi langsung dengan seluruh fungsi sistem.



Gambar 4. Use Case Diagram

Aktor Petani dapat melakukan login, registrasi akun, dan logout, di mana proses login mencakup include terhadap tampilan dashboard. Selain itu, Petani dapat mengelola data tanaman, data lahan, serta mencatat data panen. Sistem juga menyediakan fitur melihat laporan panen yang dapat diperluas dengan filter atau pencarian data, serta melihat riwayat panen yang dapat diperluas dengan fitur cetak laporan dalam format PDF. Petani juga dapat melihat grafik dan analisis, serta mengelola profil dan pengaturan akun sesuai kebutuhan.

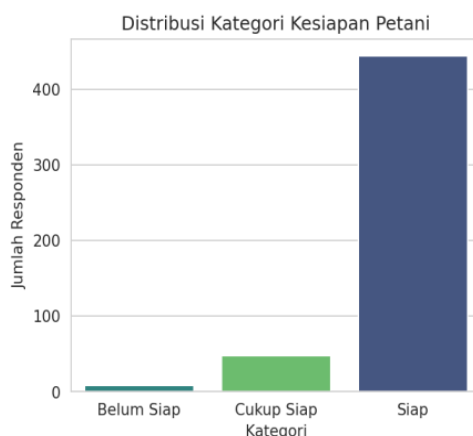
## HASIL DAN PEMBAHASAN

Data penelitian dikumpulkan melalui kuesioner berbasis *Google Form* yang disebarakan kepada petani di Kecamatan Makmur, Kabupaten Bireuen, dan berhasil menghimpun 500 responden. Instrumen kuesioner terdiri atas data identitas responden, karakteristik usaha tani (luas lahan, pendapatan, dan lama pengalaman bertani), kepemilikan perangkat digital, serta item sikap yang mengukur keikutsertaan penyuluhan, literasi digital, dan kesiapan petani dalam menerapkan teknologi digital pencatatan hasil panen.

Tabel 1. Distribusi Kategori Kesiapan Petani

| Kategori Kesiapan | Jumlah     | Persentase     |
|-------------------|------------|----------------|
| Siap              | 444        | 88,80%         |
| Cukup Siap        | 48         | 9,60%          |
| Belum Siap        | 8          | 1,60%          |
| <b>Total</b>      | <b>500</b> | <b>100,00%</b> |

Berdasarkan 500 data yang dianalisis, responden berada pada rentang usia 19–60 tahun (rata-rata 32,7 tahun), didominasi oleh perempuan (81,4%), berpendidikan Perguruan Tinggi (58%) atau SMA/SMK/Sederajat (39,4%), dengan pengalaman bertani mayoritas 5–10 tahun (42,2%) dan kurang dari 5 tahun (36,8%), serta mayoritas telah memiliki *smartphone* (95,2% responden memiliki *smartphone* baik sendiri maupun bersama laptop/komputer). Variabel dependen (tingkat kesiapan petani) diperoleh dari penjumlahan skor tiga item kuesioner terkait kesiapan penggunaan sistem digital, yang selanjutnya dikategorikan menjadi tiga kelas menggunakan interval kelas, mengikuti pendekatan kategorisasi tingkat kesiapan digital berbasis interval skor sebagaimana diterapkan pada petani milenial [6].



Gambar 5. Distribusi Kategori Kesiapan Petani

Distribusi kategori kesiapan petani bersifat *imbalanced*, dengan kategori “Siap” mendominasi (88,80%), diikuti “Cukup Siap” (9,60%) dan “Belum Siap” (1,60%), pola yang sejalan dengan temuan bahwa adopsi teknologi digital di pedesaan Indonesia masih timpang antarwilayah dan antarindividu petani [3]. Kondisi ini menjadi dasar penerapan teknik penyeimbangan kelas pada tahap pengolahan data agar kelas minoritas tetap terwakili secara memadai dalam proses pelatihan model.

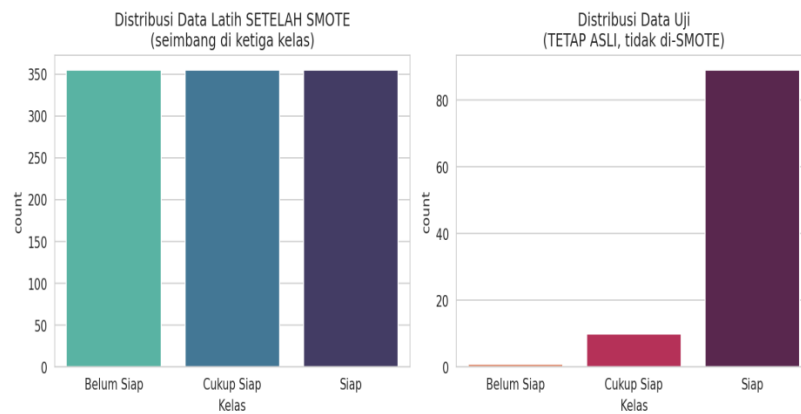
#### *Praproses Data dan Penentuan Nilai K Optimal*

Tahap seleksi data diawali dengan membuang kolom identitas yang bukan variabel penelitian, kemudian memeriksa kelengkapan 500 data yang digunakan; hasil pemeriksaan menunjukkan tidak terdapat missing value sehingga seluruh data dinyatakan layak diproses. Data kualitatif selanjutnya dikodekan secara numerik, dengan variabel Jenis Kelamin dikodekan nominal, variabel bertingkat (pendidikan, pengalaman bertani, kepemilikan perangkat, luas lahan, dan pendapatan) dikodekan ordinal, serta seluruh fitur dinormalisasi menggunakan Min-Max Normalization agar berada pada rentang 0–1 sehingga perhitungan jarak Euclidean tidak didominasi oleh fitur dengan skala nilai yang lebih besar.

Tabel 2. Jumlah Data Latih Sebelum dan Sesudah SMOTE

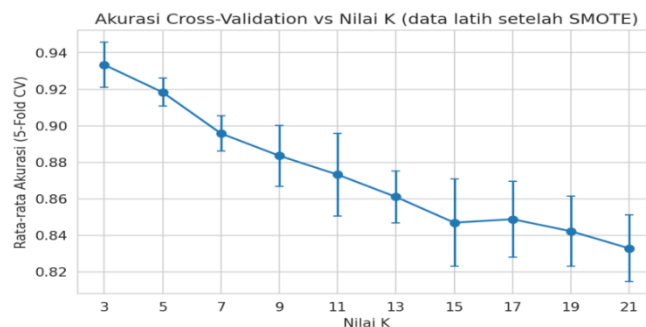
| Kelas        | Sebelum SMOTE | Sesudah SMOTE | Data Sintesis |
|--------------|---------------|---------------|---------------|
| Belum Siap   | 6             | 355           | 349           |
| Cukup Siap   | 38            | 355           | 317           |
| Siap         | 356           | 355           | –1*           |
| <b>Total</b> | <b>400</b>    | <b>1.065</b>  | <b>665</b>    |

Data yang telah dinormalisasi dibagi menjadi data latih dan data uji dengan proporsi 80:20 (400 data latih dan 100 data uji) menggunakan stratified sampling. Mengingat distribusi kelas yang tidak seimbang (Tabel 1), teknik Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) diterapkan hanya pada data latih, sehingga jumlah data latih bertambah dari 400 menjadi 1.065 data, sedangkan 100 data uji tetap menggunakan distribusi asli agar evaluasi model mencerminkan kondisi data di lapangan sesungguhnya.



Gambar 6. Distribusi Data Latih Setelah SMOTE dan Data Uji (Distribusi Asli)

Nilai K optimal ditentukan melalui pengujian nilai K ganjil dari 3 sampai 21 menggunakan metode *5-fold cross validation* pada data latih hasil SMOTE. Rata-rata akurasi validasi silang tertinggi ( $\pm 93,3\%$ ) diperoleh pada  $K = 3$ , dan akurasi cenderung menurun secara konsisten seiring bertambahnya nilai K, sehingga  $K = 3$  ditetapkan sebagai nilai K optimal yang digunakan pada seluruh proses klasifikasi.



Gambar 7. Rata-Rata Akurasi Cross-Validation terhadap Nilai K

### Hasil Klasifikasi dan Evaluasi Model K-Nearest Neighbor

Klasifikasi dilakukan dengan menghitung jarak *Euclidean* antara setiap data uji dengan 1.065 data latih, kemudian menentukan  $K = 3$  tetangga terdekat dan menetapkan kelas hasil *voting* mayoritas sebagai prediksi. Dari 100 data uji, sebanyak 69 data diklasifikasikan tepat dan 31 data tidak tepat, dengan sebaran hasil prediksi 73 data “Siap”, 22 data “Cukup Siap”, dan 5 data “Belum Siap”.

Tabel 3. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi K-NN ( $K=3$ )

| Aktual/Prediksi       | Belum Siap | Cukup Siap | Siap      | Total Aktual |
|-----------------------|------------|------------|-----------|--------------|
| Belum Siap            | 1          | 0          | 0         | 1            |
| Cukup Siap            | 3          | 1          | 6         | 10           |
| Siap                  | 1          | 21         | 67        | 89           |
| <b>Total Prediksi</b> | <b>5</b>   | <b>22</b>  | <b>73</b> | <b>100</b>   |

Nilai akurasi keseluruhan dihitung sebagai  $Akurasi = (1 + 1 + 67) / 100 = 0,69$  atau 69%. Nilai presisi, *recall*, dan F1-Score untuk masing-masing kelas dihitung menggunakan *True Positive* (TP) dari nilai diagonal *confusion matrix*, *False Positive* (FP) dari selisih total kolom dengan TP, dan *False Negative* (FN) dari selisih total baris dengan TP.

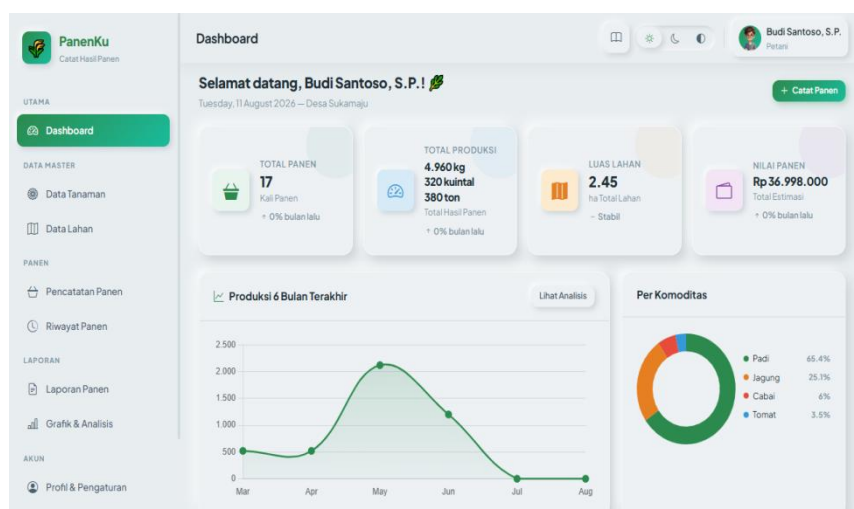
Tabel 4. Nilai Presisi, Recall, dan F1-Score per Kelas

| Aktual/Prediksi        | TP | FP | FN | Presisi      | Recall       | F1-Score     |
|------------------------|----|----|----|--------------|--------------|--------------|
| Belum Siap             | 1  | 0  | 0  | 1,000        | 1,000        | 1,000        |
| Cukup Siap             | 1  | 21 | 9  | 0,045        | 0,100        | 0,063        |
| Siap                   | 67 | 6  | 22 | 0,918        | 0,753        | 0,827        |
| <b>Rata-rata Macro</b> | -  | -  | -  | <b>0,654</b> | <b>0,618</b> | <b>0,630</b> |

Hasil pengujian menunjukkan model K-NN dengan  $K = 3$  memperoleh akurasi keseluruhan sebesar 69%. Performa terbaik dicapai pada kelas “Siap” (F1-Score 0,827) yang didukung jumlah data uji terbanyak (89 data). Kelas “Belum Siap” memperoleh F1-Score sempurna (1,000), namun hanya diwakili 1 data uji sehingga kurang representatif secara statistik. Sebaliknya, kelas “Cukup Siap” memperoleh F1-Score sangat rendah (0,063) akibat presisi yang hanya 0,045, yang mengindikasikan sebagian besar prediksi “Cukup Siap” sesungguhnya keliru.

### Implementasi Sistem Pencatatan Hasil Panen “PanenKu”

Hasil perancangan Unified Modelling Language (UML) diimplementasikan menjadi sistem informasi berbasis web bernama “PanenKu – Catat Hasil Panen”, yang berfokus pada fungsi pencatatan hasil panen digital dan dilengkapi data master tanaman dan lahan, serta halaman riwayat, laporan, dan grafik sebagai sarana rekapitulasi data panen bagi petani. Kelas Panen menjadi entitas inti yang berelasi langsung dengan kelas Tanaman dan Lahan, diringkas ke kelas Laporan, dan divisualisasikan pada kelas Grafik. Pada halaman Dashboard, pengguna memperoleh ringkasan total panen, total produksi, total luas lahan, dan estimasi nilai panen, dilengkapi grafik tren produksi enam bulan terakhir serta distribusi produksi per komoditas.



Gambar 8. Halaman Dashboard Sistem PanenKu

Pengujian fungsional sistem dilakukan dengan metode *black box testing* terhadap 20 skenario yang mencakup fitur autentikasi, pengelolaan data master, dan fitur inti pencatatan panen.

Tabel 5. Rekapitulasi Hasil Pengujian Black Box

| Kelompok Pengujian                                | Jumlah Skenario | Hasil             | Status       |
|---------------------------------------------------|-----------------|-------------------|--------------|
| Autentikasi (login, registrasi, ganti kata sandi) | 7               | Sesuai harapan    | Valid        |
| Pengelolaan data master (tanaman & lahan)         | 5               | Sesuai harapan    | Valid        |
| Pencatatan hasil panen (fitur inti)               | 8               | Sesuai harapan    | Valid        |
| <b>Total</b>                                      | <b>20</b>       | <b>100% valid</b> | <b>Valid</b> |

Seluruh 20 skenario pengujian, baik pada skenario data masukan yang benar maupun skenario negatif seperti login dengan kata sandi salah, pencatatan panen tanpa memilih tanaman atau lahan, dan penggantian kata sandi dengan kata sandi lama yang keliru, memberikan hasil yang valid dan sesuai harapan. Hal ini menunjukkan bahwa mekanisme validasi data pada sistem PanenKu telah berfungsi dengan baik untuk mencegah kesalahan input maupun penyalahgunaan sistem, sehingga sistem secara fungsional layak digunakan sebagai media pencatatan hasil panen berbasis digital bagi petani.

### **Klasifikasi Tingkat Kesiapan Petani**

Hasil penelitian menunjukkan bahwa dari 500 petani yang dianalisis, mayoritas (88,80%) berada pada kategori “Siap”, sedangkan 9,60% berada pada kategori “Cukup Siap” dan hanya 1,60% pada kategori “Belum Siap”. Temuan ini menjawab rumusan masalah pertama penelitian, yaitu bahwa algoritma K-NN berhasil mengelompokkan petani ke dalam tiga tingkat kesiapan berdasarkan sembilan variabel yang mencakup faktor demografis (usia, jenis kelamin, pendidikan, pengalaman bertani), faktor ekonomi (luas lahan dan pendapatan), serta faktor keterpaparan teknologi (kepemilikan perangkat digital, keikutsertaan penyuluhan, dan literasi digital).

Tingginya proporsi petani pada kategori “Siap” sejalan dengan karakteristik responden, di mana mayoritas telah menempuh pendidikan menengah ke atas (97,4% berpendidikan SMA/SMK/Sederajat atau Perguruan Tinggi) dan memiliki perangkat digital berupa smartphone (95,2%), yang mengindikasikan modal kesiapan awal sejalan dengan konsep *technology readiness* yang menempatkan karakteristik individu sebagai faktor penentu kesiapan adopsi teknologi [1]. Kondisi ini mengindikasikan bahwa akses terhadap perangkat digital dan tingkat pendidikan yang relatif baik menjadi modal awal kesiapan petani dalam mengadopsi teknologi. Sebaliknya, kelompok “Belum Siap” yang jumlahnya sangat sedikit (8 dari 500 responden) mengindikasikan bahwa hambatan adopsi teknologi digital pertanian di wilayah penelitian relatif terbatas pada sebagian kecil petani, kemungkinan besar disebabkan faktor usia yang lebih tua, pengalaman bertani konvensional yang lebih lama, atau keterbatasan literasi digital, sejalan dengan temuan bahwa literasi digital petani di pedesaan yang relatif rendah menjadi penghambat utama pemanfaatan teknologi digital secara optimal [7].

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk mengklasifikasikan tingkat kesiapan petani di Kecamatan Makmur, Kabupaten Bireuen dalam menerapkan teknologi digital pencatatan hasil panen, berdasarkan sembilan variabel, yaitu usia, jenis kelamin, pendidikan, pengalaman bertani, kepemilikan perangkat digital, luas lahan, pendapatan, penyuluhan, dan literasi digital. Hasil klasifikasi terhadap 500 data petani menunjukkan mayoritas petani (88,80%) berada pada kategori "Siap", diikuti "Cukup Siap" (9,60%) dan "Belum Siap" (1,60%), yang menandakan kesiapan petani di wilayah penelitian tergolong baik dalam mengadopsi teknologi digital. Model K-NN dengan K=3, hasil pengujian 5-fold cross validation pada data yang diseimbangkan menggunakan SMOTE, menghasilkan akurasi 69% berdasarkan confusion matrix terhadap 100 data uji, dengan performa terbaik pada kelas "Siap" (F1-Score 0,827), sementara kelas "Cukup Siap" masih rendah (F1-Score 0,063) akibat keterbatasan data. Penelitian ini menghasilkan sistem berbasis web "PanenKu" yang dirancang menggunakan UML dengan fitur pencatatan hasil panen, riwayat, laporan, dan grafik analisis. Hasil black box testing terhadap 20 skenario menunjukkan seluruh fitur berjalan sesuai harapan, sehingga sistem PanenKu dinyatakan layak digunakan petani.

Berdasarkan hasil penelitian ini, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan. Pertama, peneliti selanjutnya disarankan menambah jumlah data responden, terutama pada kategori "Cukup Siap" dan "Belum Siap", agar hasil evaluasi model klasifikasi lebih representatif. Kedua, disarankan membandingkan algoritma K-NN dengan algoritma lain seperti Naive Bayes, Decision Tree, atau Random Forest, serta mencoba teknik penyeimbangan data selain SMOTE guna memperoleh akurasi yang lebih baik. Ketiga, pengembang sistem disarankan mengintegrasikan hasil klasifikasi ke dalam fitur PanenKu berupa rekomendasi penggunaan teknologi yang dipersonalisasi. Keempat, dinas pertanian atau penyuluh lapangan disarankan memanfaatkan hasil klasifikasi ini untuk menyusun program penyuluhan yang lebih tepat sasaran. Terakhir, petani pengguna disarankan memanfaatkan sistem PanenKu secara berkelanjutan agar data yang terkumpul dapat mendukung pengambilan keputusan usaha tani yang lebih baik.

### **DAFTAR PUSTAKA**

- [1] R. Ardiansyah and S. Hidayatulloh, “Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbors (KNN),” vol. 6, no. 1, pp. 35–43, 2025, [Online]. Available: <https://eprosiding.ars.ac.id/index.php/pti/article/view/36>
- [2] F. A. Novianto and H. Purwanto, “Perancangan Sistem Informasi Land Transportation Assistance Taxi Puskopau pada Bandara XYZ,” vol. 9, no. 7, pp. 29–43, 2022, doi: 10.35968/jsi.v9i2.918.
- [3] I. Patria, “Strategi Transformasi Penyuluhan Pertanian melalui Teknologi Digital : Literature Review,” vol. 4,

- no. 5, pp. 1150–1161, 2025, doi: 10.55123/insologi.v4i5.6307.
- [4] F. M. N. Akbar, “Metode KNN ( K-Nearest Neighbor ) untuk Menentukan Kualitas Air,” vol. 18, no. 1, pp. 28–40, 2024, doi: 10.33365/jtk.v18i1.3241.
  - [5] Mutasar, C. Niesa, and M. Husni, “Sistem Informasi Geografis Pemetaan Lahan Pertanian Produktif di Kabupaten Bireuen,” vol. 6, no. 2, pp. 38–45, 2025, [Online]. Available: <https://jurnal.uniki.ac.id/index.php/jet/article/view/573?articlesBySimilarityPage=3>
  - [6] L. Makmun, D. D. Kameo, L. T. Sunaryanto, and W. W. Mubarakah, “Proses Transformasi dan Kesiapan Petani Millenial Menghadapi Disrupsi Pertanian Cerdas (Smart Farming) (Analisis Keberlanjutan Pembangunan Pertanian di Jawa Tengah Indonesia),” vol. 15, no. 1, pp. 140–155, 2024, doi: 10.47687/jt.v15i1.859.
  - [7] D. N. Sari and A. R. Alfyan, “Peran Adaptasi Game ( Gamifikasi ) dalam Pembelajaran untuk Memperkuat Literasi Digital : Systematic Literature Review,” vol. 1, no. 1, pp. 43–51, 2023, doi: 10.30812/upgrade.v.
  - [8] S. A. Saputera, S. Handayani, and Marhalim, “Identifikasi Mata Kuliah Aplikasi Komputer Menggunakan Technology Readiness Index (TRI),” vol. 9, no. 4, pp. 6076–6084, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i4.13890.
  - [9] M. A. Septianto, A. Faqih, and A. R. Rinaldi, “Klasterisasi Data Produksi Pertanian di Kabupaten Cirebon dengan Algoritma K-Means,” vol. 13, no. 2, pp. 260–269, 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i2.6174.
  - [10] S. Hendri, W. Wahyuddin, S. Angga, and A. Permana, *TEKNOLOGI DIGITAL DI ERA MODERN*. PT. Global Eksekutif Teknologi, 2023.
  - [11] N. R. Riski, Safwandi, and S. F. Anshari, “Penerapan Perceived Stress Scale dalam Psychological Self-Assessment untuk Mengukur Tingkat Stres Menggunakan Metode K-Nearest Neighbors,” vol. 10, no. 2, pp. 1127–1136, 2025, doi: 10.36341/rabit.v10i2.6479.
  - [12] A. Razi, “Classification Of Aceh Carong (Aceh Pintar) Scholarship Recipients at Malikussaleh University Using Knn (K-Nearest Neighbors) Algorithm,” vol. 7, no. 1, pp. 79–84, 2022, doi: 10.51179/tika.v7i1.1116.
  - [13] M. I. Mubarak, Purwantoro, and Carudin, “Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (knn) dalam Klasifikasi Penilaian Jawaban Ujian Esai,” vol. 7, no. 5, pp. 3446–3452, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i5.7676.
  - [14] Afdhal, I., Kurniawan, R., Iskandar, I., Salambue, R., Budianita, E., & Syafria, F. (2022). Penerapan Algoritma Random Forest Untuk Analisis Sentimen Komentar Di YouTube Tentang Islamofobia. *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi*, 5(1), 122–130. <https://doi.org/https://doi.org/10.36040/jati.v7i5.7676>