ANALISIS DAN KLASIFIKASI STATUS PRODUKSI BEBEK PEDAGING MENGGUNAKAN ALGORITMA FUZZY K-NEAREST NEIGHBORS

THESIS

Oleh :
AZKIYA' MAHMUD
NIM. 210605220012

PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2025

ANALISIS DAN KLASIFIKASI STATUS PRODUKSI BEBEK PEDAGING MENGGUNAKAN ALGORITMA FUZZY K-NEAREST NEIGHBORS

THESIS

Diajukan kepada:
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Magister Komputer (M.Kom)

Oleh:
AZKIYA' MAHMUD
NIM. 210605220012

PRGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALAIK IBRAHIM MALANG
2025

ANALISIS DAN KLASIFIKASI STATUS PRODUKSI BEBEK PEDAGING MENGGUNAKAN ALGORITMA FUZZY K-NEAREST NEIGHBORS

THESIS

Oleh :
AZKIYA' MAHMUD
NIM. 210605220012

Telah diperiksa dan disetujui untuk diuji:
Tanggal : 19 Agustus 2025

Pembimbing I,	Pembimbing II
Dr. Fresy Nugroho, M. T	Prof. Dr. Ir. Muhammad Faisal, S.Kom., M.T.
NIP. 19710722 201101 1 001	NIP. 19740510 200501 1 007

Mengetahui,
Ketua Program Studi Magister Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang

Prof. Dr. Ir. Muhammad Faisal, S.Kom., M.T.
NIP. 19740510 200501 1 007

ANALISIS DAN KLASIFIKASI STATUS PRODUKSI BEBEK PEDAGING MENGGUNAKAN ALGORITMA FUZZY K-NEAREST NEIGHBORS

THESIS

Oleh :
AZKIYA' MAHMUD
NIM. 230605220012

Telah dipertahankan di Depan Dewan Penguji Thesis
Dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk memperoleh Gelar Magister Komputer (M.Kom)
Tanggal: 19 Agustus 2025

Susunan Dewan Penguji : Tanda Tangan

Penguji I, : Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom.
NIP. 19770103 201101 1 004 ( )

Penguji II, : Dr. Ririen Kusumawati, S.Si., M.Kom.
NIP. 19720309 200501 2 002 ( )

Pembimbing I : Dr. Fresy Nugroho, M. T
NIP. 19710722 201101 1 001 ( )

Pembimbing II : Prof. Dr. Ir. Muhammad Faisal, S.Kom., M. T.
NIP. 19740510 200501 1 007 ( )

Mengetahui dan Mengesahkan,
Ketua Program Studi Magister Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang

Prof. Dr. Muhammad Faisal, S.Kom., M.T.
NIP. 19740510 200501 1 007

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama	: Azkiya' Mahmud
NIM	: 210605220012
Program Studi	: Magister Informatika
Fakultas	: Sains dan Teknologi
Judul Thesis	: "Analisis dan Klasifikasi Status Produksi Bebek Pedaging Menggunakan Algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbors"

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Thesis yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan data, tulisan atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar Pustaka. Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan Thesis ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 14 Agustus 2025

Yang Membuat Pernyataan,

Azkiya' Mahmud

NIM. 210605220012

MOTTO

“Jangan takut gagal karena gagal bagian dari sebuah proses, dan bangkit adalah sebuah keharusan, untuk mencapai titik terang”

PERSEMBAHAN

Dengan mengucapkan syukur Alhamdulillahi rabbil alamin, Thesis ini saya persembahkan untuk :

1. Seluruh Keluarga tercinta yang selalu memberikan do'a dan semangat.
2. Seluruh Civitas Akademika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang yang telah memberikan kesempatan untuk menambah ilmu teknologi dan agama
3. Seluruh Pimpinan dan karyawan PT.Multi Farmindo Jaya yang memberikan dukungan data dan kesempatan belajar.
4. Seluruh rekan-rekan mahasiswa Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang semua angkatan atas kerjasamanya selama ini.

Bapak, Ibu, Saudara dan rekan-rekan sekalian yang tidak bisa saya sebutkan satu persatu dalam mendukung Thesis ini hingga bisa diselesaikan.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr. Wb

Syukur Alhamdulillah penulis haturkan kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan Rahmat dan Hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan studi di Program Studi Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang sekaligus menyelesaikan Thesis ini dengan baik.

Selanjutnya penulis haturkan ucapan terima kasih seiring do'a dan harapan jazakumullah ahsanul jaza' kepada semua pihak yang telah membantu terselesaikannya Thesis ini, Ucapan terima kasih ini penulis sampaikan kepada:

1. Bapak Dr.Fresi Nugroho, M.T dan Bapak Prof.Dr.Ir.Muhammad Faisal, S.Kom., M.T selaku dosen pembimbing Thesis, yang telah banyak memberikan pengarahan dan pengalaman yang berharga.
2. Bapak Dr.Irwan Budi Santoso, M.Kom dan Ibu Dr.Ririen Kusumawati, S.Si., M.Kom selaku dosen penguji Thesis, yang telah banyak memberikan pengarahan dan pengalaman yang berharga.
3. Segenap Civitas Akademika Program Studi Magister Informatika, terutama seluruh Bapak dan Ibu dosen, terima kasih atas segenap ilmu dan bimbingannya.
4. Keluarga tercinta yang senantiasa memberikan do'a dan semangat.
5. Semua rekan-rekan seperjuangan yang ikut mendukung dan membantu.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Thesis ini masih terdapat kekurangan dan penulis berharap semoga Thesis ini bisa memberikan manfaat kepada para pembaca khususnya bagi penulis secara pribadi. Amiinn Yaa Rabbal Alamin.

Wassalamu'alaikum Wr. Wb

Malang, 14 Agustus 2025

Penulis

DAFTAR ISI

HALMAN JUDUL ..... **i**

HALAMAN JUDUL ..... **ii**

HALAMAN PERSETUJUAN ..... **iii**

HALAMAN PENGESAHAN ..... **iv**

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN ..... **v**

MOTTO ..... **vi**

HALAMAN PERSEMBAHAN ..... **vii**

KATA PENGANTAR ..... **viii**

DAFTAR ISI ..... **ix**

DAFTAR GAMBAR ..... **xii**

DAFTAR TABEL ..... **xiii**

ABSTRAK ..... **xiv**

ABSTRACT ..... **xv**

الملخص ..... **xvi**

BAB I PENDAHULUAN **1**

1.1. Latar Belakang 1

1.2. Pernyataan Masalah 4

1.3. Tujuan Penelitian 5

1.4. Manfaat Penelitian 5

1.5. Batasan Masalah 6

BAB II LANDASAN TEORI **7**

2.1 Penelitian Sebelumnya 7

2.2 Algoritma Fuzzy Logic 13

2.2.1 Fuzzification interface 14

2.2.2 Knowladge base or fuzzy rule base 14

2.2.3 Inference engine 15

2.2.4 Defuzzification interface 15

2.3 Algoritma K-Nearest Neighbors 16
2.4 Algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbors 16
2.5 Kerangka Teori 17
BAB III METODOLOGI PENELITIAN 21
3.1 Kerangka Konseptual 21
3.2 Alur Penelitian 22
3.3 Pengumpulan Data 23
3.3.1 Data Understanding 24
3.3.2 Data Preparation 25
3.4 Desin System 26
3.4.1 Normalisasi Data Latih dan Data Uji 27
3.4.2 Proses K-Nearest Neighbors 27
3.4.3 Proses Fuzzy K-Nearest Neighbors 28
3.5 Experiment 29
3.5.1 Pengaruh Nilai “k” Terhadap Akurasi 31
3.5.2 Pengaruh Nilai “m” Terhadap akurasi 31
3.5.3 Pengaruh Komposisi Data Latih dan Data Uji Terhadap Akurasi 32
3.6 Evaluasi 33
BAB IV ANALISIS DAN KLASIFIKASI FUZZY K-NEAREST NEIGHBOR. 37
4.1.Pengolahan Data 37
4.2.Hasil Klasifikasi Fuzzy K-Nearest Neighbors 38
4.3.Hasil Experimen 1 39
4.4.Hasil Experimen II 42
4.5.Hasil Experimen III 45
BAB V PEMBAHASAN 50
5.1.Analisis Hasil Pengujian Pengaruh Dataset, Nilai “k”, dan nilai “m” Terhadap Tingkat Akurasi 50
5.2.Hasil terbaik klasifikasi fuzzy k-nearest neighbors 52
5.3.Status Produksi Bebek Pedaging Dalam Pandangan Islam 53
BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN 57

6.1 Kesimpulan 57
6.2 Saran..... 58
DAFTAR PUSTAKA..... 59
LAMPIRAN..... 64

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Sistem Inferensi fuzzy 14

Gambar 2.2. Kerangka teori 18

Gambar 3.1. Kerangka Konseptual 21

Gambar 3.2. Alur penelitian 23

Gambar 3.3. Alur proses persiapan dataset 24

Gambar 3.4. Desain Sistem Penelitian 26

Gambar 3.5. Menentukan nilai *k* dan *m* terbaik dengan GridSearchCV 30

Gambar 4.1. Grafik Evaluasi Experimen I. 40

Gambar 4.2. Evaluasi dengan ketentuan (60:40, k=11, dan m=3.5) 41

Gambar 4.3. Evaluasi dengan ketentuan (60:40, k=9, dan m=3) 41

Gambar 4.4. Evaluasi dengan ketentuan (60:40, k=5, dan m=2) 41

Gambar 4.5. Grafik Evaluasi Experimen II 43

Gambar 4.6. Evaluasi dengan ketentuan (75:25, k=11, dan m=2) 44

Gambar 4.7. Evaluasi dengan ketentuan (75:25, k=9, dan m=3.5) 44

Gambar 4.8. Evaluasi dengan ketentuan (75:25, k=5, dan m=3) 45

Gambar 4.9. Grafik Evaluasi Experimen III 47

Gambar 4.7. Evaluasi dengan ketentuan (80:20, k=11, dan m=3) 47

Gambar 4.8. Evaluasi dengan ketentuan (80:20, k=9, dan m=2) 48

Gambar 4.9. Evaluasi dengan ketentuan (80:20, k=5, dan m=3.5) 48

Gambar 5.1. Evaluasi 3 experimen terbaik dengan macro average 51

Gambar 5.2. Evaluasi 3 experimen terbaik dengan weighted average 51

Gambar 5.3. Experimen terbaik dengan ketentuan 80:20, k-9, dan m-2 53

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Literatur Penelitian Sebelumnya 19

Tabel 3.1. Dataset 3 kandang dan 4 siklus panen 24

Tabel 3.2. Empat jenis kelompok dataset 25

Tabel 3.3. Dataset yang akan diolah 25

Tabel 3.4. Contoh Pengujian pengaruh nilai “k”..... 31

Tabel 3.5. Contoh pengujian pengaruh nilai “m”..... 32

Tabel 3.5. Contoh pengujian pengaruh data latih dan data uji 32

Tabel 3.6. Evaluasi confusion matrix..... 35

Tabel 4.1. Distribusi kategori kematian setelah diskritisasi 37

Tabel 4.2. Statistik deskriptif data..... 38

Tabel 4.3. Hasil evaluasi experimen 1 39

Tabel 4.4. Hasil evaluasi experimen 2 42

Tabel 4.5. Hasil evaluasi experimen 3 46

Tabel 5.1. Hasil pengujian pengaruh dataset, nilai “k”, dan “m”..... 50

Tabel 5.2. Hasil perbandingan 3 experimen..... 53

ABSTRAK

Mahmud, Azkiya., 2025, **Analisis dan klasifikasi status produksi bebek pedaging menggunakan algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbors**, Program Magister Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang,
Pembimbing: (1) Dr. Fresy Nugroho, M. T (2) Prof. Dr. Ir. Muhammad Faisal, S.Kom., M. T.

Kata Kunci: Analisis, Klasifikasi, Produksi, Bebek pedaging, & *Fuzzy K-Nearest Neighbors*.

Keberhasilan budidaya bebek pedaging tampak dari indikator kinerja terukur seperti tingkat angka kematian, konsumsi pakan yang telah ditentukan, bobot berat akhir, dan rasio konversi pakan (FCR). Masih banyak kerugian dalam pola manajemen kandang, salah satu faktor utamanya adalah tingkat kematian yang sangat tinggi. Sehingga, berdasarkan dari hasil penelitian tentang pokok bahasan produksi bebek pedaging, peneliti mencoba menganalisis unsur-unsur produksi menggunakan berbagai teknik pengolahan data, antara lain clusification berbasis jaringan syaraf tiruan dan *fuzzy classifier* telah terbukti memiliki hasil yang sangat baik untuk data klasifikasi. Akan tetapi, dalam praktiknya terdapat situasi dimana sebaran data training dan testing sama tetapi berbeda. Berdasarkan analisis penelitian sebelumnya, algoritma *fuzzy k-nearest neighbor* diterapkan untuk mengolah data produksi bebek potong. Berdasarkan hasil pengujian metode *fuzzy k-nearest neighbors* dengan membandingkan jumlah dataset, nilai jarak terdekat "*k*", dan derajat keanggotaan "*m*". Didapatkan parameter terbaik yaitu dengan parameter nilai k=9, m=2, dan pembagian dataset *training* 80% dan *testing* 20%. Didapatkan nilai akurasi sebesar 80.07% dari hasil pengklasifikasian status produksi bebek pedaging.

ABSTRACT

Mahmud, Azkiya., 2025, **Analysis and classification of broiler duck production status using the Fuzzy K-Nearest Neighbors algorithm**, Master of Informatics Program, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University of Malang.

Supervisor: (1) Dr. Fresy Nugroho, M. T (2) Prof. Dr. Ir. Muhammad Faisal, S.Kom., M. T.

Keywords: Analysis, Classification, Production, Meat Ducks, and Fuzzy K-Nearest Neighbors.

The efficiency of broiler duck production is apparent in measurable performance indicators such as mortality rate, feed consumption, end body weight, and feed conversion ratio (FCR). The cage management approach still has numerous drawbacks, with one of the primary issues being the exceedingly high mortality rate. Consequently, drawing from the findings of studies on broiler duck production, researchers aimed to examine production factors employing diverse data processing methods, such as clustering based on artificial neural networks and fuzzy classifiers, that have shown exceptional efficacy in classifying data. However, in practice, there are situations where the distribution of training and testing data is the same yet different. Drawing from the results of the previous research analysis, the fuzzy k-nearest neighbor algorithm was utilized to process broiler duck production data. Results from testing the fuzzy k-nearest neighbors method were analyzed by comparing the dataset quantity, the nearest distance parameter "k," and the membership degree parameter "m." The optimal parameters were achieved with k = 9, m = 2, and an 80% training dataset division alongside a 20% testing set. An accuracy rate of 80.07% was achieved from the classification results of the broiler duck production status.

الملخص

محمود، أزكيا، 2025، **تحليل وتصنيف حالة إنتاج دجاج اللحم باستخدام خوارزمية أقرب الجيران الضبابية برنامج ،ماجستير المعلوماتية**، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية في مالانج

.المشرف: (1) الدكتور فريسي نوجروهو، م. ت. (2) الأستاذ الدكتور السيد محمد فيصل، س. كوم، م. ت

الكلمات المفتاحية: التحليل، التصنيف، الإنتاج، بط التسمين، أقرب جيران غامضي

ينعكس نجاح إنتاج بط اللاحم في مؤشرات أداء قابلة للقياس، مثل معدل النفوق، واستهلاك العلف، ووزن الجسم النهائي، لا تزال هناك العديد من العيوب في نمط إدارة الأقفاص، ومن أهمها ارتفاع معدل النفوق. .(FCR) ونسبة تحويل العلف لذلك، واستنادًا إلى نتائج الأبحاث المتعلقة بإنتاج بط اللاحم، حاول الباحثون تحليل عناصر الإنتاج باستخدام تقنيات معالجة بيانات متنوعة، بما في ذلك التجميع القائم على الشبكات العصبية الاصطناعية والمصنفات الضبابية، والتي أثبتت نتائجها الممتازة في تصنيف البيانات. ومع ذلك، في الممارسة العملية، هناك حالات يكون فيها توزيع بيانات التدريب والاختبار لمعالجة بيانات "k متماثلًا ولكنه مختلف. بناءً على نتائج تحليل البحث السابق، استُخدمت خوارزمية "أقرب جار ضبابي بمقارنة معلمات عدد مجموعات البيانات، "k إنتاج بط اللاحم. بناءً على نتائج اختبار خوارزمية "أقرب جار ضبابي m وk = 9 تم الحصول على أفضل المعلمات باستخدام معلمات ."m" ، ومعلمة درجة العضوية"k" ومعلمة أقرب مسافة 2، وتقسيم مجموعة بيانات التدريب بنسبة 80% والاختبار بنسبة 20%. وتم الحصول على دقة 80.07% من نتائج = تصنيف حالة إنتاج بط اللاحم

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Para peternak hewan, khususnya unggas, memiliki prospek pasar yang sangat baik berkat diterimanya produk unggas oleh masyarakat Indonesia, serta akses yang mudah didapat dan harga yang relatif terjangkau. Komoditas ini menjadi penyumbang utama dalam pasokan daging nasional dan juga berfungsi sebagai pendorong utama dalam penyediaan protein hewani secara nasional (Susila & Rofi'i, 2020). Tingginya minat dari masyarakat tidak sejalan dengan ketersediaan yang memadai. Hal ini disebabkan oleh banyaknya peternak bebek pedaging yang berdagang dalam skala kecil, sehingga kebutuhan daging bebek tidak dapat terpenuhi secara maksimal. Perkembangan cepat bebek hibrida dan bebek peking yang dirawat dengan baik dapat memenuhi kebutuhan daging bebek bagi masyarakat Indonesia (Sibuea, *et al.*, 2016).

Agar dapat mencapai performa terbaik pada bebek pedaging, faktor utama yang berpengaruh adalah kualitas ras, pakan, serta praktik manajemen. Keberhasilan budidaya bebek pedaging tercermin dalam indikator kinerja yang jelas, seperti angka kematian, penggunaan pakan, bobot akhir, serta rasio konversi pakan (FCR). Tingkat kematian berfungsi sebagai tolok ukur penting untuk mengevaluasi hasil manajemen bebek pedaging. Akibat rendahnya kematian menunjukkan produktivitas yang lebih baik, mengarah pada pemanfaatan pakan yang lebih efisien dan peningkatan kinerja keseluruhan (Baihaqi *et al*., 2019).

Akibat dari pemeliharaan tersebut, ditemukan juga masalah yang lain yaitu dari total 10.000 ekor bebek setiap kandang yang didatangkan setiap siklus produksi,

perusahaan mengalami kerugian dengan tingkat kematian berkisar antara 300 hingga 900 ekor bebek. penyebab kematian ini antara lain penyakit, kondisi cuaca buruk, dan kelemahan praktik manajemen kandang. Masalah lain yang memengaruhi produksi meliputi distribusi pakan yang tidak merata, sanitasi kandang unggas yang tidak memadai, dan pemantauan kesehatan bebek yang kurang optimal. Untuk mengatasi tantangan ini, diperlukan analisis klasifikasi praktis untuk menilai tingkat keberhasilan produksi. Produksi bebek pedaging melibatkan berbagai variabel kompleks, termasuk jenis pakan, kondisi lingkungan, kesehatan bebek, dan faktor lain yang dapat memengaruhi hasil produksi secara signifikan. Dalam konteks ini, data mining menawarkan solusi yang menjanjikan untuk mengungkap pola dan hubungan tersembunyi, yang memberikan wawasan lebih mendalam tentang dinamika produksi bebek (Zai, 2022).

Teknik *Machine Learning* telah banyak digunakan untuk proses klasifikasi. *Ensemble learning* merupakan arah penelitian dalam pembelajaran mesin, yang bertujuan untuk menggabungkan prediksi beberapa algoritma pembelajaran, sehingga model klasifikasi dengan kemampuan generalisasi dan kinerja prediktif yang lebih tinggi dapat dicapai. *Ensemble learning* mengurangi varians dan bias algoritma pembelajaran. Selain itu, ketergantungan klasifikasi terhadap karakteristik satu set pelatihan dihilangkan (Kuncheva, 2005). Metode *Ensemble learning* diharapkan mengungguli algoritma pembelajaran dasar, karena karakteristik statistik, *representasional*, dan *komputasionalnya* (Ditterich, 2000). Mengenai kinerja skema *ensemble*, memperoleh algoritma pembelajaran dasar dengan akurasi dan keragaman prediktif yang lebih tinggi merupakan isu yang sangat penting (Zhou, 2012). Untuk

mencapai keragaman yang tinggi di antara algoritma pembelajaran dasar, manipulasi tingkat data atau tingkat pembangkitan model dapat dilakukan (Mendes Moreira, *et al*., 2012).

Adapun yang dijadikan hukum beternak memelihara unggas bebek adalah Firman Allah Qs. An-Nahl (16) : 5 & 6

وَالْاَنْعَامَ خَلَقَهَا لَكُمْ فِيْهَا دِفْءٌ وَّمَنَافِعُ وَمِنْهَا تَأْكُلُوْنَ ۝٥ وَلَكُمْ فِيْهَا جَمَالٌ حِيْنَ تُرِيْحُوْنَ وَحِيْنَ تَسْرَحُوْنَ ۝٦

"Dan Binatang ternak telah Dia ciptakan untuk kamu; padanya ada yang menghangatkan dan berbagai manfaat dan sebagiannya kamu makan (5). Dan kamu memperoleh padanya keindahan ketika kamu membawanya kembali ke kandang dan ketika kamu melepasakannya ke tempat pengembalaan (6)" (Qs: An-Nahl [5-6]).

Ayat di atas mengisahkan tentang hewan yang penciptaan dan keberagamannya tidak kalah mengagumkan dibandingkan manusia. Di sisi lain, Hewan memiliki kesamaan dengan manusia dalam kategorinya. Bukankah manusia merupakan makhluk yang berakal? Adakah di antara mereka yang memiliki persamaan atau bahkan menyerupai manusia secara fisik? Dalam ayat itu, Allah Subhanahu wa ta'ala berfirman: Dan, seperti penciptaan manusia dari air mani, demikian pula hewan ternak diciptakan oleh-Nya. Hewan itu Dia ciptakan untukmu agar kamu memanfaatkannya, di dalamnya terdapat bulu dan kulit yang dapat kamu gunakan sebagai pakaian yang menghangatkan serta berbagai kegunaan lain, dan beberapa di antaranya bisa kamu makan. Selain berguna sebagai pakaian dan makanan, kamu juga dapat menikmati keindahannya ketika melihatnya, yaitu saat kamu membawanya kembali ke kandang di sore hari saat matahari terbenam dan dalam keadaan kenyang serta penuh susu, lalu

melepaskannya ke tempat pengembalaan. Di pagi hari ketika kalian menuju ladang dan tempat menggembala (Shihab, M Quraish. 2009).

Berdasarkan permasalahan yang diuraikan di atas, penulis mengusulkan proses analisis produksi bebek pedaging melalui teknik data *mining*, dengan penggunaan seperti *Fuzzy K-Nearest Neighbors* (FKNN) sebagai alat yang efektif untuk menganalisa dan mengklasifikasi status produksi bebek pedaging. Dengan pengetahuan yang lebih mendalam mengenai elemen-elemen yang berpengaruh terhadap produktivitas bebek, manajemen dapat mengambil langkah proaktif untuk meningkatkan tingkat keberhasilan produksi dan mengatasi potensi risiko (Akmal *et al*., 2023). Oleh sebab itu, peneliti akan melakukan uji coba analisis dan prediksi status produksi bebek pedaging menggunakan algoritma *fuzzy k-nearest neighbors*.

1.2. Pernyataan Masalah

Penentuan pola produksi bebek pedaging dengan menganalisa berbagai data yang telah disajikan. Yang mana berdasarkan hal tersebut peneliti melakukan analisis dan klasifikasi dengan menerapkan algoritma *fuzzy k-nearest neighbors* dari data produksi bebek pedaging yang telah disajikan. Berikut adalah masalah yang akan dianalisis oleh peneliti:

a. Bagaimana merancang model analisis dan klasifikasi status produksi bebek pedaging menggunakan algoritma *fuzzy k-nearest neighbors* berdasarkan parameter populasi, usia, kematian, dan pemakaian pakan?
b. Bagaimana melakukan optimasi parameter pada model *fuzzy k-nearest neighbors* untuk mendapatkan kinerja klasifikasi yang optimal?

c. Seberapa akurat model *fuzzy k-nearest neighbors* yang telah dioptimasi dalam analisis dan klalsifikasi status produksi bebek pedaging?

1.3. Tujuan Penenlitian

Pada proses penelitian ini bertujuan untuk:

a. Membangun atau mengembangkan model analisis dan klasifikasi terhadap hasil produksi bebek pedaging menggunakan algoritma *fuzzy k-nearest neighbors*.
b. Melakukan optimasi parameter kunci pada *fuzzy k-nearest neighbors* meliputi nilai *k* dan parameter fungsi keanggotaan *m* untuk meningkatkan akurasi dan *robustness* model.
c. Mengevaluasi kinerja model *fuzzy k-nearest neighbors* yang diusulkan menggunakan metrik klasifikasi yang relevan (akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*)

1.4. Manfaat Penenlitian

Penelitian ini memiliki beberapa manfaat atau keuntungan meliputi:

a. Menawarkan kerangka kerja baru atau peningkatan dalam penerapan *fuzzy k-nearest neighbors* untuk masalah klasifikasi dibidang peternakan, khususnya produksi bebek, yang dapat menjadi referensi bagi penelitian serupa di masa depan.
b. Memberikan model prediktif yang dapat digunakan oleh peternak untuk mennganalisis dan memprediksi hasil produksi bebek mereka secara lebih efektif, sehingga berpotensi mengurangi kerugian dan meningkatkan profitabilitas.
c. Memberikan sistem pendukung keputusan yang lebih informatif dan adaptif terhadap ketidakpastian data di lapangan.

1.5. Batasan Masalah

Penelitian ini memasukkan beberapa batasan masalah guna penelitian ini memiliki jangkauan yang tepat dan pernyataan tidak bias meliputi:

a. Penelitian yang kami lakukan pada PT.Multi Farmindo Jaya yang berlokasi di Lengkong, Nganjuk.
b. Varibael data yang digunakan yaitu data produksi yang meliputi populasi, usia, pemakaian pakan dan kematian bebek pedaging yang diperoleh dari 3 kandang open house dalam 4 siklus panen dari bebek pedaging.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1. Penelitian Sebelumnya

Berikut merupakan penelitian lampau mengenai produksi unggas dan Penerapan metode yang sejenis dengan klasifikasi hasil produksi unggas diantaranya:

Penelitian oleh *Jihao Youa., et al.* (2020), yang telah melakukan Studi terkini menerapkan algoritma klasifikasi hutan acak untuk memprediksi peristiwa bertelur pada 202 ekor ayam pedaging Ross 708 yang bebas berlari dan diberi makan oleh sistem pemberian pakan presisi dari minggu ke-21 hingga ke-55, berdasarkan pada kumpulan data yang merekam informasi dari semua kunjungan ke stasiun. Kumpulan data mentah dari sistem pemberian pakan presisi diproses untuk 6 kelas fitur (total 34 fitur) dalam kaitannya dengan aktivitas makan dan berat badan burung secara *real-time* Data yang diproses diacak dan dipisahkan menjadi 2 subset: 90% untuk dataset pelatihan atau *train*, dan 10% untuk dataset pengujian atau *test*. Akurasi keseluruhan model menggunakan sampel pengujian adalah 0,8482, dan skor out-of-bag adalah 0,8510. Presisi (ukuran kemurnian dalam pengambilan) tidak bertelur dan bertelur, mengingat (ukuran kelengkapan dalam pengambilan) tidak bertelur dan bertelur masing-masing menghasilkan 0,8814, 0,8090, 0,8520 dan 0,8453. Koefisien *Kappa* model adalah 0,6931, yang menunjukkan kesepakatan substansial (rentang kesepakatan substansial: 0,61–0,80).

Penelitian oleh *Philip J. Hepworth., et al.* (2012). menyatakan bahwa penggunaan pembelajaran mesin vektor pendukung untuk mengidentifikasi fitur-fitur

yang terkait dengan luka bakar sendi pada peternakan ayam pedaging komersial, menggunakan data manajemen peternakan yang dikumpulkan secara rutin. Data ini dapat dianalisis menggunakan teknik pembelajaran mesin. Luka bakar sendi, dermatitis pada kulit di atas sendi, merupakan indikator penting kesehatan dan kesejahteraan ayam pedaging. Hebatnya, pengklasifikasi ini dapat memprediksi terjadinya prevalensi luka bakar sendi yang tinggi dengan akurasi 0,78 pada data yang tidak terlihat, sebagaimana diukur dengan luas di bawah kurva karakteristik operasi penerima. Kami juga membandingkan hasil dengan yang diperoleh dengan *regresi logistik multivariabel* standar dan menyarankan bahwa teknik ini memberikan wawasan baru ke dalam data.

Somaye Amraei., et al. (2017) dalam penelitiannya digunakan pemrosesan citra dan *Support Vector Regression* (SVR) sebagai metode *non-invasif*. Algoritma pemasangan elips menggunakan transformasi *Hough* umum dilakukan untuk melokalisasi ayam di dalam kandang dan kepala serta ekor ayam dihilangkan menggunakan metode *Chan-Vese*. Setelah itu, dari citra ayam pedaging, enam fitur diekstraksi, yaitu area, area cembung, perimeter, eksentrikitas, panjang sumbu utama, dan panjang sumbu sekunder. Berdasarkan analisis statistik antara estimasi berat SVR dan pengukuran manual ayam hingga 42 hari, tidak ditemukan perbedaan yang signifikan (nilai *P* lebih dari 0,05). Nilai RMSE (kesalahan akar kuadrat rata-rata), selanjutnya MAPE (kesalahan persentase absolut rata-rata) dan R2 (koefisien korelasi) algoritma SVR masing-masing adalah 67,88, 8,63% dan 0,98. Hal ini menunjukkan bahwa *machine vision* bersama dengan SVR dapat memperkirakan berat ayam pedaging hidup secara menjanjikan.

Penelitian yang diteliti Christian Cahyaningtyas., *et al*. (2022) Dalam studi tersebut, kesuksesan dalam memanen ayam broiler dapat diukur dari nilai indeks kualitas yang didapatkan saat proses pemanenan. Penambangan Data dapat digunakan sebagai pendekatan untuk membantu mengelompokkan data hasil panen ayam broiler. Metode yang diterapkan dalam penemuannya yaitu teknik *Data Mining* dengan pendekatan CRISP-DM (Proses Standar Lintas Industri untuk Penambangan Data). Studi ini menganalisis tiga algoritma klasifikasi guna menemukan yang paling efektif serta membandingkan tiga metode *Feature Selection* untuk mencari penerapan yang otimal dalam meningkatkan kinerja metodologi. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Random Forest* merupakan algoritma terbaik dalam mengklasifikasikan data hasil panen, dengan tingkat akurasi mencapai 89,14%. Metode terbaik untuk meningkatkan kinerja metode adalah menggunakan *Backward Elimination* yang dapat memaksimalkan akurasi hingga 7,53%. Dengan demikian, tingkat *accuracy* yang diperoleh dari metode *Random Forest + Backward Elimination* adalah 96,67%..

James M.Keller., et al. (1985) penelitian ini dimana klasifikasi objek merupakan bidang penelitian dan aplikasi penting dalam berbagai bidang. Dengan pengetahuan yang mendalam tentang probabilitas yang mendasarinya, teori keputusan *bayes* memberikan tingkat kesalahan yang optimal. Dalam kasus di mana informasi ini tidak tersedia, banyak algoritma memanfaatkan jarak atau kesamaan antar sampel sebagai sarana klasifikasi. Aturan keputusan tetangga terdekat KNN sering digunakan dalam permasalahan pengenalan pola ini. Salah satu kesulitan yang muncul ketika menggunakan teknik ini adalah bahwa setiap sampel berlabel diberikan kepentingan yang sama dalam menentukan keanggotaan kelas dari pola yang akan diklasifikasikan,

terlepas dari "ketipikalan" mereka. Teori himpunan *fuzzy* diperkenalkan ke dalam teknik tetangga terdekat KNN untuk mengembangkan versi *fuzzy* dari algoritma ini. Tiga metode untuk menetapkan keanggotaan *fuzzy* pada sampel berlabel diusulkan, dan hasil eksperimen serta perbandingan dengan versi tegas disajikan. Faktanya, algoritma *fuzzy* tidak hanya mendominasi lawannya dalam hal tingkat kesalahan yang lebih rendah, tetapi keanggotaan yang dihasilkan juga memberikan ukuran keyakinan klasifikasi. Aturan *fuzzy KNN* juga terbukti sebanding dengan prosedur pengenalan pola standar lain yang lebih canggih dalam eksperimen ini. Analog *fuzzy* dari algoritma prototipe terdekat juga dikembangkan.

Oscar Castillo., et al. (2012) melakukan uji coba sistem yang menjelaskan sistem cerdas *hibrida* untuk klasifikasi *aritmia* jantung. Pendekatan hibrida diuji dengan rekaman EKG dari MIT-BIH *Arrhythmia Database*. Sampel yang dipertimbangkan untuk klasifikasi berisi *aritmia* dari jenis berikut: LBBB, RBBB, PVC dan *Fusion Paced* dan Normal, serta detak jantung normal. Sinyal *aritmia* disegmentasi dan ditransformasikan untuk meningkatkan hasil klasifikasi. Tiga metode klasifikasi yang diterapkan meliputi: *FKNN*, MLP (*multi layer perceptron*) dengan *Gradient Descent* dan *Backpropagation* sata pengevaluasian, dan *Multi Layer Perceptron* menggunakan *Scaled Conjugate Gradient Backpropagation*. Akhirnya, sistem inferensi *fuzzy* tipe *Mamdani* digunakan untuk menggabungkan keluaran dari masing-masing pengklasifikasi, dan tingkat klasifikasi yang sangat tinggi sebesar 98% tercapai.

Menurut Dwi Citra Annisa, Rekyan Regasari Mardi Putri dan Marji (2012) menyatakan bahwa ketidak sesuaian dalam penegakan diagnosis awal sering kali

terjadi karena kurangnya pengalaman, sehingga proses diagnosa penyakit menjadi terbatas dan kadang tidak tepat. Banyak dokter yang masih muda serta tenaga kesehatan yang masih menghadapi tantangan dalam mengidentifikasi lebih awal ketiga penyakit tersebut. Apabila terjadi kekeliruan dalam diagnosis awal suatu penyakit, maka penanganan dan terapi akan tertunda, yang bisa memiliki konsekuensi yang sangat serius. Untuk mengatasi isu ini, diperlukan sebuah sistem yang dapat mengintegrasikan pengetahuan dari para ahli. Salah satu teknologi komputer yang dapat mendukung diagnosis awal melalui verifikasi gejala adalah sistem pakar. Sistem pakar ini menggunakan metode *fuzzy k-nearest neighbor*, yang merupakan teknik klasifikasi untuk memprediksi data uji berdasarkan nilai keanggotaan tertinggi pada setiap kelas penyakit sebagai diagnosis yang diharapkan. Sistem pakar ini mengandalkan lima belas parameter gejala dan tiga kategori penyakit. Hasil analisis pengaruh nilai *k* terhadap akurasi menunjukkan rata-rata akurasi sebesar 90,75%. Dalam pengidentifikasian yang tepat pada dampak variasi jumlah data pelatihan, diperoleh rata-rata akurasi sebesar 87%, sedangkan dalam pengujian dampak komposisi data pelatihan, akurasi tertinggi mencapai 94% yang berasal dari komposisi data pengujian yang seimbang.

Penelitian yang di teliti oleh Beni Basuki., *et al.* (2023) Pengembangan dari perusahaan sangat penting bagi para peternak, baik yang baru memulai ataupun yang telah lama berkecimpung dalam dunia peternakan. Banyak perusahaan utama mengalami kendala dalam memodelkan tingkat kesuksesan dalam memelihara ayam pedaging karena besarnya volume data dari peternak yang bergabung dengan perusahaan, sehingga menyulitkan dan memberatkan perusahaan untuk menilai tingkat

kepuasan dalam berternak ayam pedaging. Untuk mengelola jumlah data yang semakin meningkat, diperlukan penambangan data dan algoritma *K-Nearest Neighbour* (KNN) dalam proses pengklasifikasian. Studi ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat keberhasilan produksi ayam broiler di Riau dan mengevaluasi akurasi model metode *K-Nearest Neighbor*. Sebanyak 927 data produksi hewan ternak di Riau digunakan, di mana 80% data digunakan untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Pada penilaian matriks kebingungan dalam menentukan bahwa akurasi paling tinggi terjadi pada k = 3 dengan akurasi 86,49%, presisi 75,00%, dan recall 70,21%.

Penelitian yang dilakukan oleh *Tukiyat., et al*. (2024) merupakan penerapan pendekatan klasifikasi dalam data mining dengan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbors* (K-NN) dengan metode pembanding *Naive Bayes*. Penelitian ini menggunakan metode *hold-out* dengan pembagian data 60:40 dan 70:30 untuk pelatihan dan pengujian model. Tingkat keberhasilan produksi diklasifikasikan menjadi tiga kategori: baik, kurang baik, dan sangat baik. Temuan penelitian mengungkapkan bahwa algoritma K-NN mengungguli dengan akurasi 92,59%, dibandingkan dengan *Naive Bayes*, yang mencapai 76,67%. Mengenai *recall*, K-NN mencatat nilai 96,67%, lebih tinggi dari *Naive Bayes* di 71,67%. Namun, *Naive Bayes* menunjukkan presisi sedikit lebih baik (94,29%) daripada K-NN (93,55%). Hasil penelitian ini menegaskan bahwa algoritma K-NN lebih efektif untuk mengklasifikasi tingkat keberhasilan produksi ayam pedaging.

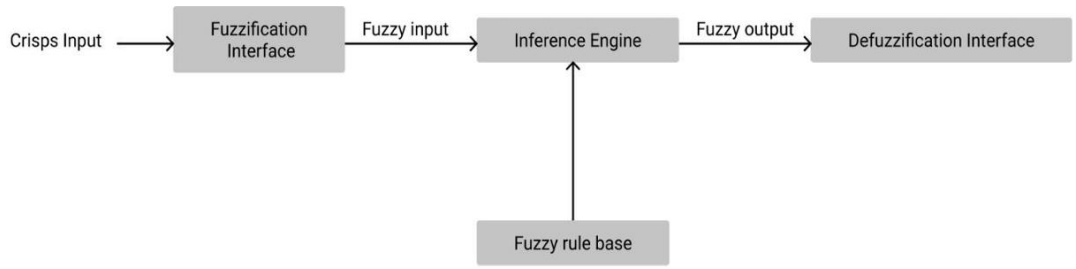
Penelitian oleh *Mahinda Mailagaha Kumbure and Pasi Luukka* (2022) Dimana Algoritma *fuzzy k-nearest neighbor* (FKNN), salah satu teknik pembelajaran terbimbing yang paling terkenal dan efektif, sering digunakan dalam masalah

klasifikasi data tetapi jarang digunakan dalam pengaturan *regresi*. Makalah ini memperkenalkan model *regresi fuzzy k-nearest neighbor* yang baru dan lebih umum. Generalisasi didasarkan pada penggunaan jarak *Minkowski*, bukan jarak *Euclidean* yang biasa. Jarak *Euclidean* sering kali bukan pilihan yang optimal untuk masalah praktis, dan hasil yang lebih baik dapat diperoleh dengan menggeneralisasi ini. Penggunaan jarak *Minkowski* memungkinkan metode yang diusulkan untuk mendapatkan tetangga terdekat yang lebih masuk akal dengan sampel target. Keuntungan utama lain dari metode ini adalah bahwa tetangga terdekat dibobot dengan bobot *fuzzy* berdasarkan kesamaannya dengan sampel target, yang mengarah ke prediksi paling akurat melalui rata-rata tertimbang. Kinerja metode yang diusulkan diuji dengan delapan set data dunia nyata dari berbagai bidang dan dijadikan tolok ukur untuk *k-nearest neighbor* dan tiga metode *regresi* canggih lainnya. Metode FKNNreg berbasis jarak *Manhattan* dan jarak *Euclidean* juga diterapkan, dan hasilnya dibandingkan. Hasil empiris menunjukkan bahwa metode *regresi fuzzy* berbasis jarak *Minkowski* (Md-FKNNreg) yang diusulkan mengungguli tolak ukur dan dapat menjadi algoritma yang baik untuk masalah regresi. Secara khusus, model Md-FKNNreg memberikan rata-rata galat akar kuadrat keseluruhan terendah secara signifikan (0,0769) dari semua metode regresi lain yang digunakan. Sebagai kasus khusus jarak *Minkowski,* jarak *Manhattan* menghasilkan kondisi optimal untuk Md-FKNNreg dan mencapai kinerja terbaik untuk sebagian besar kumpulan data.

2.2. Algoritma *Fuzzy Logic*

Dicetuskan pada Tahun 1965 oleh *Lotfi Aliasker Zadeh*, logika *fuzzy* dapat didefinisikan sebagai perluasan dari logika Boolean yang didasarkan pada teori

matematika himpunan *fuzzy* (Dayang, Paul., *et al.* 2021). Ini adalah pendekatan yang digunakan untuk memodelkan ketidakpastian dan ketidakjelasan penalaran manusia menggunakan himpunan *fuzzy* dengan derajat kebenaran bervariasi antara 0 dan 1, dengan 0 berarti sepenuhnya salah dan 1 sepenuhnya benar. Dalam pendekatan yang kami usulkan, komponen Logika *Fuzzy* bertindak seperti sistem inferensi *fuzzy* pada umumnya, tetapi dalam kasus kami, yang digunakan adalah sistem inferensi *fuzzy Mamdani* (Dayang, Paul., *et al*. 2021). Arsitektur umum sistem inferensi Logika *Fuzzy* terutama terdiri dari bagian-bagian berikut:



Gambar 2.1 Sistem *inferensi fuzzy*
(Dayang, Paul., *et al.* 2021)

2.2.1. *Fuzzification interface*

Fuzzifikasi adalah proses penguraian masukan sistem menjadi satu atau lebih himpunan *fuzzy* dengan memanfaatkan fungsi keanggotaan seperti halnya fungsi keanggotaan segitiga, fungsi keanggotaan trapesium, dll. (Z. D. Xu., *et al*. 2017). Di sini, informasi diubah menjadi bentuk yang dapat dicari oleh sistem di Basis Pengetahuannya.

2.2.2. *Knowledge base or fuzzy rule base*

Basis aturan *fuzzy* adalah tempat penyimpanan semua aturan himpunan Logika *Fuzzy*, dan aturan-aturan tersebut berbentuk jika... maka. Jadi, setiap kali sistem

mencoba memecahkan masalah baru, jika... maka dijalankan, dan sistem kemudian mengerjakan aturan yang diperolehnya dari kondisi yang cocok (Dayang, Paul., *et al.* 2021).

2.2.3. *Inference engine*

Mesin inferensi bertanggung jawab untuk menghasilkan hasil yang valid dengan menganalisis dan menyimpulkan semua informasi yang diperoleh dari proses *fuzzifikasi.* Mesin ini dapat dipandang sebagai modul agregasi aturan-aturan valid yang dipilih. Kesimpulan akhir kemudian dikirim untuk dimodifikasi lebih lanjut ke komponen defuzzifikasi (Dayang, Paul., *et al.* 2021).

2.2.4. *Defuzzification interface*

Defuzzifikasi adalah inversi *fuzzifikasi* di mana pemetaan dilakukan untuk mengubah hasil tegas menjadi hasil *fuzzy*, tetapi untuk defuzzifikasi, pemetaan dilakukan untuk mengubah hasil *fuzzy* menjadi hasil tegas. Proses ini mampu menghasilkan aksi kontrol *nonfuzzy* yang menggambarkan distribusi kemungkinan aksi kontrol *fuzzy* yang disimpulkan. Ada banyak pendekatan defuzzifikasi: pusat area, nilai maksimum terakhir, rata-rata maksimum, dll (Dayang, Paul., *et al*. 2021).

Sebagai contoh teknik defuzzifikasi*,* kita memiliki pusat area yang menghitung posisi di bawah kurva di mana luas di kedua sisinya sama. Pusat area menghasilkan aksi yang membagi area menjadi dua wilayah dengan permukaan yang sama. Sistem rekomendasi tanpa dataset sebelumnya atau umpan balik dan peringkat pengguna sering kali rentan terhadap ketidakpastian atau ketidakjelasan. Karena ketika merekomendasikan suatu barang tertentu, rumusannya mungkin agak samar, seperti merekomendasikan hidangan kaya protein, yang mana kekayaannya tidak dapat diukur.

Oleh karena itu, satu-satunya metode yang dapat mengatasi tingkat ketidakjelasan ini adalah pendekatan Logika *Fuzzy*.

2.3. Algoritma *K-Nearest Neighbors*

K-Nearest Neighbors (KNN) adalah metode pengklasifikasian untuk objek baru yang bergantung pada data pelatihan yang paling dekat *(nearest neighbor)* dengan objek tersebut. Kedekatan atau jarak tetangga biasanya diukur dengan jarak *euclidean*. Berdasarkan (Zainuddin *et al*. 2016), Metode *K-Nearest Neighbor (KNN)* adalah suatu metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan objek dengan membandingkan data pelatihan yang paling dekat jaraknya dengan objek tersebut. Menurut Krisandi dan Helmi (2013), Algoritma KNN adalah metode yang mengukur jarak antara data uji dan data latih berdasarkan nilai terendah dari kedekatan terdekat (Oktinas, 2017).

Kelebihan algoritma KNN adalah salah satu algoritma (model) *machine learning* yang non-parametrik, garis keputusan kelas yang dihasilkan oleh model ini dapat sangat fleksibel dan *non-linear*. Selanjutnya, KNN tahan terhadap data sampel pelatihan yang bising dan memiliki konsistensi yang tinggi. KNN juga sangat efektif apabila digunakan untuk data berjumlah besar. Sementara itu, kelemahan algoritma KNN adalah peneliti harus menetapkan sendiri nilai *k* (jumlah tetangga terdekat). KNN juga tidak secara implisit mengatasi nilai yang hilang dan peka terhadap data pencilan (*outlier*) (Nugraha *et al*. 2018).

2.4. Algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbors

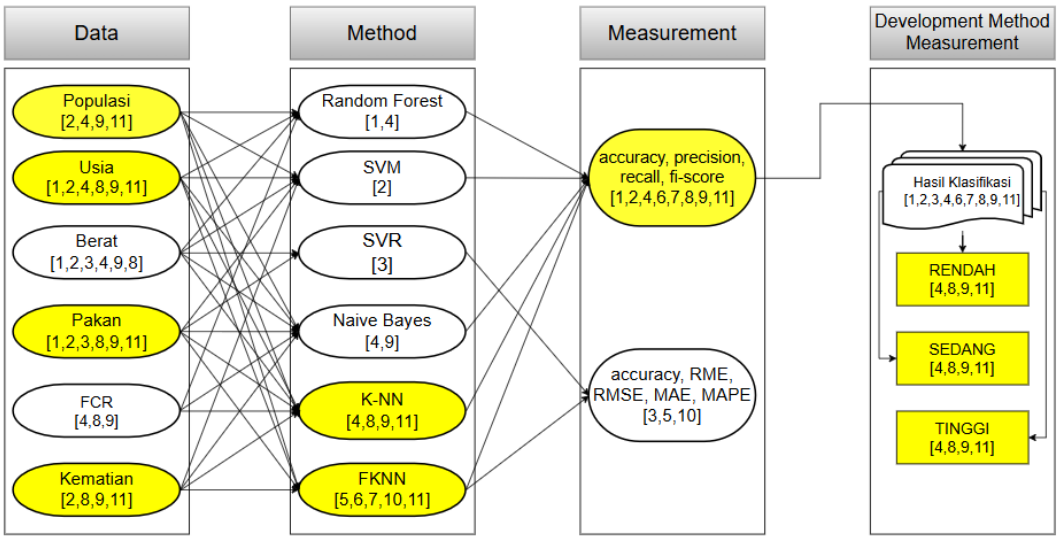
Algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* adalah metode yang berkembang dari metode *k-nearest neighbors*, di mana kelas dikaitkan dengan *vektor* sampel berdasarkan tingkat keanggotaan, bukan dengan menetapkan *vektor* ke kelas tertentu

secara langsung. Keuntungannya adalah algoritma ini tidak menetapkan sembarangan. Selain itu, nilai keanggotaan *vektor* perlu memberikan jaminan yang mendampingi klasifikasi yang dihasilkan. Sebagai contoh, jika sebuah *vektor* menunjukkan tingkat keanggotaan 0,9 di satu kelas dan 0,05 di dua kelas lainnya, kita dapat memastikan bahwa *vektor* itu tergolong dalam kelas dengan tingkat keanggotaan 0,9. Dalam situasi lain, jika *vektor* memiliki nilai keanggotaan 0,55 di kelas pertama, 0,44 di kelas kedua, dan 0,01 di kelas ketiga, kita perlu lebih teliti dalam menetapkan kelas *vektor* itu. Akan tetapi, kita dapat yakin bahwa *vektor* itu tidak termasuk dalam kelas ketiga. Dalam kondisi seperti ini, *vektor* itu dapat diteliti lagi untuk memastikan kelasnya dengan jelas, karena nilai keanggotaannya cukup tinggi di dua kelas teratas. Jelas bahwa hasil penugasan keanggotaan dari algoritma bisa membantu dalam proses klasifikasi. (Keller, Gray, & Givens, 1985).

Dasar Algoritma ini menetapkan tingkat pengelompokan sebagai fungsi jarak dari *vektor* *k*-tetangga terdekat dan pengelompokan masing-masing tetangga dalam kolom-kolom yang relevan. Algoritma *fuzzy* serupa dengan versi *crisp* dalam artian bahwa algoritma ini juga harus mencari *k*-tetangga terdekat dalam himpunan sampel berlabel. Selain memperoleh *k* sampel ini, prosedurnya berbeda secara signifikan (Keller., *et al.* 1985).

2.5. Kerangka Teori

Dalam menjalankan penelitian tentang optimalisasi klasterisasi produksi bebek pedaging perlu mengacu Pada penelitian sebelumnya yang telah dilakukan, kerangka teori seperti itu akan diterapkan oleh peneliti pada gambar 2.2:



Jihao You., et al.(2023)[1], *Philip J.Hepworth., et al*.(2012)[2], *Somaye Amrei., et al*.(2017)[3], Christian Cahyaningtyas., et al.(2022)[4], *James M.Keller., et al*.(1985)[5], *Oscar Castillo., et al*.(2012)[6], Dwi Citra Annisa., *et al*(2016)[7], Beni Basuki., *et al*.(2023)[8], *Tukiyat*., *et al*.(2024)[9], *Mahinda Mailagaha Kumbure and Pasi Luukka*.(2021)[10], Azkiya Mahmud., *et al*.(2025)[11]

Gambar 2.2 Kerangka teori

Dimana pada gambar 2.2 dapat dipahami bahwa terdapat tiga langkah sebelum penelitian diterapkan, Langkah pertama pengumpulan beberapa varibel yang akan diteliti, di lanjutkan ke tahap selanjutnya meemilih beberapa metode yang sudah diterap oleh peneliti sebelumnya, di lanjutkan kedalam Langkah ketiga yaitu menentukan beberapa metode yang akan peneliti terapkan. Selanjutnya, langkah berikutnya adalah mencoba beberapa metode yang sudah digunakan dalam penelitian sebelumnya untuk menganalisis seberapa berhasil proses klasifikasi hasil produksi unggas pedaging, berikut hasil analisa penelitian sebelumnya pada tabel 2.1. didapatkan beberapa akurasi yang nantinya akan dijadikan acuan oleh peneliti untuk menentukan metode yang akan digunakan.

Tabel 2.1 Literatur penelitian sebelumnya.

No	Nama Penulis & Tahun	Metode Penelitian	Judul Jurnal	Hasil Penelitian
1	*Jihao You., et al. (2023)*	*Random Forest Classification*	*Application of random forest classification to predict daily oviposition events in broiler breeders fed by precision feeding system*	Akurasi RF 85%
2	*Philip J. Hepworth., et al. (2012)*	*SVM*	*Broiler chickens can benefit from machine learning: support vector machine analysis of observational epidemiological data*	Akurasi SVM 78%
3	*Somaye Amraei., et al. (2017)*	*Support Vector Regression*	*Application of computer vision and support vector regression for weight prediction of live broiler chicken*	Akurasi SVR 98%
4	Christian Cahyaningtyas, Danny Manongga, Irwan Sembiring. (2022)	*Naïve Bayes, Random Forest, dan K-Nearest Neighbour*	Analisis perbandingan algoritma dan *feature selection* untuk klasifikasi hasil panen ayam broiler.	Akurasi NB: 88% RF: 89% KNN: 80%
5	*James M.Keller, Michael R.Gray, and James A.Givens, JR., (1985)*	*FKNN*	*A Fuzzy K-Nearest Neighbor Algorithm*.	meskipun tidak menghasilkan tingkat kesalahan serendah pengklasifikasi tetangga terdekat fuzzy, secara komputasi menarik dan juga menghasilkan penugasan keanggotaan yang diinginkan
6	*Oscar Castillo et al. (2012)*	*FKNN*	*Hybrid intelligent system for cardiac arrhythmia classi cation with Fuzzy K-Nearest Neighbors and neural networks combined with a fuzzy system*	Akurasi FKNN 98%
7	Dwi Citra Annisa, Rekyan Regasari Mardi Putri, Marji (2016)	*FKNN*	Sistem Pakar Diagnosa Awal Penyakit DBD, Malaria, dan *Tifoid* Menggunakan Metode *Fuzzy K-Nearest Neighbors* (FKNN)	Akurasi FKNN: 94%

8	Beni Basuki, Alwis Nazir, Siska Kurnia Gusti, Lestari Handayani, Iwan Iskandar. (2023)	*K-Nearest Neighbour*	Klasifikasi Tingkat Keberhasilan Produksi Ayam Broiler di Riau Menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor*	Akurasi KNN 86,49%
9	*Tukiyat, Sajarwo Anggai, Agnia Bilqisti.* (2024)	*K-Nearest Neigbour dan Naïve Bayes*	Analisis Klasifikasi Keberhasilan Produksi Ayam Broiler Menggunakan Metode *K-Nearest Neighbors* dan *Naive Bayes* di PT. Jandela Jaga Kaloka (Jajaka)	Akurasi KNN: 92,59 % NB: 76,67 %
10	*Mahinda Mailagaha Kumbure and Pasi Luukka* (2021)	*Fuzzy K-Nearest Neighbors Regression*	*A generalized fuzzy k-nearest neighbor regression model based on Minkowski distance*	Akurasi RMS error (0.0769)
11	Azkiya Mahmud *et al.* (2025)	*Fuzzy K-Nearest Neighbors*	Analisis dan Klasifikasi Status Produksi Bebek Pedaging Menggunakan Algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbors.*	-

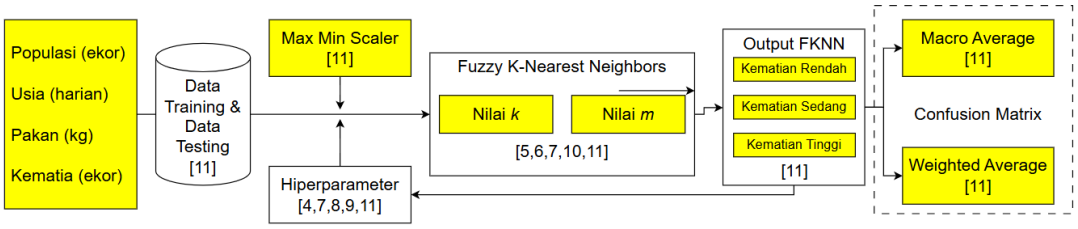
Mengacu pada tabel 2.1 dari penelitian sebelumnya, terlihat bahwa algoritma *K-Nearest Neighbors* menunjukkan kinerja yang cukup baik dibandingkan dengan metode lainnya. Ini terbukti melalui tingkat akurasi yang melebihi 80%. Oleh karena itu, para peneliti berusaha menerapkan pengembangan dari metode *K-Nearest Neighbors,* yaitu metode *Fuzzy K-Nearest Neighbors*. Dimana dalam metode tersebut memadukan antara metode KNN dan *Fuzzy Logic*. Harapan peneliti dapat meningkatkan akurasi dalam menguji sebuat data.

BAB III

METODOLOGI PENENLITIAN

3.1. Kerangka Konseptual

Peneliti merancang kerangka konsep yang telah peneliti analisa sebelumnya dalam penelitian terdahulu untuk menganalisa dan mengklasifikasikan status produksi bebek pedaging menggunakan algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbors* (FKNN). Adapun kerangka konseptual penelitian ini diperlihatkan pada Gambar. 3.1:



Christian Cahyaningtyas., *et al*. (2022) [4], *James M.Keller., et al*. (1985) [5], *Oscar Castillo., et al*. (2012) [6], Dwi Citra Annisa., *et al.* (2016) [7], Beni Basuki., *et al*. (2023) [8], Tukiyat., *et al*. (2024) [9], *Mahinda Mailagaha Kumbure and Pasi Luukka*. (2021) [10], Azkiya Mahmud., *et al*. (2025)[11]

Gambar 3.1 Kerangka konseptual

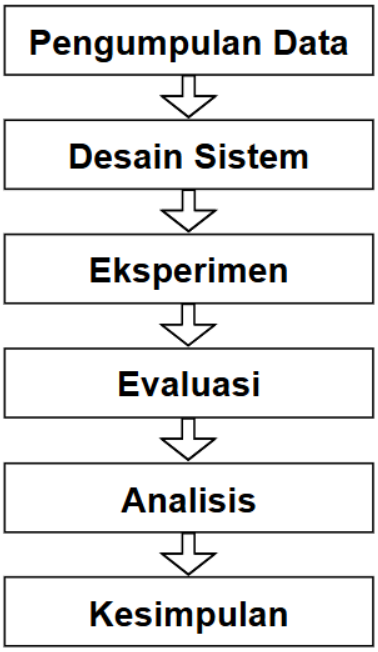
Pada gambar 3.1. menggambarkan tahapan-tahapan yang dilakukan dalam proses penelitian, mulai dari input data, tahap praproses, proses utama ektraksi dan klasifikasi data, hingga tahap kombinasi metode untuk memanfaatkan kekuatan berbagai model individual untuk menghasilkan model prediktif yang lebih kuat.

Pada tahap awal, data produksi yang digunakan berasal dari dataset PT.Multi Farmindo Jaya yang terdiri dari 4 variabel meliputi populasi, usia, pemakaian pakan, dan kematian. Dataset ini kemudian melalui tahap preprocessing, yang mencakup proses normalisasi menggunakan *MaxMinScaler*. Selanjutnya, data yang telah diproses digunakan dalam proses utama, yaitu klasifikasi menggunakan algoritma FKNN. Model FKNN ini digunakan untuk mengklasifikasikan data produksi bebek.

Secara keseluruhan, kerangka konseptual ini menjadi landasan dalam mengembangkan *proposed method* yang bertujuan meningkatkan performa klasifikasi dengan menentukan parameter eksponensial dalam fungsi keanggotaan *fuzzy* dan jarak *euclidean*.

3.2. Alur Penelitian

Beberapa langkah dalam penelitian ini dilakukan secara terencana agar proses dari desain hingga implementasi dapat berjalan lancar, dimulai dari aspek-aspek mendasar hingga mencapai hasil yang maksimal. Langkah awal adalah pengumpulan data, dimulai dengan menganalisis proses bisnis untuk mengidentifikasi dan memahami bagaimana proses tersebut beroperasi. Selanjutnya dilakukan pemahaman data dan persiapan data. Setelah data terkumpul, dilanjutkan dengan desain sistem, kemudian dilakukan eksperimen model menggunakan algoritma *Fuzzy K-Nearest Neigbors* (FKNN) dari hasil perhitungan metode yang sudah ditentukan akan dilanjutkan kedalam perhitungan perbandingan rata rata menggunakan beberapa parameter pada metode FKNN. Selanjutnya adalah melihat hasil evaluasi dari pembacaan setiap akurasinya, kemudian setelah melewati beberapa parameter yang telah diterapkan. Selanjutnya, analisa terhadap hasil akhir dengan menggunakan pengukuran *Confusion Matrix* . Terakhir dilakukan penarikan kesimpulan dari beberapa experimen. Untuk alur proses desain penelitian dapat disimpulkan pada Gambar 3.2:



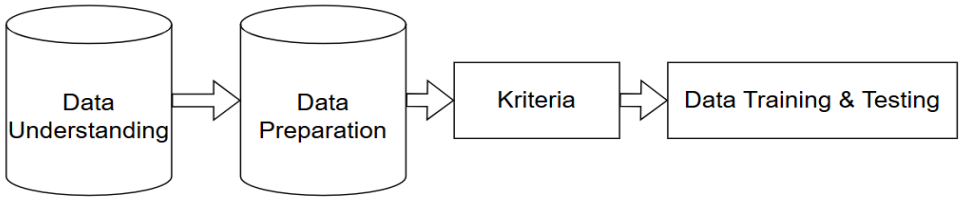
Gambar 3.2 Alur penenlitian.

Mengacu terhadap gambar 3.2 Tahapan penelitian menerangkan rangkaian urutan pekerjaan penelitian yang dimulai dengan mengumpulkan data yang telah didapatkan oleh penulis dari perusahaan, yang menjelaskan dataset dan atribut yang digunakan. Selanjutnya adalah desain sistem yang mencakup persiapan data yang dimulai dengan proses pengolahan data terlebih dahulu, serta penjelasan tentang algoritma FKNN. Selanjutnya proses eksperimen yang mana peneliti akan melakukan uji coba terhadap Algoritma FKNN. Selanjutnya, dilakukan proses evaluasi menggunakan perhitungan *Confusion Matrix* untuk ditarik penjelasan mengenai tingkat *accuracy, precision, recall*, dan *f1-score*.

3.3. Pengumpulan Data

Pengumpulan data adalah bagian penting dalam penelitian ini, oleh karena itu dilakukan beberapa tahapan agar data yang akan diproses lebih akurat. Untuk

mendapatkan data yang tepat dan siap dianalisis, dibutuhkan beberapa langkah. Hal ini dijelaskan pada Gambar 3.2, yang dimulai dari memahami produksi bebek dari objek yang diteliti, termasuk pemahaman terhadap data yang akan dikelompokkan yaitu (data understanding) dan persiapan data yang akan diproses (data *preparation*). Oleh sebab itu, pengumpulan data dapat dilakukan secara presisi dan siap dilanjutkan ke tahapan berikutnya. Berikut Langkah-langkah pengumpulan data pada gambar 3.3:



Gambar 3.3 Alur proses persiapan dataset.

3.3.1. Data *Understanding*

Setelah memerhatikan rangkaian produksi bebek selanjutnya adalah menerangkan data yang berkaitan tentang kematian bebek *(Foster Provost and Tom Fawcett, 2013)*. Proses penerapa data yang akan dipakainuntuk penelitian yaitu data Populasi, Usia, Pemakaian Pakan dan Deplesi atau kematian yang nantinya sangat berpengaruh terhadap klasifikasi *Fuzzy K-Nearest Neighbor*. Selain itu, jumlah perhitungan yang dilalui juga mempengaruhi pada saat perhitungan, yaitu adanya nan saat proses perhitungan. Berikut data yang kami dapatkan dari perusahaan dari tiga kandang dengan tiga siklus panen pada tabel 3.1 meliputi:

Tabel 3.1 Dataset 3 kandang dan 4 siklus panen.

No	Kandang	Populasi	Pemakaian Pakan	Deplesi
1	20ac-S1	9549	28400	415
2	17a-S1	9800	27600	432
3	13ac-S1	9575	25950	443
4	20a-S2	9564	32400	460

5	17b-S2	9617	33900	406
6	13a-S2	9686	32175	350
7	20a-S3	9680	33100	368
8	17a-S3	9729	31050	330
9	13a-S3	9724	33500	305
10	20ac-S4	9291	29750	740
11	17ac-S4	10530	30050	941
12	13ac-S4	9483	31800	545

Pada Tabel 3.1 Ada data yang mungkin memengaruhi penerapan model yang akan digunakan selain jumlah variabel dan penentuan label. Salah satu variabel tersebut nantinya akan berdampak besar pada proses perhitungan klasifikasi yang dilakukan.

3.3.2. Data *Preparation*

Data *preparation* Merupakan tindakan yang dilakukan oleh peneliti untuk mengubah data yang masih mentah menjadi data yang berkualitas, sehingga sistem dapat memahami dan membacanya dengan tepat. Berikut jenis data yang digunakan oleh peneliti pada tabel 3.2:

Tabel 3.2 Empat jenis kelompok dataset.

No	**Atribut**	**Tipe Data**	**Keterangan/Identifikasi**
1	Populasi	Numeric	Jumlah Ekor Bebek pada kandang
2	Usia	Numeric	Usia Harian Bebek
3	Pemakaian Pakan	Numeric	Jumlah satuan gram
4	Kematian	Numeric	Kematian harian per ekor

Setelah penetuan jenis kelompok jenis pada tabel 3.2, lalu untuk jumlah data yang kami gunakan yaitu dengan rincian pada tabel 3.3. sebagai berikut:

Tabel 3.3 Dataset yang akan diolah.

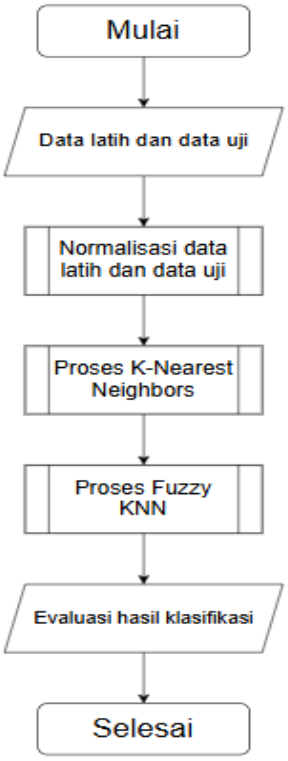
No	Populasi	Usia	Kematian	Pakan
1	9982	1	24	250
2	9958	2	20	250
3	9938	3	10	250
4	9920	4	15	250
5	9905	5	15	250
…	…	…	…	…
404	9572	30	15	1500
405	9557	31	16	1500

406	9541	32	19	1750
407	9522	33	21	1750
408	9501	34	18	1750

Pada tabel 3.3 menerangkan bahwa dataset terdiri dari empat kelompok siklus panen dengan data sejumlah 408 dataset yang akan dianalisa oleh penelitian.

3.4. Desain Sistem

Desain sistem akan menjelaskan cara sistem melakukan klasifikasi status produksi bebek pedaging dengan mengimplementasikan Algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FKNN) sebagai metode pertama, kemudian hasil dari kedua algoritma tersebut diolah melalui proses evaluasi ke dalam *confusion matrix* untuk memperoleh akurasi yang terbaik. Rangkaian proses desain sistem dalam pengimplementasian ini dapat dilihat pada gambar 3.4:



Gambar 3.4 Desain sistem penenlitian.

Pada gambar 3.4 merupakan proses pengelompokan menggunakan metode *fuzzy k-nearest neighbors* yang terdiri dari tiga tahap utama yaitu:

3.4.1. Normalisasi Data Latih dan Data Uji

Rangkaian ini disebut juga sebagai pre-processing, di mana peneliti menggunakan metode normalisasi. Normalisasi atau mensterilkan data dilakukan pada nilai parameter identifikasi dalam data *train* dan data *test*. Tujuannya adalah supaya parameter memiliki acuan nilai yang tidak terlalu berbeda, sehingga sistem bisa mengklasifikasikan data dengan lebih baik. Pada tahap ini peneliti menggunakan *Min-Max Scaling* yaitu mengubah data kedalam rentang tertentu, antara 0 dan 1. Dengan persamaan 3.1 (Han., *et al*. 2011) sebagai berikut:

$$X_{baru} = \frac{V - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad 3.1$$

Pada persamaan 3.1 merupakan perhitungan *min-max scaling* untuk menormalisasi data menjadi 0 dan 1. Berikut keterangan persamaan 3.1:

X_{baru} = adalah nilai data yang telah di dinormalisasi
V = adalah nilai data asli
X_{min} = adalah nilai minimum dari fitur pada kolom data produksi
X_{max} = adalah nilai maksimum dari fitur pada kolom data produksi

Setelah dilakukan tahapan normalisasi data, dilanjutkan ketahap selanjutnya yaitu proses pencarian nilai *k* menggunakan jarak *euqlidean* pada tahap Proses KNN.

3.4.2. Proses K-Nearest Neighbors

Dalam proses pengklasifikasian, jarak *euclidean* digunakan untuk menghitung jarak antara data uji dan data latih. Setelah jarak *euclidean* ditemukan, selanjutnya jarak tersebut disesuikan dari yang terkecil hingga terbesar. Langkah berikutnya adalah menentukan jarak terdekat dari pengelompokkan data *train* dan data *test*. Berikut

merupakan persamaan 3.2 (Han., *et al*. 2011) dalam menghitung jarak menggunakan euclidean.

$$d(x_1, x_2) = \sqrt{\sum_{r=1}^{n} (a_r(x_1) - a_r(x_2))^2} \quad 3.2$$

Keterangan dari persamaan 3.2:

$x_1\ dan\ x_2$ = dua record dengan n atribut
n = banyaknya data
$d(x_1, x_2)$ = jarak euclidean
a_r = nilai atribut ke-*r* pada record

Setelah mendapatkan hasil jarak *Euclidean*, jarak tersebut disusun dari yang terendah hingga yang tertinggi. Tujuannya adalah untuk memperlihatkan seberapa besar kesamaan antara data uji dan data latih. Semakin rendah nilai jarak *Euclidean*, semakin dekat tingkat kesamaan kelas data uji tersebut. Setelah urutan jarak *Euclidean* selesai, *k* tetangga terdekat diambil untuk memprediksi label kelas dari catatan baru berdasarkan label kelas dari tetangga-tetangga itu. Setelah *k* tetangga terdekat ditentukan, langkah berikutnya adalah menetapkan kelas target. Kelas dengan jumlah terbanyak akan dijadikan kelas sasaran. Selanjutnya, diambil sejumlah data dengan jarak minimum sebanyak *k* data, yang akan dipakai untuk menghitung nilai keanggotaan melalui *fuzzy* KNN.

3.4.3. Proses Fuzzy K-Nearest Neighbors

Setelah menyelesaikan proses *k-nearest neighbors*, langkah berikutnya adalah melaksanakan proses *fuzzy k-nearest neighbor* dalam metode ini. Dalam proses ini, nilai keanggotaan diberikan kepada data uji setelah melewati proses *k-nearest neighbors*. Kelas yang memiliki nilai keanggotaan terbesar akan menjadi kelas hasil

perhitungan. Penentuan nilai keanggotaan kelas dilakukan pada tahap ini ke-*i* pada tetangga ke-*j* yang diimplementasikan kedalam persamaan 3.3 (Han., *et al*. 2011):

$$u_i(x) = \frac{\sum_{j-1}^{k}\left(\frac{1}{d(x,x_j)^{\frac{2}{m-1}}}\right).label_{ij}}{\sum_{j-1}^{k}\left(\frac{1}{d(x,x_j)^{\frac{2}{m-1}}}\right)} \quad 3.3$$

Pada persamaan 3.3 dinyatakan bahwa:

$u_i(x)$ = adalah derajat keanggotaan data baru *x* ke kelas *i*.
k = adalah jumlah tetangga terdekat yang telah ditentukan
$d(x, x_j)$ = adalah jarak *euclidean* antara data baru *x* dan tetangga ke-*j*
$label_{ij}$ = adalah variabel yang bernilai 1 jika tetangga ke-*j* termasuk kedalam kelas *i*, dan 0 jika tidak.
m = adalah parameter *fuzzifier*, menggunakan nilai 2.

Pada persamaan 3.3 dimana $u_i(x)$ adalah nilai fungsi keanggotaan dari contoh uji *x* ke kelas *i*. $d(x, x_j)$ adalah jarak *euclidean* antara *x* dan x_j, sedangkan $u_i(x_j)$ adalah nilai keanggotaan *fuzzy* dari tetangga ke-*j* ke kelas ke-*i*. *m* adalah nilai parameter keanggotaan kekuatan *fuzzy* antara 1 dan 2 yang menentukan bagaimana jarak diukur, dan variabel *k* menunjukkan jumlah tetangga terdekat.

3.5. Eksperimen

Pada tahap eksperimen digunakan alat bernama *Google Collab* sebagai pilihan, karena *Google Collab* menggunakan bahasa pemrograman *Python*, berbasis *web* tanpa perlu menginstal di *PC* atau laptop, serta mudah dipresentasikan dengan dukungan aplikasi dan data yang terkumpul dalam satu tempat di *Google Drive*. Data *spreadsheet* yang akan diproses disimpan di *Google Drive* sebagai sumber datanya, kemudian *Google Collab* mengambil sumber data dari *URL* tempat data tersebut tersimpan.

Dataset yang digunakan dalam eksperimen ini dipilih dengan beberapa atribut, yaitu Populasi, Usia, Pemakaian Pakan, dan Jumlah Kematian. Dalam pelaksanaan, atribut rujukan yang digunakan adalah "*deplesi*" atau kematian, yang berfungsi sebagai label untuk menilai acuan keberhasilan produksi. Selanjutnya ditetapkan rasio antara jumlah data *train* dan *test* yaitu 75:25 sebagai dasar sebelum proses optimasi dilakukan. Dalam pelaksanaan penelitian ini dilakukan beberapa tahap atau langkah untuk memudahkan proses perkiraan kematian bebek. Tahapan tersebut adalah elemen fundamental dari keseluruhan proses implementasi. Dilanjutkan dengan penggunaan metode *GridSearchCV* untuk mencari nilai *k* dan nilai *m* pada gambar 3.5:

```
param_grid = {
   'k': [3, 5, 7, 9, 11, 13],
   'm': [2.0, 3.0, 3.5]
}

fknn_estimator = FKNNClassifier()

grid_search = GridSearchCV(
   estimator=fknn_estimator,
   param_grid=param_grid,
   scoring='accuracy',
   cv=5,
   verbose=2,
   n_jobs=-1
)

print("Memulai proses tuning hyperparameter dengan GridSearchCV...")
start_time = time.time()

grid_search.fit(X_train_scaled, y_train)

end_time = time.time()
print(f"\nGrid Search selesai dalam {end_time - start_time:.2f} detik.")
```

Gambar 3.5 Menentukan nila *k* dan *m* terbaik dengan *GridSearchCV*

Pada gambar 3.5 merupakan proses metode *GridSearchCV* untuk menentukan nilai *k* dan nilai *m* terbaik yang nantinya akan digunakan untuk parameter pengujian

metode FKNN.

3.5.1. Pengaruh Nilai “k” Terhadap Akurasi

Pengujian sistem dilakukan agar mengetahui apakah sistem yang sudah dibuat bisa berjalan sesuai dengan harapan. Dalam pengujian ini, ada beberapa jenis pengujian yang dilakukan, seperti pengujian akurasi. Uji akurasi dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi sistem dengan diagnosa yang diperoleh dari para ahli. Selain itu, dilakukan juga pengujian pengaruh nilai *k* terhadap akurasi, pengujian pengaruh jumlah data pelatihan pada akurasi, serta pengujian pengaruh komposisi data pelatihan terhadap akurasi sistem. Uji variasi nilai *k* dilaksanakan untuk mengidentifikasi pengaruh jarak terdekat pada tingkat akurasi sistem dan untuk menemukan nilai *k* yang menghasilkan akurasi paling tinggi. Dalam uji ini, data latih dan data uji digunakan dengan cara yang berbeda. Selanjutnya, dihitung rata-rata ketepatan untuk setiap nilai *k*. Contoh uji dampak nilai *k* terhadap presisi ditunjukkan pada Tabel 3.4:

Tabel 3.4 Contoh pengujian pengaruh nilai “k”.

Nilai *k*	Data Latih dan Data Uji			Nilai rata-rata akurasi
	60 : 40	75 : 25	80 : 20	
5	%	%	%	%
9	%	%	%	%
11	%	%	%	%

Pada tabel 3.4 peneliti mencoba membedakan penggunaan nilai *k* terhadap akurasi dari metode FKNN. Dinyatakan bahwa apakah berpengaruh dengan nilai *k* yang berbeda dari hasil klasifikasi untuk menguji akurasi metode FKNN.

3.5.2. Pengaruh Nilai “m” Terhadap Akurasi

Pengujian skenario dilakukan untuk mengetahui akurasi nilai m (bobot pangkat)-

dengan menggunakan nilai m sebesar 2, 3, dan 3.5, serta mengikuti aturan "*k*". Uji coba dilaksanakan sebanyak 5 kali dengan variasi yang berbeda pada setiap eksperimen. Data yang digunakan dalam pengujian ini mencakup data pelatihan dan data pengujian yang telah ditetapkan. Contoh pengujian ini bertujuan untuk mengamati dampak nilai m terhadap tingkat ketepatan ditunjukkan pada tabel 3.5 sebagai berikut:

Tabel 3.5 Contoh pengujian pengaruh nilai "*m*".

Nilai *m*	Data Latih dan Data Uji			Nilai rata-rata akurasi
	60 : 40	75 : 25	80 : 20	
2	%	%	%	%
3	%	%	%	%
3.5	%	%	%	%

Pada tabel 3.5 peneliti mencoba membedakan penggunaan nilai "*m*" terhadap akurasi dari metode FKNN. Dinyatakan bahwa apakah berpengaruh dengan nilai m yang berbeda dari hasil klasifikasi untuk menguji akurasi metode FKNN.

3.5.3. Pengaruh Komposisi Data Latih dan Data Uji Terhadap Akurasi

Uji coba dilakukan untuk memahami apakah komposisi data pelatihan dan pengujian berpengaruh pada tingkat akurasi sistem. Pada pengujian ini diterapkan 3 kelompok data pelatihan, dengan jumlah kelas penyakit yang bervariasi untuk setiap percobaan. Contoh pengujian yang dilakukan adalah dampak komposisi data latih terhadap ketepatan ditunjukkan pada Table 3.5:

Tabel 3.5 Contoh pengujian pengaruh data latih dan data uji.

Percobaan	Komposisi data latih dan data uji				Rata-rata akurasi
	Populasi	Usia	Kosumsi Pakan	Kematian	
60 : 40	408	408	408	408	%
75 : 25	408	408	408	408	%
80 : 20	408	408	408	408	%

Pada tabel 3.5 peneliti mencoba membedakan penggunaan jumlah dan komposisi dataset terhadap akurasi dari metode FKNN. Dinyatakan bahwa apakah berpengaruh dengan jumlah dan komposisi dataset yang berbeda setelah ditentukan nilai k dengan akurasi tertinggi dari hasil klasifikasi untuk menguji akurasi metode FKNN.

3.6. Evaluasi

Setelah menerapkan pemodelan *Fuzzy K-Nearest Neighbor* selanjutnya masuk kedalam proses pengevaluasian menggunakan *Confusion Matrix* untuk menentukan 3 macam hasil performa machine learning yaitu *accuracy, precision*, *recall,* dan *F1-Score* yang didapatkan beberapa analisis sentiment dengan metode FKNN terhadap klasifikasi produksi bebek. Peneliti menghitung hasil metode analisis sentiment FKNN tersebut berdasarkan setiap variable, untuk menentukan hasil akurasi yang paling tinggi.

Confusion Matrix adalah sebuah matriks yang menunjukkan bagaimana *instance* dari setiap kelas yang diprediksi dibandingkan dengan kelas aktual. Hal ini memungkinkan kita untuk menghitung berbagai metrik penilaian seperti akurasi, presisi, *recall, dan f-measure* (Markoulidakis., *et al*. 2021). Matriks kebingungan digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi *Machine Learning*, disajikan dalam bentuk matriks yang membandingkan nilai yang sebenarnya dengan nilai yang diprediksi. Dalam studi ini, terdapat dua kategori dalam matriks kebingungan, yaitu kategori positif dan kategori negatif, seperti yang terlihat pada beberapa kelompok di bawah ini, untuk menentukan hasil dari variabel-variabel berikut:

a. *Accuracy*

Variabel ini digunakan untuk menghitung persentase seberapa besar hasil klasifikasi yang benar, baik itu kejadian positif yang diprediksi benar maupun kejadian negatif yang diprediksi benar, dari total jumlah kejadian. Dalam penelitian ini, kami akan menghitung nilai akurasi untuk setiap kelas yang berhasil diprediksi agar mengetahui seberapa tepat pengklasifikasi tersebut.

b. *Precision*

Variabel ini dipakai untuk menghitung persentase seberapa banyak data kejadian positif yang diprediksi dengan tepat dari total jumlah kejadian yang diprediksi sebagai positif. Variabel berikutnya digunakan untuk menghitung: (jumlah kejadian positif yang benar diprediksi dibagi dengan total kejadian yang diprediksi positif).

c. *Recall*

Variabel ini digunakan untuk menghitung persentase seberapa besar data kebenaran positif yang diprediksi nilai kebenar terhadap jumlah total kebenaran dalam kelas positif.

d. *F1-Score*

F1-Score menunjukkan perbandingan .rata-rata presisi dan recall yang dibobotkan. Variabel yang digunakan untuk menilai tingkat kepuasaan masyarakat dengan menghitung degree karnel, learning rate, iterasi maksimum. Nilai terbaik *F1 Score* adalah 1.0 dan nilai terburuknya adalah 0. *F1 Score* dengan skor yang baik mengindikasikan bahwa model klasifikasi punya *precision* dan *recall* yang baik.

Confusion matrix adalah perhitungan yang memaparkan bahwa klasifikasi jumlah data uji yang benar dan jumlah data uji yang salah (Putra, D.. dan Wibowo, A. 2020). Contoh perhitungan *confusion matrix* pada proses klasifikasi ditampilkan pada Tabel 3.6 sebagai berikut:

Tabel 3.6 Evaluasi *confusion matrix*.

		Ground truth	
Predicted		*True positive (TP)*	*False positive (FP)*
		False negative (FN)	*True negative (TN)*

Pada tabel 3.6 yang mana untuk penerapan nilai kinerja model klasifikasi, untk mensuport peneliti dalam menganalisis kemampuan model dalam mengidentifikasi setiap kelas. Ini juga memudahkan identifikasi area yang memerlukan perbaikan. Misalnya,

a. *True Posstive* (TP)

   Data dokumen kelompok 1 yang benar dan dikelompokkan sebagai kelompok 1. Data klasifikasi dengan label positif sesuai dengan nilai aktual.

b. *True Negative* (TN)

   Data dokumen kelompok 0 yang benar-benar dikategorikan sebagai kelompok 0. Data dari kategori yang memiliki ketentuan negatif dan ketentuan tersebut sesuai dengan nilai kebenaran.

c. *False Positive* (FP)

   Data yang dikelompokkankan sebagai kelas 1 dari data dokumen kelas 0 yang salah tidak sesuai dengan nilai aktual.

d. *False Negative* (FN)

Data dokumen dari kategori yang memiliki target negatif dan target tersebut tidak sesuai dengan nilai kebenaran; ada sebagian data dokumen kelompok 1 yang salah dikategorikan sebagai kelompok 0. Rumus akurasi, presisi, *recall,* dan *f1-score* terdapat pada persamaan 3.4:

$$Akurasi = \frac{total\ prediksi\ benar}{total\ keseluruhan\ data}$$

$$Presisi = \frac{data\ true}{total\ data\ prediksi}$$

$$Recall = \frac{data\ true}{total\ data\ aktual} \quad (3.4)$$

$$FI - score = 2\ x \frac{presisi\ x\ recall}{presisi + recall}$$

(Putra, D. dan Wibowo, A. 2020)

BAB IV

ANALISIS DAN KLASIFIKASI FUZZY K-NEAREST NEIGHBORS

Percobaan dilakukan terhadap model *Fuzzy K-Nearest Neighbors* (FKNN) yang dirancang khusus untuk mengklasifikasikan status produksi bebek pedaging. Evaluasi dilakukan secara komprehensif untuk mengidentifikasi model dengan performa terbaik dan paling optimal dalam klasifikasi status produksi bebek pedaging.

4.1 Pengolahan Data

Pada tahap ini, peneliti akan memproses data kelompok kematian yang berlabel (y) yang nantinya digunakan dalam proses klasifikasi dengan metode FKNN, di mana pada tahap ini diperlukan proses diskritisasi terhadap data kelompok kematian yang menjadi kolom target klasifikasi. Proses ini mengubah data numerik menjadi data kategorikal (‘rendah’, ‘sedang’, ‘tinggi’). Berdasarkan rentang nilai yang telah ditentukan ini berguna untuk merefleksikan tingkat resiko operasional. Aturan yang peneliti gunakan ditampilkan pada tabel 4.1:

Tabel 4.1 Distribusi kategori kematian setelah diskritisasi

Kategori Kematian	Ketentuan Parameter	Julah Data
Rendah	0 hingga 15	293
Sedang	16 hingga 30	90
Tinggi	31 hingga ∞	25
total		408

Christian Cahyaningtyas. *et al*. (2022), Beni Basuki. *et al*. (2023), Tukiyat. *et al*. (2024)

Pada tabel 4.1 dijelaskan bahwa pentingnya membuat parameter pada variabel kematian yang nantinya akan sangat membantu dalam proses running metode. Dimana data yang peneliti gunakan sebelumnya berupa angka yang membuat metode kesulitan dalam mengklasifikasikan status produksi bebek pedaging. Setelah dilakukan proses

keanggotaan variabel kematian, selanjutnya dilakukan eksplorasi statistic deskriptif terhadap fitur numerik: Populasi, Usia, dan Pakan yang menjadi data (*x*) yang akan digunakan untuk klasifikasi. Transformasi dengan *min-max scaler* untuk menghitung nilai minimum dan maksimum dari setia kolom (*x*) ke rentang [0, 1]. Ini sang penting karena FKNN berbasis jarak dan fitur dengan skala yang berbeda dapat mendominasi perhitungan jarak. Berikut ringkasan statistiknya setelah normalisasi menggunakan *min-max scaler* sebagaimana dalam tabel 4.2:

Tabel 4.2 Statistik deskriptif data

Data	Populasi	Usia	Pakan	Kematian
1	0.633967789	0	0.078947368	Sedang
2	0.598828697	0.03030303	0.078947368	Sedang
3	0.598828697	0.060606061	0.078947368	Sedang
4	0.543191801	0.090909091	0.078947368	Rendah
5	0.521229868	0.121212121	0.078947368	Rendah
…..	…..	…..	…..	…..
404	0.118384401	0.878787879	0.736842	Rendah
405	0.111420613	0.909090909	0.736842	Sedang
406	0.103992572	0.939393939	0.868421	Sedang
407	0.095171773	0.96969697	0.868421	Sedang
408	0.08542247	1	0.868421	Sedang

Pada tabel 4.2 adalah data yang telah melalui proses normalisasi *max-min scaler* dan pelabelan data pada kolom kematian. Selanjutkan masuk kedalam proses mencari nilai "*k"* dan "*m"* pada proses klasifikasi FKNN.

4.2. Hasil Klasifikasi *Fuzzy K-Nearest Neighbors*

Pada tahapan ini setelah peneliti mencoba memproses klasifikasi status produksi bebek pedaging. Untuk mengoptimalkan performa metode FKNN dilakukanlah proses *hyperparameter tuning* dengan metode *GridSearchCV. Tuning* difokuskan pada dua parameter kunci: "*k*" (jarak terdekat), dan "*m*" (derajat

keanggotaan). Husil proses tuning menunjukkan konfigurasi parameter terbaik sebagai berikut: (k=9) dan (m=2). Dengan menggunakan kombinasi parameter tersebut, model *fuzzy k-nearest neighbors* mencapai skor performa terbaik (*Best Score*) sebesar 80.07% yang baik dalam pengklasifikasian status produksi bebek pedaging.

4.3. Hasil Experimen 1

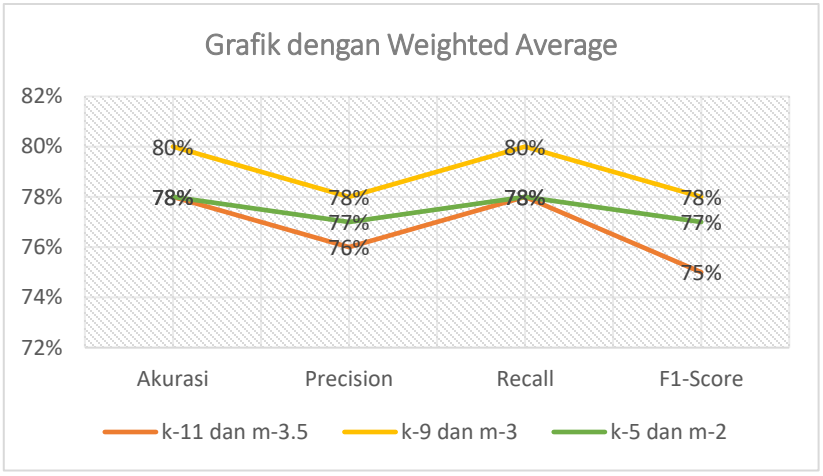
Fuzzy K-Nearest Neighbors (Dataset 60 : 40)

Eksperimen pertama menggunakan model *fuzzy k-nearest neighbors* (FKNN) dengan pembagian data sebesar 60% untuk data *train* dan 40% untuk data *test*. Pada tahap ini digunakan ketentuan data *train* sejumlah 244 data, dan data *test* sejumlah 164 data untuk memastikan bahwa model klasifikasi pada berbagai *subset* data dan hasil yang diperoleh tidak bias terhadap distribusi tertentu. Strategi ini bertujuan untuk meningkatkan keandalan hasil evaluasi dan mengurangi kemungkinan *overfitting*. Hasil rata-rata dari evaluasi performa model FKNN pada skenario ini adalah sebagaimana dalam tabel 4.3:

Tabel 4.3 Hasil evaluasi eksperimen 1.

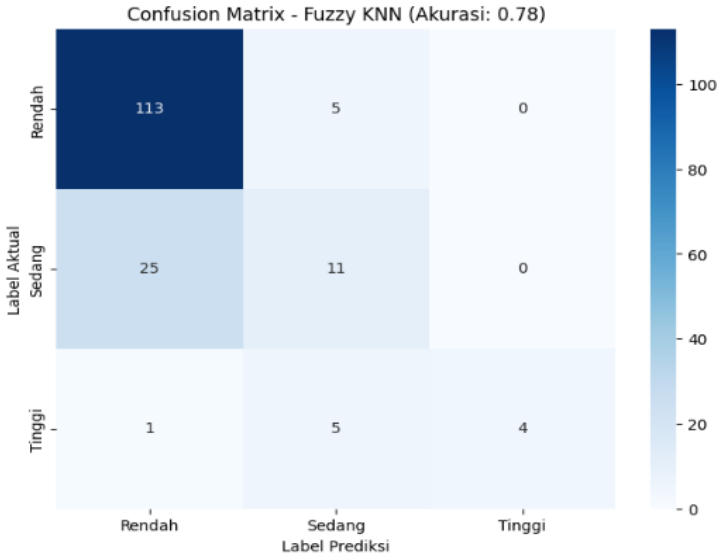
Parameter Pengujian		Variabel kematian	Evaluasi Confusion Matrix			
Nilai *k*	Nilai *m*		Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
11	3.5	Rendah	78%	81%	96%	88%
		Sedang		52%	31%	39%
		Tinggi		100%	40%	57%
Macro average				78%	55%	61%
Weighted average				76%	78%	75%
9	3	Rendah	80%	83%	96%	89%
		Sedang		61%	39%	53%
		Tinggi		80%	40%	53%
Macro average				75%	58%	63%
Weighted average				78%	80%	78%
5	2	Rendah	78%	85%	90%	88%
		Sedang		57%	47%	52%
		Tinggi		50%	50%	50%
Macro average				64%	62%	63%
Weighted average				77%	78%	77%

Pada tabel 4.3 merupakan hasil iji coba evaluasi dengan dataset 60 : 40 yang menggunakan 3 ketentuan parameter. Untuk memudahkan pembacaan table 4.3, penulis paparkan kedalam model grafik pada gambar 4.1:

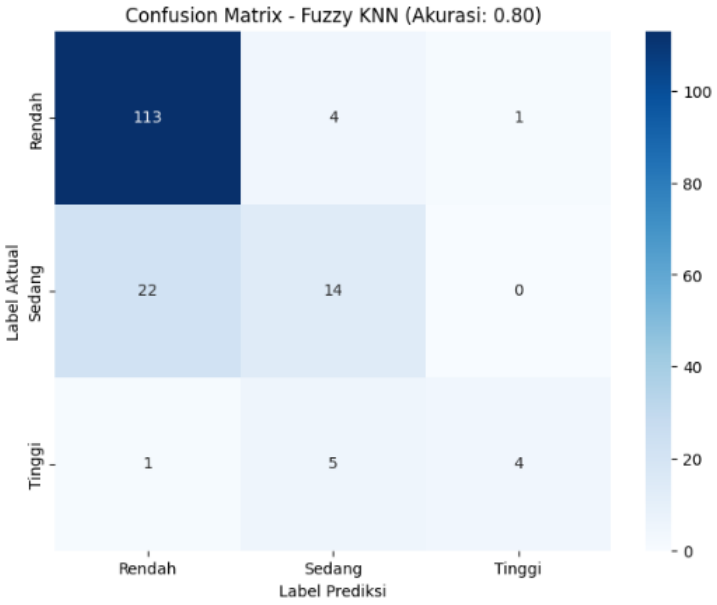


Gambar 4.1 Grafik Evaluasi Experimen I

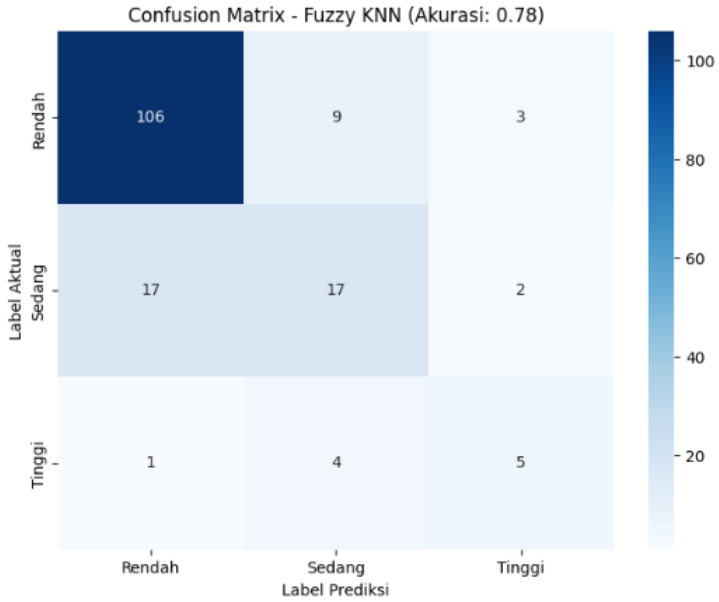
Dari gambar 4.1 didapatkan bahwa pada skenario 2 menggunakan nilai *k*-9 dan nilai "*m*-3" didapatkan tingkat akurasi yang terbaik pada warna garis grafik kuning sebesar 80% dan tingkat presisi yang tinggi sebesar 78%. Dan berikut hasil pengevaluasian percobaan diatas di gambarkan dengan gambar metrik nilai kebenaran pada gambar 4.2, 4.3, dan 4.4:



Gambar 4.2 Evaluasi dengan ketentuan (60:40, *k*=11, dan *m*=3.5)



Gambar 4.3 Evaluasi dengan ketentuan (60:40, *k*=9, *m*=3)



Gambar 4.4 Evaluasi dengan ketentuan (60:40, *k*=5, *m*=2)

Hasil pada skenario ini menunjukkan bahwa model *Fuzzy K-Nearest Neighbors* (FKNN) mampu memberikan kualitas klasifikasi yang cukup stabil dan konsisten. Hal ini terlihat dari nilai akurasi dan *precision* yang identik, yaitu masing masing dari segi

macro average 75% dan *weighted average* 78% dan didapatkan tingkat akurasi sebesar 80% dengan ketentan nilai *k*=9 dan *m*=3. Nilai-nilai ini mengisyaratkan bahwa model tidak memiliki kecenderungan bias dalam mengklasifikasi salah satu kelas (baik kelas Produktivitas Rendah, Sedang maupun Tinggi). Artinya, model mampu mengidentifikasi ketiga kelas (rendah, sedang, dan tinggi) dengan kinerja yang relatif seimbang, sehingga tidak terjadi dominasi prediksi pada salah satu kelas.

4.4. Hasil Experimen II

Fuzzy K-Nearest Neighbors (Dataset 75 : 25)

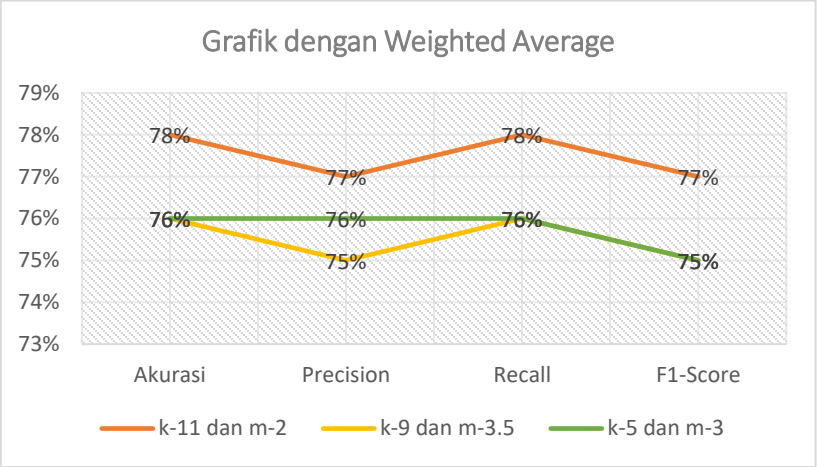
Eksperimen pertama menggunakan model *fuzzy k-nearest neighbors* (FKNN) dengan pembagian data sebesar 75% untuk data *train* dan 25% untuk data *test*. Pada tahap ini digunakan ketentuan data *train* sejumlah 306 data dan data *test* sejumlah 102 data untuk memastikan bahwa model klasifikasi pada berbagai *subset* data dan hasil yang diperoleh tidak bias terhadap distribusi tertentu. Strategi ini bertujuan untuk meningkatkan keandalan hasil evaluasi dan mengurangi kemungkinan *overfitting*. Hasil rata-rata dari evaluasi performa model FKNN pada skenario ini adalah sebagaimana dalam tabel 4.4:

Tabel 4.4 Hasil evaluasi experimen 2.

Parameter Pengujian		Variabel kematian	Evaluasi Confusion Matrix			
Nilai *k*	Nilai *m*		Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
11	2	Rendah	78%	84%	90%	87%
		Sedang		61%	48%	54%
		Tinggi		60%	50%	55%
Macro average				68%	63%	65%
Weighted average				77%	78%	77%
9	3.5	Rendah	76%	82%	90%	86%
		Sedang		53%	43%	48%
		Tinggi		67%	33%	44%
Macro average				67%	56%	59%
Weighted average				75%	76%	75%
5	3	Rendah	76%	82%	90%	86%

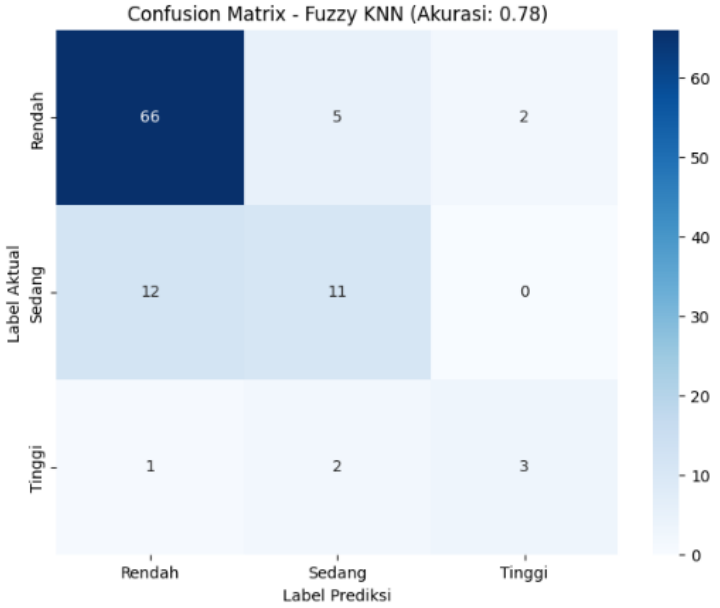
		Sedang		50%	43%	47%
		Tinggi		100%	33%	50%
Macro average				78%	56%	61%
Weighted average				76%	76%	75%

Pada tabel 4.4 merupakan hasil iji coba evaluasi dengan dataset 75 : 25 yang menggunakan 3 ketentuan parameter. Untuk memudahkan pembacaan table 4.4, penulis paparkan kedalam model grafik pada gambar 4.5:

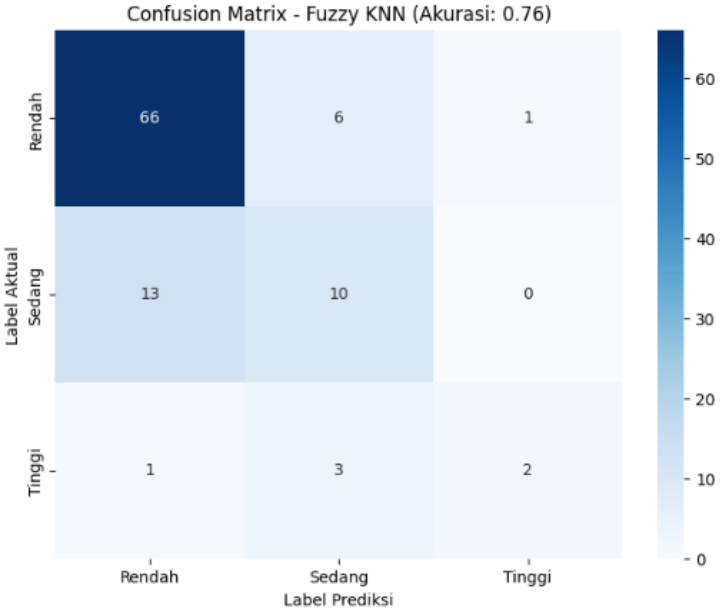


Gambar 4.5 Grafik Evaluasi Experimen 2

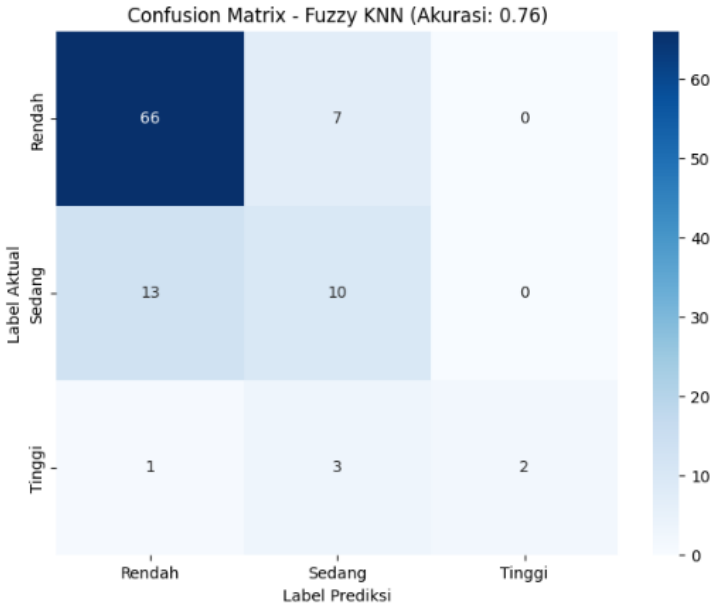
Dari gambar 4.5 didapatkan bahwa pada skenario 1 menggunakan nilai *k*-11 dan nilai "*m*-2" didapatkan tingkat akurasi yang terbaik pada warna garis grafik merah sebesar 78% dan tingkat presisi yang tinggi sebesar 77%. Dan berikut hasil pengevaluasian percobaan diatas di gambarkan dengan gambar metrik nilai kebenaran pada gambar 4.6, 4.7, dan 4.8:



Gambar 4.6 Evaluasi dengan ketentuan (75:25, *k*=11, *m*=2)



Gambar 4.7 Evaluasi dengan ketentuan (75:25, *k*=9, *m*=3.5)



Gambar 4.8 Evaluasi dengan ketentuan (75:25, *k*=5, *m*=3)

Hasil pada skenario ini menunjukkan bahwa model *Fuzzy K-Nearest Neighbors* (FKNN) dapat memberikan kualitas klasifikasi yang cukup stabil dan konsisten. Hal ini terlihat dari nilai akurasi dan *precision* yang identik, yaitu masing masing dari segi *macro average* 68% dan *weighted average* 77% dan didapatkan tingkat akurasi sebesar 78% dengan ketentan nilai *k*=11 dan *m*=2. Nilai-nilai ini mengisyaratkan bahwa model tidak memiliki kecenderungan bias dalam menglasifikasi salah satu kelas (baik kelas Produktivitas Rendah, Sedang maupun Tinggi). Artinya, model mampu mengidentifikasi kedua kelas dengan kinerja yang relatif seimbang, sehingga tidak terjadi dominasi prediksi pada salah satu kelas

4.5. Hasil Experimen III

Fuzzy K-Nearest Neighbors (Dataset 80 : 20)

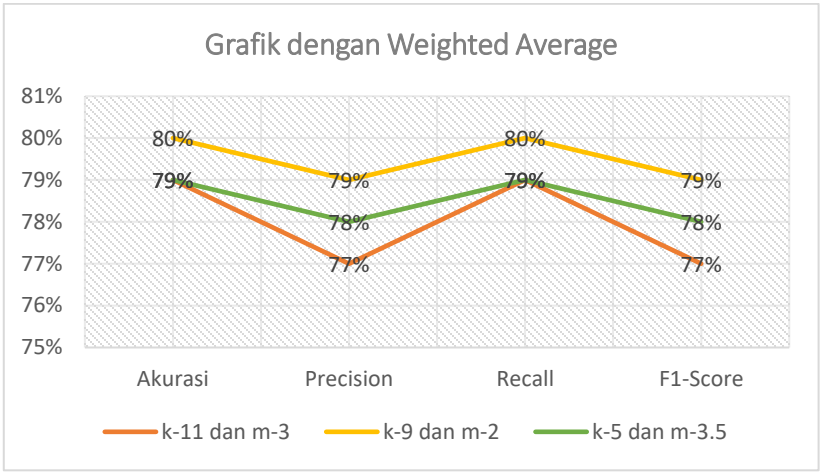
Eksperimen pertama menggunakan model *fuzzy k-nearest neighbors* (FKNN) dengan pengelompokkan parameter dataset sebesar 80% untuk data *train* dan 20%

untuk data *test*. Pada tahap ini digunakan ketentuan data *train* sejumlah 326 data dan data *test* sejumlah 82 data untuk memastikan bahwa model klasifikasi pada berbagai subset data dan hasil yang diperoleh tidak bias terhadap distribusi tertentu. Strategi ini bertujuan untuk meningkatkan keandalan hasil evaluasi dan mengurangi kemungkinan *overfitting*. Hasil rata-rata dari evaluasi performa model FKNN pada skenario ini adalah sebagaimana dalam tabel 4.5:

Tabel 4.5 Hasil evaluasi experimen 3.

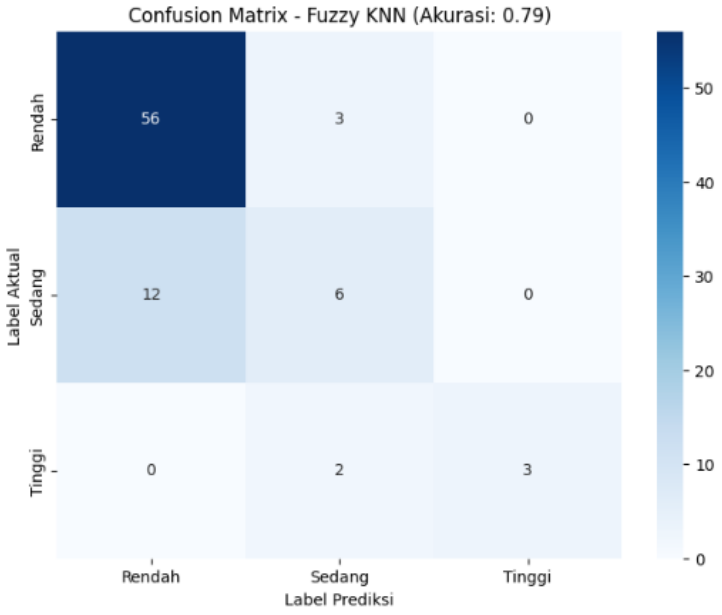
Parameter Pengujian		Variabel kematian	Evaluasi Confusion Matrix			
Nilai *k*	Nilai *m*		Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
11	3	Rendah	79%	82%	95%	88%
		Sedang		55%	33%	41%
		Tinggi		100%	60%	75%
Macro average				79%	63%	68%
Weighted average				77%	79%	77%
9	2	Rendah	80%	85%	93%	89%
		Sedang		64%	39%	48%
		Tinggi		67%	80%	73%
Macro average				72%	71%	70%
Weighted average				79%	80%	79%
5	3.5	Rendah	79%	83%	93%	88%
		Sedang		54%	39%	45%
		Tinggi		100%	60%	75%
Macro average				79%	64%	69%
Weighted average				78%	79%	78%

Pada tabel 4.5 merupakan hasil iji coba evaluasi dengan dataset 80 : 20 yang menggunakan 3 ketentuan parameter. Untuk memudahkan pembacaan table 4.5, penulis paparkan kedalam model grafik pada gambar 4.9:

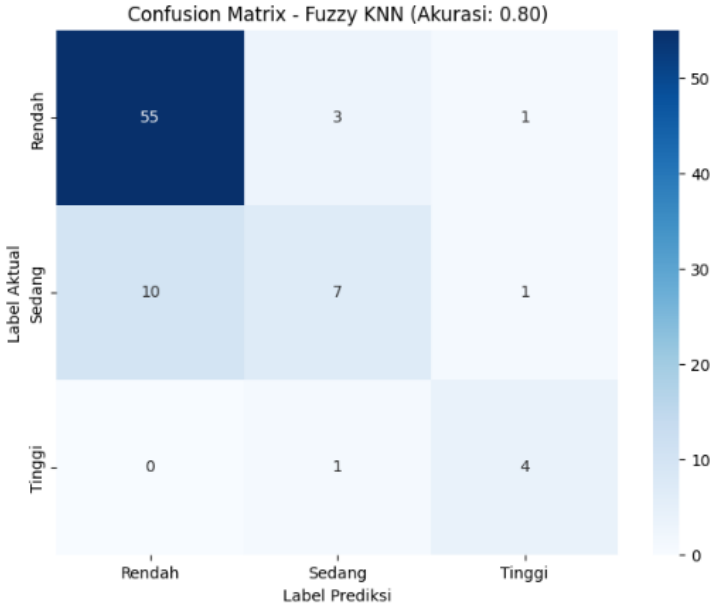


Gambar 4.9 Grafik Evaluasi Experimen 3

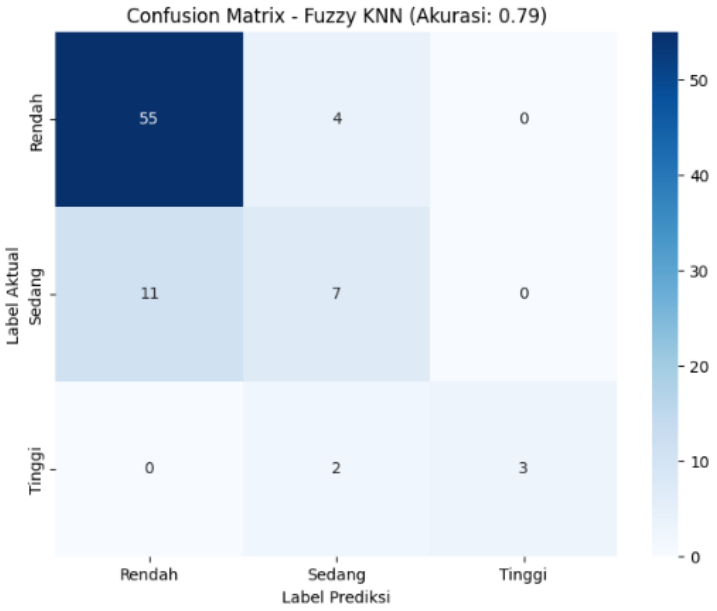
Dari gambar 4.9 didapatkan bahwa pada skenario 2 menggunakan nilai *k*-9 dan nilai "*m*-2" didapatkan tingkat akurasi yang terbaik pada warna garis grafik kuning sebesar 80% dan tingkat presisi yang tinggi sebesar 79%. Dan berikut hasil pengevaluasian percobaan diatas di gambarkan dengan gambar metrik nilai kebenaran pada gambar 4.10, 4.11, dan 4.12 sebagai berikut:



Gambar 4.10 Evaluasi dengan ketentuan (80:20, k=11, m=3)



Gambar 4.11 Evaluasi dengan ketentuan (80:20, k=9, m=2)



Gambar 4.12 Evaluasi dengan ketentuan (80:20, k=5, m=3.5)

Hasil pada skenario ini menunjukkan bahwa model *Fuzzy K-Nearest Neighbors* (FKNN) dapat memberikan kualitas klasifikasi yang cukup stabil dan konsisten. Hal ini terlihat dari nilai akurasi dan *precision* yang identik, yaitu masing masing dari segi

macro average 72% dan *weighted average* 79% dan didapatkan tingkat akurasi sebesar 80% dengan ketentan nilai k=9 dan m=2. Nilai-nilai ini mengisyaratkan bahwa model tidak memiliki kecenderungan bias dalam mengklasifikasi salah satu kelas (baik kelas Produktivitas Rendah, Sedang maupun Tinggi). Artinya, model mampu mengidentifikasi kedua kelas dengan kinerja yang relatif seimbang, sehingga tidak terjadi dominasi prediksi pada salah satu kelas.

BAB V

PEMBAHASAN

Dalam bab ini, peneliti akan membahas pengujian yang mencakup eksperimen pengujian serta analisis hasil pengujian dalam klasifikasi status produksi bebek pedaging dengan menggunakan algoritma *fuzzy k-nearest neighbors*. Uji yang dilaksanakan adalah uji akurasi yang terdiri dari tiga tahap, yaitu uji pengaruh nilai "*k*" terhadap tingkat akurasi, uji pengaruh nilai "*m*" terhadap tingkat akurasi, serta uji pengaruh komposisi kelompok pelatihan dan kelompok pengujian terhadap tingkat kepresisian.

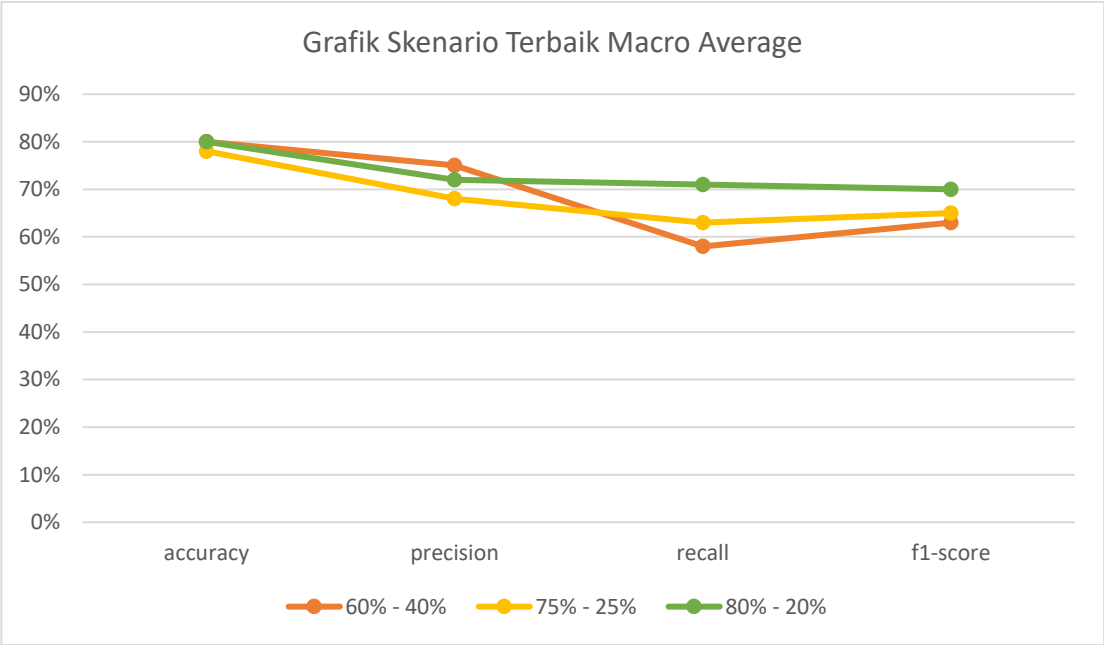
5.1. Analisa Hasil Pengujian Pengaruh Dataset, Nilai "k", dan nilai "m" Terhadap Tingkat Akurasi

Dari hasil uji coba 3 experimen pengaruh pengujian komposisi *dataset*, nilai *k*, dan nilai *m*. Didapatkan Akurasi, *Macro average*, dan *Weighted average* yang terbaik dari 3 experimen tersebut. Berikut hasil yang didapatkan ditampilkan pada tabel 5.1:

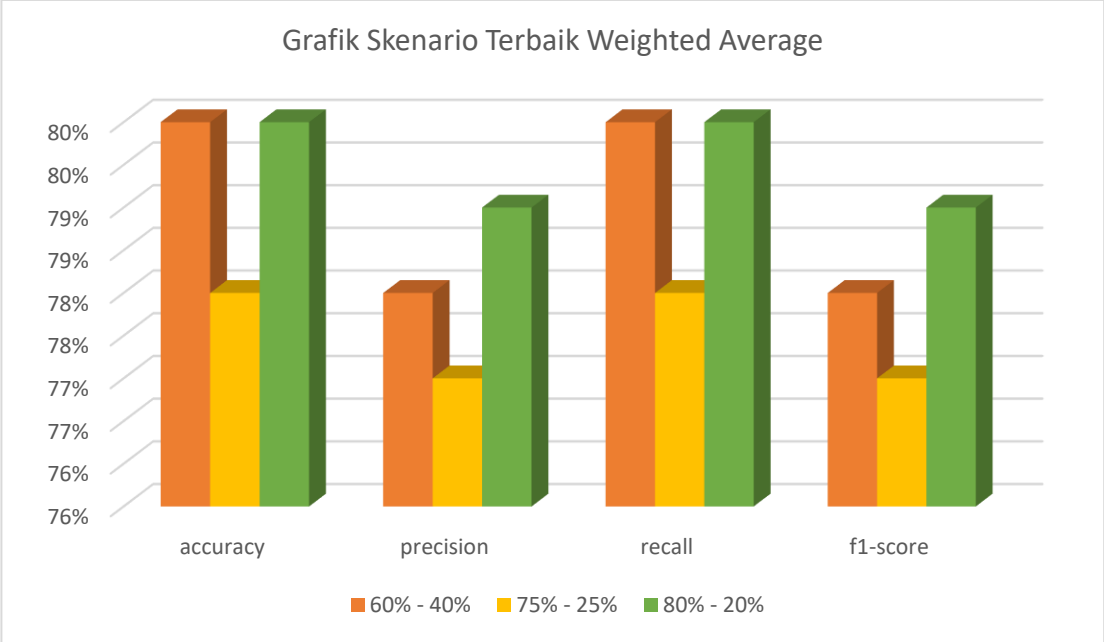
Tabel 5.1 Hasil pengujian pengaruh dataset, nilai "*k*", dan "*m*"

3 Experimen Terbaik			Akurasi	Ensemble Learning	Presisi	Recall	F1-Score
Komposisi Dataset	k	m					
60 : 40	9	3	80%	Macro average	75%	58%	63%
				Weighted average	78%	80%	78%
75 : 25	11	2	78%	Macro average	68%	63%	65%
				Weighted average	77%	78%	77%
80 : 20	9	2	80%	Macro average	72%	71%	70%
				Weighted average	79%	80%	79%

Pada tabel 5.1 merupakan hasil 3 experimen terbaik dari 3 skenario uji coba, dari experimen tersebut penulis paparkan kedalam model grafik, untuk memudahkan dalam pembacaan data pada gambar 5.1 dan 5.2:



Gambar 5.1 Evaluasi 3 experimen terbaik dengan macro average



Gambar 5.2 Evaluasi 3 experimen terbaik dengan weighted average

Pada gambar 5.1 dan 5.2 dapat ditarik penjelasan bahwa mengenai penelitian ini kepresisian yang tertinggi didapatkan dari komposisi kelompok *train* dan *test* 80:20

dengan ketentuan nilai *k*=9 dan *m*=2. Pada penelitian ini, ketentuan *k* berpengaruh terhadap tingkat akurasi sistem, di mana nilai *k* yang lebih tinggi menghasilkan akurasi yang lebih rendah. Ini terjadi karena semakin tinggi nilai *k*, semakin banyak data yang tidak berkaitan dengan data uji, sehingga meningkatkan kesalahan prediksi dan menurunkan tingkat akurasi. Sebagaimana adanya, jika nilai *k* semakin menurun, metode akan semakin kurang stabil dalam mengolah data. Tampak bahwa rata-rata total akurasi pada sistem ini berkisar antara 76% sampai 80%. Akurasi sistem ini belum sempurna, yang mungkin disebabkan oleh perubahan bobot numerik menjadi kategori, sehingga perhitungan jaraknya menjadi kurang akurat. Hal itu dianggap berpengaruh terhadap tingkat akurasi atau kemampuan metode dalam proses klasifikasi kelompok *test* yang baru.

Berdasarkan pengujian efek jumlah data latih dan data uji terhadap akurasi pada setiap jumlah data latih dan data uji, diperoleh tingkat akurasi di mana pada eksperimen 244 kelompok *train* dan 164 kelompok *test* menghasilkan akurasi 80%, 306 kelompok *train* dan 102 kelompok *test* menghasilkan akurasi 78%, serta 326 kelompok *train* dan 82 kelompok *test* menghasilkan akurasi 80%. Dalam penelitian ini, proporsi antara kelompok *train* dan kelompok *test* memengaruhi tingkat akurasi sistem. Tingkat akurasi yang diperoleh mengalami fluktuasi, hal ini disebabkan oleh variasi komposisi data di setiap percobaan. Dalam percobaan ini, akurasi tertinggi diperoleh ketika perbandingan jumlah kelompok *train* dan kelompok *test* dilakukan pengkomposisian dataset dengan perbandingan 80:20.

5.2. Hasil terbaik klasifikasi fuzzy k-nearest neighbors

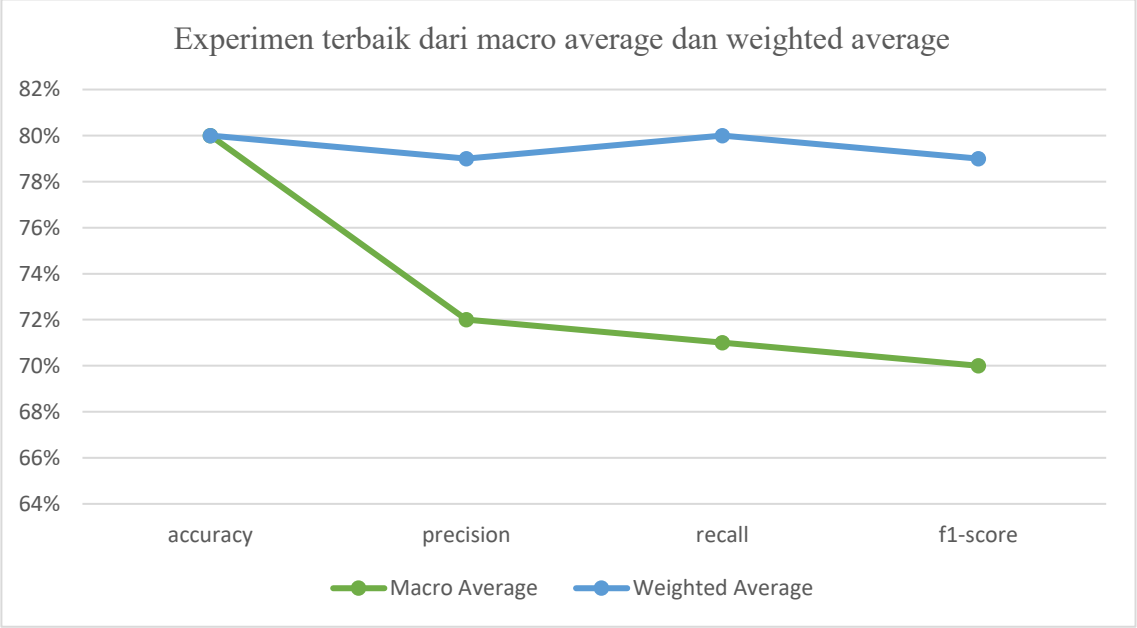
Berikut ini adalah hasil pembacaan evaluasi dari ketiga metode yang peneliti terapkan,

dan hasil pembacaan evaluasi *confusion matrix* yang diperoleh pada Tabel 5.2:

Tabel 5.2 Hasil perbandingan 3 eksperimen

3 Experimen Terbaik			Bobot Kategori Kematian	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
Komposisi Dataset	*k*	*m*					
80 : 20	9	2	Rendah	80%	85%	93%	89%
			Sedang		64%	39%	48%
			Tinggi		67%	80%	73%
Macro average					72%	71%	70%
Weighted average					79%	80%	79%

Berdasarkan tabel 5.2 merupakan hasil experimen terbaik dengan ketentuan kompoisis dataset 80 : 20 dengan nilai jarak terdekat k-9 dan derajat keanggotaan m-2 yang penulis paparkan kedalam model grafik pada gambar 5.3:



Gambar 5.3 Experimen terbaik dengan ketentuan 80:20, k-9, dan m-2

Berdasrakan gambar 5.3 diketahui bahwa metode *fuzzy* mempunyai tingkat akurasi yang lebih unggul diantara yang lain, sehingga metode FKNN dapat dioptimasi dengan metode *fuzzy*. sehingga metode FKNN lebih presisi dalam pengolahan data.

5.3. Status Produksi Bebek Pedaging Dalam Pandangan Islam

Sebagai muslimin yang patuh terhadap ajaran Nabi Muhammad dan sebagai insan yang telah diciptakan di bumi ini maka seharusnya mengikuti ajaran yang telah disampaikan oleh Nabi Muhammad. Dimana Allah *Subhanahu wa ta'ala* juga telah memberikan kenikmatan yang tidak terbatas kepada setiap umat muslimin yang patuh terhadap segala perintahnya telah menciptakan hewan ternak yang sangat bermanfaat bagi kita, yang dapat kita ambil dari hewan tersebut seperti dagingnya ataupun bulunya yang dapat kita konsumsi sehari-hari. Oleh karena itu, seharusnya kita juga merawat hewan tersebut dengan baik, mengingat kita telah mendapatkan banyak manfaat dari mereka. Dijelaskan didalam ayat yang termaktub dalam Al-Qur'an dan Hadist terdapat anjuran agar (kaum muslimin) mengutamakan memanfaatkan ciptaan hewan ternak untuk diambil manfaatnya. Allah *Subhanahu wa ta'ala* berfirman pada surah QS. Yassin/36:71-73, yang berbunyi:

اَوَلَمْ يَرَوْا اَنَّا خَلَقْنَا لَهُمْ مِّمَّا عَمِلَتْ اَيْدِيْنَآ اَنْعَامًا فَهُمْ لَهَا مٰلِكُوْنَ ﴿٧١﴾ وَذَلَّلّٰنٰهَا لَهُمْ
فَمِنْهَا رَكُوْبُهُمْ وَمِنْهَا يَأْكُلُوْنَ ﴿٧٢﴾ وَلَهُمْ فِيْهَا مَنَافِعُ وَمَشَارِبُۗ اَفَلَا يَشْكُرُوْنَ ﴿٧٣﴾

Artinya: "*Dan apakah mereka tidak melihat bahwa Kami telah menciptakan buat mereka dari apa yang telah dilakukan oleh tangan (kekuasaan) Kami berupa Binatang ternak, lalu mereka atasnya menjadi pemilik-pemilik? Dan Kami menundukkannya untuk mereka, maka sebagian menjadi tunggangan mereka dan sebagian mereka makan. Dan mereka memeroleh padanya manfaat-manfaat dan minuman. Maka, mengapakah mereka tidak bersyukur?*".

Pada bagian ayat ini menjelaskan kembali bahwa kebesaran Allah *Subhanahu wa ta'ala* yang lainnya. Allah *Subhanahu wa ta'ala* kembali mengingatkan kepada umat manusia tentang hal tersebut karena nikmat-Nya begitu dahsyat, sementara sebagian umat manusia banyak yang mengingkarinya, tidak mempercayai kebesaran

nikmat yang mereka terima setiap hari. Oleh karena itu, Allah mengecam mereka dengan firman-Nya: Apakah orang-orang kafir itu buta hingga tidak menyadari dengan penglihatan fisik dan batin bahwa Kami telah menciptakan berbagai kemanfaatan dan kebaikan untuk mereka dari apa yang dihasilkan oleh kekuasaan Kami, yaitu dari ciptaan Kami seperti hewan ternak, termasuk unta, sapi, domba, dan unggas, Kemudian setelah Kami menciptakannya, mereka memiliki kendali atasnya dan menjadi penguasa hewan-hewan itu, serta dapat memperlakukannya sesuai kehendak mereka? Hewan-hewan itu memiliki ukuran dan kekuatan yang lebih besar daripada kami, namun kami mengendalikannya untuk mereka dan menguasai untuk keuntungan mereka, sehingga beberapa dari hewan tersebut menjadi sarana transportasi mereka dan yang lainnya menjadi konsumsi mereka. Mereka juga mendapatkan manfaat dari hewan-hewan tersebut, seperti wol, bulu, kulit, daging, serta tulangnya dan juga susu yang bisa menjadi minuman. Semua karunia yang disebutkan adalah pemberian Ilahi dan tanda kebesaran-Nya (Shihab, M Quraish. 2009).

Kata *aidi* adalah bentuk tunggal dari kata *yad* yang pada pengertian umum sering disimpulkan sebagai anggota badan. Secara kiasan, itu juga merujuk pada kedigdayaan atau anugerah. Ayat tersebut mengkiaskan bahwa penciptaan hewan ternak adalah karunia paling luar biasa terhadap tanda kekuasaan Allah *Subhanahu wa ta'ala*. Amati bagaimana hewan-hewan itu, meskipun begitu besar, sepenuhnya dikuasai dan ditaklukkan oleh manusia. Perbandingkanlah dengan lalat sekecil itu; manusia tidak mampu meraih kembali apa yang telah diambil oleh lalat. Sesungguhnya

hewan ternak adalah karunia yang besar dan memang kepemilikan serta pengelolaannya juga merupakan anugerah yang besar (Shihab, M Quraish. 2009).

Dijelaskan didalam hadist bahwa Nabi Muhammad *Shallallahu 'alayhi wa sallam* mengajarkan bahwa sikap dan tindakan manusia terhadap hewan akan menentukan nasibnya di akhirat, sebagimana diriwayatkan oleh Imam Bukhari dan Imam Muslim dari Abdullah bin Umar, Nabi agung Rasulullah *Shallallahu 'alayhi wa sallam* mengatakan bahwa:

"*Seorang wanita disiksa Allah (pada hari kiamat) lantaran mengurung seekor kucing sehingga kucing itu mati. Karena itulah Allah memasukkannya ke neraka. Kucing itu dikurungnya tanpa diberi makan dan minum, dan tidak pula dilepaskannya supaya kucing itu makan serangga-serangga bumi (dengan sedirinya)*" (Kitab Shahih Al-Bukhari no.2365 dan Kitab Shahih Muslim no 2242.)

Dari penjelasan Ayat Al-Quran dan Hadis tersebut, dapat disimpulkan bahwa hewan ternak telah diciptakan bagi umat manusia untuk dimanfaatkan, serta dilarang menyiksa mereka. Oleh sebab itu sebagai umat muslim yang telah menemukan berbagai macam teknologi alangkah baiknya dimanfaatkan untuk proses pemeliharaan hewan ternak seperti memberikan makanan dan minuman untuk dapat tumbuh dengan baik dan dapat kita ambil dagingnya untuk dapat dimakan.

BAB VI

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bagian ini akan diuraikan tentang kesimpulan dan saran dari peneliti berdasarkan hasil dari desain, pelaksanaan, dan pengujian sistem yang telah dilakukan.

6.1. Kesimpulan

Mengenai hasil penelitian proses analisis dan klasifikasi algoritma *fuzzy k-nearest neighbors* untuk mengoptimalkan performa metode pada produksi bebek pedaging dapat diambil kesimpulan:

1. Model analisis dan klasifikasi status produksi bebek pedaging berhasil dirancang menggunakan algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbors* (FKNN) dengan memanfaatkan parameter populasi, usia, konsumsi pakan, dan tingkat kematian. Perancangan model ini memungkinkan klasifikasi data yang tidak seimbang untuk menentukan status produksi yang optimal.
2. Optimasi parameter pada algoritma FKNN berhasil dilakukan dengan membandingkan berbagai nilai k (jumlah tetangga terdekat) dan m (derajat keanggotaan). Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi parameter terbaik adalah nilai k=9 dan m=2.
3. Model FKNN yang telah dioptimasi dengan parameter terbaik (k=9 dan m=2) serta pembagian data latih 80% dan data uji 20%, memiliki tingkat akurasi klasifikasi sebesar 80,07%. Angka ini menunjukkan bahwa model tersebut memiliki kinerja yang sangat baik dalam mengklasifikasikan status produksi bebek pedaging.

6.2. Saran

Pengoptimalan hasil klasifikasi status produksi bebek pedaging melalui Menggunakan model *Fuzzy K-Nearest Neighbor* ini masih memiliki beberapa kelemahan yaitu jumlah dataset yang terbatas dan juga belum dapat mengintegrasikan data variabel pendukung lainnya pada sistem yang penulis rancang. Usulan yang bisa diajukan adalah sistem ini bisa lebih ditingkatkan dengan menambahkan kategori berat bebek dan FCR untuk mendukung pengoptimalan dalam proses klasifikasi, serta berusaha menggunakan data kategorikal dalam pencarian jarak yang tidak lagi kategorikal atau dengan mengoptimalkan bobot ukuran keluaran menggunakan dataset yang telah diverifikasi oleh sistem sebelumnya.

DAFTAR PUSTAKA

Ashshofi, B. I., Busono, W., & Maylinda, S. (2014). Performans Produksi Itik Hibrida pada Berbagai Warna Bulu. Skripsi. Universitas Brawijaya.

Annisa, Dwi Citra., Rekyan Regasari Mardi Putri., Marji. (2016). Sistem Pakar Diagnosa Awal Penyakit DBD, Malaria, dan Tifoid Menggunakan Metode Fuzzy K-Nearest Neighbors(FKNN).Skripsi. Universitas Brawijaya.

Bansal, Malti., Apoorva Goyal., Apoorva Choudhary. (2022). A Comparative analysis of K-Nearest Neighbor, Genetic, Support Vector Machine, Decision Tree, and Long Short Term Memory Algorithms in machine learning. Decision Analytics Journal 3 (2022) 100071. https://doi.org/10.1016/j.dajour.2022.100071.

Beni Basuki, Alwis Nazir, Siska Kurnia Gusti, Lestari Handayani, and Iwan Iskandar. (2023). Klasifikasi Tingkat Keberhasilan Produksi Ayam Broiler di Riau Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. Jurnal Sistem Komputer dan Informatika(JSON) 4(3). Hlm 510-516.

Brata, B., Soetrisno, E., Sucahyo, T., & Setiawan, B. D. (2020). Populasi dan Manajemen Pemeliharaan serta Pola Pemasaran Ternak Itik (Studi Kasus di Desa Pematang Balam Kecamatan Hulu Palik Kabupaten Bengkulu Utara). Jurnal Sain Peternakan Indonesia, 15(1), 98-109. https://doi.org/10.31186/jspi.id.15.1.98-109.

Budi, E. S., Yektiningsih, E., & Priyanto, E. (2015). Profitabilitas Usaha Ternak Itik Petelur di Desa Kebonsari Kecamatan Candi Sidoarjo. AGRARIS: Journal of Agribusiness and Rural Development Research, 1(1), 32-37. https://doi.org/10.18196/agr.115.

Bian, Zekang. Chi Man Vong, Senior Member, IEEE, Pak Kin Wong, & Shitong Wang (2020). “Fuzzy KNN Method With Adaptive Nearest Neighbors”. IEEE TRANSACTIONS ON CYBERNETICS Volume 2168-2267(hlm. 1-14). University of Gothenbrug. Diunduh pada 19 Desember 2020 pukul 01:34:15 UTC dari IEEE Xplore.

Cakir, Mustafa., Mesut Yilmas., Mukerrem Atalay Oral., Huseyin Ozgur Kazanci., Okan Oral. (2022). Accuracy assessment of RFerns, NB, SVM, and kNN machine learning classifiers in aquaculture. Journal of King Saud University – Science 35(2023) 102754. https://doi.org/10.1016/j.jksus.2023.102754

Castillo. Oscar, Patricia Melin, Eduardo Ramirez, Jose Soria., (2012). Hybrid intelligent system for cardiac arrhythmia classi cation with Fuzzy K-Nearest Neighbors and neural networks combined with a fuzzy system. Elsevier Expert Systems with Applications 39 (2012) 2947–2955.

Christian Cahyaningtyas, Danny Manonggo, dan Irwan Sembiring. (2022). ALGORITHM COMPARISON AND FEATURE SELECTION FOR CLASSIFICATION OF BROILER CHICKEN HARVEST. Jurnal Teknik Informatika(JUTIF) 3(6) hlm 1717-1727.

Dayang, Paul., Cyrille Sepele Petsou, Damien Wohwe Sambo. (2021). Combining Fuzzy Logic and k-Nearest Neighbor Algorithm for Recommendation Systems. I.J. Information Technology and Computer Science, 2021, 4, 1-16.

Damayunita, A., Rifqi Syamsul Fuadi., Christina Juliane. (2022). Comparative Analysis of Naïve Bayes, K-Nearest Neighbor (KNN), and Support Vector Machine (SVM) Algorithms for Classification of Heart Disease Patients. JOIN(Jurnal Online Informatika) 7(2). 219-225. https://doi.org/10.15575/join.v7i2.919

Ditterich, T.G. (2000), “Ensemble methods in machine learning”, In J. Kittler et al. (Eds.), Multiple Classifier Systems, Springer-Verlag, Berlin, pp. 1-15.

Feldam, R., & Sanger, J.(2007). The Text Mining Handbook. New York: Cambridge University Press.

Gumelar, A. P. (2015). Kajian Penerapan Budidaya dan Pemasaran Itik. Mimbar Agribisnis: Jurnal Pemikiran Masyarakat Ilmiah Berwawasan Agribisnis, 1(1), 15-22. http://dx.doi.org/10.25157/ma.v1i1.26.g19

Gunawan., Hanes., Catherine. (2021). C4.5, K-Nearest Neighbor, Naïve Bayes and Random Forest Algorithms Comparison to Predict Students’ On Time Graduation. Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining (IJAIDM) 4(2). 62-71. http://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/IJAIDM/index

Hasibuan, A. S. (2019). Pengaruh Pemberian Pakan Ekstrak Herbal dan Probiotik terhadap Produktivitas dan Mutu Ayam Pedaging. Tesis. Universitas Sumatera Utara.

Hastuti, D., & Subekti, E. (2018). Usaha Pembesaran Itik Pedaging Skala Kecil Rumah Tangga. In Prosiding Konser Karya Ilmiah Tingkat Nasional : Peluang dan Tantangan Pembangunan Pertanian Berkelanjutan di Era Global dan Digital (pp. 85-92). Salatiga, Indonesia: Universitas Kristen Satya Wacana.

Hidayatullah, A. F.(2014). Analisis Sentimen dan klasifikasi kategori terhadap tokoh publik pada data Twitter menggunakan Naïve Bayes Classifier. Universtas Gadjah Mada.

Hoi, S. C. H., Jin, R., & Zhu, X. (2009). "Adaptive Naive Bayes Classification." Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM), 2009. https://doi.org/10.1109/ICDM.2009.126

Jihao You, Sasha A.S. van der Klein, Edmond Lou, Martin J. Zuidhof.(2020). Application of random forest classification to predict daily oviposition events in broiler breeders fed by precision feeding system. Computers and Electronics in Agriculture 175(2020) 105526 Elsevier. https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105526

Keller, James. M., Gray, M. R. & Givens, J. A. Jr., (1985). A Fuzzy K-Nearest Neighbor Algorithm. IEEE Transaction on Systems Man and Cybernetics, 15(4), 580-585.

Krisandi, N., & Helmi, B. P. (2013). Algoritma K-Nearest Neighbor dalam Klasifikasi Data Hasil Produksi Kelapa Sawit pada PT.Minamas Kecamatan Parindu. Bimaster: Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya, 2(1).

Kumbure, Mahinda Mailagaha., and Pasi Luukka. (2022). A generalized fuzzy k-nearest neighbor regression model based on Minkowski distance. Springer Granular Computing. 7:657–671

Kuncheva, L. (2005), Combining pattern classifiers: Methods and algorithms, Wiley, New York.

Kurnia, Yusuf., Kuera Kusuma. (2018). Comparison of C4.5 Algorithm, Naïve Bayes and Support Vector Machine (SVM) in Predicting Customers that Petentially Open Deposits, Komunitas Dosen Indonesia 1(2). 40-47. https://doi.org/10.32877/bt.v1i2.46

Liu, D., Archer, N., Duesing, K., Hannan, G., & Keast, R. (2016). Mechanism of fat taste perception: Association with diet and obesity. Progress in Lipid Research, 63, 41-49. https://doi.org/10.1016/j.plipres.2016.03.002

Mairead Campbell, Paul Miller, Katerine Diaz Chito, Xin Hong, Niall McLaughlin, Farzad Parvinzamir, Jesus Martinez Del Rincon, and Niamh O'Connell. (2024). A computer vision approach to monitor activity in commercial broiler chickens using trajectory-based clustering analysis. Computers and Electronics in Agriculture 217 Elsevier.

Mangisah, I. dan B. Sukamto. (2016). Pelatihan Budidaya Itik Secara Semi Intensif Dan Penetasan Telur di Desa Kebakalan Banjarnegara. Jurnal INFO. Edisi 13 (1): 13-28

Markoulidakis, I., Kopsiaftis, G., Rallis, I., & Georgoulas, I.(2012). Multi-Class Confusion Matrix Reduction method and its application on Net Promoter Score classification problem. ACM International Conference Proceeding Series, Cx, 412-419. https://doi.org/10.1145/3453892.3461323

Mendes-Moreira, J., Soares, C., Jorge, A.M. and De Sousa, J.F. (2012), "Ensemble approaches for regression: a survey", ACM Computing Surveys, Vol. 45 No. 1, pp. 10-40.

Muhammad Rifaldo Al Magribi, Alwis Nazir, Siska Kurnia Gusti, Lestari Handayani, dan Iwan Iskandar. (2023). Klasifikasi Tingkat Keberhasilan Produksi Ayam Broiler di Riau Menggunakan Algoritma C4.5. JURIKOM (Jurnal Riset Komputer) 10(1). Hlm 101-108.

Muslehatin, W., Ibnu, M., & Mustakim, M. (2017). Penerapan Naïve Bayes Classification untuk Klasifikasi Tingkat Kemungkinan Obesitas Mahasiswa Sistem Informasi UIN Suska Riau. Seminar Nasional Teknologi Informasi Komunikasi Dan Industri, 250-256.

Omurlu, Imran Kurt., Fulden Cantas., Mevlut Ture., & Hakan Ozturk. (2020). An Empirical study on performances of multilayer perceptron, logistic regression, ANFIS, KNN and bagging CART. Journal of Statistics and Management Systems. ISSN 0972-0510 (Print), ISSN 2169-0014 (Online). 827-841. https://doi.org/10.1080/09720510.2019.1696924.

Philip J. Hepworth, Alexey V. Nefedov, Ilya B. Muchnik, and Kenton L. Morgan. (2012). Broiler chickens can benefit from machine learning: support vector machine analysis of observational epidemiological data. J. R. Soc. Interface 9, 1934–1942

Rany Andini, Sapina Talita Aminisari, Vikky Aditya Febrianza Husin, and Muhammad Ihsan Jambak. (2024). PERBANDINGAN ALGORITMA K-MEANS DAN K-MEDOIDS UNTUK KLASTERISASI PRODUKSI TELUR RAS AYAM KAMPUNG DI PROVINSI SUMATERA SELATAN. JATI (jurnal Mahasiswa Teknik Informatika) 8(3). Hlm 3910-3915

Reddy, Maheswara., Saravanan.M.S. (2022). Prediction of Insufficient Accuracy for Mushroom Classification whether Poisonous or Eatable Food using K-Nearest Neighbour by comparing Naïve Bayes Training to Improve Accuracy. Journal of Pharmaceutical Negative Results 4(13). 525-532. 10.47750/pnr.2022.13.S04.058

Ridwan, M., Sari, R., Andika, R. D., Candra, A. A., & Maradon, G. G. (2019). Usaha Budidaya Itik Pedaging Jenis Hibrida dan Peking. Peterpan : Jurnal Peternakan Terapan, 1(1), 8-11. https://doi.org/10.25181/peterpan.v1i1.1473.

Saputra, D., Irmayani, W., Purwaningtyas, D., Sidauruk, J., & Gurbus, B.(2020). A Comparative Analysis of C4.5 Classification Algorithm, Naïve Bayes and Support Vector Machine Based on Particle Swarm Optimization (PSO) for Heart Disease Prediction. International Journal of Advances in Data and Information Systems 2(2): 84-95. DOI: 10.25008/ijadis.v2i2.1221

Setyaji, A., Rakhmawati, E., & Wardana, M. Y. S. (2017). Budidaya Itik Pedaging di Desa Anggaswangi Kecamatan Godong Kabupaten Grobogan. International Journal of Community Service Learning, 1(3), 133-138. https://doi.org/10.23887/ijcsl.v1i3.12841

Shihab, M. Quraish.(2009).Tafsir Al-Mishbah : Pesan, Kesan, dan Keserasian Al-Qur'an. Jakarta : Lentera Hati.

Sibuea**,** M. B. (2016). Analisa Ekonomi Usaha Ternak Itik Pedaging di Kabupaten Langkat. Jurnal Riset Agribisnis & Peternakan, 1(2), 1-12.

Simarmata, J, Eduardo., G, Wilhelm Weber., & D, Chrisinta. (2024). Performance Evaluation of Classification Methods on Big Data: Decision Trees, Naïve Bayes, K-Nearest Neighbor, and Support Vector Machines. Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi, 20(3), 623-638.

Somaye Amraei, Saman Abdanan Mehdizadeh, and Somayeh Sallary. (2017). Application of computer vision and support vector regression for weight prediction of live broiler chicken. Engineering in Agriculture, Environment and Food xxx (1-6) Elsevier.

Susila, A. A., & Rofi'i, M. (2020). Potensi Usaha Ternak Itik Pedaging dalam Meningkatkan Pendapatan Masyarakat Desa Selokgondang. Iqtishodiyah : Jurnal Ekonomi dan Bisnis Islam, 6(2), 109-133.

Tukiyat, Sajarwo Anggai, and Agnia Bilqisti, (2024). Analysis of Broiler Chicken Production Success Classification Using K-Nearest Neighbors And Naive Bayes Methods at PT. Jandela Jaga Kaloka (Jajaka). Digitus :Journal Of Computer Science Applications 2(4). Hlm 158-182

Wahyuningsih, Tri., Danny Manongga., Irwan Sembiring., Sutarto Wijono. (2023). Procedia Computer Science 234(2024). 349-356. https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0

Yulistiya, E., P. Edy, dan S. Suharyati. 2016. The Effect Of Inactived Avian Influenza Vaccine Doses in Male Ducks Againts Production of White Blood Cells and Antibody Titers. Jurnal Ilmiah Peternakan Terpadu (JIPT). 4 (4): 272-276.

Zainudin, M., Hidjah, K., & Tunjung, I. W. (2016). Penerapan Case Based Reasoning (CBR) Untuk Mendiagnosis Penyakit Stroke Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. Citesee, 21-26.

Zhou, Z.H. (2012), Ensemble methods: foundations and algorithms, Chapman and Hall, New York, NY.

Z. D. Xu, Y.Q Guo, J.T. Zhu, F.H. Xu, "Fuzzification - an overview". Intelligent Vibration Control in Civil Engineering Structures. Academic Press. 2017, p. 21-67.

LAMPIRAN

Dataset Produksi Bebek Pedaging

Tanggal	kandang	populasi	usia	deplesi	pemakaian pakan
2-Mar-2024	20ac	9982	1	24	250
3-Mar-2024	20ac	9958	2	20	250
4-Mar-2024	20ac	9958	3	20	250
5-Mar-2024	20ac	9920	4	15	250
6-Mar-2024	20ac	9905	5	15	250
7-Mar-2024	20ac	9890	6	9	500
8-Mar-2024	20ac	9881	7	9	500
9-Mar-2024	20ac	9872	8	14	500
10-Mar-2024	20ac	9858	9	10	650
11-Mar-2024	20ac	9848	10	9	500
12-Mar-2024	20ac	9839	11	13	650
13-Mar-2024	20ac	9826	12	11	500
14-Mar-2024	20ac	9815	13	9	1000
15-Mar-2024	20ac	9806	14	11	1000
16-Mar-2024	20ac	9795	15	7	1000
17-Mar-2024	20ac	9788	16	16	1000
18-Mar-2024	20ac	9772	17	10	1000
19-Mar-2024	20ac	9762	18	12	1000
20-Mar-2024	20ac	9750	19	11	950
21-Mar-2024	20ac	9739	20	16	1000
22-Mar-2024	20ac	9723	21	10	1000
23-Mar-2024	20ac	9713	22	12	1000
24-Mar-2024	20ac	9701	23	11	1100
25-Mar-2024	20ac	9690	24	14	1000
26-Mar-2024	20ac	9676	25	14	1000
27-Mar-2024	20ac	9662	26	13	1450
28-Mar-2024	20ac	9649	27	10	1450
29-Mar-2024	20ac	9639	28	10	1000
30-Mar-2024	20ac	9629	29	19	1500
31-Mar-2024	20ac	9610	30	12	1500
1-Apr-2024	20ac	9598	31	27	1500
2-Apr-2024	20ac	9571	32	12	1050
3-Apr-2024	20ac	9559	33	10	1250
4-Apr-2024	20ac	9549	34	10	1250
Total		9539	34	445	30050

Tanggal	kandang	populasi	usia	deplesi	pemakaian pakan
5-Mar-2024	17a	10232	1	35	250
6-Mar-2024	17a	10197	2	36	250
7-Mar-2024	17a	10161	3	26	250
8-Mar-2024	17a	10135	4	13	250
9-Mar-2024	17a	10122	5	9	250
10-Mar-2024	17a	10113	6	11	500
11-Mar-2024	17a	10102	7	12	500

12-Mar-2024	17a	10090	8	8	500
13-Mar-2024	17a	10082	9	10	500
14-Mar-2024	17a	10072	10	10	500
15-Mar-2024	17a	10062	11	11	1000
16-Mar-2024	17a	10051	12	9	1000
17-Mar-2024	17a	10042	13	12	900
18-Mar-2024	17a	10030	14	10	750
19-Mar-2024	17a	10020	15	5	1000
20-Mar-2024	17a	10015	16	8	1000
21-Mar-2024	17a	10007	17	7	900
22-Mar-2024	17a	10000	18	13	1000
23-Mar-2024	17a	9987	19	13	750
24-Mar-2024	17a	9974	20	14	750
25-Mar-2024	17a	9960	21	12	900
26-Mar-2024	17a	9948	22	17	1000
27-Mar-2024	17a	9931	23	11	1000
28-Mar-2024	17a	9920	24	8	1000
29-Mar-2024	17a	9912	25	8	1500
30-Mar-2024	17a	9904	26	11	1250
31-Mar-2024	17a	9893	27	10	1000
1-Apr-2024	17a	9883	28	13	1000
2-Apr-2024	17a	9870	29	14	500
3-Apr-2024	17a	9856	30	15	2000
4-Apr-2024	17a	9841	31	17	1500
5-Apr-2024	17a	9824	32	11	1500
6-Apr-2024	17a	9813	33	13	1500
7-Apr-2024	17a	9800	34	12	1150
Total	17a	9788	33	444	29600

Tanggal	**kandang**	**populasi**	**usia**	**deplesi**	**pemakaian pakan**
9-Mar-2024	13ac	10018	1	50	250
10-Mar-2024	13ac	9968	2	56	250
11-Mar-2024	13ac	9912	3	50	250
12-Mar-2024	13ac	9862	4	21	250
13-Mar-2024	13ac	9841	5	24	250
14-Mar-2024	13ac	9817	6	8	250
15-Mar-2024	13ac	9809	7	20	500
16-Mar-2024	13ac	9789	8	19	500
17-Mar-2024	13ac	9770	9	15	500
18-Mar-2024	13ac	9755	10	2	500
19-Mar-2024	13ac	9753	11	6	500
20-Mar-2024	13ac	9747	12	4	500
21-Mar-2024	13ac	9743	13	5	500
22-Mar-2024	13ac	9738	14	7	750
23-Mar-2024	13ac	9731	15	4	750
24-Mar-2024	13ac	9727	16	17	1000
25-Mar-2024	13ac	9710	17	8	750
26-Mar-2024	13ac	9702	18	7	1000
27-Mar-2024	13ac	9695	19	9	1250

28-Mar-2024	13ac	9686	20	10	1250
29-Mar-2024	13ac	9676	21	13	1100
30-Mar-2024	13ac	9663	22	7	1250
31-Mar-2024	13ac	9656	23	18	850
1-Apr-2024	13ac	9638	24	18	850
2-Apr-2024	13ac	9620	25	5	1250
3-Apr-2024	13ac	9615	26	11	1250
4-Apr-2024	13ac	9604	27	4	1000
5-Apr-2024	13ac	9600	28	5	500
6-Apr-2024	13ac	9595	29	3	1500
7-Apr-2024	13ac	9592	30	3	1500
8-Apr-2024	13ac	9589	31	7	1500
9-Apr-2024	13ac	9582	32	7	1500
10-Apr-2024	13ac	9575	33	5	1350
11-Apr-2024	13ac	9570	34	3	1150
Total	13ac	9567	34	451	28300

Tanggal	**Kandang**	**Populasi**	**Umur**	**Deplesi**	**Pemakain pakan**
17-Apr-2024	20a	10024	1	23	250
18-Apr-2024	20a	10001	2	19	100
19-Apr-2024	20a	9982	3	32	250
20-Apr-2024	20a	9950	4	28	150
21-Apr-2024	20a	9922	5	22	500
22-Apr-2024	20a	9900	6	29	500
23-Apr-2024	20a	9871	7	14	500
24-Apr-2024	20a	9857	8	25	500
25-Apr-2024	20a	9832	9	19	500
26-Apr-2024	20a	9813	10	13	500
27-Apr-2024	20a	9800	11	18	500
28-Apr-2024	20a	9782	12	12	1000
29-Apr-2024	20a	9770	13	10	1000
30-Apr-2024	20a	9760	14	14	1150
1-May-2024	20a	9746	15	10	950
2-May-2024	20a	9736	16	15	950
3-May-2024	20a	9721	17	10	950
4-May-2024	20a	9711	18	10	1000
5-May-2024	20a	9701	19	8	1000
6-May-2024	20a	9693	20	8	1000
7-May-2024	20a	9685	21	7	1400
8-May-2024	20a	9678	22	7	1350
9-May-2024	20a	9671	23	10	1500
10-May-2024	20a	9661	24	9	1250
11-May-2024	20a	9652	25	11	1400
12-May-2024	20a	9641	26	10	1200
13-May-2024	20a	9631	27	9	1200
14-May-2024	20a	9622	28	10	500
15-May-2024	20a	9612	29	10	2000
16-May-2024	20a	9602	30	11	2000
17-May-2024	20a	9591	31	7	1200

18-May-2024	20a	9584	32	5	1500
19-May-2024	20a	9579	33	9	1300
20-May-2024	20a	9570	34	6	1300
Total	20a	9564	34	460	31750

Tanggal	Kandang	Populasi	Umur	Deplesi	Pemakaian Pakan
23-Apr-2024	17b	10023	1	35	250
24-Apr-2024	17b	9988	2	17	250
25-Apr-2024	17b	9971	3	11	250
26-Apr-2024	17b	9960	4	21	250
27-Apr-2024	17b	9939	5	18	250
28-Apr-2024	17b	9921	6	12	500
29-Apr-2024	17b	9909	7	16	500
30-Apr-2024	17b	9893	8	8	750
1-May-2024	17b	9885	9	7	750
2-May-2024	17b	9878	10	8	750
3-May-2024	17b	9870	11	10	500
4-May-2024	17b	9860	12	9	1000
5-May-2024	17b	9851	13	13	1000
6-May-2024	17b	9838	14	11	800
7-May-2024	17b	9827	15	13	850
8-May-2024	17b	9814	16	10	650
9-May-2024	17b	9804	17	9	1000
10-May-2024	17b	9795	18	12	650
11-May-2024	17b	9783	19	9	1000
12-May-2024	17b	9774	20	6	1000
13-May-2024	17b	9768	21	6	1000
14-May-2024	17b	9762	22	10	1000
15-May-2024	17b	9752	23	7	1500
16-May-2024	17b	9745	24	5	1500
17-May-2024	17b	9740	25	9	1000
18-May-2024	17b	9731	26	6	1500
19-May-2024	17b	9725	27	10	1400
20-May-2024	17b	9715	28	8	1400
21-May-2024	17b	9707	29	12	1500
22-May-2024	17b	9695	30	13	1400
23-May-2024	17b	9682	31	12	1000
24-May-2024	17b	9670	32	11	1000
25-May-2024	17b	9659	33	10	1500
26-May-2024	17b	9649	34	11	1250
Total	17b	9638	34	385	28900

Tanggal	Kandang	Populasi	Umur	Deplesi	Pemakaian Pakan
27-Apr-2024	13a	10036	1	22	250
28-Apr-2024	13a	10014	2	20	250
29-Apr-2024	13a	9994	3	20	250
30-Apr-2024	13a	9974	4	12	300

1-May-2024	13a	9962	5	6	250
2-May-2024	13a	9956	6	5	250
3-May-2024	13a	9951	7	16	500
4-May-2024	13a	9935	8	8	500
5-May-2024	13a	9927	9	5	500
6-May-2024	13a	9922	10	4	750
7-May-2024	13a	9918	11	17	1000
8-May-2024	13a	9901	12	9	1000
9-May-2024	13a	9892	13	6	750
10-May-2024	13a	9886	14	6	725
11-May-2024	13a	9880	15	8	950
12-May-2024	13a	9872	16	7	1000
13-May-2024	13a	9865	17	7	1275
14-May-2024	13a	9858	18	8	1150
15-May-2024	13a	9850	19	10	1000
16-May-2024	13a	9840	20	5	1250
17-May-2024	13a	9835	21	5	1000
18-May-2024	13a	9830	22	10	1250
19-May-2024	13a	9820	23	14	1250
20-May-2024	13a	9806	24	15	1250
21-May-2024	13a	9791	25	11	750
22-May-2024	13a	9780	26	9	1000
23-May-2024	13a	9771	27	10	1500
24-May-2024	13a	9761	28	12	1500
25-May-2024	13a	9749	29	14	1500
26-May-2024	13a	9735	30	11	1575
27-May-2024	13a	9724	31	9	1575
28-May-2024	13a	9715	32	10	1500
29-May-2024	13a	9705	33	8	1500
30-May-2024	13a	9697	34	11	1400
Total	13a	9686	34	350	31150

Tanggal	**Kandang**	**Populasi**	**Umur**	**Deplesi**	**Pemakaian Pakan**
8-Jun-2024	20a	10048	1	25	250
9-Jun-2024	20a	10023	2	15	200
10-Jun-2024	20a	10008	3	25	200
11-Jun-2024	20a	9983	4	15	200
12-Jun-2024	20a	9968	5	15	200
13-Jun-2024	20a	9953	6	13	500
14-Jun-2024	20a	9940	7	10	450
15-Jun-2024	20a	9930	8	11	900
16-Jun-2024	20a	9919	9	13	1000
17-Jun-2024	20a	9906	10	15	900
18-Jun-2024	20a	9891	11	14	900
19-Jun-2024	20a	9877	12	12	1000
20-Jun-2024	20a	9865	13	13	900
21-Jun-2024	20a	9852	14	15	1000
22-Jun-2024	20a	9837	15	11	1000
23-Jun-2024	20a	9826	16	9	1000

24-Jun-2024	20a	9817	17	9	1000
25-Jun-2024	20a	9808	18	4	1000
26-Jun-2024	20a	9804	19	6	1150
27-Jun-2024	20a	9798	20	12	1000
28-Jun-2024	20a	9786	21	9	1000
29-Jun-2024	20a	9777	22	12	1350
30-Jun-2024	20a	9765	23	10	1500
1-Jul-2024	20a	9755	24	8	1250
2-Jul-2024	20a	9747	25	7	1500
3-Jul-2024	20a	9740	26	7	1500
4-Jul-2024	20a	9733	27	6	1500
5-Jul-2024	20a	9727	28	8	1250
6-Jul-2024	20a	9719	29	7	1250
7-Jul-2024	20a	9712	30	7	1500
8-Jul-2024	20a	9705	31	9	1500
9-Jul-2024	20a	9696	32	11	1500
10-Jul-2024	20a	9685	33	3	1500
11-Jul-2024	20a	9682	34	2	1500
		9680			
Total	20a	9680		368	32200

Tanggal	**Kandang**	**Populasi**	**Umur**	**Deplesi**	**Pemakaian Pakan**
11-Jun-2024	17a	10059	1	20	250
12-Jun-2024	17a	10039	2	21	150
13-Jun-2024	17a	10018	3	16	200
14-Jun-2024	17a	10002	4	17	150
15-Jun-2024	17a	9985	5	11	250
16-Jun-2024	17a	9974	6	10	500
17-Jun-2024		9964	7	11	500
18-Jun-2024	17a	9953	8	12	500
19-Jun-2024	17a	9941	9	6	500
20-Jun-2024	17a	9935	10	4	500
21-Jun-2024	17a	9931	11	7	500
22-Jun-2024	17a	9924	12	10	750
23-Jun-2024	17a	9914	13	16	750
24-Jun-2024	17a	9898	14	7	1000
25-Jun-2024	17a	9891	15	6	1000
26-Jun-2024	17a	9885	16	8	1000
27-Jun-2024	17a	9877	17	0	950
28-Jun-2024	17a	9877	18	9	750
29-Jun-2024	17a	9868	19	11	1000
30-Jun-2024	17a	9857	20	10	1400
1-Jul-2024	17a	9847	21	12	1000
2-Jul-2024	17a	9835	22	9	1500
3-Jul-2024	17a	9826	23	8	1050
4-Jul-2024	17a	9818	24	11	1500
5-Jul-2024	17a	9807	25	9	1000
6-Jul-2024	17a	9798	26	12	1250
7-Jul-2024	17a	9786	27	11	1500
8-Jul-2024	17a	9775	28	9	1450

9-Jul-2024	17a	9766	29	12	1450
10-Jul-2024	17a	9754	30	10	1450
11-Jul-2024	17a	9744	31	3	1200
12-Jul-2024	17a	9741	32	2	1400
13-Jul-2024	17a	9739	33	4	1250
14-Jul-2024	17a	9735	34	6	1500
Total	17a	9729		330	29200

Tanggal	Kandang	Populasi	Umur	Deplesi	Pemakaian Pakan
19-Jun-2024	13b	10029	1	23	250
20-Jun-2024	13b	10006	2	24	250
21-Jun-2024	13b	9982	3	12	250
22-Jun-2024	13b	9970	4	8	250
23-Jun-2024	13b	9962	5	16	500
24-Jun-2024	13b	9946	6	10	500
25-Jun-2024	13b	9936	7	7	500
26-Jun-2024	13b	9929	8	2	500
27-Jun-2024	13b	9927	9	5	500
28-Jun-2024	13b	9922	10	2	500
29-Jun-2024	13b	9920	11	3	500
30-Jun-2024	13b	9917	12	7	1500
1-Jul-2024	13b	9910	13	9	1000
2-Jul-2024	13b	9901	14	9	500
3-Jul-2024	13b	9892	15	7	1000
4-Jul-2024	13b	9885	16	2	1250
5-Jul-2024	13b	9883	17	6	1000
6-Jul-2024	13b	9877	18	4	1250
7-Jul-2024	13b	9873	19	6	1000
8-Jul-2024	13b	9867	20	9	1000
9-Jul-2024	13b	9858	21	6	1250
10-Jul-2024	13b	9852	22	7	1175
11-Jul-2024	13b	9845	23	13	1225
12-Jul-2024	13b	9832	24	11	1500
13-Jul-2024	13b	9821	25	16	1500
14-Jul-2024	13b	9805	26	14	1400
15-Jul-2024	13b	9791	27	5	1400
16-Jul-2024	13b	9786	28	12	1500
17-Jul-2024	13b	9774	29	7	1500
18-Jul-2024	13b	9767	30	10	1700
19-Jul-2024	13b	9757	31	9	1850
20-Jul-2024	13b	9748	32	10	1750
21-Jul-2024	13b	9738	33	14	1750
22-Jul-2024	13b	9724	34	0	1750
Total	13b	9724		305	33500

Tanggal	Kandang	Populasi	Umur	Deplesi	Pemakaian Pakan
27-Jul-2024	20ac	10031	1	30	250

28-Jul-2024	20ac	10001	2	39	200
29-Jul-2024	20ac	9962	3	47	150
30-Jul-2024	20ac	9915	4	48	250
31-Jul-2024	20ac	9867	5	35	250
1-Aug-2024	20ac	9832	6	15	500
2-Aug-2024	20ac	9817	7	12	500
3-Aug-2024	20ac	9805	8	15	500
4-Aug-2024	20ac	9790	9	12	500
5-Aug-2024	20ac	9778	10	13	500
6-Aug-2024	20ac	9765	11	14	500
7-Aug-2024	20ac	9751	12	12	500
8-Aug-2024	20ac	9739	13	13	500
9-Aug-2024	20ac	9726	14	17	500
10-Aug-2024	20ac	9709	15	15	800
11-Aug-2024	20ac	9694	16	17	800
12-Aug-2024	20ac	9677	17	20	1000
13-Aug-2024	20ac	9657	18	15	900
14-Aug-2024	20ac	9642	19	18	1000
15-Aug-2024	20ac	9624	20	20	1450
16-Aug-2024	20ac	9604	21	18	1000
17-Aug-2024	20ac	9586	22	19	1300
18-Aug-2024	20ac	9567	23	17	1200
19-Aug-2024	20ac	9550	24	18	1200
20-Aug-2024	20ac	9532	25	19	1300
21-Aug-2024	20ac	9513	26	20	1350
22-Aug-2024	20ac	9493	27	20	1300
23-Aug-2024	20ac	9473	28	23	1300
24-Aug-2024	20ac	9450	29	33	1350
25-Aug-2024	20ac	9417	30	30	1350
26-Aug-2024	20ac	9387	31	30	1350
27-Aug-2024	20ac	9357	32	21	1300
28-Aug-2024	20ac	9336	33	19	1400
29-Aug-2024	20ac	9317	34	26	1500
Total	20ac	9291		740	29750

Tanggal	**Kandang**	**Populasi**	**Umur**	**Deplesi**	**Pemakaian Pakan**
3-Aug-2024	17ac	11471	1	51	250
4-Aug-2024	17ac	11420	2	86	250
5-Aug-2024	17ac	11334	3	59	250
6-Aug-2024	17ac	11275	4	47	250
7-Aug-2024	17ac	11228	5	40	350
8-Aug-2024	17ac	11188	6	30	450
9-Aug-2024	17ac	11158	7	29	650
10-Aug-2024	17ac	11129	8	20	550
11-Aug-2024	17ac	11109	9	20	550
12-Aug-2024	17ac	11089	10	16	550
13-Aug-2024	17ac	11073	11	18	550
14-Aug-2024	17ac	11055	12	17	650
15-Aug-2024	17ac	11038	13	18	750

16-Aug-2024	17ac	11020	14	15	1100
17-Aug-2024	17ac	11005	15	13	1100
18-Aug-2024	17ac	10992	16	16	800
19-Aug-2024	17ac	10976	17	20	550
20-Aug-2024	17ac	10956	18	47	1100
21-Aug-2024	17ac	10909	19	42	1200
22-Aug-2024	17ac	10867	20	41	1200
23-Aug-2024	17ac	10826	21	36	1250
24-Aug-2024	17ac	10790	22	30	1000
25-Aug-2024	17ac	10760	23	30	750
26-Aug-2024	17ac	10730	24	33	550
27-Aug-2024	17ac	10697	25	29	1400
28-Aug-2024	17ac	10668	26	21	1250
29-Aug-2024	17ac	10647	27	28	1100
30-Aug-2024	17ac	10619	28	13	1450
31-Aug-2024	17ac	10606	29	16	1300
1-Sep-2024	17ac	10590	30	12	1300
2-Sep-2024	17ac	10578	31	15	1300
3-Sep-2024	17ac	10563	32	13	1350
4-Sep-2024	17ac	10550	33	10	1500
5-Sep-2024	17ac	10540	34	10	1450
Total	17ac	10530		941	30050

Tanggal	**Kandang**	**Populasi**	**Umur**	**Deplesi**	**Pemakaian Pakan**
30-Jul-2024	13ac	10028	1	55	250
31-Jul-2024	13ac	9973	2	50	250
1-Aug-2024	13ac	9923	3	16	250
2-Aug-2024	13ac	9907	4	11	100
3-Aug-2024	13ac	9896	5	11	250
4-Aug-2024	13ac	9885	6	9	500
5-Aug-2024	13ac	9876	7	23	500
6-Aug-2024	13ac	9853	8	9	500
7-Aug-2024	13ac	9844	9	7	500
8-Aug-2024	13ac	9837	10	6	500
9-Aug-2024	13ac	9831	11	12	500
10-Aug-2024	13ac	9819	12	3	750
11-Aug-2024	13ac	9816	13	6	850
12-Aug-2024	13ac	9810	14	7	1000
13-Aug-2024	13ac	9803	15	3	1000
14-Aug-2024	13ac	9800	16	9	1000
15-Aug-2024	13ac	9791	17	9	1000
16-Aug-2024	13ac	9782	18	12	900
17-Aug-2024	13ac	9770	19	10	900
18-Aug-2024	13ac	9760	20	11	975
19-Aug-2024	13ac	9749	21	13	975
20-Aug-2024	13ac	9736	22	13	1000
21-Aug-2024	13ac	9723	23	24	1250
22-Aug-2024	13ac	9699	24	43	1350
23-Aug-2024	13ac	9656	25	21	750

24-Aug-2024	13ac	9635	26	14	1250
25-Aug-2024	13ac	9621	27	18	1500
26-Aug-2024	13ac	9603	28	17	1500
27-Aug-2024	13ac	9586	29	14	1500
28-Aug-2024	13ac	9572	30	15	1500
29-Aug-2024	13ac	9557	31	16	1500
30-Aug-2024	13ac	9541	32	19	1750
31-Aug-2024	13ac	9522	33	21	1750
1-Sep-2024	13ac	9501	34	18	1750
Total	13b	9483		545	31800