

Analisis Performa klasifikasi Kesegaran Daging Ayam menggunakan Naïve Bayes, Decision Tree, dan k-NN

Regina Vannya^[1], Arief Hermawan^[2]

Program Studi Informatika, Fakultas Sains & Teknologi^{[1],[2]}

Universitas Teknologi Yogyakarta

Sleman, Indonesia

rvannya19@gmail.com^[1], ariefdb@uty.ac.id^[2]

Abstract— Chicken is one of the staple foods that is widely enjoyed by all. To obtain the benefits of chicken meat, the level of freshness becomes one of the main keys. In general, the level of freshness of chicken meat is divided into two classes, namely fresh and non-fresh. The difference in the level of freshness can be seen from the color changes of each class. Spoiled chicken (chicken died yesterday) is one type of meat in the non-fresh group. The widespread sale of spoiled chicken meat among the public raises doubts about choosing chicken that is suitable and unsuitable for consumption. Therefore, chicken meat freshness classification is needed to facilitate the selection of chicken meat based on color characteristics. The use of Naive Bayes Classifier algorithm in categorizing fresh and non-fresh classes is done by calculating the probability value of each image channel input. This research was conducted to compare the Naive Bayes, decision tree, and K-NN algorithms in classifying chicken meat based on color characteristics. The results of the study showed that the Naive Bayes classifier algorithm was superior to the decision tree and K-NN algorithms with an accuracy rate of 75%, precision of 79%, and recall of 65%. It is known that 27 images were predicted correctly and 9 images were predicted incorrectly out of a total 36 data. The use of a histogram in this study aims to differentiate chicken meat images from non-meat during the testing process of the model using the Naive Bayes classifier algorithm.

Keywords— *chicken classification, freshness level, color extraction, naïve bayes classifier, histogram*

Abstrak—Ayam merupakan salah satu kebutuhan bahan pokok yang banyak digemari oleh seluruh kalangan. Untuk mendapatkan manfaat dari daging ayam, tingkat kesegaran daging menjadi salah satu kunci utamanya. Pada umumnya tingkat kesegaran daging ayam terbagi menjadi 2 kelas yaitu segar dan non-segar. Perbedaan tingkat kesegaran tersebut dapat dilihat dari perubahan warna masing-masing kelas. Ayam tiren (ayam mati kemarin) merupakan salah satu jenis daging dalam kelompok non-segar. Maraknya penjualan daging ayam tiren di kalangan masyarakat membuat keraguan dalam memilih ayam yang layak dan tidak layak untuk dikonsumsi. Maka dari itu diperlukan klasifikasi kesegaran daging ayam agar dapat memudahkan dalam memilih jenis daging ayam berdasarkan ciri warna. Penggunaan algoritma Naïve Bayes Classifier dalam mengategorikan kelas segar dan non-segar dilakukan dengan menghitung nilai probabilitas dari tiap channel citra yang

diinputkan. Penelitian ini dilakukan untuk membandingkan algoritma naïve bayes, decision tree, dan K-NN dalam melakukan klasifikasi daging ayam berdasarkan ciri warna. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa algoritma naïve bayes classifier lebih unggul dibandingkan algoritma decision tree dan k-NN dengan tingkat akurasi sebesar 75%, precision 79%, dan recall 65%. Diketahui sebanyak 27 citra terprediksi benar dan 9 citra terprediksi salah dari total 36 data. Penggunaan histogram pada penelitian ini bertujuan untuk membedakan gambar daging ayam dengan non-daging pada saat proses pengujian model menggunakan algoritma naïve bayes classifier.

Kata Kunci—*klasifikasi ayam, tingkat kesegaran, ekstraksi warna, naïve bayes classifier, histogram*

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Ayam merupakan salah satu kebutuhan bahan pokok dengan permintaan di pasar yang cukup besar. Tak hanya tekstur dan rasa yang menjadi faktor orang menyukainya, ayam juga memiliki beberapa manfaat bagi kesehatan tubuh manusia, seperti membantu memperkuat sistem kekebalan tubuh dan membantu menurunkan berat badan. Banyaknya peminat daging ayam membuat produsen untuk meningkatkan produksi ayam sehingga sering ditemukan penjual daging ayam di pasar. Namun, dari peningkatan konsumsi tersebut membuat beberapa pedagang berbuat curang dengan menggabungkan penjualan daging ayam segar dan non-segar (busuk). Tindakan tersebut dilakukan karena banyaknya persediaan ayam potong yang tidak terjual sehingga harus bermalam dalam keadaan telah dipotong[1]. Dikutip dari beberapa website resmi Indonesia mengenai ditangkapnya pasangan suami istri yang menjual bakso berbahan daging ayam busuk membuktikan bahwa masih banyak oknum pedagang yang tidak bertanggung jawab dengan menjual daging ayam non-segar (busuk)[2].

Pada umumnya, tingkat kesegaran daging terbagi menjadi segar dan non-segar. Perubahan kesegaran tersebut dipengaruhi oleh waktu dan cara penyimpanannya. Daging ayam sangat mudah terkontaminasi oleh mikroba baik dari segi udara maupun air[3]. Ayam yang diolah pada hari yang sama saat pemotongan masih terdapat gizi yang lengkap dibandingkan dengan ayam yang diolah setelah beberapa hari pemotongan.

Ayam tiren (ayam mati kemarin) merupakan salah satu jenis daging ayam yang mati secara tak wajar yang disebabkan oleh penyakit, kerusakan daging karena daya tahan yang tidak baik saat dibawa di perjalanan, dan benturan fisik[4]. Efek samping jika mengonsumsi ayam tiren tak lain bisa menyebabkan sakit dan keracunan. Tidak hanya dari segi kesehatan dari segi agama juga dilarang untuk mengonsumsi ayam dengan cara penyembelihan yang bertentangan dengan syariat islam[4]. Namun, dikarenakan banyaknya penjualan daging ayam saat kondisinya telah mati membuat keraguan dalam memilih dan membedakan jenis ayam segar dan non-segar. Masih banyak masyarakat yang belum bisa membedakan ayam yang layak dan tidak layak untuk dikonsumsi. Perbedaan daging ayam segar dengan daging ayam tiren (non-segar) masih dapat dibedakan menggunakan perbandingan warna. Ayam tiren cenderung berwarna merah kebiruan dan pucat sedangkan ayam segar memiliki warna merah muda cerah mengkilap[5].

Klasifikasi merupakan salah satu metode untuk mengategorikan data dengan memberikan label pada setiap data latih yang akan dijadikan acuan pada saat dilakukan pengujian. Dalam Penelitian ini akan dilakukan klasifikasi kesegaran daging ayam berdasarkan warna dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes Classifier. Algoritma Naïve Bayes merupakan salah satu metode klasifikasi yang menggunakan perhitungan probabilitas dan statistik untuk mengukur nilai prediksi secara sederhana yang berdasarkan penerapan teorema bayes[6].

B. Penelitian Sebelumnya

Pengklasifikasian citra daging ayam sudah pernah dilakukan sebelumnya dengan menggunakan metode K-Nearest Neighbor. Penelitian tersebut melakukan klasifikasi berdasarkan tekstur dan warna daging. Dari 40 data yang diuji terdapat 7 data yang gagal untuk diklasifikasikan[7].

Pada penelitian yang dilakukan oleh Achmad Syaeful, dkk klasifikasi citra dengan menggunakan metode Naïve Bayes Classifier dengan menggunakan objek bunga dahlia mendapatkan nilai akurasi sebesar 98,75%. Penelitian tersebut menggunakan metode tambahan yaitu otsu thresholding dengan menggunakan nilai ambang batas dari varian *pixel* hitam dan putih. Penelitian tersebut juga menggunakan validasi silang sebesar k=10 sehingga mendapatkan pembagian citra data latih sebanyak 14 citra dari 25 citra yang terpilih. Sebelum memasuki tahap *preprocessing* dilakukan perubahan gambar dari RGB menjadi gambar hitam putih (binary). Segmentasi menggunakan otsu thresholding dinilai cukup baik dalam membersihkan *noise* dan meningkatkan hasil akurasi dengan tingkat eror sebesar 9,0284% [8].

Berdasarkan penelitian di atas dapat diketahui bahwa algoritma Naïve Bayes Classifier cukup baik untuk melakukan klasifikasi pada objek bunga dan algoritma KNN dapat mengidentifikasi dengan baik daging ayam segar dan non-segar. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan perbandingan klasifikasi kesegaran daging ayam menggunakan algoritma Naïve Bayes Classifier, Decision Tree, dan K-NN berdasarkan ciri warna. Hasil dari penelitian ini juga dapat menentukan algoritma terbaik dalam melakukan klasifikasi menggunakan

objek daging ayam.

C. Landasan Teori

1) Daging Ayam

Daging ayam adalah salah satu pangan yang bernilai ekonomis serta mempunyai peluang untuk dikembangkan, di Daerah Istimewa Yogyakarta daging ayam mempunyai peranan yang cukup penting karena kedudukannya sebagai penyedia daging paling besar jumlahnya apabila dibandingkan dengan jenis daging lainnya[9]. Meningkatnya produksi daging ayam menjadi alternatif sumber pendapatan bagi masyarakat khususnya penggerak UMKM. Umumnya daging ayam segar memiliki ciri-ciri seperti daging berwarna putih pucat, tidak ada lemak di serat daging, bau sedikit amis, dan lemak berwarna kekuningan[10].

2) Klasifikasi

Klasifikasi merupakan suatu proses untuk mencari karakteristik dari suatu data yang akan diprediksi sesuai dengan kelas-kelas karakteristiknya. Klasifikasi juga disebut sebagai sebuah proses memilih dan mengelompokkan berdasarkan kriteria yang sama[11]. Pada proses klasifikasi objek akan ditempatkan ke dalam satu kelas yang sesuai dengan karakteristiknya. Proses klasifikasi akan melakukan perhitungan data latih dengan data uji yang menghasilkan kemungkinan pengklasifikasian.

3) Naïve Bayes

Naïve Bayes Classifier merupakan salah satu algoritma yang dapat melakukan klasifikasi suatu variabel dengan menggunakan cabang ilmu matematika yakni teori probabilitas berdasarkan frekuensi tiap klasifikasi data training. Naïve Bayes juga merupakan salah satu algoritma *supervised learning* yang membutuhkan label untuk dapat melakukan pembelajaran berdasarkan kebenaran yang telah ada[12]. Metode Naïve Bayes sering digunakan untuk menyelesaikan permasalahan dalam bidang mesin pembelajaran karena dikenal memiliki tingkat akurasi yang tinggi hanya dengan menggunakan perhitungan yang sederhana[13]. Naïve Bayes juga disebut sebagai metode klasifikasi yang berakar pada teorema bayes, dengan persamaan:

$$P(X|H) = \frac{P(X)P(H)}{P(H)} \quad (1)$$

Keterangan :

P(X|H) : probabilitas kelas X terhadap kriteria masukan H

P(H|X) : probabilitas kriteria masukan H dengan kelas X

P(X) : probabilitas label kelas X

P(H) : probabilitas label kelas H

Dalam penelitian ini diperlukan perhitungan standar deviasi dan *mean* yang akan digunakan untuk menghitung probabilitas setiap atribut. Untuk mencari nilai rata-rata digunakan

persamaan sebagai berikut:

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (2)$$

Keterangan :

- μ : rata-rata
- x_i : nilai sampel ke-i
- n : jumlah sampel

Sedangkan untuk mencari perhitungan standar deviasi dapat menggunakan persamaan:

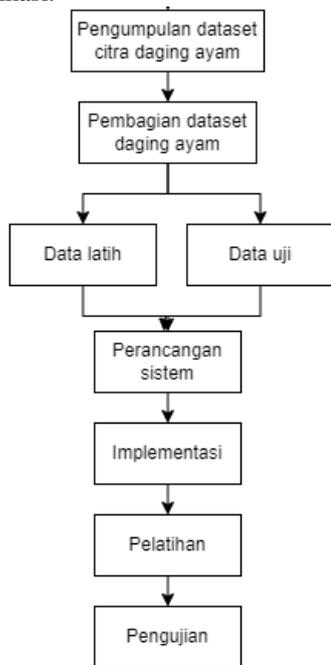
$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n}} \quad (3)$$

Keterangan :

- σ : standar deviasi
- x_i : nilai x ke-i
- μ : nilai rata-rata
- n : jumlah sampel

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan mengumpulkan dataset citra daging ayam kelas segar dan kelas non-segar, melakukan *preprocessing* seperti mengubah ukuran gambar (*resize*), ekstraksi fitur warna dari RGB menjadi BGR, dan pembagian data latih dan data uji, perancangan sistem seperti pembuatan model klasifikasi, pengujian model klasifikasi, dan evaluasi performa klasifikasi.



Gambar 1. Alur Klasifikasi

A. Pengumpulan Data

Data penelitian dengan menggunakan objek daging ayam

diambil secara langsung di rumah potong ayam menggunakan *smartphone* vivo dan mendapatkan data kelas segar sebanyak 140 sampel dan non-segar sebanyak 60 sampel. Total keseluruhan dataset dari kelas segar dan non-segar sebesar 200 data. Adanya ketidakseimbangan jumlah data antar kelas sangat mempengaruhi terhadap nilai akurasi model yang akan dibangun. Hasil prediksi juga cenderung dominan terhadap kelas segar dibandingkan kelas non-segar. Maka dari itu penelitian ini hanya menggunakan 60 sampel untuk kelas segar dan 60 sampel untuk kelas non-segar. Pelabelan data untuk kelas segar dan non-segar dilakukan secara manual dengan menggunakan bantuan jasa ahli dibidang pemotongan ayam.



Gambar 2. Dataset Gambar

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
file	meanR	meanG	meanB	standar_d	standar_d	standar_d	skewness	skewness	skewness	kelas
nonsegar_176.3425	152.4937	136.5579	17.97679	26.13355	27.99953	-1.07293	-0.95282	-0.71555	2	
nonsegar_200.5435	188.9178	178.3209	19.36238	27.02995	26.73992	-0.99427	-1.88886	-1.14709	2	
nonsegar_190.6355	177.8288	171.8046	24.61212	32.62308	32.58825	-0.66529	-0.83493	-0.80091	2	
nonsegar_192.6432	175.5622	165.9941	36.33782	38.12057	38.99884	-2.62329	-1.75674	-1.85154	2	
nonsegar_201.1353	188.3513	185.6071	20.49956	26.84847	27.43361	-0.60615	-1.23507	-1.23043	2	
nonsegar_202.3422	179.1404	172.7556	30.38955	44.40675	45.82448	-1.36091	-1.20332	-1.19018	2	
nonsegar_192.4938	181.3717	183.5568	19.24454	35.78299	40.48216	-0.33019	-0.29623	-0.26022	2	
nonsegar_203.6044	181.5337	175.1773	26.56984	33.59332	37.63173	-0.53275	-0.72579	-0.60511	2	
nonsegar_201.7846	177.6276	168.3197	19.482	25.25688	28.33955	-0.40743	-0.45392	-0.45079	2	
nonsegar_171.7984	111.4138	100.965	19.82888	28.08003	30.15373	-0.3387	0.048326	0.24322	2	
nonsegar_149.1585	79.36172	71.78055	16.75798	21.38885	23.80959	-1.28517	-0.83681	-0.66321	2	
nonsegar_168.9069	134.8599	122.0647	26.13644	35.82862	33.47898	-0.62946	-0.72348	-0.46453	2	
nonsegar_199.1174	171.8598	163.2214	21.0449	29.42642	32.89684	-0.21471	-0.43155	-0.49373	2	
nonsegar_191.1825	163.6106	145.0711	30.89589	35.72976	36.96323	-0.9626	-1.14659	-1.14951	2	
nonsegar_191.2757	155.4936	130.7246	25.4942	33.65995	34.10577	-0.75087	-0.97795	-0.63195	2	
nonsegar_200.6351	188.3371	147.4058	32.46482	41.47885	45.30723	-1.16341	-1.08844	-0.96417	2	
nonsegar_210.1693	176.9727	151.9697	30.87001	44.8464	56.13975	-0.73661	-0.84304	-0.76725	2	
nonsegar_191.6444	162.2383	151.1486	29.42938	39.24075	46.61762	0.230102	0.028316	0.02926	2	
nonsegar_145.9053	88.793	50.56988	18.34811	31.41338	28.60233	-0.29322	0.400432	0.627425	2	
nonsegar_196.0309	145.408	152.8162	32.62587	41.38887	42.38928	-0.16863	-0.32796	-0.26453	2	
nonsegar_183.0988	128.3787	103.5322	18.38491	24.12064	25.6121	-0.88974	-0.60716	-0.41291	2	
nonsegar_153.3525	80.69838	63.73469	25.95357	33.02059	32.77654	-0.47758	-0.68944	-0.031718	2	
nonsegar_189.8865	162.9727	153.9391	19.17061	28.86371	30.35412	-0.80874	-0.5819	-0.21794	2	
nonsegar_128.8186	91.60503	90.58883	28.09941	30.55533	30.32796	0.218747	0.245525	0.458156	2	
nonsegar_119.3825	87.59628	86.11705	26.17802	31.47672	30.13949	-0.07261	-0.06266	0.282098	2	

Gambar 3. Dataset CSV

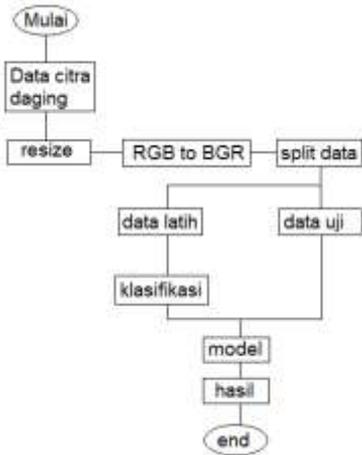
B. Preprocessing

Preprocessing merupakan representasi fitur pembersihan yang dilakukan agar data yang digunakan tidak terdapat *noise* sehingga tidak mempengaruhi hasil pada model yang akan dibangun[14]. Pada penelitian ini tahap *preprocessing* yang dilakukan adalah:

- Melakukan perubahan ukuran citra menjadi 256x256 pixel.
- Mengubah format citra dari RGB menjadi BGR.
- Melakukan pembagian data latih dan data uji terhadap dataset yang digunakan.

C. Perancangan Sistem

Tahap perancangan sistem dilakukan dengan melakukan pembuatan model klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes Classifier, melakukan pengujian terhadap model yang dibangun, dan menampilkan hasil evaluasi performa sistem berdasarkan tingkat akurasi, presisi, dan recall.



Gambar 4. Flowchart sistem

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

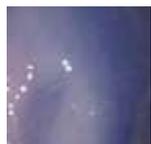
Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, perubahan dataset menjadi format csv melewati beberapa perhitungan seperti menghitung nilai rata-rata, standar deviasi, dan skewness sepanjang nilai array pada citra tersebut. Dari perhitungan yang dilakukan menghasilkan 9 *features* yakni: meanB, meanG, meanR, standar_devB, standar_devG, standar_devR, skewness_B, skewness_G, skewness_R.

A. Ekstraksi Fitur Warna

Ekstraksi fitur warna dilakukan dengan mengubah gambar dari RGB menjadi BGR. Proses ekstraksi warna dan bentuk dinilai cukup baik terhadap hasil penelitian yang telah diuji sebelumnya[15]. Proses *resize* dilakukan sebelum ekstraksi warna agar seluruh gambar memiliki jumlah komponen pixel yang sama. Berikut merupakan perbedaan dari citra RGB dan citra BGR menggunakan sampel citra daging ayam kelas segar. Perubahan warna dari citra RGB dan BGR dilakukan untuk setiap dataset yang diunggah ke dalam sistem klasifikasi.



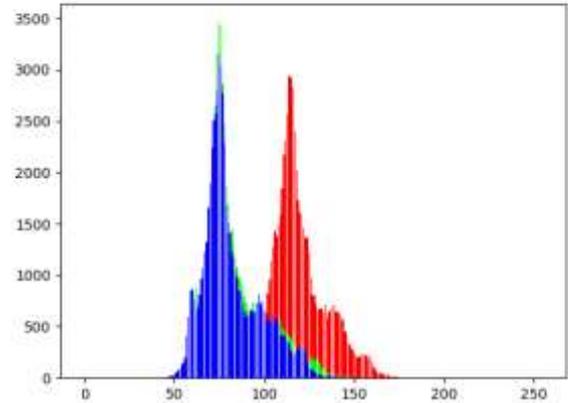
Gambar 5. Citra RGB



Gambar 6. Citra BGR

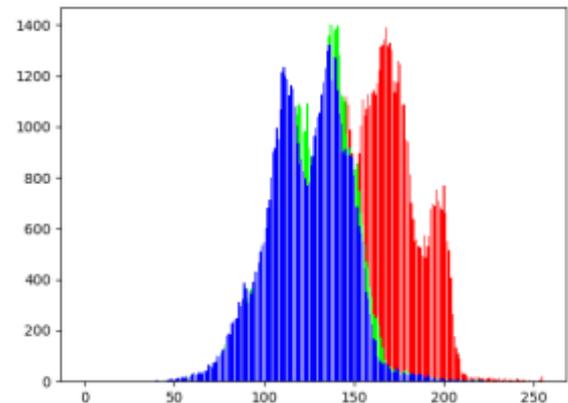
Pada Gambar 6 dan Gambar 7, ditampilkan perbandingan histogram dari kelas segar dan non-segar. Penggunaan

histogram bertujuan untuk membedakan inputan citra daging ayam dengan non-daging ayam dengan nilai yang digunakan adalah nilai *maximal* dari layer biru. Setelah dilakukan pengujian terhadap 10 sampel kelas segar dan non-segar, didapatkan hasil rata-rata layer biru pada kelas segar dan non-segar tidak kurang dari 1000 dan tidak lebih dari 10000.



Gambar 7. Histogram nonsegar

Dapat dilihat pada Gambar 7 yakni histogram kelas segar memiliki persebaran intensitas warna RGB lebih panjang dibandingkan kelas non-segar. Pada kelas non-segar rentang nilai yang muncul dimulai dari 50 hingga 150, sedangkan kelas segar memiliki rentang nilai yang dimulai dari 50 hingga 200 dengan jumlah yang lebih bervariasi dibandingkan kelas non-segar.



Gambar 8. Histogram segar

B. Perhitungan Parameter

Pada penelitian ini perhitungan dilakukan untuk seluruh layer red, green, dan blue. Atribut yang dihasilkan akan dijadikan karakteristik untuk klasifikasi kesegaran daging ayam. Pada tabel di bawah ini dapat dilihat perbedaan yang cukup signifikan terhadap perhitungan ketiga atribut. Pada tabel *mean* dan standar deviasi kelas non-segar memiliki nilai yang cukup tinggi dibandingkan kelas segar. Namun pada

perhitungan skewness kelas non-segar memiliki nilai yang rendah dibandingkan kelas segar. Seluruh citra yang ada di dalam dataset akan dilakukan perhitungan dengan tiga parameter yang selanjutnya akan diubah ke dalam bentuk csv. Pada TABEL I dilakukan perhitungan parameter nilai rata-rata untuk 2 sampel yakni dari kelas segar dan non-segar. Pada hasil tersebut dapat diketahui bahwa kelas non-segar mendominasi nilai tertinggi daripada kelas segar terutama pada *layer red*.

TABEL I. Nilai Mean

JENIS DAGING	MEAN		
	Red	Green	Blue
Segar	153.92881	121.7711	116.9732
Non segar	187.5041	182.1008	175.5018

Perhitungan nilai standar deviasi dapat dilihat pada TABEL II dengan menggunakan sampel citra yang sama dengan perhitungan nilai rata-rata. Dapat dilihat pada tabel tersebut kelas non-segar masih mendominasi nilai tertinggi untuk setiap perhitungan pada *layer red, green, dan blue*. Hal tersebut menunjukkan bahwa pada kelas non-segar memiliki tingkat variasi yang lebih besar dibandingkan kelas segar terutama pada *layer green dan blue*. Perhitungan standar deviasi dilakukan dengan menghitung selisih setiap data dengan nilai rata-rata yang didapatkan seperti pada persamaan 3.

TABEL II. Nilai Standar Deviasi

JENIS DAGING	STANDAR DEVIASI		
	Red	Green	Blue
Segar	23.4170	27.1168	27.9057
Non segar	23.5158	31.0131	31.7900

Perhitungan nilai skewness juga dilakukan pada 2 sampel citra tersebut dengan mendapatkan hasil citra dengan kelas segar lebih mendominasi nilai tertinggi dibandingkan sampel kelas non-segar. Perhitungan tiap parameter dilakukan untuk setiap dataset citra yang diunggah sebagai karakteristik klasifikasi kelas yang akan dilakukan.

TABEL III. Nilai Skewness

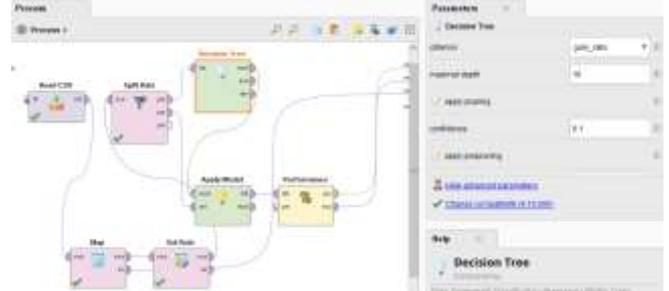
JENIS DAGING	SKEWNESS		
	Red	Green	Blue
Segar	0.4169	0.5706	0.6471
Non segar	-1.2140	-1.0891	-0.8787

C. Pembuatan Model

1) Decision Tree

Pembuatan model dengan menggunakan algoritma decision tree dilakukan perubahan format untuk atribut target dari *real* menjadi *polynomial*. Adapun parameter yang digunakan adalah *criterion, confidence, dan minimal gain*. *Criterion* pada

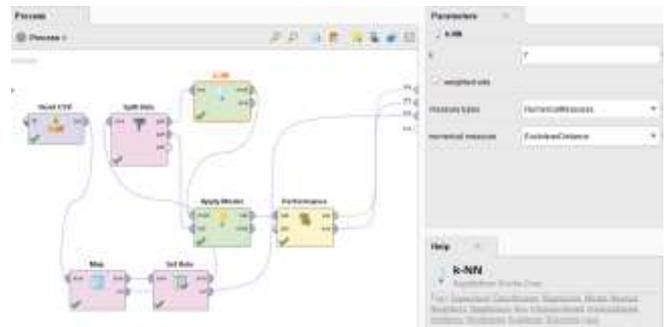
algoritma ini menggunakan *gain ratio* dengan nilai *confidence* sebesar 0.1 dan *minimal gain* adalah 0.01. Pembuatan model decision tree dengan *tools rapidminer* mendapatkan nilai akurasi data testing sebesar 63.89%, presisi 72.73%, dan *recall* 44.44%. Proses yang dilakukan menggunakan algoritma decision tree dimulai dari penggunaan operator *read csv, map, set role, dan split data* sebesar 70% data latih dan 30% data uji.



Gambar 9. Proses Decision Tree

2) k-Nearest Neighbor

Pembuatan model dengan algoritma k-NN mendapatkan akurasi data testing sebesar 61.11%, presisi 62.50%, dan *recall* 55,56% dengan menggunakan nilai *k=7*, *measure types* menggunakan *numerical measure*, dan perhitungan jarak menggunakan *Euclidean distance*.



Gambar 10. Proses k-NN

3) Naïve Bayes Classifier

Pembuatan model naïve bayes classifier mendapatkan akurasi data testing sebesar 75%, presisi 79%, dan *recall* 65%. Parameter yang digunakan pada algoritma ini berupa nilai *test_size* sebesar 0.3 dan *random state=0*.

	precision	recall	f1-score	support
1.0	0.79	0.65	0.71	17
2.0	0.73	0.84	0.78	19
accuracy			0.75	36
macro avg	0.76	0.74	0.75	36
weighted avg	0.75	0.75	0.75	36

Gambar 11. Performance Report Naïve Bayes

D. Pengujian Sistem

Berdasarkan hasil pembuatan model dengan algoritma naïve bayes classifier, decision tree, dan k-NN didapatkan hasil bahwa algoritma naïve bayes lebih unggul dibandingkan

dengan dua algoritma lainnya. Pembagian dataset dari ketiga algoritma tersebut dibagi menjadi 70% data latih dan 30% data uji dari keseluruhan dataset kelas segar dan nonsegar. Hasil pengujian model menggunakan algoritma naïve bayes terhadap data testing didapatkan akurasi 75%, *precision* 79%, dan *recall* 65%. Pengujian menggunakan algoritma decision tree untuk data testing mendapatkan akurasi 63.89%, *precision* 72.73%, dan *recall* 44.44%. Sedangkan algoritma k-NN dengan nilai k=7 mendapatkan akurasi 61.11%, *precision* 62.50%, dan *recall* 55.56%. Hasil confusion matrix untuk model klasifikasi dengan algoritma k-NN didapatkan 22 citra terprediksi benar dan 14 citra terprediksi salah. Berikut merupakan hasil perhitungan FPR dan sensitifitas untuk algoritma k-NN.

$$\begin{aligned} \text{FPR (False Positive Rate)} &= \text{FP} / (\text{FP} + \text{TN}) \\ &= 6 / (6 + 12) \\ &= 0.333 \text{ atau } 33\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Sensitifitas} &= \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN}) \\ &= 10 / (10 + 8) \\ &= 0.555 \text{ atau } 55\% \end{aligned}$$

	true tidak segar	true segar
pred tidak segar	12	0
pred segar	6	10

Gambar 12. Matriks Model k-NN

Pada model klasifikasi decision tree didapatkan sebanyak 23 citra terprediksi benar dan 13 citra terprediksi salah. Hasil dari confusion matrix digunakan untuk menghitung FPR dan sensitifitas model algoritma decision tree.

$$\begin{aligned} \text{FPR (False Positive Rate)} &= \text{FP} / (\text{FP} + \text{TN}) \\ &= 3 / (3 + 15) \\ &= 0.166 \text{ atau } 16\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Sensitifitas} &= \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN}) \\ &= 8 / (8 + 10) \\ &= 0.444 \text{ atau } 44\% \end{aligned}$$

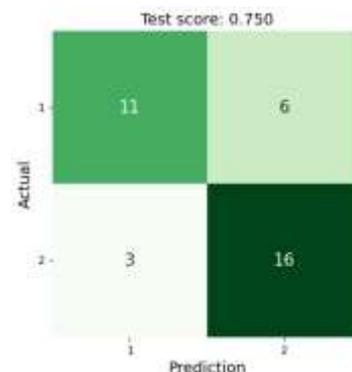
	true tidak segar	true segar
pred tidak segar	15	10
pred segar	3	8

Gambar 13. Matriks Model Decision Tree

Sedangkan untuk model klasifikasi menggunakan algoritma naïve bayes classifier mendapatkan 27 citra terprediksi benar dan 9 citra terprediksi salah dari total 36 citra daging ayam. Dilakukan juga perhitungan nilai FPR dan sensitifitas model algoritma naïve bayes sebagai pembandingan performa tiap algoritma.

$$\begin{aligned} \text{FPR (False Positive Rate)} &= \text{FP} / (\text{FP} + \text{TN}) \\ &= 6 / (6 + 16) \\ &= 0.272 \text{ atau } 27\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Sensitifitas} &= \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN}) \\ &= 11 / (11 + 3) \\ &= 0.785 \text{ atau } 78\% \end{aligned}$$



Gambar 14. Matriks Naïve Bayes

Hasil pengujian data testing tersebut menunjukkan bahwa model algoritma naïve bayes classifier memiliki performa yang lebih baik. Dari hasil pengujian tersebut juga dilakukan perhitungan nilai FPR (False Positive Rate) dan sensitifitas seperti yang dapat dilihat pada TABEL IV. Perhitungan dilakukan untuk melihat evaluasi performa dari algoritma k-NN, decision tree, dan naïve bayes classifier.

TABEL IV. Evaluasi Performa Algoritma

Algoritma	Akurasi	Presi	Recall	FPR	Sensitifitas
K-NN	61.11%	62.50%	55.56%	33%	55%
Decision Tree	63.89%	72.73%	44.44%	16%	44%
Naïve Bayes	75%	79%	65%	27%	78%

Penelitian ini menggunakan 120 data dengan 60 kelas segar dan 60 kelas non-segar. Dapat dilihat pada tabel iv akurasi tertinggi didapat oleh naïve bayes classifier dengan total citra yang terprediksi benar sebanyak 27 dan terprediksi salah sebanyak 9 citra. Keunggulan naïve bayes dalam mengklasifikasikan citra daging ayam karena penggunaan dataset yang sedikit. Naïve bayes classifier dikenal sebagai algoritma yang cukup sederhana karena bisa mendapatkan hasil yang cukup baik hanya dengan menggunakan data latih yang relative kecil[16]. Naïve bayes melakukan klasifikasi dengan mencari peluang terbesar berdasarkan frekuensi data training yang berakar pada teorema bayes. Pengujian sistem dilakukan dengan memasukkan gambar yang akan diklasifikasi menggunakan algoritma naïve bayes classifier. Percobaan pertama dilakukan dengan objek bukan daging ayam. Pada gambar 17 dan 18 dapat dilihat hasil percobaan dengan dua gambar yang berbeda yakni pada gambar 15 dan 16. Berikut merupakan tampilan *interface* dengan menggunakan *framework* flask.



Gambar 15. Input Pertama



Gambar 16. Input Kedua

Berikut merupakan tampilan sistem pengujian klasifikasi jika gambar yang diunggah bukan merupakan citra daging ayam.



Gambar 17. Hasil Percobaan Pertama

Pada Gambar 17 ditampilkan halaman sistem klasifikasi jika gambar yang diunggah adalah citra daging ayam. Sistem akan melakukan klasifikasi menggunakan model yang telah dibangun dan menampilkan nilai dari perhitungan *mean*, standar deviasi, dan *skewness*.



Gambar 18. Hasil Percobaan Kedua

IV. KESIMPULAN

Klasifikasi kesegaran daging ayam dengan algoritma naïve bayes classifier mendapatkan hasil akurasi, presisi, dan *recall* yang tinggi diantara algoritma decision tree dan k-NN. Hasil tersebut menggunakan parameter *test size* sebesar 0.3 dan *random state* 0. *Preprocessing* dilakukan dengan mengubah ukuran citra menjadi 256x256 pixel dan mengubah seluruh dataset dari RGB menjadi BGR yang selanjutnya dilakukan

perhitungan histogram *channel* biru untuk membedakan citra daging ayam dengan non-daging ayam. Penelitian yang dilakukan dengan algoritma naïve bayes terhadap 120 dataset mendapatkan hasil yang cukup baik dengan akurasi sebesar 75%, presisi 79%, dan *recall* 65%.

REFERENCES

- [1] T. Sajekti, D. Supiyadi, and A. H. Saputro, "PENGOLAHAN DAGING AYAM FROZEN SEBAGAI PENINGKATAN PEMASARAN AYAM POTONG," *Jurnal Abdi Insani*, vol. 9, no. 2, 2022, doi: 10.29303/abdiinsani.v9i2.591.
- [2] A. Husein, A. Ramzi, N. I. Muzakki, and R. Hasanah, "Quameaty: Aplikasi Pendeteksi Kualitas Daging Ayam Mentah Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Model InceptionV3," *JTERA (Jurnal Teknologi Rekayasa)*, vol. 7, no. 1, 2022, doi: 10.31544/jtera.v7.i1.2022.107-114.
- [3] A. Syahadat, "Kualitas Mikrobiologi Daging Ayam Mati Kemarin 'Tiren' dan Ayam Segar Strain Cobb 500 Ditinjau dari Total Plate Count, Salmonella sp. dan Escherichia coli," *Ayan*, vol. 8, no. 5, p. 55, 2015. [Online]. Available: <http://repository.ub.ac.id/id/eprint/137566/>
- [4] Alwi Musa Muzaiyin, "PERILAKU PEDAGANG UNGGAS DITINJAU DARI PERSPEKTIF ETIKA BISNIS ISLAM (The Behavior of Poultry Traders Viewed from Islamic Business Ethics Perspective)," *Qawānīn Journal of Economic Syariah Law*, vol. 5, no. 1, pp. 33–52, Jan. 2021, doi: 10.30762/qawanin.v5i1.2945.
- [5] V. P. Bintoro, B. Dwiloka, and D. A. Sofyan, "PERBANDINGAN DAGING AYAM SEGAR DAN DAGING AYAM BANGKA DENGAN MEMAKAI UJI FISIKO KIMIA DAN MIKROBIOLOGI (The Comparison of the Slaughtered and Nonslaughtered Chicken Meat Using Physico-chemical and Microbiological Test)."
- [6] H. Zhang, "The Optimality of Naive Bayes Naive Bayes and Augmented Naive Bayes," *Aa*, vol. 1, no. 2, 2004.
- [7] M. Nasir, "Klasifikasi Citra Daging Ayam Dengan Menggunakan Metode K -Nearest Neighbor," *E-Jurnal.Pnl.Ac.Id*, vol. 1, no. 1, 2017.
- [8] syaeful achmad, ilham fadilah muhammad, muftadi imam, and iskandar dadang, "Klasifikasi Citra Bunga Dahlia Berdasarkan Warna Menggunakan Metode Otsu Thresholding Dan Naïve Bayes," *sains komputer & Informatika*, vol. 6, 2022.
- [9] S. N. Hidayah, H. I. Wahyuni, and S. Kismiyati, "Kualitas Kimia Daging Ayam Broiler dengan Suhu Pemeliharaan yang Berbeda," *Jurnal Sains dan Teknologi Peternakan*, vol. 1, no. 1, 2019, doi: 10.31605/jstp.v1i1.443.
- [10] R. Indarti, "Pengaruh Pemilihan Daging Ayam terhadap Pembuatan Dim Sum di Restaurant Tang Palace Hotel JW Marriot Surabaya," *Tourism, hospitality and culinary journal*, vol. 2, no. 1, 2018.
- [11] Y. Withasari, "Pengaruh Media Big Book Terhadap Kemampuan Mengklasifikasi Pada Anak Usia Dini," *NOURA: Jurnal Kajian Gender*, vol. 3, no. 2, 2019, doi: 10.32923/nou.v3i2.1046.
- [12] Annissa Widya Davita, "Mengenal Naive Bayes Sebagai Salah Satu Algoritma Data Science," *DQLAB.COM*, 2022.
- [13] C. C. Aggarwal and C. X. Zhai, "A survey of text classification algorithms," in *Mining Text Data*, 2012. doi: 10.1007/978-1-4614-3223-4_6.
- [14] J. Chaki and N. Dey, *A Beginner's Guide to Image Preprocessing Techniques*. 2018. doi: 10.1201/9780429441134.
- [15] Maulana Fansyuri and O. Hariansyah, "Pengenalan Objek Bunga dengan Ekstraksi Fitur Warna dan Bentuk Menggunakan Metode Morfologi dan Naïve Bayes," *Jurnal Sistem dan Informatika (JSI)*, vol. 15, no. 1, 2020, doi: 10.30864/jsi.v15i1.338.
- [16] F. Howedi and M. Mohd, "Text Classification for Authorship Attribution Using Naive Bayes Classifier with Limited Training Data," *Computer Engineering and Intelligent Systems*, vol. 5, no. 4, 2014.