

Implementasi Pengolahan Citra dan Klasifikasi *K-Nearest Neighbor* untuk Mendeteksi Kualitas Telur Ayam

Rizky Rahmadianto¹, Edy Mulyanto², T. Sutojo³

^{1,2,3}Jurusan Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro Semarang

Jl. Imam Bonjol 207 Semarang, 50131, Telp (024)3515261

E-mail: ¹111201408226@mhs.dinus.ac.id, ²edy.mulyanto@dsn.dinus.ac.id, ³tsutojo@gmail.com

Abstrak

Telur ayam tidak hanya mengandung protein namun dilengkapi dengan Omega-3. Omega-3 inilah yang membuat telur akan kaya manfaat dan tidak hanya protein yang didapat. Telur biasa dan telur omega tidak bisa dibedakan secara kasat mata atau berdasarkan penglihatan manusia saja. Memecahkan telur dan melihat embrio pada telur tersebut merupakan alternatif untuk mengetahui telur tersebut merupakan telur biasa atau telur omega. Kesulitan terjadi jika jumlah telur tersebut puluhan hingga ratusan. Masalah tersebut akan diselesaikan dengan metode klasifikasi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). *K-Nearest Neighbor* dapat mengatasi masalah dari *K-Means*, *Otsu*, *Region Props* dan *Labelling* yaitu, kurang akuratnya hasil atau nilai yang diperoleh dan juga merupakan salah satu metode klasifikasi yang mudah dan efektif. Penelitian ini menggunakan olah citra dan menambahkan metode *K-Nearest Neighbor* guna mencari klasifikasi data uji, membedakan telur ayam beromega dengan telur ayam biasa dengan analisa tekstur menggunakan statistik orde pertama yaitu *mean*, *standart deviation*, *skewness*, dan *kurtosis*. Dan untuk uji akurasi menggunakan *confusion matrix*. Citra telur yang didapat akan dianalisa dengan statistik orde pertama terlebih dahulu. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode yang dipilih berhasil digunakan, dengan hasil K tertinggi yaitu K=7 dan akurasinya 86%.

Kata kunci — Telur Ayam, K-Nearest Neighbor, Statistik Orde Pertama

Abstract

Chicken eggs do not only contain protein but are equipped with Omega-3. Omega-3 is what makes eggs will be rich in benefits and not only the protein obtained. Ordinary eggs and omega eggs cannot be distinguished by naked eye or by human vision alone. Breaking the egg and seeing the embryo on the egg is an alternative to knowing that the egg is an ordinary egg or an omega egg. Difficulties occur if the number of eggs is tens to hundreds. The problem will be solved by the classification method using the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm. K-Nearest Neighbor can overcome problems from K-Means, Otsu, Props Region and Labeling, namely, the lack of accurate results or values obtained and also one of the easy and effective classification methods. This study uses image processing and adds the K-Nearest Neighbor method to search for classification of test data, differentiating between Omega 3 chicken eggs and ordinary chicken eggs with texture analysis using first-order statistics, namely the mean, standard deviation, skewness, and kurtosis. And to test the accuracy using confusion matrix. The image of the eggs obtained will be analyzed with first-order statistics first. The results showed that the method chosen was successfully used, with the highest K result, namely K = 7 and its accuracy was 86%.

Keywords — Chicken Eggs, K-Nearest Neighbor, First Order Statistics

1. PENDAHULUAN

Telur ayam adalah salah satu sumber protein hewani yang sangat mudah didapatkan dan terjangkau harganya. Walaupun terjangkau telur ayam memiliki nilai gizi didalamnya. Telur ayam tidak hanya mengandung protein namun dilengkapi dengan omega-3. Omega-3 inilah yang

membuat telur akan kaya manfaat dan tidak hanya protein yang didapat. Telur ayam akan dideteksi untuk mendapatkan informasi lebih lanjut mengenai jenis telur tersebut, mana yang telur biasa atau mengandung omega-3 tanpa harus memecahkan isi dari telur tersebut. Dengan cara mendeteksi jenis telur ayam tanpa memecah cangkang nantinya, akan memudahkan pengecekan langsung untuk masyarakat yang hendak mengkonsumsi telur ayam atau untuk para peternak ayam yang memiliki jumlah telur ayam yang cukup banyak.

Penelitian untuk mendeteksi hasil telur berikut menggunakan algoritma-algoritma yang sudah dilakukan sebelumnya. Seperti diantaranya adalah penelitian dari Paulus Harsadi pada tahun 2014 yang menggunakan *K-Means Automatic Thresholding* [1][2], penelitian dari Enny Itje Sela dan M.Ihsan juga pernah menggunakan *K-Means* untuk pengujian telur pada tahun 2017 [3], penelitian dari Oky Dwi Nurhayati pada tahun 2015 yang menggunakan metode Otsu dengan ciri tekstur secara statistik orde pertama [4], penelitian dari Puspa Rizky Trisnaningtyas dan Maimunah pada tahun 2015 yang menggunakan K-NN dan *confusion matrix* guna mengklasifikasikan mutu telur ayam ras [5], penelitian dari Aris Diantoro dan Irwan Budi Santoso pada tahun 2017 yang menggunakan *Naive Bayes Classifier* [6], dan penelitian dari Putu Desiana Wulaning Ayu dan Gede Angga Pradipta yang menggunakan *Fuzzy C-Means* dan IRHT pada tahun 2017 [7].

K-Means memiliki kelebihan yang mampu mensegmentasikan bentuk embrio ayam berdasarkan citra *greyscale*-nya dan mudah diimplementasikan dan waktu pembelajaran yang cepat, tapi memiliki kekurangan dimana nilai dari K harus diinisialisasikan secara random dan masih terdapat banyak noise dalam akuisisi citra sehingga berpengaruh terhadap proses pelatihan [1] [3]. Selain itu, kelemahan *K-Means* memiliki keterbatasan banyaknya data sampel dan hasil akurasi pada *cluster* masih belum baik [3]. Metode Otsu memiliki kelebihan dapat memisahkan bagian objek dengan latar belakang, tapi memiliki kekurangan banyak *noise* jika tidak melalui filter Gaussian [4]. *Naive Bayes Classifier* memiliki kelemahan pada pengujiannya yaitu *type of trial* yang membuat pengujian tidak efisien namun, memiliki kelebihan kemampuan klasifikasi yang serupa dengan *decision tree* dan *neural network* [6]. Untuk mendapatkan hasil pengujian maksimal dari *Fuzzy C-Means*, metode tersebut digabung dengan metode IRHT untuk mencari diameter mayor dan minor sebelum dikalibrasi ke dalam satuan milimeter [7]. Dari diameter mayor dan minor mendapatkan akurasi sebesar 89,1% dan 85,97% [7]. Adapun metode K-NN yang digunakan untuk mengklasifikasi mutu telur ayam yang dapat membedakan 3 mutu telur ayam [5]. Sehingga telur dapat dibedakan berdasarkan mutunya dengan K-NN.

K-Nearest Neighbor dapat mengatasi masalah dari *K-Means*, *Otsu*, *Region Props* dan *Labelling* yaitu, kurang akuratnya hasil atau nilai yang diperoleh [2]. Tak hanya itu penulis juga ingin menambahkan jika, KNN merupakan salah satu metode klasifikasi yang mudah dan efektif [5]. Namun, K-NN memiliki kekurangan pada pengolahan data itu sendiri. Jika dirasa pengolahan data sudah tepat maka hasil dari akurasi akan akurat atau tinggi [2]. Nilai dari K yang dipilih akan mempengaruhi juga terhadap akurasi nantinya [5].

Sebagai salah satu langkah yang akan ditempuh nantinya guna memberikan solusi terhadap penelitian yang sudah diacu oleh penulis, penulis akan menggunakan olah citra dan menambahkan metode *K-Nearest Neighbor* guna mencari klasifikasi data uji, membedakan telur ayam beromega dengan telur ayam biasa dengan analisa tekstur menggunakan statistik orde pertama yaitu *mean*, *standart deviation*, *skewness*, dan *kurtosis*. Dan untuk uji akurasi menggunakan *confusion matrix*. Sehingga dalam penelitian dan pengujian nantinya akan mendapatkan hasil yang dapat menjawab terhadap penelitian-penelitian yang sebelumnya. Oleh karena itu, melihat permasalahan diatas penulis mengambil judul penelitian ini “Implementasi Pengolahan Citra dan Klasifikasi *K-Nearest Neighbor* untuk Mendeteksi Kualitas Telur Ayam”.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Pengolahan Citra

Citra digital merupakan citra yang dapat diolah atau diproses oleh komputer [8]. Pengolahan citra merupakan cara mengolah citra dengan berbagai teknik tertentu. Teknik olah citra tersebut meliputi modifikasi kecemerlangan, negasi, peningkatan kontras, dan *thresholding*.

Modifikasi kecemerlangan adalah merubah nilai keabuan atau warna gelap menjadi warna terang atau sebaliknya. Negasi adalah merubah warna dari citra menjadi terbalik dengan batas yang diberikan 0 dan 255 artinya, jika warna citra memiliki nilai 0 maka akan menjadi 255 dan sebaliknya. *Thresholding* merupakan teknik merubah warna citra menjadi hitam putih, sebelum dikonversikan teknik ini melewati proses *greyscale* terlebih dahulu melalui konversi dari citra RGB. *Thresholding* memiliki nilai ambang batas jika, *pixel output* nilainya lebih dari 128 maka warna yang dihasilkan putih atau nilai menjadi 255. Dan jika *pixel output* nilainya kurang dari 128 maka, warnanya menjadi hitam atau nilai menjadi 0[9].

Peningkatan kontras merupakan teknik merubah warna citra yang cenderung gelap menjadi lebih terang atau cemerlang. Pengolahan citra juga digunakan untuk memperbaiki citra yang rusak atau mendapatkan *noise*. Citra yang rusak dapat berupa kurang tajamnya Peningkatan kontras merupakan teknik merubah warna citra yang cenderung gelap menjadi lebih terang atau cemerlang. Pengolahan citra juga digunakan untuk memperbaiki citra yang rusak atau mendapatkan *noise*. Citra yang rusak dapat berupa kurang tajamnya warna, citra kabur (*blurring*), terlalu kontras, dan kurang terang. Citra yang rusak pastinya akan mengurangi sebuah informasi dibalik citra tersebut maka, hal tersebut dapat dilakukan supaya informasi pada citra tidak hilang.

2.2 K-Nearest Neighbor

Algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) merupakan metode untuk melakukan klasifikasi terhadap suatu objek berdasarkan data yang memiliki jarak terdekat dengan objek tersebut. Algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) akan mengklasifikasikan citra uji ke dalam kelas dengan jumlah anggota terbanyak. Prinsip kerja dari algoritma KNN yaitu dengan mencari jarak terdekat antara data yang akan dievaluasi dengan K tetangga (*Neighbor*). Tujuan dari algoritma ini adalah untuk mengklasifikasikan objek baru berdasarkan atribut dan *sample* dari data training. KNN menggunakan *neighborhood classification* sebagai nilai prediksi dari nilai instance yang baru berdasarkan atribut yang sudah dikehendaki terhadap masing-masing penelitian. Atribut yang sudah dipilih nantinya akan sebagai parameter untuk menentukan kelas.

KNN bekerja berdasarkan jarak minimum dari data baru ke data training samples untuk menentukan K tetangga terdekat. Setelah itu, kita dapatkan nilai mayoritas sebagai hasil prediksi dari data yang baru tersebut [2].

$$D(a, b) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (a_k - b_k)^2} \quad (1)$$

Pada persamaan 1 merupakan persamaan *Euclidean Distance* yang nantinya akan digunakan pada metode KNN, dengan inputan k yang dipilih yaitu bernilai 1. Dan *Euclidean Distance* yang dimaksud guna melakukan klasifikasi berdasarkan jarak suatu data dengan data yang lainnya. Untuk menghitung jarak tersebut tidak hanya *Euclidean Distance* saja, ada banyak cara untuk mengukur jarak terdekat tersebut seperti *Correlation*, *Cosine*, dan *Cityblock*. Namun, yang paling sering digunakan yaitu *Euclidean Distance* [10]. Nantinya jarak akan ditentukan berdasarkan nilai K, K sendiri dapat kita dapatkan secara random agar hasil akhirnya memiliki prosentase yang tinggi.

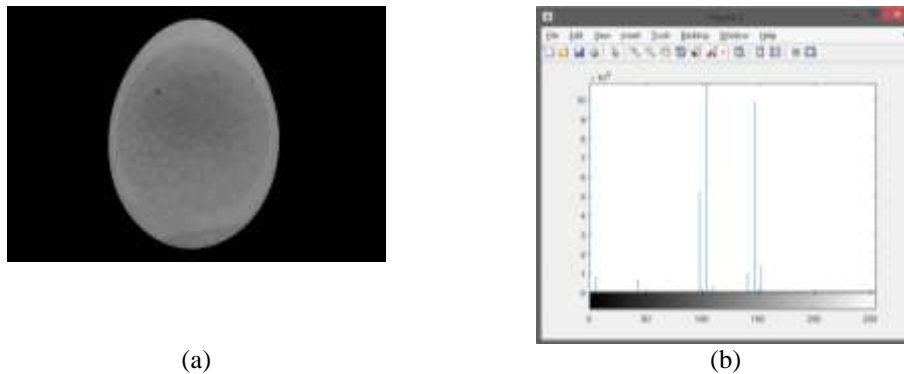
2.3 Telur Ayam

Hampir semua hewan unggas seperti ayam dan burung berkembang biak dengan cara bertelur. Sebelum telur terbentuk, telur akan melewati proses penyatuan antara mani dengan sel telur di tuba falopi dan kemudian menjadi zigot. Setelah melewati fase zigot, sel telur akan melewati fase pembentukan embrio. Embrio merupakan tahapan awal dalam proses perkembangan telur setelah sel telur dan mani bertemu dan menjadi zigot. Perkembangan embrio unggas terjadi diluar tubuh induknya. Yang dimaksud berkembang dilaur tubuh induknya yaitu, embrio akan mendapatkan asupan makanan dari kuning telur.

Telur memiliki kandungan gizi yang terdiri dari protein 6,3 gram, karbohidrat 0,6 gram, lemak 5 gram, vitamin dan mineral di dalam 50 gram [11]. Pakar ayam dari Institut Pertanian Bogor (IPB) Prof. Iman Rahayu Hidayati Soesanto berhasil membuat inovasi terhadap ayam petelur sehingga telur yang dihasilkan mengandung omega-3 [12].

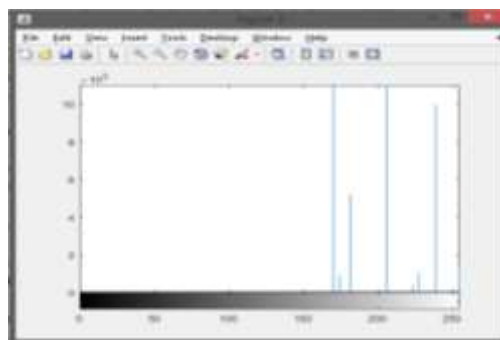
2.4 Perataan Histogram Citra

Histogram merupakan grafik atau diagram yang menunjukkan frekuensi kemunculan setiap gradasi pada warna [13] [8]. Karena berupa grafik atau diagram, histogram yang ditampilkan akan memiliki sumbu horizontal dan sumbu vertikal. Sumbu horizontal merupakan nilai dari tingkat warna sedangkan vertikal, memunculkan frekuensi atau jumlah piksel. Dari histogram citra nantinya akan dimanfaatkan guna mendapatkan ciri atau sifat-sifat citra statistik. Untuk lebih jelasnya penulis akan memperlihatkan sebuah histogram pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1 (a) merupakan citra Grayscale , (b) histogram citra

Perataan histogram merupakan tindakan mengubah nilai-nilai intensitas citra sehingga penyebarannya seragam [13]. Cara memperolehnya dengan mengubah derajat keabuan suatu piksel (r) dengan derajat keabuan yang baru (s) dengan suatu fungsi transformasi T , yang dalam hal ini $s = T(r)$ [13]. Tujuan dari perataan histogram yaitu untuk memperoleh penyebaran dari histogram yang merata sehingga, setiap derajat keabuan memiliki jumlah piksel yang relatif sama [13]. Untuk hasil dari perataan histogram pada Gambar 2, penulis tetap menggunakan citra yang sama seperti pada Gambar 1.



Gambar 2 Hasil perataan histogram

Persamaan untuk mendapatkan perataan histogram dapat dilihat pada persamaan berikut:

$$P_r(r_k) = \frac{n_k}{n} \text{ dalam hal ini } r_k = \frac{k}{L-1}, 0 \leq k \leq L-1 \tag{2}$$

Untuk persamaan 2 dapat dijelaskan sebagai derajat keabuan (k) yang dinormalkan terhadap derajat keabuan terbesar ($L-1$), pada nilai $r_k = 0$ diartikan hitam dan $r_k = 1$ diartikan putih dalam skala keabuan yang sudah didefinisikan [13].

2.5 Ekstraksi Ciri Statistik

Pada metode ekstraksi statistik ciri orde pertama memiliki parameter enam ciri statistik yaitu *mean*, *skewness*, *kurtosis*, *entropy*, *variance*, dan *standart deviation* [12]. Didalam penelitian ini penulis hanya mengambil empat dari enam parameter tersebut. Hal serupa juga akan digunakan untuk dijadikan atribut dalam penentuan kelas pada data latih dan data uji.

1. Mean

Mean merupakan rata-rata atau nilai tengah dari suatu sebaran nilai intensitas citra abu-abu untuk menunjukkan ukuran dispersi dari suatu citra yang didapat dari persamaan berikut:

$$\mu = \sum f(x, y) \cdot p(f(x, y)) \quad (3)$$

Di mana maksud (x, y) dari persamaan diatas merupakan nilai intensitas citra pada titik (x, y) , dan $p(f(x, y))$ merupakan nilai probabilitas kemunculan intensitas pada histogramnya.

2. Standart Deviation

Standart deviation merupakan suatu sebaran nilai intensitas citra abu-abu yang didapat dari persamaan berikut:

$$\sqrt{\sigma^2} = \sum (f(x, y) - \mu)^2 \cdot p(f(x, y)) \quad (4)$$

Rumus pada persamaan diatas memang mirip dengan *variance*, bahwa sejatinya *standart deviation* merupakan akar dari *variance*.

3. Skewness

Skewness digunakan untuk menunjukkan tingkat kemencengan relatif pada kurva histogram dari suatu citra dengan persamaannya sebagai berikut:

$$\alpha_3 = \frac{1}{\sigma^3} \sum (f(x, y) - \mu)^3 \cdot p(f(x, y)) \quad (5)$$

4. Kurtosis

Kurtosis akan menunjukan tingkat keruncingan relatif pada kurva histogram dari sebuah citra dengan persamaan sebagai berikut:

$$\alpha_4 = \frac{1}{\sigma^4} \sum (f(x, y) - \mu)^4 \cdot p(f(x, y)) - 3 \quad (6)$$

2.6 Confusion Matrix

Ada berbagai macam metode akurasi yang dapat diimplementasikan untuk mengetahui tingkat kecocokan terhadap proses klasifikasi. Metode tersebut meliputi *confusion matrix*, *simple split*, *k-fold cross validation*, kurva ROC, dsb. *Confusion matrix* dipilih karena mudah dalam menerapkannya, namun masalah dalam pengklasifikasian bukanlah *problem* biner. *Confusion matrix* akan lebih besar (satu matrix segiempat dengan ukuran sejumlah *unique* dari label kelas), dan akurasi menjadi terbatas pada jumlah akurasi per kelas dan akurasi *clasifier* secara keseluruhan [14]. Alasan penting lainnya yang menyangkut pengukuran akurasi terhadap algoritma klasifikasi harus dilakukan antara lain:

1. Bisa digunakan untuk mengukur akurasi prediksi dipenelitian selanjutnya jika, terdapat bantahan terhadap tingkat konfidensi yang harus peneliti miliki dalam *output classifier* pada sistem prediksi.
2. Dapat digunakan untuk memilih salah satu metode klasifikasi yang terbaik diantara banyak metode yang sudah dilatih.

Confusion matrix akan menyatakan jumlah data uji yang salah diklasifikasikan dan jumlah data uji yang benar diklasifikasikan dari sebuah tabel. Tabel pada *confuion matrix* sendiri dapat digambarkan pada Tabel 1 berikut:

Tabel 1 Model Confusion Matrix[14]

		Predict	
		Positive / 1	Negative / 0
Actual	Positive / 1	TP	FN
	Negative / 0	FP	TN
	TOTAL	TP+FP	FN+TN

Dari Tabel 1 dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. *True positive* jika, jumlah dokumen atau *record* dari kelas *positive* atau 1 yang benar diklasifikasikan sebagai *positive* atau 1.
2. *False negative* jika, jumlah dokumen atau *record* dari kelas *positive* atau 1 yang salah diklasifikasikan sebagai kelas *negative* atau 0.
3. *False positive* jika, jumlah dokumen atau *record* dari kelas *negative* atau 0 yang salah diklasifikasikan sebagai kelas *postive* atau 1.
4. *True negative* jika, jumlah dokumen atau *record* dari kelas *negative* atau 0 yang benar diklasifikasikan sebagai kelas *negative* atau 0.

Setelah data uji yang sudah dimasukkan kedalam tabel *confusion matrix*, selanjutnya nilai-nilai tersebut akan dihitung mulai dari:

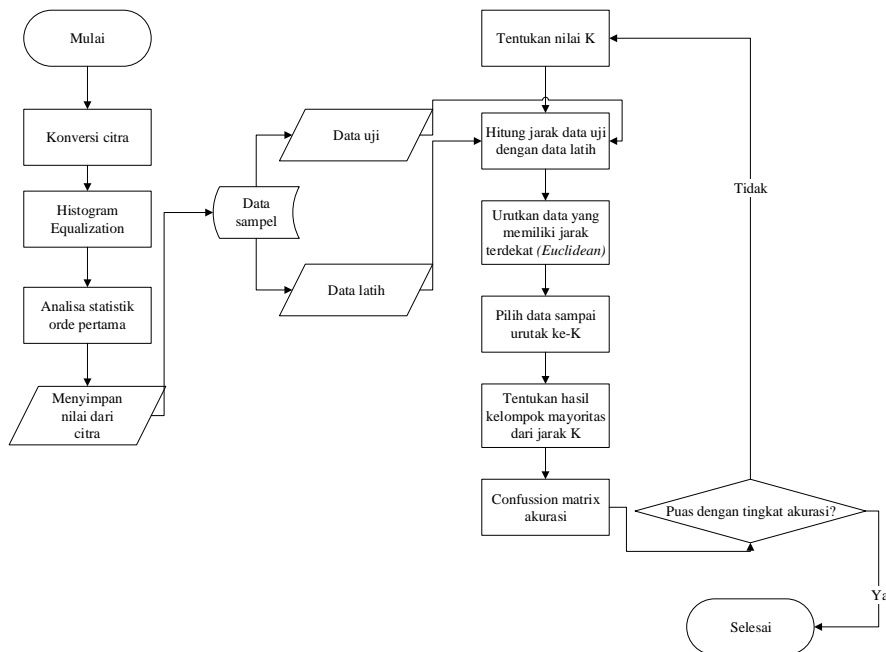
1. *Accuracy*

$$\frac{TP + TN}{Total} \tag{7}$$

2. *Error Rate*

$$\frac{FP + FN}{Total} \tag{8}$$

2.7 Alur Metode



Gambar 3 Alur dari metode

Ketika semua citra dari telur sudah terkumpul, citra tersebut dilakukan proses *grayscale*. Setelah proses konversi citra dilakukan, dari *grayscale* akan dilakukan perubahan terhadap nilai-nilai intensitas citra sehingga penyebarannya merata atau yang disebut juga *histogram equalization*. Setelah proses *histogram equalization* dilakukan maka, citra akan dianalisa teksturnya dengan menggunakan statistic orde pertama guna mendapatkan nilai dari tekstur tersebut. Setelah nilai dari tekstur didapatkan, proses selanjutnya menyimpan semua data citra ke dalam data sampel.

Sebelum dilakukan proses klasifikasi, dari data sampel akan dipilih mana yang menjadi data latih dan data uji. Data latih merupakan sebuah data yang memiliki atribut dan kelas sedangkan pada data uji hanya memiliki atribut saja, maka dari itu untuk menentukan kelas dari data uji akan dilakukan pengujian dengan data yang sudah ada yaitu data latih. Tentukan nilai K guna memilih jarak tetangga terdekatnya. Hitung jarak data uji dengan data latih atau bisa disebut menguji data baru lalu dicocokkan dengan data latih dengan nilai K yang sudah dipilih. Urutkan data yang memiliki jarak terdekat dengan data latihnya disini penulis memilih penghitungan jarak dengan *euclidean distance*. Pilih data sampai urutan ke-K dimaksudkan terhadap pemilihan K yang sudah dipilih. Jika penulis memilih nilai K dengan 5 maka, prosesnya harus diurutkan mulai dari 1, 2, 3, 4, dan 5 begitu juga ketika memilih nilai K dengan 3 dan seterusnya. Tentukan hasil kelompok mayoritas dari jarak K jika, pemilihan K dengan nilai 5 kita bisa melihat banyaknya kelas telur biasa ada 3 dan yang beromega ada 2. Dapat disimpulkan telur baru akan termasuk kedalam telur biasa karena, telur biasa lebih dominan daripada telur beromega.

Confussion matrix akurasi dipilih untuk melihat performa uji terhadap nilai K yang dipilih semakin besar nilai akurasi maka, semakin cocok pemilihan nilai K tersebut. Puas dengan tingkat akurasi merupakan keputusan jika nilai akurasi terlalu sedikit. Jika sedikit, maka akan dilakukan pemilihan nilai K kembali sampai nilai akurasi dinilai lebih besar dibanding pemilihan nilai K sebelumnya. Data uji terklasifikasi ketika, nilai K sudah dianggap penulis paling besar.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Jumlah data sampel atau data *real* yang sudah terkumpul berjumlah 37 data. Sebelum dilakukan olah data uji terhadap data latih guna menentukan klasifikasinya, penulis melakukan olah citra terlebih dahulu. Olah citra tersebut berupa merubah citra RGB ke *grayscale*. Setelah dilakukan *grayscale*, citra tersebut dilakukan perataan histogram atau *histogram equalization*. Perataan histogram merupakan proses dimana mengubah distribusi dari nilai derajat *grayscale* pada sebuah citra sehingga menjadi seragam [13]. Setelah didapatkan nilai dari sebuah perataan histogram, penulis bisa memulai untuk menganalisa citra dengan analisa statistik orde pertama. Ekstraksi ciri statistik orde pertama memiliki nilai analisa sebagai tolak ukur mulai dari *mean*, *variance*, *standart deviation*, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy* [13]. Dari empat nilai tersebut akan digunakan sebagai parameter atau atribut untuk menentukan kelas dari telur ayam yang akan diteliti. Dari semua proses yang sudah dilakukan sehingga terkumpul semua data yang diinginkan untuk dilakukan penelitian terutama data sampel, data akan dibagi lagi untuk diproses dengan metode K-NN dan yang nantinya dilakukan pengujian akurasi. Data latih yang diambil terdapat 24 data yang terdiri dari telur ayam biasa dan telur ayam omega.

Tabel 2 Data latih 24 telur

Nama	Atribut				Kelas
	Mean	Deviation	Skewness	Kurtosis	
e_IMG_0289	127,67209	62,44838	0,88080	-1,02090	Biasa
e_IMG_0290	127,02724	58,07151	1,18357	-0,45288	Biasa
e_IMG_0291	127,88343	58,29981	1,13858	-0,54276	Biasa
e_IMG_0292	127,59362	55,71911	1,31979	-0,12202	Biasa

e_IMG_0293	128,29472	55,92294	1,28038	-0,22189	Biasa
e_IMG_0294	126,41798	55,28544	1,39079	0,05616	Biasa
e_IMG_0295	128,56388	56,01310	1,26654	-0,25277	Biasa
e_IMG_0296	125,98834	57,78245	1,23705	-0,33124	Biasa
e_IMG_0297	127,95849	60,49924	0,99349	-0,82810	Biasa
e_IMG_0298	128,50983	60,65867	0,96124	-0,87061	Biasa
e_IMG_0299	126,86113	62,38788	0,91384	-0,96818	Biasa
e_IMG_0300	127,25764	62,94234	0,85001	-0,98679	Biasa
e_IMG_0301	128,70540	60,56689	0,96218	-0,88087	Biasa
e_IMG_0302	127,44094	62,45177	0,89161	-1,00203	Biasa
e_IMG_0303	127,97960	60,48077	0,99357	-0,82787	Biasa
e_IMG_0304	125,38986	39,82752	2,48565	5,34239	Biasa
e_IMG_0305	128,33419	41,85383	2,36807	3,68655	Biasa
e_IMG_0306	127,59856	46,51968	1,90049	2,17509	Biasa
e_IMG_0307	128,02436	49,76445	1,72416	1,06966	Biasa
e_IMG_0308	127,37735	40,85177	2,49623	4,29516	Omega
e_IMG_0309	126,68173	52,34669	1,58129	0,60141	Omega
e_IMG_0310	128,13597	55,89357	1,29070	-0,19322	Omega
e_IMG_0311	128,59943	56,01096	1,26228	-0,26101	Omega
e_IMG_0312	126,67942	58,00317	1,20136	-0,41338	Omega

Untuk data uji terdiri dari 13 data telur ayam yang belum diketahui kelasnya. Untuk detail data yang digunakan pada data uji dapat dilihat pada Tabel 4.3 berikut. Klasifikasi sendiri nantinya akan menggunakan nilai K yang berbeda mulai dari 1, 3, 5, dan 7. Jarak yang digunakan akan menggunakan *euclidean distance* dan untuk pengujian metode atau akurasi akan menggunakan *confusion matrix*.

Tabel 3 Data uji 13 telur

Nama	Atribut				Kelas
	Mean	Deviation	Skewness	Kurtosis	
e_IMG_0313	127,58920	55,70299	1,32221	-0,12243	-
e_IMG_0314	126,89258	62,38855	0,91213	-0,97083	-
e_IMG_0315	127,39267	62,82919	0,88867	-0,98919	-
e_IMG_0316	127,68667	62,45744	0,88226	-1,01526	-
e_IMG_0317	127,99184	58,26308	1,13392	-0,55833	-
e_IMG_0318	126,77637	52,48326	1,57752	0,58639	-
e_IMG_0319	127,25336	52,63293	1,54204	0,48590	-
e_IMG_0320	128,73634	53,34780	1,44519	0,20597	-
e_IMG_0321	126,31414	55,24779	1,39666	0,07212	-
e_IMG_0322	126,56104	55,33820	1,38348	0,03487	-
e_IMG_0323	126,92232	58,09792	1,19044	-0,43929	-
e_IMG_0324	126,14312	57,88218	1,23058	-0,34849	-
e_IMG_0325	128,11237	58,33316	1,12933	-0,56561	-

Pada pembahasan sebelumnya penulis sudah melakukan klasifikasi dan juga mencari nilai performa dari algoritma K-NN. Hasil dari klasifikasi yang sudah dilakukan terutama pada 13 data uji, K tertinggi pada pengujian K=7 sebesar 86% atau 0,86 dengan laju error 0,14 atau 14%. Dan dengan nilai K terkecil yaitu K=1 sebesar 0,78% atau 78% dengan laju error 0,22 atau 22%.

Tabel 4 Hasil dari proses perataan histogram

DENGAN PERATAAN HISTOGRAM					
K	Data Latih	Data uji	Confusion Matrix		Diagnosa
			Akurasi	Laju error	
1	24	13	0,78	0,22	Fair
3	24	13	0,84	0,16	Good
5	24	13	0,84	0,16	Good
7	24	13	0,86	0,14	Good

Karena penulis tidak puas dengan hasil olah data atau citra yang melewati proses perataan histogram, dengan jumlah data uji dan data latih yang sama begitu juga nilai K yang digunakan. Penulis membandingkan hasil tanpa melewati proses perataan histogram tersebut.

Tabel 5 Hasil dari proses tanpa perataan histogram

TANPA PERATAAN HISTOGRAM					
K	Data Latih	Data uji	Confusion Matrix		Diagnosa
			Akurasi	Laju error	
1	24	13	0,73	0,27	Fair
3	24	13	0,76	0,24	Fair
5	24	13	0,78	0,22	Fair
7	24	13	0,76	0,24	Fair

Pada proses citra yang tanpa melewati proses perataan histogram mendapatkan K tertinggi yaitu 0,78 atau 78% dengan laju error 0,22 atau 22%, untuk K terkecil yaitu dengan nilai K=1 dengan akurasi 0,73 atau 73% dengan laju error 0,27 atau 27%.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari pengujian yang sudah dilakukan dan juga pembahasannya, dapat ditarik kesimpulannya sebagai berikut:

1. Dari hasil pengujian olah citra menggunakan perataan histogram atau *histogram equalization* dengan analisa tekstur ciri orde pertama lalu diklasifikasikan dengan algoritma *supervised learning* yaitu K-NN dapat dilakukan. Dari keempat nilai K yang diolah, nilai 5 dan 7 mendapatkan akurasi terbesar yaitu 0,86 atau 86% dari jarak yang dipilih yaitu *euclidean distance*.
2. Untuk olah citra yang sama tanpa menggunakan perataan histogram atau *histogram equalization*, didapatkan akurasi sebesar 0,78 atau 78% saat diuji dengan K=5.
3. Nilai yang terbaik saat menggunakan K, tergantung pada data itu sendiri. Nilai K=1 bukan jaminan sebagai nilai sebagai satu-satunya faktor yang menentukan pemilihan K-optimal. Dari pembahasan sebelumnya mayoritas kelas dari jarak K yang dipilih juga akan mempengaruhi kelas hasil juga. Karena pada nilai K yang dipilih akan dipengaruhi oleh perhitungan data itu sendiri.

5. SARAN

Berikut merupakan saran guna memperbaiki dari penelitian ini yang akan mendatang terhadap klasifikasi kualitas jenis telur ayam biasa atau telur ayam omega:

1. Menggunakan GUI dalam pembuatan aplikasi agar input dan output dapat tersusun rapi.
2. Memilih analisa tekstur selain analisa tekstur ciri statistik orde pertama.
3. Melakukan olah data terhadap citra terutama pada analisa ciri teksturnya atau saat preprocessing untuk meningkatkan akurasi saat klasifikasi.
4. Menggunakan metode klasifikasi dan juga model akurasi lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Harsadi, "Deteksi Embrio Ayam Berdasarkan Citra Grayscale Menggunakan K-Means Automatic Thresholding," *Jurnal Ilmiah SINUS*, pp. 49-56, 2014.
 - [2] E. I. Sela and M. Ihsan, "Deteksi Kualitas Telur Menggunakan Analisis Tekstur," *IJCCS*, vol. 11, no. 2, pp. 199-208, 2017.
 - [3] O. D. Nurhayati, "Sistem Analisis Tekstur Secara Statistik Orde Pertama untuk Mengenali Jenis Telur Ayam Biasa dan Telur Ayam Omega-3," *Jurnal Sistem Komputer*, p. Volume 5 Nomor 2, 2015.
 - [4] P. . R. Trisnaningtyas dan M. , "Klasifikasi Mutu Telur Berdasarkan Kebersihan Kerabang Telur Menggunakan K-Nearest Neighbor," dalam *KNIF*, Bandung, 2015.
 - [5] A. Diantoro dan I. B. Santoso, "Eggs Fertilities Detection System on the Image of Kampung Chicken Egg Using Naive Bayes Classifier Algorithm," *MATICS : Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, vol. 9, no. 2, pp. 53-57, 2017.
 - [6] P. D. W. Ayu and G. A. Pradipta, "Deteksi Ukuran Telur Ayam Berdasarkan Diameter Menggunakan Metode Fuzzy C-Means Dan IRHT," *JURNAL SISTEM DAN INFORMATIKA*, vol. 12, no. 1, pp. 139-146, 2017.
 - [7] E. Budianita, Jasril dan L. Handayani, "Pengolahan Citra dan Klasifikasi K-Nearest Neighbour Untuk Membangun Aplikasi Pembeda Daging Sapi dan Babi," *Jurnal Sains, Teknologi dan Industri*, pp. 242-247, 2015.
 - [8] T. Sutoyo, E. Mulyanto, V. Suhartono, O. D. Nurhayati dan W. , *Teori Pengolahan Citra Digital*, Yogyakarta: Penerbit Andi, 2009.
 - [9] M. Bramer, *Principles of Data Mining*, London: Springer, 2007.
 - [10] T. Sudaryani, *Kualitas Telur*, Jakarta: Penebar Swadaya, 2003.
 - [11] L. Rahmawati, "Manfaat telur omega-3 bagi otak dan jantung," 12 Oktober 2015. [Online]. Available: <http://www.antaraneews.com/berita/523011/manfaat-telur-omega-3-bagi-otak-dan-jantung>.
 - [12] P. N. Andono dan T. Sutojo, *Konsep Pengolahan Citra Digital (Edisi Revisi)*, Yogyakarta: Penerbit Andi, 2015.
 - [13] D. Sano, "Belajar Gratis Sistem Informasi dan Informatika: Metode-metode dalam Data Mining - Seri Data Mining for Business Intelligence (6)," Agustus 2013. [Online]. Available: <https://beritati.blogspot.com/2013/08/metode-metode-dalam-data-mining-seri.html>. [Diakses 30 Juli 2018].
 - [14] J. Han dan M. Kamber, *Data Mining Concepts & Techniques 2nd Edition*, San Fransisco: Elsevier, 2006.
-