KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH BERDASARKAN WARNA DAN TEKSTUR MENGGUNAKAN METODE *K-NEAREST NEIGHBOR* DAN *NEAREST MEAN CLASSIFIER* (NMC)

Irwan Siswanto¹, Ema Utami², Suwanto Raharjo³

Magister Teknik Informatika, Universitas Amikom Yogyakarta^{1,2,3}

Email : irwan.siswanto@students.amikom.ac.id¹, ema.u@amikom.ac.id², wa2n@nrar.net³

ABSTRAK

Buah apel merupakan tanaman yang biasa tumbuh di iklim sub tropis, berdasarkan data yang dirilis oleh direktorat jenderal hortikultura kementerian pertanian tahun 2015, produk pertanian apel memiliki kontribusi yang cukup tinggi di tahun 2014. Hal ini ditunjukkan bahwa buah apel di pulau Jawa telah diproduksi sebanyak 242.763 ton dari 249.915 ton produksi di Indonesia. Salah satu jenis apel yaitu apel manalagi, memiliki ciri yang berbeda dari apel-apel lainnya yaitu terdapat pada tingkat warna kematangan buah tersebut. dibutuhkan suatu teknologi yang dapat menentukan nilai tingkat akurasi dari pengklasifikasian kematangan buah apel manalagi sehingga memperoleh nilai yang konsisten. Teknologi saat ini memungkinkan untuk melakukan klasifikasi citra digital, Dan berdasarkan beberapa kelas berdasarkan mutu dan perlu dilakukan penelitian ini untuk mengimplementasikan dan menguji akurasi dari metode *K-Nearest Neighbor (KNN)* dan *Nearest Mean Classifier (NMC)* untuk klasifikasi tingkat kematangan buah apel berdasarkan karakteristik bentuk dan warna buah dengan harapan nilai akurasi metode *NMC* lebih dari 87% sehingga dapat membuktikan bahwa metode tersebut lebih unggul daripada metode *KNN* berdasarkan penelitian sebelumnya. Berdasarkan hasil pengujian diatas dapat diketahui Algoritma *K-Nearest Neighbor* dapat melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah apel manalagi dengan tingkat nilai akurasi paling tinggi adalah dengan menggunakan fitur warna saja dan kombinasi fitur warna dan tekstur dengan masing-masing menggunakan 1-NN yang menghasilkan persentase kebenaran 73 persen. Hasil pengujian Akurasi yang diperoleh secara global menggunakan *Nearest mean classifier* menghasilkan tingkat akurasi sebanyak 70 persen.

Kata Kunci: klasifikasi, apel manalagi, k-nearest neighbor, nearest mean classifier, fitur visual

ABSTRACT

*The apple is a plant commonly grown in sub-tropical climate, based on data released by the Directorate General of horticulture Ministry of Agriculture in 2015, agricultural products apples have a high enough contribution in 2014. This indicated that the apple on Java island has produced as many as 242,763 tons from 249,915 tons of production in Indonesia. One type of apple, Manalagi apple, has a different characteristic from other apples, which is found in the color level of the fruit's maturity. we need a technology that can determine the value of the accuracy of the classification of the more mature apple, more so that it gets a consistent value. Current technology makes it possible to classify digital images, And based on several classes based on quality and this research needs to be done to implement and test the accuracy of the *K-Nearest Neighbor (KNN)* and *Nearest Mean Classifier (NMC)* methods for classification of apple maturity levels based on the characteristics of the shape and color of the fruit with the expectation of accuracy *NMC* method is more than 87%*

so that it can prove that the method is superior to the KNN method based on previous research. Based on the test results above, it can be seen that the K-Nearest Neighbor Algorithm can classify the level of maturity of the apple again with the highest level of accuracy is to use only color features and a combination of color and texture features using 1-NN each which produces a percentage truth 73 percent. Accuracy test results obtained globally using the Nearest mean classifier produce an accuracy rate of 70 percent.

Keywords: *classification, manalagi apple, k-nearest neighbor, nearest mean classifier, visual features.*

1. PENDAHULUAN

Buah apel merupakan tanaman yang biasa tumbuh di iklim sub tropis (Soelarso,1997). Berdasarkan data yang dirilis oleh direktorat jenderal holtikultura kementerian pertanian tahun 2015, produk pertanian apel memiliki kontribusi yang cukup tinggi di tahun 2014. Hal ini ditunjukkan bahwa buah apel di pulau Jawa telah diproduksi sebanyak 242.763 ton dari 249.915 ton produksi di Indonesia. Maka dapat disimpulkan bahwa buah apel menjadi salah satu produk holtikultura yang paling banyak diminati dan dikonsumsi oleh masyarakat.

Secara umum tahapan dalam proses klasifikasi citra digital yaitu akusisi citra, pra pengolahan citra, ekstrasi ciri/ fitur, pelatihan, pengujian dan pengukuran akurasi. Tahapan mengekstrak ciri atau informasi dalam citra digital sangat mempengaruhi untuk mengenali objek yang ada dalam citra tersebut. Semakin banyak ciri yang diekstrak akan mempengaruhi tingkat akurasi klasifikasi citra. Terdapat bermacam-macam ekstraksi dalam ekstraksi ciri citra yaitu warna dan tekstur. Salah satu jenis apel yaitu apel manalagi, memiliki ciri yang berbeda dari apel-apel lainnya yaitu terdapat pada tingkat warna kematangan buah tersebut. Dimana buah apel manalagi yang masih belum matang memiliki warna hijau dan

untuk buah apel manalagi yang sudah matang memiliki warna hijau kekuningan. Hal tersebut tentu akan sedikit menyulitkan untuk membedakan antara buah apel manalagi yang belum matang maupun yang sudah matang apabila tidak terlalu memiliki ilmu mengenai dunia pertanian terutama pada buah apel. Sebab orang awam dirasa akan sulit membedakan. Sehingga akan diperoleh penilaian yang berbeda oleh setiap individu yang menyebabkan tingkat akurasi yang berbeda. Oleh karena itu dibutuhkan suatu teknologi yang dapat menentukan nilai tingkat akurasi dari pengklasifikasian kematangan buah apel manalagi sehingga memperoleh nilai yang konsisten. Teknologi saat ini memungkinkan untuk melakukan klasifikasi citra digital. Penulis merasa perlu melakukan penelitian ini untuk mengimplementasikan dan menguji akurasi dari metode *K-Nearest Neighbor (KNN)* dan *Nearest Mean Classifier (NMC)* untuk klasifikasi tingkat kematangan buah apel berdasarkan karakteristik tekstur dan warna buah.

2. LANDASAN TEORI

2.1 Buah Apel Manalagi

Buah apel merupakan tanaman yang biasa tumbuh di iklim sub tropis (Soelarso,1997). Buah apel manalagi

memiliki ciri yang berbeda dari apel-apel lainnya yaitu terdapat pada tingkat warna kematangan buah tersebut. Dimana buah apel manalagi yang masih belum matang memiliki warna hijau dan untuk buah apel manalagi yang sudah matang memiliki warna hijau kekuningan. Hal tersebut tentu akan sedikit menyulitkan untuk membedakan antara buah apel manalagi yang belum matang maupun yang sudah matang apabila tidak terlalu memiliki ilmu mengenai dunia pertanian terutama pada buah apel.

2.2 Ekstrasi Ciri

Guna mengenali objek dalam citra dibutuhkan parameter-parameter yang bisa mencirikan objek tersebut. Ekstraksi ciri merupakan proses pengambilan ciri atau karakteristik objek yang dapat digunakan sebagai pembeda dari objek-objek lainnya. Karakteristik inilah yang dipakai sebagai parameter untuk menggambarkan sebuah objek.

a. Ekstrasi Ciri Warna

Ciri warna digunakan apabila objek-objek yang akan dikenali mempunyai warna yang berbeda. Misalnya, untuk membedakan citra buah apel Amerika berwarna merah dengan apel Malang berwarna hijau digunakan ciri warna sebagai parameternya. Parameter-parameter warna didapat dengan cara normalisasi setiap komponen warna RGB (Red Green Blue) pada citra menggunakan persamaan 1 dibawah ini : (Andono, dkk., 2017)

$$\begin{aligned} r &= r / (r+g+b) \\ g &= g / (r+g+b) \\ b &= b / (r+g+b) \end{aligned} \quad (1)$$

R = nilai persentasi merah

G = nilai persentasi hijau

B = nilai persentasi biru

r = jumlah nilai merah

g = jumlah nilai hijau

b = jumlah nilai biru

b. Ekstrasi Ciri Tekstur

1) *Contras*

Contrast merepresentasikan variasi antar derajat keabuan suatu daerah. Jika terletak jauh dari pusat diagonal utama, maka nilai kontras akan besar. Rumus menghitung kontras ditunjukkan Persamaan 4 (Kusuma, dkk., 2017).

$$\text{var} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \quad (4)$$

2) *Correlation*

Nilai korelasi merepresentasikan tingkat abu-abu ketergantungan linier antara piksel pada posisi tertentu terhadap piksel lain. Rumus menghitung korelasi ditunjukkan Persamaan 5 (Kusuma, dkk., 2017).

$$Cr = \frac{\sum_i \sum_j (ij) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (5)$$

3) *Energy*

Energy menyatakan tingkat keseragaman piksel-piksel suatu citra. Semakin tinggi nilai *Energy*, maka semakin seragam teksturnya. Rumus untuk menghitung *Energy* dapat dilihat pada persamaan 6 (Kusuma, dkk., 2017).

$$\text{Energy} = \sum_i \sum_j p(i, j)^2 \quad (6)$$

4) *Homogeneity*

Homogeneity menyatakan ukuran kedekatan setiap elemen dari *cooccurrence matrix*. Rumus untuk menghitung *Homogeneity* dapat dilihat pada persamaan 7 (Kusuma, dkk., 2017).

$$\text{Homogeneity} = \sum_i \sum_j p(i, j) \frac{1}{1 + |i - j|} \quad (7)$$

2.3. Algoritmat K-Nearest Neighbor (KNN)

Algoritmat K-Nearest Neighbor (KNN) adalah sebuah metode untuk

melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Data pembelajaran diproyeksikan ke ruang berdimensi banyak, di mana masing-masing dimensi merepresentasikan fitur dari data. Ruang ini dibagi menjadi bagian-bagian berdasarkan klasifikasi data pembelajaran. Sebuah titik pada ruang ini ditandai dengan kelas c , jika kelas c adalah klasifikasi yang paling banyak ditemui pada k buah tetangga terdekat titik tersebut. (Siregar & Puspabhuana, 2002) Pada fase training, algoritma ini hanya melakukan penyimpanan vector fitur & klasifikasi data training sample. Pada fase klasifikasi, fitur-fitur yang sama dihitung untuk testing data (klasifikasinya belum diketahui). Nearest Neighbor adalah pendekatan untuk mencari kasus dengan menghitung kedekatan antara kasus baru & kasus lama yaitu berdasarkan pada pencocokan bobot dari sejumlah fitur yang ada. (Siregar & Puspabhuana, 2002) Untuk mendefinisikan jarak antara dua titik yaitu titik pada data training (x) & titik pada data testing (y) maka dipakai rumus Euclidean, seperti yang ditunjukkan pada persamaan (2) :

$$D(x,y) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_k - y_k)^2} \dots\dots\dots (2)$$

Dengan D adalah jarak antara titik pada data training x & titik pada testing y akan diklasifikasi, dimana $x=x_1, x_2, \dots, x_i$ & $y=y_1, y_2, \dots, y_i$ & i merepresentasikan nilai atribut serta n adalah dimensi atribut.

2.4. Kelebihan K-Nearest Neighbor (KNN)

KNN memiliki beberapa kelebihan yaitu bahwa dia tangguh terhadap training data yang noisy dan efektif apabila data latihnya besar (Siregar & Puspabhuana, 2002)

2.5. Citra Warna

Citra warna adalah citra yang masing-masing piksel mempunyai 3 (tiga) komponen warna yang spesifik, yaitu komponen merah (red), hijau (green) dan biru (blue). Warna setiap piksel ditentukan oleh kombinasi dari intensitas warna merah, hijau dan biru yang disimpan pada bidang warna di lokasi piksel. Format file grafis menyimpan citra warna sebagai citra 24-bit, yang berasal dari komponen merah, hijau dan biru masing-masing 8 bit. Hal ini menyebabkan citra warna mempunyai 24 juta kemungkinan warna (Hermawati, 2013).

2.6. Nearest mean Classifier Nearest classifier (NMC)

Adalah sebuah teknik untuk melakukan klasifikasi (Bhavsar 2017). NMC sebagai sebuah pemilah menggunakan kemiripan antar pola untuk melakukan klasifikasi. Untuk setiap kelas, NMC menghitung rata-rata kelas (centroid) dari sampel data. NMC telah berhasil diterapkan pada masalah klasifikasi dan menunjukkan hasil yang baik. Nearest mean classifier merupakan pemilah linier sederhana untuk mengklasifikasikan sebuah objek yang tidak diketahui ke dalam suatu kelas terdekat. Metode ini disebut juga minimum euclidean distance classifier. Metode ini mudah dimengerti dan mudah diimplementasikan karena tidak membuat asumsi tentang distribusi data dalam ruang fitur. Setiap kelas (cluster) diwakili oleh rata rata vektor fitur objek yang sekelas berdasarkan data sampel. Rata-rata vektor fitur kelas (class mean) menjadi titik pusat kelas atau istilah lainnya adalah *centroid*. Selanjutnya klasifikasi didasarkan atas jarak terdekat vektor fitur objek dengan

vektor fitur *class mean*. Ilustrasi pada gambar berikut ini menunjukkan dua buah kelas(*cluster*) yang di wakili oleh *class mean/ centroid*.

Gambar 1. *class mean/ centroid*

Class mean pada masing-masing kelas dihitung berdasarkan nilai rata-rata fitur objek yang berada pada kelas yang sama. Aturan klasifikasi pada metode ini dapat dijelaskan sebagai berikut: jika diberikan dua buah kelas w_1 dan w_2 dan himpunan objek dinyatakan dalam himpunan vektor sebagai $\{x_1, \dots, x_n\}$, jika $x(i)$ adalah mean kelas w_i maka untuk objek baru z diklasifikasikan kedalam kelas w_i jika dan hanya jika jarak euclidean $D_2(z, x(1)) < D_2(z, x(2))$. Algoritma NMC adalah sebagai berikut:

1. Tentukan class mean untuk setiap kelas.
2. Untuk setiap objek yang akan diklasifikasikan, hitung jaraknya (norma vektor) ke setiap class mean yang ada menggunakan jarak euclidean.
3. Objek diklasifikasikan ke kelas yang jarak objek dengan class mean adalah terdekat (minimum).

3. METODE PENELITIAN

3.1. Jenis, Sifat dan Pendekatan Penelitian

a. Jenis Penelitian

Jenis penelitian ini adalah eksperimen. Eksperimen akan dilakukan dengan menerapkan serangkaian tindakan dimulai dengan melakukan ekstraksi ciri-ciri data training yaitu nilai tepi dengan menggunakan metode Canny Detector dan nilai RGB, kemudian akan dilakukan pengujian dengan cara melakukan input data citra baru untuk menguji apakah sistem bisa mendeteksi jenis citra baru tersebut.

b. Sifat Penelitian

Sifat penelitian ini adalah Kausal yaitu untuk memperoleh informasi dari hubungan fitur visual dan jumlah K yang digunakan dengan tingkat akurasi dalam melakukan klasifikasi jenis rempah-rempah menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor.

c. Pendekatan Penelitian

Pendekatan penelitian ini adalah pendekatan Kuantitatif dimana pada penelitian ini melakukan klasifikasi terhadap jenis rempah-rempah yang diambil citranya dan kemudian di ekstrak nilai warna yang terdiri dari nilai red, green, dan blue, kemudian nilai tekstur yang terdiri dari contrast, correlation, energy dan homogeneity, dan terakhir nilai bentuk yang terdiri dari Eccentricity dan Metric.

3.2. Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data dapat dibagi berdasarkan jenis data yang dikumpulkan dalam penelitian ini yaitu :

4.1. Data Premier

Data utama pada penelitian ini adalah menggunakan dataset dari internet yang telah dikelompokkan berdasarkan

kategori-kategori tertentu sehingga dapat menjadi sebuah basis pengetahuan sistem ketika melakukan proses ekstraksi dan klasifikasi.

4.2. Data Skunder

Data pendukung pada penelitian ini diperoleh dari data yang di peroleh secara langsung oleh buah apel manalagi yang di ambil citranya kemudai di ekstrak menjadi nilai.

3.3. Metode analisis Data

Metode analisa data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan metode analisis kuantitatif terhadap hasil akurasi dari klasifikasi tingkat kematangan buah Apel.

3.4. Alur Penelitian

Alur penelitian yang akan dilakukan yaitu sebagai berikut :

Gambar. 2 Alur Metodologi Penelitian

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian dilakukan dengan menggunakan Aplikasi WEKA Versi 3.9.3, WEKA merupakan aplikasi yang dapat digunakan untuk melakukan analisis data mining, berikut ini gambar 4.8 merupakan contoh tampilan dari WEKA

4.1. Pengujian Menggunakan K-Nearest Neighbor

Untuk mengetahui nilai dari akurasi klasifikasi buah apel berdasarkan warna dan tekstur menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor maka dilakukan 3 skenario pengujian, seluruh skenario pengujian menggunakan Metode 10-Fold Cross Validation dengan jumlah 100 instances, setiap skenario pengujian dilakukan 3 kali, yang pertama dengan menggunakan K=1, yang kedua menggunakan K=3, dan yang ketiga menggunakan K=5 setiap skenario pengujian menggunakan fitur visual yang berbeda-beda, berikut ini adalah hasil pengujian dari tiga skenario pengujian :

a) Pengujian Skenario 1

Pengujian senario 1 adalah pengujian yang dilakukan dengan menggunakan fitur warna. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui berapa nilai akurasi jika hanya menggunakan fitur warna dan tekstur.

1) Pengujian Skenario 1 Dengan 1-NN

Berikut ini gambar 3 hasil pengujian dengan menggunakan fitur warna dan tekstur dengan nilai K=1 :

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===
Correctly Classified Instances      70      70 %
Incorrectly Classified Instances    30      30 %
Kappa statistic                    0.5017
Mean absolute error                 0.1902
Root mean squared error             0.4236
Relative absolute error             45.925 %
Root relative squared error         94.2295 %
Total Number of Instances          100

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
0.760	0.280	0.731	0.760	0.745	0.480	0.763	0.709	Mentah	
0.571	0.200	0.606	0.571	0.588	0.377	0.720	0.521	Sedang	
0.800	0.035	0.800	0.800	0.800	0.765	0.886	0.671	Matang	
Weighted Avg.	0.700	0.215	0.698	0.700	0.698	0.487	0.766	0.638	

```

=== Confusion Matrix ===
 a b c  <-- classified as
38 11 1 | a = Mentah
13 20 2 | b = Sedang
 1  2 12 | c = Matang
  
```

Gambar 3. Hasil Pengujian Skenario 1 Dengan 1-NN

2) Pengujian Skenario 1 Dengan 3-NN

Berikut ini gambar 4 hasil pengujian dengan menggunakan fitur warna dan tekstur dengan nilai K=3 :

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      59      59 %
Incorrectly Classified Instances    41      41 %
Kappa statistic                    0.3138
Mean absolute error                 0.2685
Root mean squared error             0.418
Relative absolute error             66.2976 %
Root relative squared error         92.9813 %
Total Number of Instances          100

=== Detailed Accuracy By Class ===

      TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC  ROC Area  PRC Area  Class
0.720  0.300  0.706  0.720  0.713  0.420  0.794  0.761  Mentah
0.600  0.246  0.568  0.600  0.583  0.350  0.756  0.560  Sedang
0.133  0.118  0.167  0.133  0.148  0.017  0.788  0.435  Matang
Weighted Avg.  0.590  0.254  0.577  0.590  0.583  0.335  0.780  0.642

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
36  9  5 | a = Mentah
 9 21  5 | b = Sedang
 6  7  2 | c = Matang
    
```

Gambar 4. Hasil Pengujian Skenario 1 Dengan 5-NN

3) Pengujian Skenario 1 Dengan 5-NN

Berikut ini gambar 5 hasil pengujian dengan menggunakan fitur warna dan tekstur dengan nilai K=5 :

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      70      70 %
Incorrectly Classified Instances    30      30 %
Kappa statistic                    0.4867
Mean absolute error                 0.278
Root mean squared error             0.3975
Relative absolute error             68.6277 %
Root relative squared error         88.4287 %
Total Number of Instances          100

=== Detailed Accuracy By Class ===

      TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC  ROC Area  PRC Area  Class
0.860  0.200  0.811  0.860  0.835  0.661  0.853  0.814  Mentah
0.714  0.231  0.625  0.714  0.667  0.471  0.770  0.619  Sedang
0.133  0.059  0.286  0.133  0.182  0.104  0.729  0.264  Matang
Weighted Avg.  0.700  0.190  0.667  0.700  0.678  0.511  0.805  0.663

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
43  6  1 | a = Mentah
 6 25  4 | b = Sedang
 4  9  2 | c = Matang
    
```

Gambar 5. Hasil Pengujian Skenario 1 Dengan 5-NN

b) Pengujian Skenario 2

Pengujian senario 2 adalah pengujian yang dilakukan dengan menggunakan fitur warna. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui berapa nilai akurasi jika hanya menggunakan fitur warna saja.

1) Pengujian Skenario 2 Dengan 1-NN

Berikut ini gambar 6 hasil pengujian dengan menggunakan fitur warna dengan nilai K=1 :

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      70      70 %
Incorrectly Classified Instances    30      30 %
Kappa statistic                    0.5017
Mean absolute error                 0.1982
Root mean squared error             0.4236
Relative absolute error             48.925 %
Root relative squared error         94.2295 %
Total Number of Instances          100

=== Detailed Accuracy By Class ===

      TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC  ROC Area  PRC Area  Class
0.760  0.280  0.731  0.760  0.745  0.480  0.763  0.709  Mentah
0.571  0.200  0.606  0.571  0.588  0.377  0.720  0.521  Sedang
0.800  0.035  0.800  0.800  0.800  0.765  0.894  0.671  Matang
Weighted Avg.  0.700  0.215  0.698  0.700  0.698  0.487  0.766  0.638

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
38 11  1 | a = Mentah
13 20  2 | b = Sedang
 1  2 12 | c = Matang
    
```

Gambar 6. Hasil Pengujian Skenario 2 Dengan 1-NN

2) Pengujian Skenario 2 Dengan 3-NN

Berikut ini gambar 7 hasil pengujian dengan menggunakan fitur warna dengan nilai K=3 :

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      66      66 %
Incorrectly Classified Instances    34      34 %
Kappa statistic                    0.4252
Mean absolute error                 0.2548
Root mean squared error             0.4028
Relative absolute error             62.9028 %
Root relative squared error         89.6037 %
Total Number of Instances          100

=== Detailed Accuracy By Class ===

      TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC  ROC Area  PRC Area  Class
0.840  0.260  0.764  0.840  0.800  0.583  0.824  0.766  Mentah
0.629  0.169  0.667  0.629  0.647  0.466  0.763  0.653  Sedang
0.133  0.118  0.167  0.133  0.148  0.017  0.819  0.413  Matang
Weighted Avg.  0.660  0.207  0.640  0.660  0.649  0.457  0.802  0.673

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
42  4  4 | a = Mentah
 7 22  6 | b = Sedang
 6  7  2 | c = Matang
    
```

Gambar 7. Hasil Pengujian Skenario 2 Dengan 3-NN

3) Pengujian Skenario 2 Dengan 5-NN

Berikut ini gambar 8 hasil pengujian dengan menggunakan fitur warna dengan nilai K=5 :

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      72      72 %
Incorrectly Classified Instances    28      28 %
Kappa statistic                    0.5282
Mean absolute error                0.2596
Root mean squared error            0.3828
Relative absolute error            64.0964 %
Root relative squared error        85.1594 %
Total Number of Instances         100

=== Detailed Accuracy By Class ===

      TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MOC      ROC Area  PRC Area  Class
      0.880    0.220    0.800    0.880    0.838      0.663    0.834    0.770    Mentah
      0.629    0.154    0.688    0.629    0.657      0.485    0.778    0.664    Sedang
      0.400    0.082    0.462    0.400    0.429      0.337    0.844    0.419    Matang
Weighted Avg.    0.720    0.176    0.710    0.720    0.713      0.552    0.816    0.680

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  <-- classified as
44  5  1 | a = Mentah
 7 22  6 | b = Sedang
 4  5  6 | c = Matang

```

Gambar 8. Hasil Pengujian Skenario 2 Dengan 3-NN

c) Pengujian Skenario 3

Pengujian senario 3 adalah pengujian yang dilakukan dengan menggunakan fitur tekstur. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui berapa nilai akurasi jika hanya menggunakan fitur tekstur saja.

1) Pengujian Skenario 3 Dengan 1-NN

Berikut ini gambar 9 hasil pengujian dengan menggunakan fitur tekstur dengan nilai K=1 :

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      73      73 %
Incorrectly Classified Instances    27      27 %
Kappa statistic                    0.5552
Mean absolute error                0.1914
Root mean squared error            0.4178
Relative absolute error            47.345 %
Root relative squared error        92.9478 %
Total Number of Instances         100

=== Detailed Accuracy By Class ===

      TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MOC      ROC Area  PRC Area  Class
      0.760    0.240    0.760    0.760    0.760    0.520    0.784    0.725    Mentah
      0.657    0.169    0.676    0.657    0.667    0.491    0.754    0.598    Sedang
      0.800    0.047    0.750    0.800    0.774    0.733    0.851    0.630    Matang
Weighted Avg.    0.730    0.186    0.729    0.730    0.729    0.542    0.783    0.666

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  <-- classified as
38 10  2 | a = Mentah
10 23  2 | b = Sedang
 2  1 12 | c = Matang

```

Gambar 9. Hasil Pengujian Skenario 3 Dengan 1-NN

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      63      63 %
Incorrectly Classified Instances    37      37 %
Kappa statistic                    0.3632
Mean absolute error                0.2405
Root mean squared error            0.3928
Relative absolute error            59.3748 %
Root relative squared error        87.392 %
Total Number of Instances         100

=== Detailed Accuracy By Class ===

      TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MOC      ROC Area  PRC Area  Class
      0.820    0.340    0.707    0.820    0.759    0.486    0.841    0.826    Mentah
      0.543    0.215    0.576    0.543    0.559    0.332    0.768    0.590    Sedang
      0.200    0.071    0.333    0.200    0.250    0.161    0.842    0.493    Matang
Weighted Avg.    0.630    0.256    0.605    0.630    0.613    0.384    0.816    0.693

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  <-- classified as
41  8  1 | a = Mentah
11 19  5 | b = Sedang
 6  6  3 | c = Matang

```

100

2) Pengujian Skenario 3 Dengan 3-NN

Berikut ini gambar 10 hasil pengujian dengan menggunakan fitur tekstur dengan nilai K=3 :

Gambar 10. Hasil Pengujian Skenario 3 Dengan 3-NN

3) Pengujian Skenario 3 Dengan 5-NN

Berikut ini gambar 11 hasil pengujian dengan menggunakan fitur tekstur dengan nilai K=5 :

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      60      60 %
Incorrectly Classified Instances    40      40 %
Kappa statistic                    0.3127
Mean absolute error                0.2987
Root mean squared error            0.422
Relative absolute error            73.7457 %
Root relative squared error        93.8882 %
Total Number of Instances         100

=== Detailed Accuracy By Class ===

      TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MOC      ROC Area  PRC Area  Class
      0.800    0.320    0.714    0.800    0.755    0.483    0.816    0.810    Mentah
      0.514    0.277    0.500    0.514    0.507    0.336    0.698    0.499    Sedang
      0.133    0.071    0.250    0.133    0.174    0.083    0.739    0.295    Matang
Weighted Avg.    0.600    0.268    0.570    0.600    0.581    0.337    0.763    0.624

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  <-- classified as
40  9  1 | a = Mentah
12 18  5 | b = Sedang
 4  9  2 | c = Matang

```

Gambar 11. Hasil Pengujian Skenario 3 Dengan 5-NN

Untuk melihat perbandingan hasil dari 9 skenario pengujian berikut ini disajikan dalam bentuk diagram yang ditunjukkan pada gambar 12

Gambar 12. Persentase Hasil Pengujian

Nilai akurasi paling tinggi adalah dengan menggunakan fitur warna saja dan kombinasi fitur warna dan tekstur dengan

masing-masing menggunakan 1-NN yang menghasilkan persentase kebenaran 73 persen

4.2. Pengujian menggunakan Nearest mean classifier

Hasil pengujian Akurasi yang diperoleh secara global menggunakan nmc menghasilkan tingkat akurasi sebanyak 70 persen dapat di lihat pada Gambar Gambar 13. Di bawah ini

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===
Correctly Classified Instances      70      70 %
Incorrectly Classified Instances    30      30 %
Kappa statistic                    0.5017
Mean absolute error                 0.1962
Root mean squared error             0.4237
Relative absolute error             48.9337 %
Root relative squared error         94.2568 %
Total Number of Instances          100

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	NMC	ROC Area	PRC Area	Class
	0.760	0.280	0.731	0.760	0.745	0.480	0.756	0.700	Mentah
	0.571	0.200	0.606	0.571	0.588	0.377	0.716	0.521	Sedang
	0.800	0.035	0.800	0.800	0.800	0.765	0.887	0.671	Matang
Weighted Avg.	0.700	0.215	0.698	0.700	0.698	0.487	0.761	0.637	

```

=== Confusion Matrix ===
 a b c <-- classified as
30 11 1 | a = Mentah
13 20 2 | b = Sedang
1 2 12 | c = Matang

```

Gambar 13. Hasil pengujian menggunakan nearest mean classifier

5. SIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan maka didapat beberapa kesimpulan sebagai berikut :

- Berdasarkan hasil pengujian diatas dapat diketahui Algoritma K-Nearest Neighbor dapat melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah apel manalagi dengan tingkat nilai akurasi paling tinggi adalah dengan menggunakan fitur warna saja dan kombinasi fitur warna dan tekstur dengan masing-masing menggunakan 1-NN yang menghasilkan persentase kebenaran 73 persen.
- Hasil pengujian Akurasi yang diperoleh secara global menggunakan Nearest mean classifier menghasilkan tingkat akurasi sebanyak 70 persen

- Kedua algoritma yang di gunakan dalam penelitian ini dapat melakukan klasifikasi menghasilkan presentasi akurasi tidak lebih dari 70 persen.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, Usman, M. Efendi, Sistem Klasifikasi Kualitas Kopra Berdasarkan Warna Dan Tekstur Menggunakan Metode Nearest Mean Classifier (NMC) *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 2017
- Andono, P. N., Sutojo, T., & Muljono. (2017). *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi.
- Elvia Budianita, Jasril, dan Lestari Handayani. Implementasi Pengolahan Citra dan Klasifikasi K-Nearest Neighbour Untuk Membangun Aplikasi Pembeda Daging Sapi dan Babi *Jurnal Sains, Teknologi dan Industri*, Vol. 12, No. 2, Juni 2015
- Fuzy Yustika Manik, Kana Saputra Saragih, Klasifikasi Belimbing Menggunakan Naïve Bayes Berdasarkan Fitur Warna RGB *IJCCS* 2017
- Hakim, L. (2015). *Rempah & Herba*. Yogyakarta: Diandra Creative.
- Hambali, E., Fatmawati, & Permanik, R. (2005). *Membuat Aneka Bumbu Instan Kering*. Jakarta: Penebar Swadaya
- Putra, D. (2010). *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi.
- Ratih Kartika Dewi dan Nanik Suciati. Klasifikasi Tanaman berdasarkan Fitur Bentuk dan Tekstur pada Daun menggunakan Decision Tree *Jurnal Cybermatika* | Vol. 3 No. 2 | Desember 2015
- Selvia Ferdiana Kusuma, Ratri Enggar Pawening, dan Rohman Dijaya. Otomatisasi klasifikasi

kematangan buah mengkudu berdasarkan warna dan tekstur. *Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, Januari 2017, Volume 3, Nomor 1

Yanuar Putu Wiharja Agus Harjoko (2014). Pemrosesan Citra Digital untuk Klasifikasi Mutu Buah Pisang Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan