

KLASIFIKASI PENYAKIT PADA CITRA DAUN APEL MENGGUNAKAN METODE FUZZY K-NEAREST NEIGHBOR.

Danu Narendro¹⁾, Imam Cholissodin, S.Si., M.Kom.²⁾,

Suprpto, S.T, M.T³⁾

Program Studi Teknik Informatika

Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer

Universitas Brawijaya, Malang 65145, Indonesia

email: danu.andro[at]gmail.com¹⁾, imams[at]ub.ac.id²⁾,

spttif[at]ub.ac.id³⁾

ABSTRAK

Apel adalah jenis buah-buahan, atau buah yang dihasilkan dari pohon buah apel. Buah apel merupakan salah satu komoditas dari sektor hortikultura yang cukup banyak diminati oleh masyarakat, namun pada awal tahun 2015, Indonesia dihebohkan dengan apel yang mengandung bakteri. Hal tersebut membuat petani khawatir dan berusaha menjaga kualitas buah apel tersebut. Akan tetapi petani juga sering mengalami kesulitan untuk menjaga kualitas apel tersebut, karena petani mengalami kesulitan dalam menentukan jenis penyakit dan hama yang menyerang tanaman apel. Dengan teknologi yang semakin berkembang maka dibuat sistem deteksi penyakit pada daun apel dengan menggunakan metode *Fuzzy K-Nearest Neighbor* dengan segmentasi citra daun apel menggunakan metode *otsu*. Metode *otsu* untuk memisahkan warna penyakit dengan warna background citra, dan metode *Fuzzy K-Nearest Neighbor* untuk metode klasifikasinya. Dari beberapa pengujian yang telah dilakukan seperti perbandingan jumlah data latih & data uji, nilai parameter K , nilai m , dan nilai peubah *threshold* dapat mempengaruhi tingkat akurasi yang diperoleh. Dengan menggunakan perbandingan jumlah data latih dan data uji 40:20, kemudian untuk nilai parameter $k = 6$, parameter nilai $m = 2$ dan nilai peubah *threshold* $otsu = 18$, akurasi yang diperoleh dapat mencapai 96 %.

Kata kunci: Apel, Penyakit daun apel, *Otsu*, *Fuzzy K-Nearest Neighbor*

ABSTRACT

Apples are kind of fruit. Apple is one of the commodities of the horticultural sector which is almosts finded by the public, but in early 2015, Indonesia shocked by apples containing the bacteria. This makes farmers worry about it and trying to maintain the quality of the apples. But farmers are also often difficult to maintain the quality of the apples, because farmers have difficulty in determining the type of disease and pests that attack of apples. With modern technology, can made the detection system disease in apple leaves by using fuzzy K-Nearest Neighbor with apple leaf image segmentation using Otsu method. Otsu method for separating color with the background color image disease, and methods of fuzzy K-Nearest Neighbor is for classification. From all the testing, likes comparison of the amount of training data and test data, k parameter, m parameter, and threshold parameter, can affect accuration of the final result. By using 40:20 comparison of the of the amount of training data and test data, then k parameter = 6, m parameter = 2, and threshold parameter = 18, the accuration of the final result can reach about 96%.

Keywords: *Apple, Apple leaf diseases, Otsu, Fuzzy K-Nearest Neighbor*

1. PENDAHULUAN

Apel merupakan salah satu komoditas dari sektor hortikultura yang cukup banyak diminati oleh masyarakat. Menurut Widyastuti dan Paimin (1993) tanaman apel belum menyebar ke seluruh daerah di Indonesia karena syarat tumbuhnya menghendaki tempat tertentu. Walaupun begitu

terdapat beberapa daerah yang membudidayakan tanaman ini, antara lain di Jawa Timur (Malang, Banyuwangi, Pasuruan, Panarukan), Bali (Buleleng, Tabanan), NTB, dan sentral produksinya antara lain Jawa Timur dan NTB. Salah satu kota yang terkenal dengan sentra penghasil apelnya yaitu kota Batu. Lahan apel di Kota Batu seluas 2.993,89 Ha terpusat di

Kecamatan Bumiaji yang tersebar di desa Tulungrejo, Sumbergondo, Sumberbrantas, Punten, Bulukerto, Bumiaji, Giripurno dan Gunungsari. Luas lahan apel di desa Tulungrejo 400 Ha dengan jumlah pohon apel 24.000 pohon, total produksi apel 11.000 ton per musim panen dengan produktivitas 27.5 ton/Ha/tahun (Indahwati, 2012).

Pada awal tahun 2015, Indonesia dihebohkan dengan apel asal Amerika Serikat jenis *Granny Smith* dan *Gala* yang diduga kuat tercemar bakteri *Listeria monocytogenes*. Hal ini menyebabkan para konsumen lebih berhati-hati dalam mengkonsumsi apel. Selain konsumen, para Petani pun mulai takut tanaman apel mereka juga terjangkit bakteri yang serupa. Selama ini petani melihat langsung tampilan luar daun untuk mengetahui jenis penyakitnya. Sedangkan cara petani melihat langsung tampilan luar daun untuk mengidentifikasi penyakit apel memiliki banyak kekurangan. Karena dengan cara tersebut, tidak bisa diperoleh hasil identifikasi yang akurat. Pengetahuan petani yang masih kurang mengenai jenis-jenis penyakit pada tanaman apel membuat perbedaan persepsi antara satu petani dengan petani lainnya, karena pada setiap jenis penyakit kemungkinan terdapat kemiripan warna. Meskipun sudah terdapat balai penelitian yang menyediakan laboratorium untuk mendeteksi penyakit tanaman apel, tetapi hal ini bukan menjadi solusi. Karena biaya penelitian yang relatif mahal, dan membutuhkan waktu yang lama untuk mengetahui hasilnya. Identifikasi penyakit tanaman apel yang cepat, tepat dan akurat sangatlah dibutuhkan. Hal tersebut berguna untuk penentuan tindakan penanganan dan pencegahan guna menghindari serangan penyakit yang berkelanjutan. Dari permasalahan tersebut, maka diperlukan metode dalam menciptakan alat bantu atau perangkat lunak bagi masyarakat, khususnya petani, untuk membantu melakukan identifikasi penyakit pada daun apel secara efektif dengan hasil yang akurat.

2. PERMASALAHAN

Dari paparan pendahuluan, penelitian ini merumuskan permasalahan bagaimana mengimplementasikan metode *Fuzzy K-Nearest Neighbor* untuk deteksi penyakit pada daun apel menggunakan Citra Digital dan bagaimana tingkat akurasi metode *Fuzzy K-Nearest Neighbor (FK-NN)* dalam klasifikasi jenis penyakit daun apel.

3. TINJAUAN PUSTAKA

3.1 Studi terkait

Pada penelitian ini digunakan beberapa *paper* diantaranya adalah “Penerapan Metode Fuzzy K-

NN Pada Klasifikasi Jenis Mangga Berdasarkan Tekstur Daun”. Dalam penelitian tersebut, peneliti melakukan identifikasi jenis mangga dengan hanya menggunakan citra daun yang telah di olah sebelumnya. . Klasifikasi yang digunakan dalam penelitian tersebut adalah metode Fuzzy K-Nearest Neighbor (FK-NN) pada dataset fitur tekstur daun mangga jenis gadung dan curut. Fitur tekstur yang digunakan dalam penelitian adalah : rata-rata intensitas, smoothness, entropy, 5 moment invariant, energy, dan kontras. Klasifikasi dilakukan pada dua jenis daun pohon mangga menggunakan 30 sampel daun mangga gadung dan 30 sampel daun mangga curut. Hasil penelitian menunjukkan bahwa klasifikasi dengan FK-NN memberikan rata-rata hasil akurasi keseluruhan 81.1574 % (Zaki, 2013).

Pada *paper* selanjutnya membahas tentang “Klasifikasi Gambar Berwarna Menggunakan *K-Nearest Neighbor* dan *Support Vector Machine*” yang dilakukan oleh (Farsiah, Abidin, & Munadi, 2013). Penelitian tersebut melakukan klasifikasi terhadap gambar berwarna. Parameternya yaitu menggunakan fitur-fitur gambar, seperti warna (*RGB, HSV, YcbCr, YIQ*), tekstur (*canny, sobel, prewitt, roberts, log*), koefisien magnitudo fourier, dan koefisien *Discrete Cosine Transform (DCT)*. Terdapat 10 kelas klasifikasi yang terdapat pada penelitian ini, yaitu gambar orang Afrika, pantai, bangunan, bus, dinosaurus, gajah, mawar, kuda, gunung, dan makanan. Berdasarkan pengujian terhadap data latih dihasilkan akurasi sebesar 73,90% untuk metode KNN, dan 73,63% untuk metode SVM. KNN lebih unggul dari SVM hanya 0,27%. Meskipun demikian, akurasi pada setiap kelas cukup variatif. Untuk kelas orang Afrika, pantai, bus, gajah, mawar, dan makanan, akurasi KNN lebih tinggi dari akurasi SVM, sedangkan untuk kelas bangunan, dinosaurus, kuda, dan gunung, akurasi SVM lebih baik dari KNN.

Paper yang terakhir adalah penelitian tentang “*A fuzzy k-NN approach for cancer diagnosis with microarray gene expression data*”. Penelitian tersebut melakukan diagnosa penyakit kanker menggunakan metode *Fuzzy K-Nearest Neighbor* dengan dataset DNA microarray yang diambil dari *website* <http://www.gems-system.org>. Dalam dataset tersebut, terdapat 2-9 kategori yang berbeda, 50-102 sampel, dan 2308-10509 gen..

3.2 Dasar Teori

Apel

Apel adalah jenis buah-buahan, atau buah yang dihasilkan dari pohon buah apel. Buah apel biasanya berwarna merah kulitnya jika masak (siap dimakan), namun bisa juga kulitnya berwarna hijau atau kuning. Tanaman apel sangat cocok ditanam di daerah yang memiliki udara dingin. Apel sendiri

sangat disukai karena memiliki rasa manis dan segar serta memiliki kandungan nutrisi yang sangat. Habitat : Perdu, tinggi 3-5 m, Batang : Berkayu, bulat, bercabang, putih kehijauan. Daun : Tunggal, bulat telur, ujung dan pangkal runcing, tepi bergerigi, berbulu, berseling, di ujung cabang, panjang 3-15 cm, lebar 2-6 cm, pertulangan menyirip, hijau. Bunga : Majemuk, di ujung cabang, kelopak hijau, berbulu, benang sari banyak, putih, kepala sari kuning kecoklatan, putik satu, putih kekuningan, putih. Buah : bulat, ujung dan pangkal berlekuk hijau keunguan. Biji: Kecil, pipih, coklat kehitaman. Akar: Tunggang, putih kecoklatan (Soelarso, 1997).

Produksi buah apel sangatlah dipengaruhi oleh iklim, dan kondisi dari buah apel tersebut, apakah buah apel tersebut sedang terserang penyakit atau hama. Penyakit dan hama pada tanaman apel menyerang disemua bagian tanaman salah satunya adalah bagian daun. Beberapa penyakit yang menyerang bagian daun antara lain:

1. Embun Tepung atau *Powdery Mildew* (*Podosphaera Leucoticha*)

Gejala awal pada daun yang sakit adalah terbentuknya bercak-bercak kecil bertepung, berwarna putih atau putih kelabu pada sisi bawah daun, tetapi setelah berkembang kedua sisi daun dan ranting tertutup oleh lapisan bertepung. Permukaan yang lebih atas biasanya terinfeksi lebih dulu dan mungkin menyebar pada daun yang lebih rendah. Bagian daun yang tertular mungkin menguning dan berubah, terutama pada daun-daun muda. Infeksi yang tinggi menyebabkan kerontokan daun lebih dini.

2. Bercak Daun (*Marssonina Coronaria J.J. Davis*)

Serangan pada daun yang berumur 4-6 minggu setelah perompesan (pemotongan ranting dan daun yang tidak produktif). Mulanya pada daun timbul bercak putih tidak teratur, berwarna coklat, permukaan atas timbul titik hitam, dimulai dari daun tua, daun muda hingga seluruh bagian gugur.

Data Mining

Data mining (Connolly dan Begg, 2010) adalah suatu proses ekstraksi atau penggalian data yang belum diketahui sebelumnya, namun dapat dipahami dan berguna dari *database* yang besar serta digunakan untuk membuat suatu keputusan bisnis yang sangat penting. *Data mining* (Han dan Kamber, 2006 : 5) didefinisikan sebagai proses mengekstrak atau menambang pengetahuan yang dibutuhkan dari sejumlah data besar.

Pada prosesnya *data mining* akan mengekstrak informasi yang berharga dengan cara menganalisis adanya pola-pola ataupun hubungan keterkaitan tertentu dari data-data yang berukuran besar. *Data mining* berkaitan dengan bidang ilmu-ilmu lain, seperti *Database System*, *Data Warehousing*,

Statistic, *Machine Learning*, *Information Retrieval*, dan *Komputasi Tingkat Tinggi*. Selain itu *data mining* didukung oleh ilmu lain seperti *Neural Network*, *Pengenalan Pola*, *Spatial Data Analysis*, *Image Database*, *Signal Processing*.

Citra Digital

Citra digital adalah citra dua dimensi yang dapat ditampilkan pada layar monitor komputer sebagai himpunan berhingga (diskrit) nilai digital yang disebut pixel (picture elements). Pixel adalah elemen citra yang memiliki nilai yang menunjukkan intensitas warna. Berdasarkan cara penyimpanan atau pembentukannya, citra digital dapat dibagi menjadi dua jenis. Jenis pertama adalah citra digital yang dibentuk oleh kumpulan pixel dalam array dua dimensi. Citra jenis ini disebut citra bitmap atau citra raster. Jenis citra yang kedua adalah citra yang dibentuk oleh fungsi-fungsi geometri dan matematika. Jenis citra ini disebut grafik vektor. Citra digital (diskrit) dihasilkan dari citra analog (kontinu) melalui digitalisasi. Digitalisasi citra analog terdiri atas penerokan (sampling) dan kuantisasi (quantization). Penerokan adalah pembagian citra ke dalam elemen-elemen diskrit (pixel), sedangkan kuantisasi adalah pemberian nilai intensitas warna pada setiap pixel dengan nilai yang berupa bilangan bulat (Awcock, 1996).

Pengolahan Citra Digital

Pengolahan Citra Digital merupakan teknologi penerapan sejumlah algoritma komputer untuk memproses Citra Digital. Hasil dari proses ini dapat berupa Citra Digital, kumpulan representasi karakteristik, ataupun dapat berupa properti dari citra tersebut. Pengaplikasian pengolahan Citra Digital biasanya ditemukan pada sistem kecerdasan robotika, pencitraan medis, fotografi, dan forensik (H, WU, & J, 2010).

Pengolahan citra menggunakan teknik manipulasi citra secara digital yang khususnya menggunakan komputer, menjadi citra lain yang sesuai untuk digunakan dalam aplikasi tertentu. Agar mudah diinterpretasi oleh manusia atau komputer, pengolahan citra harus dilakukan dengan berbagai macam metode untuk mencapai citra sesuai yang diinginkan. Operasi pengolahan citra digital umumnya dilakukan dengan tujuan memperbaiki kualitas suatu gambar sehingga dapat dengan mudah diinterpretasikan oleh mata manusia dan untuk mengolah informasi yang ada pada suatu gambar untuk kebutuhan identifikasi objek secara otomatis (Murinto, 2009).

Otsu

Metode *Otsu* adalah salah satu metode dalam segmentasi citra yang bertujuan untuk menentukan nilai ambang (T) secara otomatis berdasarkan citra masukan. Analisis diskriminan adalah pendekatan yang digunakan oleh metode *Otsu*, dimana analisis diskriminan menentukan suatu variabel yang digunakan untuk membedakan antara dua atau lebih daerah yang ada pada citra. Analisis diskriminan juga akan memaksimalkan variabel tersebut agar dapat membedakan daerah latar belakang dengan daerah objek. Rumusan dari metode *Otsu* adalah menentukan nilai ambang dari citra yang dinyatakan dengan nilai k . Nilai k memiliki kisaran warna antara 1 sampai L , dimana $L = 255$ (Nabella, Sampurno, & Nurhasanah, 2013).

Formulasi untuk menentukan probabilitas piksel ke- I (1), nilai momen kumulatif ke-0 (**Error! Reference source not found.**), nilai momen kumulatif ke-1 (**Error! Reference source not found.**) dan nilai rata-rata (4) berturut-turut adalah sebagai berikut (Nabella, Sampurno, & Nurhasanah, 2013)

$$P_i = \frac{n_i}{N} \quad (1)$$

Dimana :

P_i adalah probabilitas piksel ke- i .

n_i adalah jumlah piksel yang memiliki tingkat keabuan i .

N adalah jumlah seluruh piksel citra

$$\omega(k) = \sum_{i=1}^k P_i \quad (2)$$

$$\mu(k) = \sum_{i=1}^k i.P_i \quad (3)$$

$$\mu(r) = \sum_{i=1}^L i.P_i \quad (4)$$

Dimana :

$\omega(k)$ adalah momen kumulatif ke-0.

$\mu(k)$ adalah momen kumulatif ke-1.

$\mu(r)$ adalah nilai rata-rata.

Nilai ambang k dapat diperoleh dengan memaksimalkan persamaan 5 dan persamaan 6 seperti berikut (Nabella, Sampurno, & Nurhasanah, 2013) :

$$\sigma_B^2(k^*) = \text{Max}_{1 \leq k \leq L} \sigma_B^2(k) \quad (5)$$

Dengan

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_r \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \quad (6)$$

Ekstraksi fitur yang digunakan pada penelitian ini adalah rata-rata *Red*, rata-rata *Green*, dan rata-rata *Blue*. Untuk mendapatkan ekstraksi fitur tersebut citra masukan harus disegmentasi dahulu sehingga yang tersisa hanya pada bagian penyakitnya saja, sedangkan bagian daun dan latar belakangnya diubah menjadi warna hitam. Tujuan dari segmentasi tersebut adalah agar ekstraksi fitur hanya didapatkan dari warna penyakitnya saja. Oleh karena itu, untuk mendapatkan warna dari penyakit tersebut, perlu adanya modifikasi pada metode *Otsu* sehingga dapat membedakan warna penyakit dengan daun dan latar belakang citra. Modifikasi metode *Otsu* tersebut digambarkan sebagai berikut.

Pertama nilai *Red*, *Green*, dan *Blue* (*RGB*) disetiap piksel pada citra dicari nilai tingkat keabuan ke- i yaitu y_1 dan y_2 . Fungsi y_1 dan y_2 didefinisikan sebagai berikut (Yao, et al., 2009).

$$y_1 = 2g - r - b \quad (7)$$

$$y_2 = 2r - g - b \quad (8)$$

Dimana r , g , dan b mewakili nilai *Red*, *Green*, dan *Blue* (*RGB*) disetiap piksel pada citra. Kedua, memasukkan nilai y_1 dan y_2 secara bergantian ke dalam metode *Otsu* sebagai nilai tingkat keabuan i yang digunakan untuk mencari jumlah piksel yang memiliki tingkat keabuan i (n_i). Dari nilai y_1 dan y_2 yang diterapkan pada metode *Otsu*, maka didapatkan dua nilai *Threshold* (T_1 dan T_2). Ketiga, karena yang diambil sebagai ekstraksi fitur adalah nilai *Red*, *Green*, dan *Blue* (*RGB*) dari noda penyakit, maka proses segmentasi juga perlu dimodifikasi dengan fungsi sebagai berikut (Yao, et al., 2009).

$$g(x, y) = \begin{cases} pr, & y_1 < T_1 + C \text{ dan } y_2 > T_2 - C \\ (0,0,0), & \text{Lainnya} \end{cases} \quad (9)$$

Dimana pr adalah nilai *Red*, *Green*, dan *Blue* (*RGB*) disetiap piksel asli pada citra, dan C adalah peubah nilai *threshold* (T_1 dan T_2). Pada penelitian ini, peubah nilai *threshold* (C) akan dimasukkan pada pengujian sistem.

K-Nearest Neighbor

Algoritma KNN termasuk salah satu algoritma non-parameter yang penting dan merupakan supervised algorithm (Suguna dan Thanushkodi, 2010). Penggunaan *K-Nearest Neighbor* bertujuan untuk mengklasifikasikan objek baru berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek baru tersebut. Aturan klasifikasi dibuat dengan melatih data sampel tersebut tanpa adanya data tambahan. Algoritma KNN memprediksi kategori data sampel yang diuji

berdasarkan pelatihan ke- K . Pelatihan tersebut merupakan hasil yang paling dekat dengan sampel uji. Sampel uji merupakan bagian dari kategori yang diprediksi dan memiliki probabilitas yang paling tinggi. Untuk melakukan proses perhitungan jarak antara *record* data uji dan data latih yaitu menggunakan fungsi *eulidean distance* yang ditunjukkan pada persamaan 10 **Error! Reference source not found.**

$$d_i = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_{2i} - x_{1i})^2} \quad (10)$$

Keterangan :

- d_i : Jarak kedekatan
- p : Jumlah atribut data
- x_1 : Data Latih
- x_2 : Data Uji

Variabel x_1 dan x_2 merupakan dua *record* dengan n atribut. Perhitungan dengan menggunakan persamaan 2.4 bertujuan untuk mengetahui jarak antara data x_1 dan x_2 pada masing-masing record

Fuzzy K-Nearest Neighbor

Fuzzy K-Nearest Neighbor merupakan salah satu varian dari algoritma *K-Nearest Neighbor*. Seperti halnya pada teori *fuzzy*, sebuah data mempunyai nilai keanggotaan pada setiap kelas, yang artinya sebuah data bisa dimiliki oleh kelas yang berbeda dengan nilai derajat keanggotaan dalam interval $[0,1]$. Teori himpunan *fuzzy* menggeneralisasi teori *K-NN* klasik dengan mendefinisikan nilai keanggotaan sebuah data pada masing-masing kelas. Untuk mencari nilai *Fuzzy K-Nearest Neighbor* pada suatu data digunakan persamaan 9

$$u(x, c_i) = \frac{\sum_{k=1}^K u(x, c_i) * d(x, x_k)^{-2}}{\sum_{k=1}^K d(x, x_k)^{-2}} \quad (11)$$

Dimana $u(x, c_i)$ adalah nilai keanggotaan data x ke kelas c_i , K adalah jumlah tetangga terdekat yang digunakan, $u(x, c_i)$ adalah nilai keanggotaan data tetangga dalam K tetangga pada kelas c_i , nilainya 1 jika data latih x milik kelas c_i atau 0 jika bukan milik kelas c_i , untuk $d(x, x_k)$ adalah jarak dari data x ke data x_k dalam K

tetangga terdekat, m adalah bobot pangkat (*weight exponent*) yang besarnya $m > 1$.

Nilai keanggotaan suatu data pada kelas sangat dipengaruhi oleh jarak data itu ke tetangga terdekatnya, semakin dekat ke tetangganya maka semakin besar nilai keanggotaan data tersebut pada kelas tetangganya, begitu pula sebaliknya.

Meskipun *FK-NN* menggunakan nilai keanggotaan untuk menyatakan keanggotaan data pada setiap kelas, tetapi untuk memberikan keluaran akhir, *FK-NN* tetap harus memberikan kelas akhir hasil prediksi, untuk keperluan ini, *FKNN* memilih kelas dengan nilai keanggotaan terbesar pada data tersebut.

Nilai Evaluasi

Pada tahap evaluasi, peneliti akan menghitung tingkat akurasi dari metode *FK-NN* dalam mengidentifikasi penyakit pada citra daun apel. Tingkat akurasi ini dihitung berdasarkan perbandingan dari jumlah citra daun apel yang berhasil diidentifikasi sesuai target dengan jumlah keseluruhan citra daun apel yang diuji dikali 100%. Pengukuran akurasi dapat dituliskan dengan persamaan **Error! Reference source not found.** sebagai berikut :

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Data Uji Benar}}{\text{Jumlah Data Uji}} \times 100\% \quad (12)$$

4. METODE PENELITIAN

Pada penelitian dalam bidang perangkat lunak, umumnya menggunakan tahapan-tahapan penelitian. Gambar 1 adalah tahapan-tahapan penelitian untuk membangun sistem deteksi penyakit yang dapat digunakan sebagai alat rekomendasi publikasi berdasarkan laboratorium peneliti.



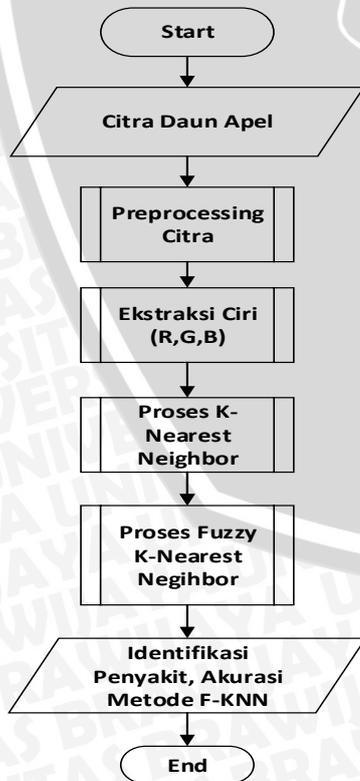
Gambar 1. Tahapan-tahapan penelitian



Berdasarkan gambar 1, tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah :

1. Melakukan studi literatur mengenai algoritma FKNN, penyakit daun apel, citra digital dan nilai evaluasi.
2. Pengumpulan dataset yang digunakan, yaitu data citra daun apel yang terjangkit penyakit *powdery mildew* dan citra daun apel yang terjangkit penyakit *Marsonina*
3. Melakukan analisa kebutuhan baik bersifat kebutuhan perangkat dan kebutuhan fungsional.
4. Perancangan merupakan proses dimana penulis sudah memulai merancang sistem untuk memenuhi semua kebutuhan yang diperlukan.
5. Mengimplementasikan hasil analisis dan perancangan yang telah dilakukan dalam bentuk perangkat lunak untuk identifikasi penyakit pada daun apel.
6. Melakukan pengujian dan analisis terhadap perangkat lunak.
7. Proses pengambilan keputusan untuk menyimpulkan keseluruhan mengenai penelitian yang dilakukan.

Dari tahapan-tahapan yang telah dipaparkan, telah dibangun sistem deteksi penyakit daun apel menggunakan algoritma *fuzzy K-nearest neighbor*. Sedangkan untuk diagram alir sistem, ditunjukkan pada gambar 2.



Gambar 2. Diagram alir sistem

Berdasarkan gambar 2, proses pada sistem meliputi 4 proses yaitu:

1. Preprocessing

Sebelum dilakukan proses segmentasi menggunakan metode Otsu, gambar tersebut dicari nilai Red, Green, dan Blue pada setiap pixelnya. Berikut nilai Red, Green, dan Blue dari masing-masing pixel pada Tabel 1

Tabel 1 Nilai RGB sebelum *preprocessing*

R	G	B	R	G	B	R	G	B	R
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
8	6	1	7	4	1	7	2	1	7
1	7	1	1	1	9	1	7	9	6
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
7	6	0	7	7	2	7	7	3	7
3	5	9	2	3	8	5	6	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
6	6	1	6	6	2	7	7	1	6
1	0	3	5	2	3	6	2	7	8
1	1	9	1	1	1	1	1	1	1
3	3	5	4	4	0	5	4	0	5
9	7		7	4	0	8	8	7	2
1	1	9	1	1	1	1	1	1	1
4	4	5	6	5	0	5	5	0	6
7	7		2	8	9	4	0	2	2
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
7	6	0	6	6	0	7	6	0	5
0	6	8	6	3	8	0	3	4	5

Setelah didapatkan nilai *Red*, *Green*, dan *Blue*, kemudian dicari nilai $y1$ dan $y2$ pada setiap pikselnya dengan menggunakan persamaan 7 dan persamaan 8. Berikut contoh perhitungan untuk piksel pertama :

$$y1 = 2G - R - B = 2*167 - 181 - 111 = 42$$

$$y2 = 2R - G - B = 2*181 - 167 - 111 = 84$$

Untuk nilai $y1$ dan $y2$ kurang dari 0, maka nilai keduanya dijadikan 0, dan sebaliknya jika nilai keduanya lebih dari 255 maka nilai $y1$ dan $y2$ tersebut dijadikan 255. Hal ini dikarenakan nilai warna ditentukan antara 0 sampai dengan 255. Berikut hasil perhitungan lengkap dari nilai $y1$ dan $y2$ pada Tabel 2 dan Tabel 3.

Tabel 2 nilai $y1$

42	0	0	0	0	0	0
48	46	46	0	0	0	0
46	36	51	25	61	26	0



40	41	31	34	46	39	0
52	45	44	46	42	51	27
54	52	52	49	58	0	0
57	47	63	0	0	0	0
31	24	1	0	0	0	0

Tabel 3 nilai y2

84	82	96	92	32	4	0
72	43	43	134	121	92	70
49	45	63	55	31	62	95
46	50	61	37	52	54	49
52	57	56	55	60	54	33
66	61	73	46	58	90	81
72	74	81	106	124	139	54
49	57	49	80	79	51	0

Langkah selanjutnya yaitu menghitung nilai *ni1* (*histogram1*) didapatkan dengan menghitung jumlah piksel yang memiliki range warna yang sesuai dengan hasil perhitungan *y1*. Langkah tersebut juga dilakukan pada perhitungan *ni2* (*histogram2*) dengan menghitung jumlah piksel warna yang sesuai pada hasil perhitungan *y2*. Hasil perhitungan keduanya ditunjukkan pada Tabel 4 dan Tabel 5

Tabel 4 Tabel *histogram1*

0	1	2	3	4	23
22	1	0	0	0	0
24	25	26	27	28	47
1	1	1	1	0	1
48	49	50	51	52	71
1	1	0	2	3	0

Tabel 5 Tabel *histogram2*

0	1	2	3	4	23
2	0	0	0	1	0
24	25	26	27	28	47
0	0	0	0	0	0
48	49	50	51	52	71
0	4	1	1	2	0

Langkah ketiga yaitu mencari nilai Total Rata-rata dengan menggunakan persamaan 4, nilai Momen Kumulatif ke-0 dengan menggunakan persamaan 2, nilai Momen Kumulatif ke-1 dengan menggunakan persamaan 3, nilai Varian dengan menggunakan persamaan 6, dan nilai Maksimum Varian dengan menggunakan persamaan 5. Berikut adalah contoh perhitungan nilai Total Rata-rata dan nilai Momen Kumulatif ke-1 saat warna ke-0

$$\begin{aligned} \mu(r) &= \sum_{i=1}^k i.P_i \\ &= \sum_{i=1}^k 0 * \frac{22}{56} \\ &= 0 \\ \mu(k) &= \sum_{i=1}^k i.P_i \\ &= \sum_{i=1}^k 0 * \frac{22}{56} \\ &= 0 \end{aligned}$$

Untuk keseluruhan perhitungan nilai Total Rata-rata dan nilai Momen Kumulatif ke-1 berdasarkan hasil perhitungan *ni1* ditunjukkan pada Tabel .

Tabel 6 Perhitungan Total Rata-rata dan Momen Kumulatif ke-1 dari *ni1*

0	1	2	6	9	23
0.00	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
24	25	26	30	33	47
0.45	0.89	1.36	1.84	2.95	14.38
48	49	50	54	57	71
15.23	16.11	16.11	21.68	22.70	25.95

Sedangkan untuk perhitungan keseluruhan nilai Total rata-rata dan nilai Momen Kumulatif ke-1 berdasarkan perhitungan *ni2* ditunjukkan pada Tabel

Tabel 7 Perhitungan Total Rata-rata dan Momen Kumulatif ke-1 dari *ni2*

0	1	2	3	4	23
0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.07
24	25	26	27	28	47
0.07	0.07	0.07	0.07	0.07	6.43
48	49	50	51	52	71
6.43	9.93	10.82	11.73	13.59	30.43



Dari hasil perhitungan Total Rata-rata dan nilai Momen Kumulatif ke-1, maka selanjutnya melakukan perhitungan nilai Momen Kumulatif ke-0. Berikut contoh perhitungan nilai Momen Kumulatif ke-0 saat warna ke-0 berdasarkan hasil perhitungan $ni1$:

$$\begin{aligned} \omega(k) &= \sum_{i=1}^k P_i \\ &= \sum_{i=1}^k \frac{22}{56} \\ &= 0.39 \end{aligned}$$

Sedangkan untuk perhitungan nilai Momen Kumulatif ke-0 saat warna ke-0 berdasarkan hasil perhitungan $ni2$ yaitu seperti berikut :

$$\begin{aligned} \omega(k) &= \sum_{i=1}^k P_i \\ &= \sum_{i=1}^k \frac{2}{56} \\ &= 0.04 \end{aligned}$$

Untuk keseluruhan perhitungan nilai Momen Kumulatif ke-0 berdasarkan hasil perhitungan $ni1$ ditunjukkan pada

Tabel 8 Nilai Momen Kumulatif ke-0 berdasarkan hasil $ni1$

0	1	2	3	4	...	0.41
0.39	0.41	0.41	0.41	0.41	47
24	25	26	27	28	0.79
0.43	0.45	0.46	0.48	0.48	71
48	49	50	51	52	1.00
0.80	0.82	0.82	0.86	0.91	95

dan untuk keseluruhan perhitungan nilai Momen Kumulatif ke-0 berdasarkan hasil perhitungan $ni2$ ditunjukkan pada **Error! Reference source not found.**

Tabel 9 Nilai Momen Kumulatif ke-0 berdasarkan hasil $ni2$

0	1	2	3	4	...	23
0.04	0.04	0.04	0.04	0.05	0.05
24	25	26	27	28	47
0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.21
48	49	50	51	52	71
0.21	0.29	0.30	0.32	0.36	0.64

Langkah terakhir yaitu mencari nilai Varian, maksimum Varian, $t1$ dan $t2$. Nilai

Varian didapatkan dari perhitungan menggunakan persamaan 6 dan nilai maksimum Varian menggunakan persamaan 5. Nilai $t1$ yaitu nilai index ke- i dari nilai maksimum Varian. Perhitungan tersebut juga dilakukan untuk mencari nilai $t2$. Berikut hasil perhitungan nilai Varian, maksimum Varian, dan nilai $t1$ pada Tabel 10 dan nilai $t2$ pada Tabel 11.

Tabel 10 Tabel hasil perhitungan Varian, maksimum Varian dan $t1$

0	1	2	3	23
435.6	467.6	467.6	467.6	467.6
1	4	4	4	4
24	25	26	27	47
465.1	462.4	459.4	456.0	214.6
9	4	0	3	4
48	49	50	51	71
199.9	184.7	184.7	151.7	0.00
3	7	7	9	

Tabel 11 Tabel hasil perhitungan Varian, maksimum Varian dan $t2$

0	1	3	18	22	23
150.	150.	150.	220.	220.	220.
61	61	61	65	65	65
24	25	27	42	46	47
220.	220.	220.	279.	310.	310.
65	65	65	05	98	98
48	49	51	66	70	71
310.	336.	352.	486.	486.	486.
98	81	20	33	17	17

Dari Tabel 10 dan Tabel 11 terlihat jika nilai $t1$ yaitu 1, dan nilai $t2$ yaitu 66. Setelah didapatkan nilai $t1$ dan $t2$, selanjutnya nilai $t1$ dan $t2$ akan dibandingkan dengan nilai $y1$ dan $y2$ untuk mengubah sebagian warna dari citra. Nilai *Red*, *Green*, dan *Blue* dari citra akan bernilai tetap jika nilai $t1 > y1$ dan $t2 < y2$. Sedangkan jika kondisi tersebut tidak terpenuhi maka nilai *Red*, *Green*, dan *Blue* dari citra asli akan diubah menjadi masing-masing 0. Hasil akhir nilai *Red*, *Green*, dan



Blue pada setiap piksel dalam citra setelah dilakukan segmentasi ditunjukkan pada Tabel 12.

Tabel 12 Tabel Hasil Akhir *Preprocessing*

R	G	B	R	G	B	R	G	B	R
0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
			7	4	1	7	2	1	7
			1	1	9	1	7	9	6
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
									7
									1
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

2. Ekstraksi Ciri

Langkah selanjutnya setelah dilakukan preprocessing yaitu mencari rata-rata dari nilai *Red*, *Green*, dan *Blue* pada citra hasil segmentasi sebelumnya. Dan total jumlah pixel yang digunakan bukan total asli ukuran citra, melainkan hanya total jumlah pixel dari warna piksel penyakit. Berikut hasil ekstraksi nilai *Red*, *Green*, dan *Blue* dari hasil segmentasi yang ditunjukkan pada Tabel 13 di bawah ini :

R	G	B	R	G	B	R	G	B	R
0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
			7	4	1	7	2	1	7
			1	1	9	1	7	9	6
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
									7
									1
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Nilai masing-masing R, G, B dari warna penyakit tersebut kemudian dijumlahkan dan dicari rata-ratanya, seperti berikut :

$$R = \frac{2533}{15} = 168.866$$

$$G = \frac{1835}{15} = 122.33$$

$$B = \frac{1750}{15} = 116.66$$

Kemudian nilai rata-rata dari R, G, B tersebut digunakan sebagai atribut untuk proses pengklasifikasian.

Berikut data latih dan data uji yang akan digunakan dalam proses perhitungan, seperti yang terlihat pada Tabel 14 dan Tabel 15:

Tabel 14 Data Latih untuk proses klasifikasi

N	R	G	B	Penyakit
1	218.083	169.167	157.750	Bercak Daun
2	222.182	188.500	168.955	Bercak Daun
3	225.923	173.231	141.000	Bercak Daun
4	168.867	122.333	116.667	Embun Tepung
5	172.529	126.059	113.588	Embun Tepung
6	160.083	124.750	129.625	Embun Tepung

Tabel 15 Data uji untuk proses klasifikasi

NO	R	G	B	Penyakit
1	227.30	173.69	140.76	?
2	126.90	78.54	64.36	?

3. Proses klasifikasi menggunakan *K-nearest neighbor*

Proses perhitungan menggunakan *K-nearest neighbor* yaitu dengan menggunakan persamaan 10 untuk setiap baris data latih dihitung jaraknya dengan data uji yang telah disiapkan. Dan berikut ini adalah contoh perhitungan *euclidean distance* pada data record yang pertama dan data uji ke-1.

$$d_1 = \sqrt{(227.30 - 218.083)^2 + (173.691 - 169.167)^2 + (140.761 - 157.75)^2} = 19,847$$



Cara yang sama dilakukan untuk setiap record data latih terhadap data uji tersebut sehingga didapatkan jarak yang berbeda-beda tiap baris data. Hasil perhitungan euclidean distance untuk semua record ditunjukkan pada Tabel 16.

Tabel 16 Hasil perhitungan euclidean distance

N O R	G	B	Penyakit	Euclidean Distance	Urutan Jarak	Kategori	
1	218.083	169.167	157.750	Bercak Daun	19.847	2	Bercak Daun
2	222.182	188.500	168.955	Bercak Daun	32.248	3	Bercak Daun
4	168.867	122.333	116.667	Embung Tepung	81.450	5	Embung Tepung
5	172.529	126.059	113.588	Embung Tepung	77.514	4	Embung Tepung

Selanjutnya record diurutkan berdasarkan nilai euclidean distance dari nilai terkecil hingga terbesar. Kemudian setelah diurutkan dilakukan penentuan K, dimana pada perhitungan ini ditentukan sebanyak 6. Seperti yang terlihat pada Tabel 17.

Tabel 17 Pengurutan dan penentuan nilai K

N O R	G	B	Penyakit	Euclidean Distance	Urutan Jarak	Kategori	
1	218.083	169.167	157.750	Bercak Daun	19.847	2	Bercak Daun
2	222.182	188.500	168.955	Bercak Daun	32.248	3	Bercak Daun

N O R	G	B	Penyakit	Euclidean Distance	Urutan Jarak	Kategori	
	182	500	5	Daun		Daun	
5	172.529	126.059	113.588	Embung Tepung	77.514	4	Embung Tepung
4	168.867	122.333	116.667	Embung Tepung	81.450	5	Embung Tepung

Dalam perhitungan metode KNN di atas jumlah baris pada tiap kelas sama, sehingga akan dilakukan perhitungan nilai pastinya pada proses Fuzzy K-Nearest Neighbor.

4. Proses klasifikasi menggunakan fuzzy K-nearest neighbor

Langkah selanjutnya yaitu melakukan proses perhitungan K-NN. Setelah proses penentuan nilai K, maka selanjutnya akan dilakukan proses perhitungan fuzzy dimana proses tersebut bertujuan untuk mencari nilai keanggotaan data uji pada masing-masing kelas dengan menggunakan persamaan 5 Untuk itu perlu diketahui nilai n (jumlah data latih) = 6. Kemudian c_1 (Kelas penyakit Bercak Daun) = 3, dan c_2 (Kelas penyakit Embung Tepung) = 3 dimana komponen tersebut diperlukan untuk mendapatkan nilai membership pada tiap kelas. Berikut perhitungannya dimana pada perhitungan disini menggunakan nilai m=2

$$u(x, c_1) = \frac{(0(101254^{2-1})) + (0(104097^{2-1})) + (1(110952^{2-1})) + (0(121245^{2-1})) + (1(125174^{2-1})) + (1(127318^{2-1}))}{(101254^{2-1}) + (104097^{2-1}) + (110952^{2-1}) + (121245^{2-1}) + (125174^{2-1}) + (127318^{2-1})} = 0,999$$

$$u(x, c_2) = \frac{(1(101254^{2-1})) + (1(104097^{2-1})) + (0(110952^{2-1})) + (1(121245^{2-1})) + (0(125174^{2-1})) + (0(127318^{2-1}))}{(101254^{2-1}) + (104097^{2-1}) + (110952^{2-1}) + (121245^{2-1}) + (125174^{2-1}) + (127318^{2-1})} = 0,001$$

Dari perhitungan tersebut didapatkan nilai keanggotaan dari tiap kelas. Dimana hasil akhir

didapatkan nilai keanggotaan data uji (x) untuk kelas embun tepung bernilai 0,001. Sedangkan nilai keanggotaan data uji (x) untuk kelas bercak daun bernilai 0,999. Dari perhitungan tersebut dapat disimpulkan bahwa nilai keanggotaan bercak daun > nilai keanggotaan embun tepung, sehingga data uji yang dimasukkan termasuk dalam kelas penyakit bercak daun. Untuk data uji ke-2 dilakukan dengan perhitungan yang sama sehingga dihasilkan nilai akurasi yang dihitung menggunakan persamaan 12. Berikut tabel hasil pengujian dan nilai akurasi dari hasil pengujian tersebut yang ditunjukkan pada Tabel 18.

Tabel 18 Hasil pengujian

Data	Kelas Hasil Aktual	Kelas Hasil Prediksi
Uji 1	1	1
Uji 2	2	2

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{2}{2} \times 100\% \\ &= 100\% \end{aligned}$$

Maka nilai akurasi yang diperoleh dari pengujian dari 2 data uji menggunakan algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* yaitu sebesar 100 %. Dari hasil tersebut terlihat jika dua data uji tersebut menunjukkan hasil yang benar. Dalam pencarian akurasi disini baru hanya mencakup 2 jenis data uji dan 6 jenis data latih, sehingga belum menunjukkan hasil akhir, sehingga perlu terdapat beberapa skenario pengujian untuk mendapatkan hasil yang akurat.

5. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian sistem meliputi beberapa analisis yaitu :

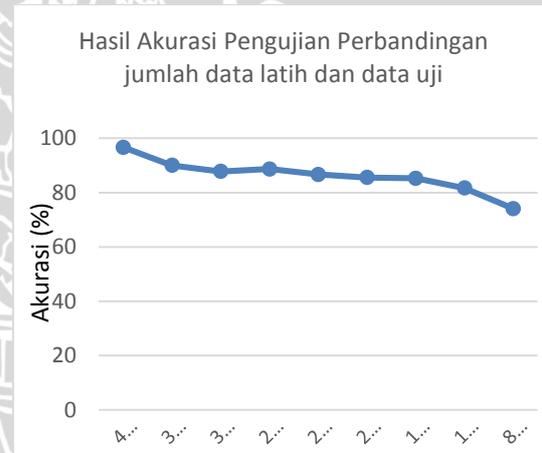
1. Pengujian perbandingan jumlah data dan data uji.
Analisis ini bertujuan untuk menentukan perbandingan jumlah data latih dan jumlah data uji secara optimal. Sehingga mendapatkan nilai akurasi yang optimal.
2. Pengujian nilai parameter *k*
Analisis ini bertujuan untuk mencari nilai parameter *k* terbaik pada proses perhitungan *fuzzy k-nearest neighbor*. Sehingga didapatkan jumlah optimal pengambilan jumlah tetangga dari data uji tersebut untuk proses penentuan hasil akhir klasifikasi.
3. Pengujian nilai parameter *m*
Analisis ini bertujuan untuk mencari nilai parameter *m* terbaik pada proses perhitungan *fuzzy k-nearest neighbor*. Dan untuk menganalisa apakah nilai *m* dapat

mempengaruhi hasil akhir klasifikasi atau tidak.

4. Pengujian nilai peubah Threshold
Analisa ini bertujuan untuk mencari nilai peubah threshold terbaik sehingga aplikasi dapat mendeteksi penyakit secara optimal.

Analisis

Berdasarkan grafik pada Gambar 3, pengujian perbandingan jumlah data latih dan data uji terbaik terletak pada pengujian perbandingan 40:20 dengan hasil akurasi mencapai 96.6%. Dimana dalam pengujian ini menggunakan total 40 data latih dan 20 data uji. Dari grafik tersebut nampak apabila jumlah perbandingan data latih lebih sedikit dibanding dengan data uji, maka akurasi yang didapatkan akan semakin menurun. Dari hasil tersebut dapat disimpulkan jika semakin banyak data latih maka sistem akan lebih dapat membedakan dari 2 jenis penyakit tersebut. Hal ini dikarenakan dengan semakin banyaknya data latih, semakin banyaknya data yang memungkinkan mendukung keanggotaan kelas prediksi. Sehingga untuk proses pengujian selanjutnya yakni pengujian nilai *k* prosentase yang digunakan dalam pengujian adalah 40:20.



Gambar 3. Hasil pengujian 1

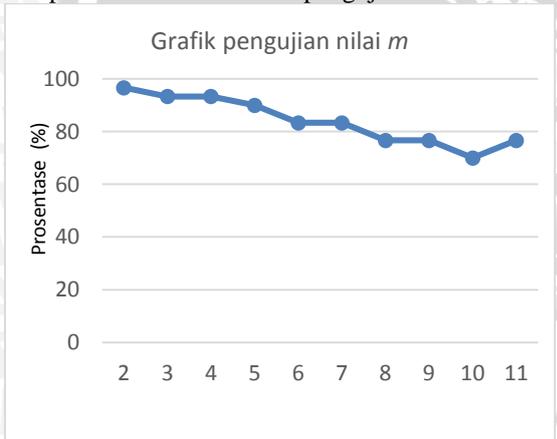
Berdasarkan grafik pada gambar 4, hasil pengujian *k* terbaik bernilai 6 dengan akurasi sebesar 100%. Dari hasil tersebut bisa disimpulkan semakin besar nilai *k* dapat mengurangi nilai akurasi. Hal ini dikarenakan jika dengan semakin besar nilai *k*, maka semakin banyaknya variasi dari data latih tersebut, untuk dicocokkan dengan data uji. Sehingga dapat meningkatkan tingkat error, karena dengan banyaknya tetangga dari data prediksi, yang memungkinkan mengurangi hasil ketepatan dari hasil klasifikasi. Selain itu hasil akurasi dari nilai *k* juga dipengaruhi oleh data latih yang digunakan. Seperti yang terlihat di grafik, pada nilai antara *k*=18 sampai dengan *k*=30 terjadi naik turunnya akurasi, ini dikarenakan persebaran

kelas antar tetangganya tidak merata, atau tidak berkelompok. Sehingga dapat mempengaruhi hasil dari klasifikasi



Gambar 4. Hasil pengujian 2

Berdasarkan grafik pada Gambar 5, Hasil nilai m terbaik adalah 2 dengan nilai akurasi 96,66%. Dari grafik tersebut nampak apabila nilai m semakin besar maka hasil akurasi pengujian juga akan menurun. Nilai m menunjukkan banyaknya kelas, sehingga jika nilai m lebih besar dari banyaknya jumlah kelas, maka akan mengurangi ketepatan hasil akurasi dari pengujian



Gambar 5. Hasil pengujian 3



Gambar 6. Hasil pengujian 4

Berdasarkan grafik pada gambar 6, Terlihat jika nilai akurasi terbaik saat nilai peubah threshold berkisar antara 16 sampai dengan 20, dengan rata-rata akurasi tertinggi yaitu sebesar 96,66%. Dengan semakin besar nilai threshold, maka akan mengurangi hasil akurasi. Hal ini dikarenakan jika nilai threshold semakin besar, maka akan mengurangi pemisahan bagian penyakit pada citra. Sehingga jumlah rata-rata nilai warna yang diambil pun menjadi kurang optimal.

6. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

1. Untuk dapat mengimplementasikan metode *Fuzzy K-Nearest Neighbor*, langkah pertama yang harus dilalui adalah melakukan pengumpulan daun apel yang terjangkit penyakit. Selanjutnya melakukan konsultasi dengan pakar untuk mengetahui jenis penyakit pada daun tersebut di balai pertanian di Kawasan Punten Kota Batu. Dari data daun apel tersebut diambil gambar untuk dijadikan sebagai data citra digital. Dari data citra daun apel tersebut dilakukan proses preprocessing. Pada proses ini dilakukan pemisahan warna penyakit dengan warna yang ada pada daun, maupun warna latar belakang citra. Proses selanjutnya adalah ekstraksi ciri warna, yang merupakan proses pengambilan nilai R (Red), G (Green), B (Blue) pada suatu gambar. Nilai R, G, dan B tersebut merupakan nilai yang akan dijadikan inputan untuk proses klasifikasi. Klasifikasi yang digunakan adalah algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor*. Dalam menentukan data ke dalam sebuah kelas, pertama – tama menentukan jarak antar data latih dan data uji hingga kemudian diurutkan mulai dari nilai jaraknya terkecil hingga terbesar dan selanjutnya ditentukan jumlah K (tetangga terdekat) untuk mendapatkan jumlah mayoritas kelas yang ada pada sejumlah nilai K tersebut. Langkah selanjutnya yaitu menentukan derajat keanggotaannya pada tiap kelas. Pada algoritma ini diambil nilai keanggotaan terbesar untuk menentukan kelas prediksi akhir
2. Untuk mengetahui kualitas hasil *FK-NN* pada klasifikasi penyakit daun apel ini menggunakan data training sebanyak 60 data dengan perbandingan kelas penyakit pertama dan penyakit ke dua adalah 50:50. Hasil pengujian pertama yakni pengujian perbandingan jumlah data latih dibanding jumlah data uji, nilai akurasi terbaik adalah dengan menggunakan perbandingan sebesar

40:20. Dari 5 kali percobaan nilai rata-rata akurasi yang dihasilkan mencapai 96,66 %. Pengujian selanjutnya yakni pengujian terhadap nilai k , diperoleh rata-rata prosentase terbaik mencapai 100%, dengan menggunakan nilai k antara 3 sampai dengan 6. Pengujian selanjutnya adalah pengujian nilai m . Hasil rata-rata akurasi terbaik pengujian nilai m adalah 96.66%, yakni nilai $m=2$ dan untuk rata-rata hasil akurasi pengujian nilai peubah *threshold otsu* terbaik yaitu sebesar 18. Sehingga untuk mendapatkan klasifikasi jenis penyakit daun apel yang optimal menggunakan perbandingan jumlah data latih dan data uji yang digunakan adalah 40:20, kemudian untuk nilai parameter $k=6$, parameter nilai $m=2$ dan nilai peubah *threshold otsu*=18.

Saran

1. Menggunakan metode segmentasi lain yang lebih baik, sehingga pengambilan bagian penyakit citra pun dapat lebih optimal. Selain itu perlu penambahan metode lain untuk perbaikan kualitas citra, seperti *image brightness*, *contrast stretching*, *image smoothing*, Penajaman (*sharpening*) tepi (*edge*) dan lain-lain.
2. Untuk penelitian selanjutnya diharapkan tidak hanya penyakit pada daun apel, melainkan pada buah dan batang tanaman apel.
3. Memperbanyak fitur-fitur lainnya seperti ekstraksi warna *RGB*, *YcbCr* dan menggunakan metode ekstraksi fitur seperti *GLCM*, agar sistem dapat lebih baik lagi dalam mengenali jenis penyakit pada daun apel.
4. Untuk penelitian selanjutnya, dapat menentukan nilai k secara optimal tanpa dengan melakukan pengujian, misal menggunakan metode *K-Fold Cross Validation*.

7. DAFTAR PUSTAKA

- Acharya T & Ajoy K. Ray. 2005. *Image Processing Principles and Applications*. Canada : John Wiley & Sons Inc., Hooboken, New Jersey.
- A. Jozwik. *A Learning scheme for A Fuzzy K-NN Rule*. Pattern Recognition Letters, vol 1, pp. 287-289, July 1983
- Beyan, Çiğdem. (2008), *A fuzzy k-NN approach for cancer diagnosis with microarray gene expression data*, International Symposium on Health Informatics and Bioinformatics, Istanbul.
- Connolly, Thomas and Carolyn Begg. *Database System: A Practical Approach to Design, Implementation, and Management*, 4th ed. Addison Wesley, 2005.
- Han, Jiawei dan Kamber, Micheline. (2006), *Data Mining : Concept and Techniques Second Edition*, Morgan Kaufmann Publishers.
- Wijaya, H. T. (2015). *Penerapan Fuzzy K-Nearest Neighbor (Fknn) Untuk Diagnosa Penderita Liver Berdasarkan Indian Liver Patient Dataset (Ilpd)*. Malang: Universitas Brawijaya.
- Indahwati, R. (2012). Keanekaragaman Arthropoda Tanah di Lahan Apel Desa Tulungrejo Kecamatan Bumiaji Kota Batu. *Seminar Nasional Pengelolaan Sumberdaya Alam dan Lingkungan*, (hal. 1-4). Batu.
- Munisami, T. (2015). *Plant leaf recognition using shape features and colour histogram with k-nearest neighbour classifiers*. University of Mauritius.
- Munir, Rinaldi. 2004. *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*. Bandung : Informatika Bandung
- Murinto, M. 2009. *Analisis Perbandingan Metode Intensity Filtering Dengan Metode Frequency Filtering Sebagai Reduksi Noise Citra Digital*.
- Óscar Marbán, Gonzalo Mariscal and Javier Segovia, "A Data Mining & Knowledge Discovery Process Model". In Data Mining and Knowledge Discovery in Real Life Applications, Book edited by: Julio Ponce and Adem Karahoca, , pp. 438-453, February 2009
- Pratiwi. 2010. *Pengembangan Model Pengenalan Wajah Dengan Jarak Euclid Pada Ruana*

Eigen Dengan 2DPCA. Bogor. Program Pascasarjana, Institut Pertanian Bogor

Soelarso,R Bambang. 1997. *Budidaya Apel*. Kanisius : Yogyakarta.

Semangun, H. 2007. *Penyakit-Penyakit Tanaman Hortikultura di Indonesia (Revisi)*. Gadjah Mada University Press: Yogyakarta

Sonari, S. S. (2013). *Identifikasi Mangrove Berbasis Citra Daun Menggunakan Knn Dengan Ekstraksi Tekstur Wavelet*. Bogor: Institut Pertanian Bogor.

Wardhana, Aditya Wisnu, Yudi Prayudi. (2008). *Penggunaan metode template matching untuk identifikasi kecacatan pada PCB*. Jogjakarta : Informatika.

Wibowo, Suryo Adhi, et. al. *Voice Activity Detection G729B Improvement Technique Using K-Nearest Neighbor Method*. 2010 International Conference on Distributed Frameworks for Multimedia Applications (DFmA)

Widyastuti, Y. E., & Paimin, F. B. (1993). *Mengenal Buah Unggul Indonesia*. Jakarta: Penebar Swadaya.

Zaki, A. (2013). *Penerapan Metode Fuzzy K-Nn Pada Klasifikasi Jenis Mangga Berdasarkan Tekstur Daun*. Malang: Universitas Brawijaya.

Zhang R, Zhang Z. 2004. *A Robust Color Object Analysis Approach to Efficient Image retrieval*. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 871-885.