

PERBANDINGAN KLASIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN TEMBAKAU MENGGUNAKAN KNN (*K-NEAREST NEIGHBOR*) DAN GAUSSIAN BAYES CLASSIFIER (GBC) DENGAN EKSTRAKSI FITUR GLCM (*GREY LEVEL CO-OCURANCE MATRIX*)

Dita Hidayatus Sholeha (1210651132)¹,
Agung Nilogiri, ST., M.Kom²
Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik,
Universitas Muhammadiyah Jember
Jln. Karimata No.49, Telp (0331)336728, Jember
E-mail : hidayatusdita@gmail.com

ABSTRAK

Pada Pengklasifikasian daun tembakau masih dilakukan oleh seorang *grader* yang memiliki kemampuan *human characteristic* salah satunya indra pengelihatan. Sehingga dibutuhkan pengolahan citra untuk membantu pengenalan (*recognition*) bidang pertanian salah satunya adalah membantu para petani ataupun perusahaan untuk pengenalan penyakit daun tembakau.

Penelitian ini bertujuan untuk mengolah citra daun tembakau yang terkena penyakit *Brown Spot* dan *Tobacco Mosaic Virus* menggunakan Ekstraksi Fitur GLCM (*Grey Level Co-Ocurance Matrix*) yang akan diambil 4 fitur *Contas*, *Corelasi*, *Energy*, dan *Homogenity*. Dari 4 fitur tersebut akan di gunakan untuk pengklasifikasian menggunakan metode klasifikasi k-NN (*k-Nearest Neighbor*) dan *Gaussian Bayes Classifier*. Penelitian ini menggunakan citra daun tembakau yang terkena penyakit *Brown Spot* dan *Tobacco Mosaic Virus* dengan ukuran 480 x 320 pixel sebanyak 50 data citra.

Dari hasil penelitian diperoleh nilai akurasi terbaik sebesar 80% menggunakan metode *k-Nearest Neighbor* (k-NN) dengan pengujian *Cross Fold Validation* pada nilai ketertangan 7. Hal ini lebih baik dari tingkat akurasi metode *Gaussian Bayes Classifier* dengan akurasi sebesar 60%.

Kata Kunci : Klasifikasi, GLCM, *Brown Spot*, *Tobacco Mosaic Virus*, k-NN, *Gaussian Bayes*.

ABSTRACT

In the classification of tobacco leaves is still done by a human grader who has the ability characteristic one sensory vision. So it needed to help the introduction of image processing (*recognition*) in agriculture, one of which is to help farmers and companies for the introduction of tobacco leaf disease.

This research aims to processes image of the diseased leaf tobacco and *Tobacco Brown Spot Mosaic Virus* using GLCM Feature Extraction (*Gray Level Co-Ocurance Matrix*) will be taken 4 features *Contas*, *Corelasi*, *Energy*, and *homogenity*. Of 4 of these features will be used for classification using the classification k-NN (*k-Nearest Neighbor*) and *Gaussian Bayes classifier*. This study uses the image of the diseased leaf tobacco *Brown Spot* and *Tobacco Mosaic Virus* with a size of 480 x 320 pixels 50 of image data.

The results were obtained best value equal to 80% accuracy using *k-Nearest Neighbor* (k-NN) with pengujian *Fold Cross Validation* on value ketertangan 7. This is better than the accuracy of *Gaussian method Bayes classifier* with an accuracy of 60%.

Keywords : Classification, GLCM, *Brown Spot*, *Tobacco Mosaic Virus*, k-NN, *Gaussian Bayes*.

I. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Nicotiana Tabacum yang biasa dikenal dengan tanaman Tembakau merupakan salah satu hasil pertanian yang diperdagangkan di pasar dunia termasuk Indonesia. Di Indonesia, daun tembakau telah banyak di produksi oleh perusahaan rokok yang sebagian besar produsen rokok sigaret (Kamal, 2013).

Untuk pengklasifikasian daun tembakau dibutuhkan seorang ahli tembakau yang disebut *grader*. Kemampuan indra peraba, penciuman dan pengelihatan *grader* yang tajam merupakan salah satu *human characteristis* yang di

milikinya (Xinhong Zhang dan Fan Zhang, 2011).

Dari tiga kemampuan yang dimiliki *grader* hanya indra pengelihatan yang dibutuhkan dalam mendeteksi daun tembakau yang berpenyakit. Oleh sebab itu, pengolahan citra digital disini dibutuhkan dalam membantu *grader*.

Dalam pengolahan citra masalah persepsi visual, yaitu apa yang dilihat oleh mata manusia, mempunyai peranan penting. Penentuan apa yang dapat dilihat itu tidak hanya ditentukan oleh mata manusia itu sendiri. Mata merupakan bagian dari visual manusia (Wijaya dan Prijono, 2007). Pada penelitian ini menggunakan metode

GLCM (Grey Level Co-Occurance Matrix) dengan proses klasifikasi dengan teorema k-Nearest Neighbor (K-NN) dan Gaussian Bayes Classifier (GBC).

1.2 Rumusan Masalah

Dari uraian diatas munculah beberapa masalah yang dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana mengklasifikasikan penyakit pada daun tembakau menggunakan *k-Nearest Neighbor* (K-NN) dan *Gaussian Bayes Classifier* (GBC) dengan ekstraksi ciri GLCM (*Grey Level Co-Occurance Matrix*)
2. Berapa akurasi klasifikasi *k-Nearest Neighbor* (K-NN) dan *Gaussian Bayes Classifier* (GBC)

1.3 Batasan Masalah

Dari masalah yang telah didefinisikan di atas maka di buat batasan – batasan masalah agar masalah yang telah ada tidak melebar, yakni sebagai berikut :

1. Dalam peroses ekstraksi ciri menggunakan ekstraksi GLCM (*Gray Level Co-Occurance Matrix*).
2. Fitur yang dipakai pada GLCM (*Gray Level Co-Occurance Matrix*) adalah *contras*, *correlation*, *Homogenity*, dan *Energy*.
3. Untuk pengklasifikasian penyakit pada penyakit pada daun tembakau menggunakan teorema *k-Nearest Neighbor* (K-NN) dan *Gaussian Bayes Classifier* (GBC).
4. Untuk pengklasifikasian *k-Nearest Neighbor* (K-NN) menggunakan k 3 dan 5.
5. Pada penelitian ini hanya untuk mengidentifikasi penyakit yang lebih spesifik pada penyakit Bercak Daun *Alternaria* (*Brown Spot*) dan penyakit *Tobacco Mosaic Virus* (TMV).

Pada penelitian ini ukuran citra yang digunakan adalah 480 × 320 pixel.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah dan pembatasan masalah, maka dapat di deksripsikan tujuan dari penelitian ini yaitu :

1. Melakukan ekstraksi fitur GLCM (*Grey Level Co-Occurance Matrix*) pada citra daun tembakau.
2. Melakukan klasifikasi daun tembakau menggunakan *k-Nearest Neighbor* (K-NN) dan *Gaussian Bayes Classifier* (GBC) untuk menentukan penyakit Bercak Daun *Alternaria* (*Brown Spot*) dan penyakit *Tobacco Mosaic Virus* (TMV).
3. Membandingkan ke akurasian klasifikasi *k-Nearest Neighbor* (K-NN) dengan *Gaussian Bayes Classifier* (GBC).

2. Tinauan Pustaka

2.1 Citra Digital

Citra (*image*) adalah gambar pada bidang dua dimensi. Dalam tinjauan matematis, citra merupakan fungsi intensitas cahaya pada bidang dua dimensi. Ketika sumber cahaya menerangi objek, objek memantulkan kembali sebagian cahaya tersebut. Jadi secara alamiah, fungsi intensitas cahaya merupakan fungsi sumber cahaya yang menerang obyek, serta jumlah cahaya yang dipantulkan oleh obyek (Wijaya dan Prijono, 2007).

2.2 Fitur Warna

2.2.1 Grayscale

Menurut Irawati dalam (Ricardo, 2012), grayscale merupakan proses konversi citra dari warna sebenarnya (*true color*) menjadi citra keabuan (*grayscale*). Operasi konversi dapat dilakukan dengan rumus :

$$K_o = w_r R + w_g G + w_b B \quad (1)$$

Berdasarkan NTSC (National Television System Committee), dimana :

$$w_r = 0.299$$

$$w_g = 0.587$$

$$w_b = 0.144$$

Dengan R adalah nilai warna merah, G adalah nilai warna hijau, dan B adalah nilai warna biru.

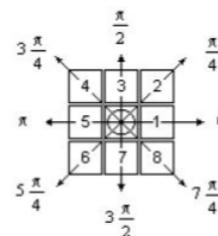
2.1. Tekstur

Tekstur adalah konsep intuitif yang mendeskripsikan tentang sifat kehalusan, kekasaran, dan keteraturan dalam suatu daerah/wilayah (*region*). Dalam pengolahan citra digital, tekstur didefinisikan sebagai distribusi spasial dari derajat keabuan di dalam sekumpulan piksel yang bertetangga (Ganis, 2004).

2.3 Grey Level Co-Occurrence Matrix

Gray Level Co-Occurrence Matrix merupakan derajat keabuan suatu matriks yang mana frekuensi *relatif* dari elemen – elemen kombinasi level keabuan tiap piksel (Kusuma Nigsih, 2009).

Metode GLCM menurut Xie dkk (2010) merupakan suatu metode yang melakukan analisis terhadap suatu piksel pada citra dan mengetahui tingkat keabuan yang sering terjadi. Metode ini juga untuk



Gambar 2.6 Pixel

tabulasi tentang frekuensi kombinasi nilai piksel yang muncul pada suatu citra. Suatu piksel yang bertetangga yang memiliki jarak diantara keduanya,

dapat terletak di delapan arah yang berlainan, hal ini ditunjukkan pada gambar 2.6 Bertetangaan dalam delapan arah

2.4 Gaussian Bayes Classifier (NBC)

Gaussian Bayes merupakan metode yang tidak memiliki aturan (Arifin, 2015). Gaussian Bayes dikenal dengan teori probabilitas untuk mencari peluang terbesar dari kemungkinan klasifikasi, dengan melihat frekuensi klasifikasi pada data training. Kaitan antara Naive Bayes dengan klasifikasi adalah bahwa hipotesis dalam teorema Bayes merupakan label kelas yang menjadi target pemetaan dalam klasifikasi, sedangkan bukti merupakan fitur – fitur yang menjadi masukan dalam model klasifikasi (Prasetyo, 2012). Persamaan teorema bayes sebagai berikut :

$$P(X_i = x_i | Y = y_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}}} \exp \left(-\frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2} \right) \quad (6)$$

μ_{ij} = mean dari sampel dari semua data latih yang jadi milik kelas y_j

σ_{ij} = dapat diperkirakan dari varian sampel

2.5 K - Nearest Neighbor (k-NN)

K-NN merupakan klasifikasi data dengan mengambil data pembelajaran yang paling dekat jaraknya dengan objek (Ganis Yudhistira, 2004). Jarak antara query dengan data learning dihitung dengan cara mengukur jarak antara titik yang merepresentasikan data query dengan semua titik yang merepresentasikan data learning dengan rumus Euclidean Distance. Persamaan teorema bayes sebagai berikut :

$$D(a,b) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (a_k - b_k)^2} \quad (7)$$

3. Metodologi penelitian

3.1 Studi Literatur

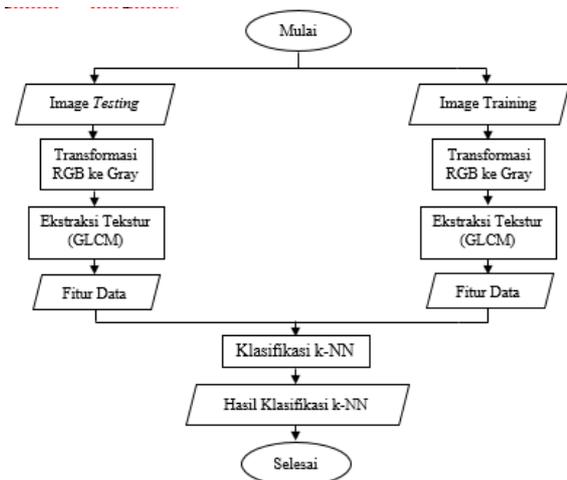
Pada tahap studi literatur ini bertujuan untuk mempelajari teori - teori maupun metode yang akan digunakan dan berkaitan pada penelitian. seperti metode *Gray Level Co-Ocurrence Matix* (GLCM). *k-Nearest Neighbor* (*k-NN*) dan *Gaussian Bayes Classifier* (GBC) untuk proses pengklasifikasian. Teori dan metode dikumpulkan dari beberapa studi literatur seperti buku, artikel, dan jurnal.

3.2 Pengumpulan Data

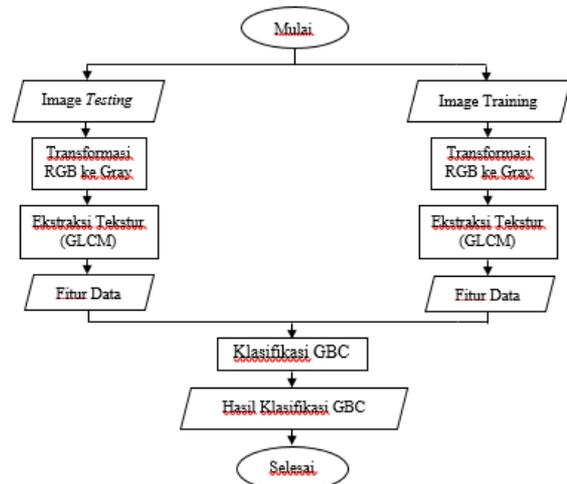
Pada pengumpulan data ini dilakukan pengambilan beberapa image dari sebuah situs ipmimages.org dimana website yang didirikan oleh *University Georgia* pusat spesies invansif dan kesehatan ekosistem. Yang di dalamnya banyak terdapat banyak kategori penyakit yang ada di pada tumbuhan tidak hanya tembakau.

3.3 Perancangan Sistem

Pada perancangan sistem yang akan dilakukan adalah tahapan pengklasifikasian penyakit bercak daun *Alternaria* (*Brown Spot*) dan *Tobacco Mosaic Virus* (TMV). Secara umum dapat di gambarkan pada gambar 3.2



Gambar 3.2 Diagram Alir Klasifikasi k-NN



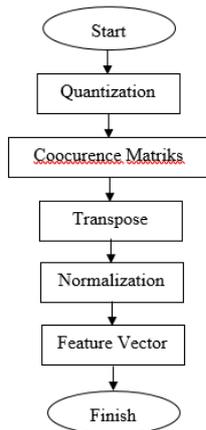
Gambar 3.3 Diagram Alir Gaussian Bayes

3.4 Data Set (image)

Data set yang digunakan pada penelitian ini menggunakan 50 data image daun tembakau yang terkena penyakit. Dari 50 data image tersebut di bagi menjadi dua data, 30 data image training dan 20 data image testing daun tembakau terkena penyakit Bercak Daun *Alternaria* (*Brown Spot*) dan *Tobacco Mosaic Virus* (TMV). Format *image* yang digunakan adalah format yang didukung oleh Mtlab.

3.5 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri digunakan untuk menganalisis tekstur pada citra asli yang diubah menjadi citra *grayscale* menggunakan metode GLCM. Dengan tahapan sebagai berikut :



Gambar 3.4 Diagram Alir GLCM

Quantization merupakan pengelompokan nilai pixel pada tingkatan level yang telah ditentukan. Pada sebuah citra terdiri dari 256 variasi warna yang di bagi dalam 8 variasi sebagai berikut :

Table 3.1 kuantisasi 8 variasi

Level	Nilai
0	0 – 31
1	32 – 63
2	64 – 95
3	96 – 127
4	128 – 159
5	160 – 191
6	192 – 223
7	224 – 256

Pada langkah awal, nilai pixel pada sebuah citra gambar asli di *quantization* untuk diproses *co – occurrence matrix*. Berikut adalah contoh perhitungan nilai matrik kookurence menggunakan citra 4x4.

Table 3.2 Nilai pixel gambar aasli

30	0	65	0
42	53	0	22
90	40	0	47
127	20	0	105

Table 3.3 Nilai Pixel Setelah di *Quantization*

0	0	2	0
1	1	0	0
2	1	0	1
3	0	0	3

Table 3.4 Area Kerja Matriks

R \ T	0	1	2	3
0	0,0	0,1	0,2	0,3
1	1,0	1,1	1,2	3,2
2	2,0	2,1	2,2	3,2
3	3,0	3,1	3,2	3,3

Cara perhitungan *co-occurrence* matriks, dengan menggunakan sudut 0° dan jarak 1 dan area kerja matriks 4x4.

Table 3.5 Hasil Perhitungan *Co-Occurance*

3	3	2	1
3	1	1	0
1	1	0	0
2	0	0	0

Setelah mendapat nilai matrik *co-occurrence* dengan menambahkan transposnya, maka matriks simetrik akan diperoleh. seperti ditunjukkan pada **Table 3.6**, akan tetapi hasil dari simetris belum ternormalisasi.

Table 3.6 Perhitungan Simetris

3	1	1	1
2	1	0	0
1	1	0	0
1	0	0	0

$$A + A^T = I \text{ Simetris}$$

Langkah selanjutnya adalah menormalisasi hasil dari I Simetris yakni membagi hasil I Simetris dengan jumlah dari jumlah nilai pixel I simetris = 24.

Table 3.7 Cara Normalisasi

6/24	3/24	2/24	2/24	0,25	0,125	0,083	0,083
3/24	2/24	1/24	0	0,125	0,083	0,042	0
2/24	1/24	0	0	0,083	0,042	0	0
2/24	0	0	0	0,083	0	0	0

Setelah di normalisasi maka dapat dilanjutkan dengan tahap terakhir yakni *feature vector* dengan menghitung parameter fitur yang terdapat pada GLCM (*Gray Level Co-Occurance Matrix*). Pada penelitian ini menggunakan 4 fitur *Kontras*, *Korelasi*, *Energy*, dan *Homogenitas*.

Table 3.8 *Feature Vector*

		j				
		0	1	2	3	
i	0	0,25	0,125	0,083	0,083	0
	1	0,125	0,083	0,042	0	1
	2	0,083	0,042	0	0	2
	3	0,083	0	0	0	3

Formula yang di gunakan untuk mengekstraksi ciri tekstur (Nigsih, 2009):

1. Contrast

Merupakan variasi local isi pada citra. Jika semakin tinggi nilai kekontrasan pada suatu citra, maka nilai *contrast* tersebut semakin tinggi.

$$Contrast = \sum_{i,j} (i-j)^2 P(i,j) \quad (2)$$

2. Correlation

Merupakan persamaan nilai linier *gray level* dari pixel ketetanggaan.

$$Correlation = \sum_{i,j} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j) P(i,j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (3)$$

3. Homogeneity

Merupakan persamaan yang mengukur kedekatan elemen *Co-Occuren Matrix*.

$$Homogeneity = \sum_{ij} \frac{P(i,j)}{1+(i-j)} \quad (4)$$

4. Energy

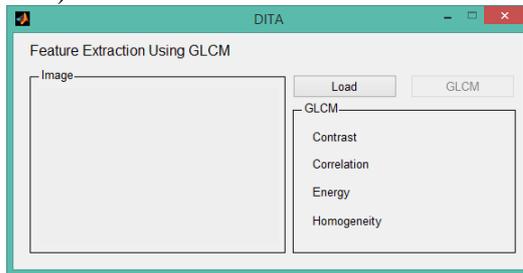
Merupakan persamaan tingkat sebuah kesamaan antar sebuah pixel pada citra. Semakin tinggi nilai sebuah *energy* pada citra, maka semakin tinggi pula kesamaan antar pixel.

$$Energy = \sum_{i,j} P(i,j)^2 \quad (5)$$

4. Implementasi Dan Pengujian

4.1 Implementasi

Pada bab ini akan dilakukan implementasi dan pengujian, dimana klasifikasi daun tembakau yang berpenyakit *Brown Spot* dan *Tobacco Mosaic Virus* menggunakan *k-Nearest Neighbour* (k-NN) dan *Gaussian Bayes Classifier*. Perhitungan kedua metode tersebut di implementasikan pada *Microsoft Excel* dengan data citra yang telah di ekstraksi menggunakan metode *Gray Level Co-Occurent Matrix* (GLCM) yang di implementasikan menggunakan matlab. Berikut adalah tampilan dari implementasi matlab untuk mendapatkan empat fitur *Gray Level Co-Occurent Matrix* (GLCM).



Gambar 4.1 Implementasi GLCM

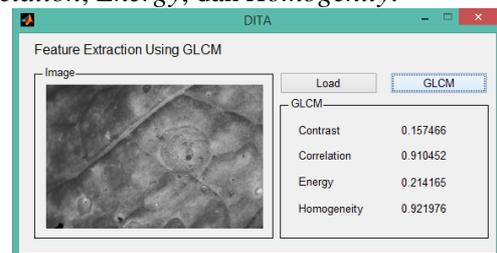
Dari implementasi *Gray Level Co-Occurent Matrix* (GLCM) akan mendapatkan 4 fitur *contrast, correlation, energy, dan homogeneity*. Data citra yang digunakan pada penelitian ini menggunakan data citra dengan format *.jpg. Dimana jumlah keseluruhan data adalah 50 citra berpenyakit *Brown Spot* dan *Mosaic*. Dari data tersebut dibagi menjadi dua data yakni 10 citra untuk data *testing* dan 40 citra untuk data *training*.

Data Training :



Gambar 4.2 Data Citra

Dari gambar diatas terdapat 50 data citra yang dibagi menjadi dua yakni, 25 data citra untuk daun tembakau yang terkena penyakit *Brown Spot* dan 25 data citra daun yang terkena penyakit *Tobacco Mosaic Virus*. Dimana dari gambar tersebut akan diproses menggunakan ekstraksi fitur *Gray Level Co-Occurent Matrik* (GLCM) dengan 4 fitur yakni *Contrast, Correlation, Energy, dan Homogeneity*.



Gambar 4.3 Ekstraksi Citra

50 data citra akan di ekstraksi seperti pada **Gambar 4.3** untuk mendapatkan data fitur – fitur. Setelah mendapatkan fitur GLCM yakni *Contrast, Correlation, Energy dan Homogeneity*.

4.2 Pengujian Data Cross Folding

Citra yang digunakan sebanyak 50 citra dari 25 citra *Brown Spot* dan 25 citra *Mosaic*.

<i>Brown Spot</i>		<i>Mosaic</i>	
1	25	26	50

Setelah melakukan pelabelan pada setiap citra urut selanjutnya data tersebut akan di *random*.

Untuk melakukan *random* peneliti menggunakan sistem undi. Selanjutnya di ambil 20% untuk data *testing* dan 80% untuk data *training* pada setiap *iterasi* pengujian secara urut.

Testing = 50 data *random* x 20% = 10 data *random*

Training = 50 data *random* x 80% = 40 data *random*

Tabel 4.1 Skema Pengujian *Cross Folding*

	Data Testing	Data Training
Iterasi 1	1 – 10	11 – 50
Iterasi 2	11 – 20	1 – 10, 21 – 50
Iterasi 3	21 – 30	1 – 20, 31 – 50
Iterasi 4	31 – 40	1 – 30, 41 – 50
Iterasi 5	41 – 50	1 – 40

Pada *Iterasi 1* data *testing* yang digunakan yakni data 1 – 10 sedangkan data 11 – 50 adalah data *training*. Pada Skema 2, 10 angka setelah 10 data *testing* yang pertama digunakan data *testing* kedua. Begitu seterusnya sampai *iterasi* ke 5. Dan sebagai data *training* data yang tidak digunakan data *testing* digunakan data *training*.

Tabel 4.2 Data *Training Iterasi 1* dengan 4 fitur GLCM

Citra ke-	Contrast	Coarseness	Energy	Homogeneity	Y
11	0.311964	0.86279	0.150248	0.852221	1
12	0.434339	0.814956	0.145781	0.817157	1
13	0.148747	0.94715	0.182667	0.927621	0
14	0.299114	0.775204	0.200816	0.856124	1
15	0.130397	0.938883	0.216864	0.935485	1
16	0.298545	0.935679	0.113632	0.86139	1
17	0.176588	0.890938	0.219918	0.915893	0
18	0.198807	0.886418	0.210327	0.902965	1
19	0.175988	0.930167	0.180625	0.913767	0
20	0.624187	0.749395	0.114965	0.792697	0
21	0.236234	0.745718	0.283351	0.885485	0
22	0.175813	0.917631	0.214591	0.913474	1
23	0.200117	0.92162	0.171205	0.907186	0
24	0.164331	0.85283	0.364098	0.924508	0
25	0.273222	0.833487	0.180853	0.867875	1
26	0.161382	0.863232	0.299	0.920078	1
27	0.110769	0.880963	0.331653	0.944666	1
28	0.152109	0.939789	0.197725	0.924985	0
29	0.101387	0.888159	0.342894	0.949333	1
30	0.240417	0.920326	0.146569	0.886621	0
31	0.215422	0.949159	0.145837	0.899372	0
32	0.23532	0.947234	0.117861	0.886197	1
33	0.166169	0.856513	0.19226	0.876685	0
34	0.328328	0.857453	0.150756	0.853467	0
35	0.295537	0.884989	0.159058	0.867018	1
36	0.19471	0.848301	0.279235	0.906236	0
37	0.572532	0.758366	0.119559	0.79855	0
38	0.32949	0.877407	0.139534	0.851343	1
39	0.20919	0.958228	0.131943	0.90911	0
40	0.179389	0.916909	0.187962	0.911861	1
41	0.249632	0.921894	0.196152	0.883332	1
42	0.145266	0.916826	0.254433	0.931351	0
43	0.157629	0.878435	0.315809	0.927595	0
44	0.538475	0.813796	0.110605	0.799156	1
45	0.166911	0.89841	0.281191	0.922139	0
46	0.173284	0.937386	0.171809	0.914994	1
47	0.193787	0.887108	0.210171	0.906907	1
48	0.224733	0.886801	0.186021	0.889516	1
49	0.417838	0.952058	0.0751146	0.840493	0
50	0.249508	0.90912	0.153952	0.882898	0

Tabel 4.3 Data *Testing Iterasi 1* Dengan 4 fitur GLCM

Citra ke-	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Y
1	0.157466	0.910452	0.214165	0.921976	0
2	0.206448	0.925859	0.15884	0.900885	0
3	0.234771	0.887033	0.182491	0.886949	1
4	0.237124	0.821133	0.227534	0.885242	1
5	0.142278	0.697198	0.523747	0.929846	1
6	0.20211	0.945384	0.135844	0.90367	1
7	0.245306	0.919791	0.154416	0.883103	0
8	0.326368	0.933049	0.110108	0.853086	1
9	0.190521	0.887953	0.2185	0.909752	0
10	0.126498	0.953004	0.229705	0.938863	0

Pada data diatas Y bernilai 0 adalah data untuk daun tembakau yang terkena *Brown Spot*. Dan data dengan Y bernilai 1 adalah data untuk daun tembakau yang terkena penyakit *Mosaic*. Setelah mendapatkan data selanjutnya menguji data *testing* pada *iterasi 1* dengan data *training* sebagai acuan.

4.2.1 K-Nearest Neighbor (k-NN)

Berikut ini adalah hasil dari data *testing* pada tabel data dari setiap *iterasi 1-5* dengan k = 3 k = 5 dan k = 7.

Tabel 4.6 Hasil KNN *Iterasi 1* Dengan k = 3

Citra ke-	Tetangga 0	Tetangga 1	Gambar Asli	Hasil Uji
1	2, 3	1	Brown Spot	Brown Spot 0
2	1, 2, 3		Brown Spot	Brown Spot 0
3	2	1, 3	Mosaic	Mosaic 0
4	1, 3	2	Mosaic	Brown Spot 1
5	1, 2	3	Mosaic	Brown Spot 1
6	1, 2	3	Mosaic	Brown Spot 1
7	1, 2	3	Brown Spot	Brown Spot 0
8		1, 2, 3	Mosaic	Mosaic 0
9	3	1, 2	Brown Spot	Mosaic 1
10	2, 3	1	Brown Spot	Brown Spot 0

Tabel 4.7 Hasil KNN *Iterasi 1* Dengan k = 5

Citra ke-	Tetangga 0	Tetangga 1	Gambar Asli	Hasil Uji
1	2, 3	1, 4, 5	Brown Spot	Mosaic 1
2	1, 2, 3, 4	5	Brown Spot	Brown Spot 0
3	2, 4	1, 3, 5	Mosaic	Mosaic 0
4	1, 3	2, 4, 5	Mosaic	Mosaic 0
5	1, 2, 5	3, 4	Mosaic	Brown Spot 1
6	1, 2, 4	3, 5	Mosaic	Brown Spot 1
7	1, 2, 4	3, 5	Brown Spot	Brown Spot 0
8	5	1, 2, 3, 4	Mosaic	Mosaic 0
9	3	1, 2, 4, 5	Brown Spot	Mosaic 1
10	2, 3, 4	1, 5	Brown Spot	Brown Spot 0

Tabel 4.8 Hasil KNN *Iterasi 1* Dengan k = 7

Citra ke-	Tetangga 0	Tetangga 1	Gambar Asli	Hasil Uji
1	2, 3, 6, 7	1, 4, 5	Brown Spot	Brown Spot 0
2	1, 2, 3, 4, 7	5, 6	Brown Spot	Brown Spot 0
3	2, 4, 6	1, 3, 5, 7	Mosaic	Mosaic 0
4	1, 3	2, 4, 5, 6, 7	Mosaic	Mosaic 0
5	1, 2, 5, 7	3, 4, 6	Mosaic	Brown Spot 1
6	1, 2, 4, 6, 7	3, 5	Mosaic	Brown Spot 1
7	1, 2, 4, 7	3, 5, 6	Brown Spot	Brown Spot 0
8	5, 6	1, 2, 3, 4, 7	Mosaic	Mosaic 0
9	3, 7	1, 2, 4, 5, 6	Brown Spot	Mosaic 1
10	2, 3, 4, 6	1, 5, 7	Brown Spot	Brown Spot 0

Tabel 4.9 Hasil KNN *Iterasi 2* Dengan k = 3

Citra ke-	Tetangga 0	Tetangga 1	Gambar Asli	Hasil Uji	
11	1	2, 3	Mosaic	Mosaic	0
12	2	1, 3	Mosaic	Mosaic	0
13	1	2, 3	Brown Spot	Mosaic	1
14	3	1, 2	Mosaic	Mosaic	0
15	1, 2, 3		Mosaic	Brown Spot	1
16		1, 2, 3	Mosaic	Mosaic	0
17	1	2, 3	Brown Spot	Mosaic	1
18	2	1, 3	Mosaic	Mosaic	0
19	3	1, 2	Brown Spot	Mosaic	1
20	1, 3	2	Brown Spot	Brown Spot	0

Tabel 4.10 Hasil KNN Iterasi 2 Dengan k = 5

Citra ke-	Tetangga 0	Tetangga 1	Gambar Asli	Hasil Uji	
11	1, 5	2, 3, 4	Mosaic	Mosaic	0
12	2, 4, 5	1, 3	Mosaic	Brown Spot	1
13	1, 4	2, 3, 5	Brown Spot	Mosaic	1
14	3, 4, 5	1, 2	Mosaic	Brown Spot	1
15	1, 2, 3, 4	5	Mosaic	Brown Spot	1
16	5	1, 2, 3, 4	Mosaic	Mosaic	0
17	1, 4	2, 3, 5	Brown Spot	Mosaic	1
18	2	1, 3, 4, 5	Mosaic	Mosaic	0
19	3, 4	1, 2, 5	Brown Spot	Mosaic	1
20	1, 3, 4	2, 5	Brown Spot	Brown Spot	0

Tabel 4.11 Hasil KNN Iterasi 2 Dengan k = 7

Citra ke-	Tetangga 0	Tetangga 1	Gambar Asli	Hasil Uji	
11	1, 5, 7	2, 3, 4, 6	Mosaic	Mosaic	0
12	2, 4, 5	1, 3, 6, 7	Mosaic	Mosaic	0
13	1, 4, 6, 7	2, 3, 5	Brown Spot	Brown Spot	0
14	3, 4, 5	1, 2, 6, 7	Mosaic	Mosaic	0
15	1, 2, 3, 4	5, 6, 7	Mosaic	Brown Spot	1
16	5, 6, 7	1, 2, 3, 4	Mosaic	Mosaic	0
17	1, 4, 6, 7	2, 3, 5	Brown Spot	Brown Spot	0
18	2, 7	1, 3, 4, 5, 6	Mosaic	Mosaic	0
19	3, 4, 6, 7	1, 2, 5	Brown Spot	Brown Spot	0
20	1, 3, 4	2, 5, 6, 7	Brown Spot	Mosaic	1

Tabel 4.12 Hasil KNN Iterasi 3 Dengan k = 3

Citra ke-	Tetangga 0	Tetangga 1	Gambar Asli	Hasil Uji	
21	3	1, 2	Brown Spot	Mosaic	1
22	1, 3	2	Mosaic	Brown Spot	1
23	1, 3	2	Brown Spot	Brown Spot	0
24	1, 2, 3		Brown Spot	Brown Spot	0
25	1	2, 3	Mosaic	Mosaic	0
26	1, 2, 3		Mosaic	Brown Spot	1
27	1, 2, 3		Mosaic	Brown Spot	1
28	1, 3	2	Brown Spot	Brown Spot	0
29	1, 2, 3		Mosaic	Brown Spot	1
30	1, 2, 3		Brown Spot	Brown Spot	0

Tabel 4.13 Hasil KNN Iterasi 3 Dengan k = 5

Citra ke-	Tetangga 0	Tetangga 1	Gambar Asli	Hasil Uji	
21	3, 4, 5	1, 2	Brown Spot	Brown Spot	0
22	1, 3, 4, 5	2	Mosaic	Brown Spot	1
23	1, 3, 5	2, 4	Brown Spot	Brown Spot	0
24	1, 2, 3, 4, 5		Brown Spot	Brown Spot	0
25	1	2, 3, 4, 5	Mosaic	Mosaic	0
26	1, 2, 3, 4, 5		Mosaic	Brown Spot	1
27	1, 2, 3, 4, 5		Mosaic	Brown Spot	1
28	1, 3, 4	2, 5	Brown Spot	Brown Spot	0
29	1, 2, 3, 4, 5		Mosaic	Brown Spot	1
30	1, 2, 3, 5	4	Brown Spot	Brown Spot	0

Tabel 4.14 Hasil KNN Iterasi 3 Dengan k = 7

Citra ke-	Tetangga 0	Tetangga 1	Gambar Asli	Hasil Uji	
21	3, 4, 5, 7	1, 2, 6	Brown Spot	Brown Spot	0
22	1, 3, 4, 5	2, 6, 7	Mosaic	Brown Spot	1
23	1, 3, 5	2, 4, 6, 7	Brown Spot	Mosaic	1
24	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7		Brown Spot	Brown Spot	0
25	1, 7	2, 3, 4, 5, 6	Mosaic	Mosaic	0
26	1, 2, 3, 4, 5		Mosaic	Brown Spot	1
27	1, 2, 3, 4, 5, 7	6	Mosaic	Brown Spot	1
28	1, 3, 4, 7	2, 5, 6	Brown Spot	Brown Spot	0
29	1, 2, 3, 4, 5, 7	6	Mosaic	Brown Spot	1
30	1, 2, 3, 5	4, 6, 7	Brown Spot	Brown Spot	0

Tabel 4.15 Hasil KNN Iterasi 4 Dengan k = 3

Citra ke-	Tetangga 0	Tetangga 1	Gambar Asli	Hasil Uji	
31	2, 3	1	Brown Spot	Brown Spot	0
32	1, 3	2	Mosaic	Brown Spot	1
33		1, 2, 3	Brown Spot	Mosaic	1
34		1, 2, 3	Brown Spot	Mosaic	1
35	2	1, 3	Mosaic	Mosaic	0
36	2, 3	1	Brown Spot	Brown Spot	0
37	1	2, 3	Brown Spot	Mosaic	1
38		1, 2, 3	Mosaic	Mosaic	0
39	2, 3	1	Brown Spot	Brown Spot	0
40	1	2, 3	Mosaic	Mosaic	0

Tabel 4.16 Hasil KNN Iterasi 4 Dengan k = 5

Citra ke-	Tetangga 0	Tetangga 1	Gambar Asli	Hasil Uji	
31	2, 3, 4, 5	1	Brown Spot	Brown Spot	0
32	1, 3, 4, 5	2	Mosaic	Brown Spot	1
33		1, 2, 3, 4, 5	Brown Spot	Mosaic	1
34	5	1, 2, 3, 4	Brown Spot	Mosaic	1
35	2, 4	1, 3, 5	Mosaic	Mosaic	0
36	2, 3, 4	1, 5	Brown Spot	Brown Spot	0
37	1, 4	2, 3, 5	Brown Spot	Mosaic	1
38	5	1, 2, 3, 4	Mosaic	Mosaic	0
39	2, 3, 4	1, 5	Brown Spot	Brown Spot	0
40	1, 4, 5	2, 3	Mosaic	Brown Spot	1

Tabel 4.17 Hasil KNN Iterasi 4 Dengan k = 7

Citra ke-	Tetangga 0	Tetangga 1	Gambar Asli	Hasil Uji	
31	2, 3, 4, 5, 7	1, 6	Brown Spot	Brown Spot	0
32	1, 3, 4, 5, 7	2, 6	Mosaic	Brown Spot	1
33	6	1, 2, 3, 4, 5, 7	Brown Spot	Mosaic	1
34	5, 7	1, 2, 3, 4, 6	Brown Spot	Mosaic	1
35	2, 4, 7	1, 3, 5, 6	Mosaic	Mosaic	0
36	2, 3, 4, 6	1, 5, 7	Brown Spot	Brown Spot	0
37	1, 4	2, 3, 5, 6, 7	Brown Spot	Mosaic	1
38	5, 6, 7	1, 2, 3, 4	Mosaic	Mosaic	0
39	2, 3, 4, 6, 7	1, 5	Brown Spot	Brown Spot	0
40	1, 4, 5, 6	2, 3, 7	Mosaic	Brown Spot	1

Tabel 4.18 Hasil KNN Iterasi 5 Dengan k = 3

Citra ke-	Tetangga 0	Tetangga 1	Gambar Asli	Hasil Uji	
41	2, 5	1	Mosaic	Brown Spot	1
42	1, 5	2	Brown Spot	Brown Spot	0
43	3	1, 2	Brown Spot	Mosaic	1
44	1, 2	3	Mosaic	Brown Spot	1
45	2, 3	1	Brown Spot	Brown Spot	0
46	1, 5	2	Mosaic	Brown Spot	1
47	2, 3	1	Mosaic	Brown Spot	1
48	3	1, 2	Mosaic	Mosaic	0
49		1, 2, 3	Brown Spot	Mosaic	1
50	1, 2	3	Brown Spot	Brown Spot	0

Tabel 4.19 Hasil KNN Iterasi 5 Dengan k = 5

Citra ke-	Tetangga 0	Tetangga 1	Gambar Asli	Hasil Uji	
41	2, 3, 4, 5	1	Mosaic	Brown Spot	1
42	1, 3, 5	2, 4	Brown Spot	Brown Spot	0
43	3, 4	1, 2, 5	Brown Spot	Mosaic	1
44	1, 2, 4	3, 5	Mosaic	Brown Spot	1
45	2, 3, 4, 5	1	Brown Spot	Brown Spot	0
46	1, 3, 4, 5	2	Mosaic	Brown Spot	1
47	2, 3	1, 4, 5	Mosaic	Mosaic	0
48	3, 4, 5	1, 2	Mosaic	Brown Spot	1
49	4	1, 2, 3, 5	Brown Spot	Mosaic	1
50	1, 2, 4	3, 5	Brown Spot	Brown Spot	0

Tabel 4.20 Hasil KNN Iterasi 5 Dengan k = 7

Citra ke-	Tetangga 0	Tetangga 1	Gambar Asli	Hasil Uji	
41	2, 3, 4, 5, 7	1, 6	Mosaic	Brown Spot	1
42	1, 3, 5, 6, 7	2, 4	Brown Spot	Brown Spot	0
43	3, 4, 6, 7	1, 2, 5	Brown Spot	Brown Spot	0
44	1, 2, 4, 7	3, 5, 6	Mosaic	Brown Spot	1
45	2, 3, 4, 5, 7	1, 6	Brown Spot	Brown Spot	0
46	1, 3, 4, 5, 6	2, 7	Mosaic	Brown Spot	1
47	2, 3, 6, 7	1, 4, 5	Mosaic	Brown Spot	1
48	3, 4, 5, 6, 7	1, 2	Mosaic	Brown Spot	1
49	4	1, 2, 3, 5, 6, 7	Brown Spot	Mosaic	1
50	1, 2, 4, 7	3, 5, 6	Brown Spot	Brown Spot	0

4.2.2 Gaussian Bayes

Tabel 4.24 Hasil Gaussian Bayes Iterasi 1

Citra ke-	Kontas (db1)	Korelasi (db2)	energy (db3)	homogeneity (db4)	Y=0	Y=1	Gambar Asli	Pre diksi
1	0.157466	0.910452	0.214165	0.921976	446.4463	951.3451493	0	1
2	0.206448	0.925859	0.15884	0.900885	446.4724	951.3776796	0	1
3	0.234771	0.887033	0.182491	0.886949	446.4831	951.3898568	1	1
4	0.237124	0.821133	0.227534	0.885242	446.4787	951.3841177	1	1
5	0.142278	0.697198	0.523747	0.929846	446.2633	951.0712861	1	1
6	0.20211	0.945384	0.135844	0.90367	446.4656	951.3690838	1	1
7	0.245306	0.919791	0.154416	0.883103	446.4808	951.3861911	0	1
8	0.326368	0.933049	0.110108	0.853086	446.449	951.3369218	1	1
9	0.190521	0.887953	0.2185	0.909752	446.4684	951.3722944	0	1
10	0.126498	0.953004	0.229705	0.938863	446.4126	951.3024376	0	1

Tabel 4.25 Hasil Gaussian Bayes Skema 2

Citra ke-	Kontas (db1)	Korelasi (db2)	energy (db3)	homogeneity (db4)	Y=0	Y=1	Gambar Asli	Pre diksi
11	0.311964	0.86279	0.150248	0.852221	899.879	565.5140757	1	0
12	0.434339	0.814956	0.145781	0.817157	899.7017	565.4111442	1	0
13	0.148747	0.94715	0.182667	0.927621	899.882	565.5184154	0	0
14	0.299114	0.775204	0.200816	0.856124	899.8753	565.5193432	1	0
15	0.130397	0.938883	0.216864	0.935485	899.8674	565.51244	1	0
16	0.298545	0.935679	0.113632	0.86139	899.8758	565.5001596	1	0
17	0.176588	0.890938	0.219918	0.915893	899.9048	565.5356489	0	0
18	0.198807	0.886418	0.210327	0.902965	899.9147	565.5413101	1	0
19	0.175988	0.930167	0.180625	0.913767	899.9023	565.5305281	0	0
20	0.624187	0.749395	0.114965	0.792697	899.1263	565.0707233	0	0

Tabel 4.26 Hasil Gaussian Bayes Skema 3

citra ke:	Kontras (db1)	konvolusi (db2)	energy (db3)	homogenitas (db4)	Y=0	Y=1	Gambar Asli	Pre diksi
21	0.236234	0.745718	0.283351	0.885485	590.6477	609.0220	0	1
22	0.175813	0.917631	0.214591	0.913474	590.6501	609.0453	1	1
23	0.200117	0.92162	0.171205	0.907186	590.6668	609.0573	0	1
24	0.164331	0.85283	0.364098	0.924508	590.6034	608.9657	0	1
25	0.273222	0.833487	0.180853	0.867875	590.673	609.0682	1	1
26	0.161382	0.863232	0.299	0.920078	590.6232	609.0101	1	1
27	0.110769	0.880963	0.331653	0.944666	590.5493	608.9518	1	1
28	0.152109	0.939789	0.197725	0.924985	590.6263	609.0301	0	1
29	0.101387	0.888159	0.342894	0.949333	590.5303	608.9348	1	1
30	0.240417	0.920326	0.146569	0.886621	590.678	609.0645	0	1

Tabel 4.27 Hasil Gaussian Bayes Skema 4

citra ke:	Kontras (db1)	konvolusi (db2)	energy (db3)	homogenitas (db4)	Y=0	Y=1	Gambar Asli	Pre diksi
31	0.215422	0.949159	0.145837	0.899372	682.6375	512.5126	0	0
32	0.23532	0.947234	0.117861	0.886197	682.6295	512.503	1	0
33	0.266169	0.856513	0.19226	0.876685	682.6345	512.5282	0	0
34	0.328328	0.857453	0.150756	0.853467	682.5839	512.4979	0	0
35	0.295537	0.884989	0.159058	0.867018	682.6158	512.5146	1	0
36	0.19471	0.848301	0.279235	0.906236	682.6319	512.5157	0	0
37	0.572532	0.758366	0.119559	0.79855	682.0237	512.1717	0	0
38	0.32949	0.877407	0.139534	0.851343	682.5816	512.4936	1	0
39	0.20919	0.958228	0.131943	0.90911	682.6326	512.5049	0	0
40	0.179389	0.916909	0.187962	0.911861	682.6382	512.5178	1	0

Tabel 4.28 Hasil Gaussian Bayes Skema 5

citra ke:	Kontras (db1)	konvolusi (db2)	energy (db3)	homogenitas (db4)	Y=0	Y=1	Gambar Asli	Pre diksi
41	0.249632	0.921894	0.196152	0.883332	175.0834	193.6489	1	1
42	0.145266	0.916826	0.254433	0.931351	175.0676	193.6415	0	1
43	0.157629	0.878435	0.315809	0.927595	175.0677	193.6348	0	1
44	0.538475	0.813796	0.110605	0.799156	174.9395	193.5704	1	1
45	0.166911	0.89841	0.281191	0.922139	175.0725	193.6415	0	1
46	0.173284	0.937386	0.171809	0.914994	175.0755	193.6445	1	1
47	0.193787	0.887108	0.210171	0.906907	175.0804	193.6489	1	1
48	0.224733	0.886801	0.186021	0.889516	175.0836	193.6495	1	1
49	0.417838	0.952058	0.0751146	0.840493	175.0283	193.6053	0	1
50	0.249508	0.90912	0.153952	0.882898	175.0832	193.6465	0	1

4.3 Perhitungan Akurasi

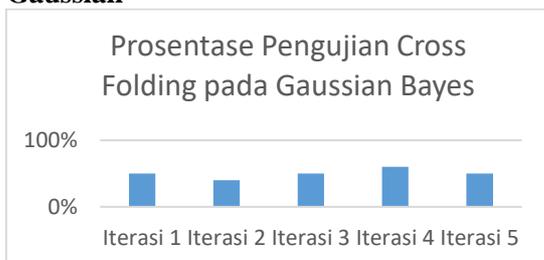
Pada perhitungan akurasi menggunakan pengujian dengan metode *Confusion Matrix*. Pada penelitian ini terdapat dua kelas yakni daun tembakau yang terkena penyakit *Brown Spot* dan *Mosaic*. Pada penelitian ini kelas *Brown Spot* dikenakan nilai (+) sedangkan kelas *Mosaic* dikenakan dinilai (-)

4.3.1 KNN



Gambar 4.4 Prosentase k-Nearest

4.3.2 Gaussian



4.4 Perbandingan

Tabel 4.29 Tabel Perbandingan

	Iterasi 1			Iterasi 2			Iterasi 3			Iterasi 4			Iterasi 5		
	K=3	K=5	K=7												
KNN	60%	60%	70%	60%	40%	80%	30%	60%	50%	60%	30%	50%	40%	40%	40%
Gaussian	50%			40%			50%			60%			50%		

Dari tabel di atas dapat disimpulkan bahwa iterasi ke 2 pada pengujian metode KNN (*K-Nearest Neighbour*) mendapatkan prosentase pengklasifikasian yang lebih tinggi pada $k = 7$ sebesar 80%. Sedangkan pada pengujian *Gaussian Bayes* pada iterasi ke 4 tingkat keakurasiannya mencapai 60%.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Setelah melakukan serangkaian pengujian maka diperoleh simpulan sebagai berikut :

1. Citra Daun tembakau berhasil diklasifikasikan dengan dua kelas, yakni daun tembakau yang berpenyakit *Brown Spot* dan *Tobacco Mosaic Virus*.
2. Hasil terbaik klasifikasi menggunakan k-Nearest Neighbor diperoleh akurasi sebesar 80% pada ketetanggan 7.
3. Pada metode klasifikasi menggunakan *Gaussian Bayes Classifier* nilai akurasi terbaik yang diperoleh sebesar 60%.

5.2 Saran

Adapun saran guna mengembangkan Tugas Akhir ini adalah :

1. Penelitian ini dapat dikembangkan menggunakan ekstraksi fitur – fitur lain pada Gray Level Co-Ocurance Matrix untuk mendapatkan hasil akurasi yang berbeda.
2. Dapat dikembangkan menggunakan ekstraksi fitur selain Gray Level Co-Ocurance Matrix untuk proses klasifikasi yang sama.
3. Dapat dikembangkan menggunakan metode klasifikasi yang berbeda untuk ekstraksi fitur yang sama.

6. Daftar Pustaka

Arifin, T. (2015). “Metode data Mining Untuk Klasifikasi Data Sel Nukleus dan Sel Radang Berdasarkan Analisa Tekstur” Universitas BSI Bandung. Informatika. Vol.II, no.2

Arriawati, A.J. (2004). “Klasifikasi Citra Tekstur Menggunakan k-Nearest Neighbour Berdasarkan Ekstraksi Ciri Metode Matriks KOOKURENSI”. *Skripsi*. Teknik Elektro, Universitas Diponegoro.

Hermawati, F.A. (2013), ”Pengolahan Citra Digital,” Andi : Yogyakarta.

Jayanti, R.D. (2014). “Aplikasi Metode K-Nearest Neighbor Dan Analisis Deskriminan Untuk Analisis Resiko Kredit Pada Koperasi Simpan Pinjam di KOPINKA Sumber Rejeki” Prosiding Seminar Nasional Aplikasi Sains & Teknologi (SNAST). Yogyakarta

Gandis, Y.K. (2004). “Klasifikasi Citra Dengan Matriks Ko-Okurensi Aras Keabuan (Gray

- Level Co-occurrence Matrix -GLCM) Pada Lima Kelas Biji-Bijian”,1–7. *Skripsi*. Fakultas Teknik Elektro, Universitas Diponegoro.
- Kamal M. (2013). “Segmentasi Citra Daun Tembakau Berbasis Deteksi Tepi Menggunakan Algoritma Canny”. *Skripsi*. Fakultas Ilmu Komputer. Universitas Dian Nuswantoro Semarang.
- Maulidiana N. (2009). “Identifikasi Sistem Budidaya Tembakau Deli Di PT. Perkebunan Nusantara II (Persero) Kebun Helvetia” *Skripsi*. Fakultas Pertanian. Universitas Sumatra Utara.
- Ningsih, K. (2009). ”Ekstraksi Ciri Warna, Bentuk dan Tekstur Untuk Temu Kembali Citra Hewan”Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam”. *Skripsi*. Institut Pertanian Bogor.
- Pracaya. (2008). “*Hama dan Penyakit Tanam*”. Penebar Swadaya. Jakarta
- Prasetyo, E. (2012). *Data Mining – Konsep dan Aplikasi Menggunakan MATLAB*. Andi. Yogyakarta.
- Ratnasari, E.K. (2014). “Pengenalan Penyakit Noda Pada Citra Daun Tebu Berdasarkan Ciri Tekstur” *Jurnal*. Hal. 27–36. Fakultas Teknik Informatika. Institut Teknologi Sepuluh November.
- Ricardo, I. (2012). “Pengenalan Tanda Tangan melalui Pengolahan Citra Digital dan Jaringan Saraf Tiruan Radial Basis Function”*Jurnal*. Hal. 153–158. Fakultas Sistem Informasi. Universitas Pelita Harapan Surabaya.
- Ridwan, M. (2013). “Penerapan Data Mining untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma *Naive Bayes Classifier*”*Jurnal.EECCIS*. vol.7, No.1
- Munir, R. (2004). *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan algoritmik*. Informatika Bandung. Bandung.
- Sudarma, I.M. (2015). *Penyakit Tanaman, Tanaman Perkebunan*. Plantaxia. Yogyakarta.
- Wijaya, M.C., Prijono, A. (2007). *Pengolahan Citra Digital Menggunakan Matlab*. Informatika Bandung, Bandung.
- Zhang, X., Zhang, F., (2011). “Image Features Extraction of Tobacco Leaves,” IEEE Computer Society.