

DETEKSI DAN KLASIFIKASI HAMA DAN PENYAKIT TANAMAN KELAPA MENGGUNAKAN NEAREST MEAN CLASSIFIER DI KABUPATEN INDRAGIRI HILIR

¹Abdul Muni, ²Muhammad Amin

¹Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer

²Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer
Universitas Islam Indragiri (UNISI)

Jl. Provinsi No. 01 Tembilahan Hulu, Indragiri Hilir, Riau - Indonesia

Email: abdulmuni@live.com

ABSTRAK

Tanaman kelapa di Kabupaten Indragiri Hilir menghadapi masalah serius akibat serangan hama dan penyakit (OPT) yang mengakibatkan penurunan produktivitas dan kerugian ekonomi bagi petani. Kendala utama dalam penanganan OPT adalah sulitnya melakukan deteksi dan klasifikasi secara cepat dan akurat. Untuk mengatasi masalah ini, penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi OPT pada tanaman kelapa menggunakan metode Nearest Mean Classifier (NMC). Metode ini menggunakan citra digital tanaman kelapa untuk menghitung kemiripan antara citra uji dan data latih berdasarkan jarak Euclidean. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem yang dibangun mampu mengklasifikasikan OPT dengan akurasi tinggi. Pada kelas Bercak Daun, rata-rata jarak yang dihasilkan adalah 75,54 dengan simpangan baku 24,74, sedangkan pada kelas Akar Jatuh, rata-rata jaraknya adalah 22,97 dengan simpangan baku 6,20. Secara keseluruhan, sistem menunjukkan persentase akurasi tertinggi sebesar 89,87% untuk kelas Bercak Daun dan 14,12% untuk kelas Busuk Daun. Sistem ini memberikan solusi yang efisien bagi petani dalam mendeteksi OPT dan diharapkan dapat meningkatkan produktivitas kelapa di Kabupaten Indragiri Hilir.

Kata Kunci: Nearest Mean Classifier; Tanaman Kelapa; Hama dan Penyakit; Kecerdasan Buatan; Indragiri Hilir.

1 PENDAHULUAN

Tanaman kelapa (*Cocos nucifera* L.) merupakan salah satu tanaman penting dalam sektor pertanian di Indonesia. Tanaman kelapa memberikan kontribusi signifikan terhadap perekonomian dan kehidupan masyarakat, baik sebagai sumber bahan pangan, energi, bahan baku industri, maupun sumber pendapatan bagi petani [1]. Namun, produktivitas tanaman kelapa seringkali terganggu oleh serangan hama dan penyakit, yang dapat menyebabkan penurunan produksi dan kerugian ekonomi bagi petani [3]. Kelapa memiliki variasi genetik yang besar, secara umum pembiakannya dilakukan secara generative. Dari kelapa dapat dihasilkan minyak goreng, tepung kelapa, Virgin coconut oil, dll serta kayunya dapat dijadikan perabot rumah tangga dan meubel. Namun kenyataannya produksi kelapa masih sangat rendah [4], hal ini dapat disebabkan salah satunya oleh serangan OPT. Timbulnya OPT seringkali disebabkan oleh ulah manusia yang kurang memperhatikan dalam mengelola lingkungan, sehingga merubah keseimbangan ekosistem baru menjadi lebih sederhana seperti pertanaman monokultur sehingga mempercepat terjadinya perubahan status OPT [1]. Tanaman kelapa merupakan salah satu komoditi perkebunan yang paling penting di Kabupaten Indragiri Hilir, menurut data BPS Inhil Tahun 2023 [5] lahan perkebunan kelapa di Kabupaten Indragiri Hilir mencapai 226.037 Ha dan lahan perkebunan kelapa hibrida 35.195 Ha, 430.069 Ha, dan tanaman tua dan rusak mencapai 100.285 Ha yang tersebar di beberapa kecamatan seperti, Kec. Keritang, Kempas, Enok, Tembilahan Hulu, dan Kec. Tempuling. Untuk memanfaatkan lahan perkebunan kelapa yang sudah rusak perlu dilakukan penanganan dan pencegahan kerusakan yang disebabkan OPT tanaman kelapa. Namun permasalahan yang terjadi adalah banyaknya kesulitan atau kendala untuk mengklasifikasi dan mengenali OPT tanaman kelapa yang menyebar dan menyerang tanaman kelapa di wilayah

Muni, Deteksi Dan Klasifikasi Hama Dan Penyakit Tanaman Kelapa Menggunakan Nearest Mean Classifier Di Kabupaten Indragiri Hilir

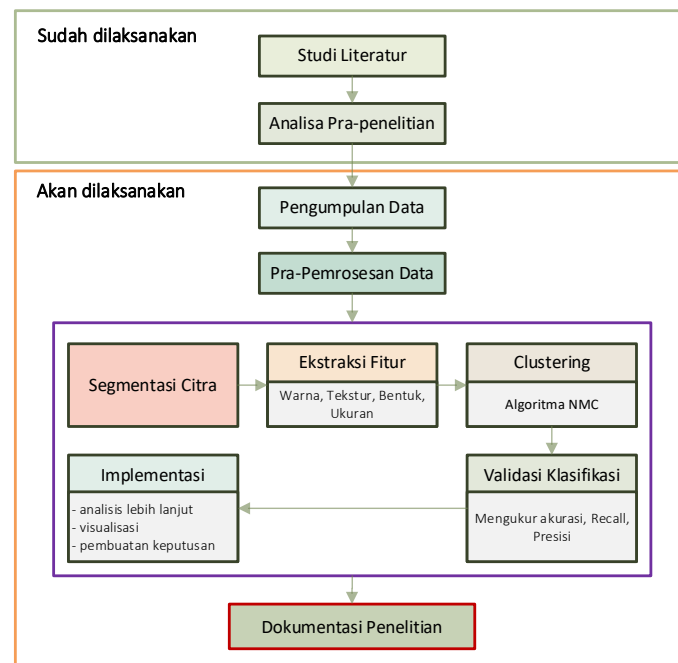
kecamatan. Perkembangan teknologi perangkat keras dan perangkat lunak komputer menjadi perhatian penting dalam perkembangannya yang begitu pesat dan didukung dengan konsep klasifikasi dan pengenalan pola, serta mempertimbangkan teknik-teknik pengolahan citra [2], diharapkan sistem klasterisasi OPT tanaman kelapa dapat diterapkan sebagai alat bantu yang dapat mempercepat pekerjaan manusia. Ada beberapa metode yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi salah satunya adalah Nearest Mean Classifier (NMC). Berdasarkan dari uraian latar belakang di atas, maka yang menjadi rumusan masalah dari penelitian ini adalah “bagaimana menerapkan metode Nearest Mean Classifier dalam melakukan klasterisasi OPT tanaman kelapa”. Tujuan penelitian ini adalah menerapkan metode Nearest Mean Classifier dalam melakukan deteksi dan klasterisasi kerusakan OPT tanaman kelapa.

Untuk mengatasi masalah ini, pendekatan yang efektif diperlukan dalam mendeteksi dan mengelola kerusakan hama dan penyakit pada tanaman kelapa. Dalam penelitian ini, kami mengusulkan penggunaan teknologi kecerdasan buatan untuk deteksi dini dan klasifikasi kerusakan hama dan penyakit pada tanaman kelapa. Nearest Mean Classifier (NMC) dikembangkan dalam penelitian untuk prediksi objek yang bertindak sebagai pemilah menggunakan kemiripan antar pola pengklasifikasian [1],[6]. Untuk setiap kelas, NMC menghitung rerata kelas (centroid) dari data sampel. Perolehan kemiripan melalui perhitungan jarak Euclidean antara pola yang tidak diketahui dengan centroid dari data sampel. NMC mengklasifikasikan sembarang pola yang tidak diketahui ke kelas dengan centroid terdekat dengan pola yang akan dikenali. NMC berhasil diterapkan pada banyak masalah klasifikasi dan menunjukkan hasil yang baik. Selain itu NMC memberikan kemampuan yang bagus untuk persoalan sampel kecil dimana jumlah sampel jauh lebih kecil dari jumlah fitur [7]. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan solusi yang efisien dan tepat waktu bagi petani dalam mengelola masalah kerusakan tanaman kelapa dan diharapkan menjadi salah satu kontribusi dalam membudayakan, memajukan dan mengembangkan sentra produktifitas kelapa di Kabupaten Indragiri Hilir.

2 LITERATUR REVIEW

Penelitian terdahulu telah banyak dilakukan dalam bidang deteksi dan klasifikasi kerusakan hama dan penyakit pada tanaman. Berbagai teknik pemrosesan citra dan algoritma kecerdasan buatan telah diterapkan untuk tujuan ini. Namun, masih terdapat beberapa tantangan yang perlu diatasi, seperti tingkat akurasi yang belum optimal, kompleksitas pengimplementasian, dan keterbatasan sumber daya teknis di lapangan. Namun eksplorasi kelapa pernah dilakukan seperti; NMC digunakan untuk klasifikasi bibit kelapa [1], yang menunjukkan hasil akurasi klasifikasi yang cukup tinggi yang sederhana dan mudah diimplementasikan, tetapi sensitive terhadap *outlier* yang dapat menurunkan kinerja NMC Ketika data memiliki dimensi yang tinggi. NBC juga pernah digunakan dalam klasifikasi bibit kelapa [4], ini mampu menangani data dengan banyak fitur dan komputasi yang efisien, akan tetapi sensitive terhadap noise, mengasumsikan independensi fitur dan tidak dapat menangkap hubungan non linier antar fitur. Peneliti lain [7], juga menggunakan NMC untuk memprediksi kualitas santan kelapa berdasarkan citra warna yang bergantung pada *hardware* digunakan, namun namun akurasi klasifikasi dari penelitian ini cukup tinggi. Beberapa jenis hama dan penyakit (OPT) ada yang bersifat lokal spesifik (seperti hama Sexava, dan layu natuna) atau dapat menimbulkan kerusakan dan kerugian pada daerah tertentu, namun tidak menimbulkan masalah pada daerah-daerah lainnya. Namun tidak melakukan klasifikasi terhadap hama dan penyakit tanaman kelapa [3]. Penelitian ini mengusulkan pendekatan baru untuk melakukan deteksi dan klasifikasi hama dan penyakit tanaman kelapa menggunakan algoritma NMC untuk meningkatkan akurasi klasifikasi dan visualisasi OPT tanaman kelapa. Keunggulan penelitian ini terletak pada fokusnya yang khusus pada deteksi dan klasifikasi hama dan penyakit tanaman kelapa. Pengembangan pendekatan baru ini dapat diimplementasikan secara luas dalam mendukung pertanian berkelanjutan.

3 METODE



Gambar 2. Diagram Alir Penelitian

4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini berfokus pada penggunaan citra hama dan penyakit (OPT) kelapa sebagai input untuk sistem klasifikasi kualitas citra hama dan penyakit (OPT) kelapa.

Tabel 1. Data Citra Latih

No.	Kelas	Jumlah
1	Bercak Daun	10
2	Busuk Daun	10
3	Pendarahan Batang	10
4	Akar Jatuh	10
5	Kumbang Sagu	10
6	Kumbang Tanduk	10
7	Sexava SP	10
8	Ulat Api	10
Total		80

Citra sampel berjumlah 80 buah (3 kelas hama dan penyakit (OPT) kelapa, masing-masing kelas 10 citra).

Tabel 2 Data Citra Uji

No.	Kelas	Jumlah
1	Bercak Daun	10
2	Busuk Daun	10
3	Pendarahan Batang	10
4	Akar Jatuh	10
5	Kumbang Sagu	10
6	Kumbang Tanduk	10
7	Sexava SP	10
8	Ulat Api	10
Total		80

Citra digital merupakan gambar dengan fungsi $f(x,y)$ yang nilainya telah didigitalisasi, baik dari segi koordinat spasial maupun level gray-nya. Proses digitalisasi citra memungkinkan citra untuk diolah atau disimpan dengan lebih mudah di dalam memori komputer

atau media lainnya. Istilah "citra" digunakan untuk menyebut gambar sebagai salah satu elemen multimedia yang memainkan peran penting dalam penyampaian informasi visual.

Dalam penelitian ini, citra uji terdiri dari 80 gambar (terdiri dari 8 kelas OPT, dengan masing-masing kelas berisi 10 citra). Semua citra, baik citra sampel maupun citra uji, akan dikonversi ke format jpg dan diubah resolusinya menjadi 640 x 480 piksel.

Analisis Proses Analisis. Proses mencakup evaluasi proses pembentukan kelas, perhitungan jarak, dan identifikasi hama dan penyakit (OPT) kelapa. Untuk menentukan kelas hama dan penyakit (OPT) kelapa, karakteristik masing-masing kelas tersebut diperlukan, seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 3.

Tabel 3. Karakteristik Kelas Hama dan Penyakit (OPT) Kelapa

No.	Kelas Rata-rata	Warna	Tekstur
1	Bercak Daun	RGB [0]-[255]	GLCM [...]-[...]
2	Busuk Daun	RGB [0]-[255]	GLCM [...]-[...]
3	Pendarahan Batang	RGB [0]-[255]	GLCM [...]-[...]
4	Akar Jatuh	RGB [0]-[255]	GLCM [...]-[...]
5	Kumbang Sagu	RGB [0]-[255]	GLCM [...]-[...]
6	Kumbang Tanduk	RGB [0]-[255]	GLCM [...]-[...]
7	Sexava SP	RGB [0]-[255]	GLCM [...]-[...]
8	Ulat Api	RGB [0]-[255]	GLCM [...]-[...]

Setiap kelas kualitas dibedakan berdasarkan nilai fitur warna (merah, hijau, biru) dan tekstur (kontras, korelasi, energi, dan homogenitas). Hama dan penyakit (OPT) kelapa. Setelah karakteristik kelas hama dan penyakit (OPT) kelapa diketahui, proses pembentukan kelas dapat dilakukan. Proses ini dimulai dengan ekstraksi fitur dari citra data latih. Setiap citra diekstrak untuk memperoleh nilai RGB-nya dari fitur warna, serta kontras, korelasi, energi, dan homogenitas dari fitur tekstur. Hasil ekstraksi ini disimpan dalam basis data fitur citra, khususnya dalam tabel fitur citra latih. Pada tahap perhitungan jarak dan identifikasi hama dan penyakit (OPT) kelapa, proses dimulai dengan memanggil citra query yang akan dianalisis kelas kualitasnya. Citra query kemudian diekstrak untuk memperoleh vektor fitur citra query, seperti yang dijelaskan dalam Tabel 4.

Tabel 4. Vektor Fitur Citra Query

Nama	Warna				Tekstur		
	Red	Green	Blue	Ene	Con	Corr	Hom
Citra Query	RGB	RGB	RGB	GLCM	GLCM	GLCM	GLCM
	[0]	[0]	[0]	[...]	[...]	[...]	[...]
	-	-	-	-	-	-	-
	[255]	[255]	[255]	[...]	[...]	[...]	[...]

Setelah memperoleh vektor fitur untuk warna (*Red*, *Green* dan *Blue*) serta fitur tekstur (*Energy*, *Contrast*, *Correlation* Dan *Homogeneity*), perbandingan dapat dilakukan dengan menghitung jarak *Euclidean*. Jarak *Euclidean* merupakan selisih nilai piksel antara dua vektor tersebut. Rumus untuk menghitung jarak *Euclidean* ditunjukkan dalam persamaan:

$$\text{Dist}(i,k) = \sqrt{\sum_{j=1}^D (i_j - k_j)^2},$$

Dengan $\text{dist}(i,k)$ adalah jarak *euclidean* antara vektor i dan vektor k

i_j = komponen ke j dari vektor i

k_j = komponen ke j dari vektor k

D = adalah jumlah komponen pada vektor i dan vektor k .

Dari hasil perhitunga jarak *euclidean* tersebut dapat ditentukan suatu citra query adalah mirip bila memiliki jarak yang paling dekat atau nilainya paling kecil. Tabel 5 menunjukkan hasil dari proses fitur latih, di mana hama dan penyakit (OPT) kelapa dikategorikan ke dalam kelas-kelasnya. Klasifikasi ini didasarkan pada variabel warna RGB (*Red*, *Green* dan *Blue*). Citra latih diambil dari 80

jenis hama dan penyakit (OPT) kelapa yang berbeda, yang kemudian dikelompokkan sesuai dengan Kelasnya.

Tabel 5. Database Vektor Fitur Citra Latih

No	Label	Warna RGB			Texsture				Kelas
		R	G	B	con	cor	ene	hom	
1	Bercak Daun (127)	114	122	94	0.762	0.762	0.108	0.795	Bercak Daun
2	Bercak Daun (224)	118	118	92	0.578	0.891	0.093	0.815	Bercak Daun
3	Bercak Daun (34)	131	114	59	1.495	0.837	0.048	0.71	Bercak Daun
4	Bercak Daun (413)	89	108	85	0.74	0.783	0.094	0.776	Bercak Daun
5	Bercak Daun (479)	105	100	95	1.233	0.83	0.066	0.74	Bercak Daun
6	Bercak Daun (577)	73	97	54	1.149	0.57	0.148	0.755	Bercak Daun
7	Bercak Daun (591)	116	114	99	0.443	0.888	0.151	0.837	Bercak Daun
8	Bercak Daun (646)	94	93	79	0.885	0.808	0.125	0.78	Bercak Daun
9	Bercak Daun (810)	94	101	68	0.453	0.938	0.138	0.839	Bercak Daun
10	Bercak Daun (862)	121	112	101	0.272	0.948	0.1	0.876	Bercak Daun
11	Busuk Daun (1006)	149	141	120	0.392	0.832	0.147	0.851	Busuk Daun
12	Busuk Daun (170)	160	143	131	0.45	0.881	0.113	0.84	Busuk Daun
13	Busuk Daun (180)	134	124	92	0.957	0.844	0.067	0.769	Busuk Daun
14	Busuk Daun (195)	108	104	75	0.703	0.889	0.077	0.794	Busuk Daun
15	Busuk Daun (23)	141	130	109	1.119	0.699	0.087	0.754	Busuk Daun
16	Busuk Daun (268)	149	136	127	0.779	0.714	0.093	0.752	Busuk Daun
17	Busuk Daun (395)	80	82	65	0.285	0.966	0.157	0.886	Busuk Daun
18	Busuk Daun (47)	131	133	74	0.689	0.865	0.076	0.786	Busuk Daun
19	Busuk Daun (491)	91	93	75	0.754	0.938	0.141	0.85	Busuk Daun
20	Busuk Daun (766)	153	145	136	0.589	0.799	0.098	0.783	Busuk Daun
21	Pendarahan Batang (138)	155	142	135	0.681	0.841	0.076	0.761	Pendarahan Batang
22	Pendarahan Batang (17)	109	103	99	0.399	0.824	0.147	0.836	Pendarahan Batang
23	Pendarahan Batang (271)	93	81	69	0.534	0.791	0.119	0.804	Pendarahan Batang
24	Pendarahan Batang (274)	100	88	74	0.493	0.859	0.118	0.814	Pendarahan Batang
25	Pendarahan Batang (413)	164	157	148	0.906	0.863	0.068	0.765	Pendarahan Batang
26	Pendarahan Batang (423)	176	167	156	1.137	0.788	0.063	0.726	Pendarahan Batang
27	Pendarahan Batang (555)	150	141	129	0.834	0.84	0.063	0.756	Pendarahan Batang
28	Pendarahan Batang (676)	157	146	135	0.325	0.874	0.132	0.854	Pendarahan Batang
29	Pendarahan Batang (853)	148	138	129	0.606	0.85	0.087	0.796	Pendarahan Batang
30	Pendarahan Batang (984)	130	127	123	0.567	0.866	0.101	0.798	Pendarahan Batang
31	Akar Jatuh (12)	86	88	80	0.557	0.955	0.124	0.837	Akar Jatuh
32	Akar Jatuh (346)	157	143	112	0.51	0.85	0.099	0.816	Akar Jatuh
33	Akar Jatuh (352)	155	140	125	0.344	0.895	0.12	0.855	Akar Jatuh
34	Akar Jatuh (366)	121	115	101	0.995	0.869	0.079	0.79	Akar Jatuh
35	Akar Jatuh (388)	142	138	128	1.079	0.843	0.094	0.795	Akar Jatuh
36	Akar Jatuh (389)	119	113	107	1.226	0.872	0.084	0.736	Akar Jatuh
37	Akar Jatuh (39)	105	111	109	0.649	0.953	0.108	0.853	Akar Jatuh
38	Akar Jatuh (464)	109	114	123	1.61	0.861	0.068	0.767	Akar Jatuh
39	Akar Jatuh (513)	99	97	99	1.75	0.736	0.058	0.687	Akar Jatuh
40	Akar Jatuh (61)	113	119	126	0.617	0.95	0.139	0.882	Akar Jatuh
41	Kumbang Sagu (11)	138	108	87	0.286	0.965	0.091	0.878	Kumbang Sagu
42	Kumbang Sagu (18)	167	144	117	0.302	0.943	0.094	0.859	Kumbang Sagu
43	Kumbang Sagu (19)	159	115	104	0.375	0.917	0.114	0.863	Kumbang Sagu

No	Label	Warna RGB			Texsture				Kelas
		R	G	B	con	cor	ene	hom	
44	Kumbang Sagu (2)	78	93	62	0.128	0.973	0.154	0.941	Kumbang Sagu
45	Kumbang Sagu (21)	138	108	71	0.337	0.945	0.084	0.856	Kumbang Sagu
46	Kumbang Sagu (24)	173	140	118	0.29	0.955	0.117	0.881	Kumbang Sagu
47	Kumbang Sagu (27)	125	92	77	0.334	0.927	0.098	0.854	Kumbang Sagu
48	Kumbang Sagu (3)	149	131	118	0.271	0.967	0.108	0.881	Kumbang Sagu
49	Kumbang Sagu (8)	86	100	115	0.321	0.93	0.112	0.886	Kumbang Sagu
50	Kumbang Sagu (9)	111	78	48	0.257	0.96	0.124	0.89	Kumbang Sagu
51	Kumbang Tanduk (12)	102	98	98	0.123	0.982	0.124	0.94	Kumbang Tanduk
52	Kumbang Tanduk (13)	129	135	100	0.326	0.943	0.15	0.883	Kumbang Tanduk
53	Kumbang Tanduk (16)	121	114	82	0.769	0.888	0.07	0.805	Kumbang Tanduk
54	Kumbang Tanduk (17)	99	88	84	0.291	0.945	0.105	0.871	Kumbang Tanduk
55	Kumbang Tanduk (28)	110	109	80	0.552	0.928	0.087	0.851	Kumbang Tanduk
56	Kumbang Tanduk (29)	168	145	125	0.396	0.958	0.128	0.881	Kumbang Tanduk
57	Kumbang Tanduk (36)	167	164	161	0.455	0.958	0.146	0.865	Kumbang Tanduk
58	Kumbang Tanduk (37)	105	103	96	0.383	0.955	0.196	0.881	Kumbang Tanduk
59	Kumbang Tanduk (38)	167	158	135	0.262	0.979	0.201	0.897	Kumbang Tanduk
60	Kumbang Tanduk (7)	120	118	116	0.655	0.909	0.076	0.807	Kumbang Tanduk
61	Sexava SP (11)	115	91	53	0.209	0.977	0.158	0.916	Sexava SP
62	Sexava SP (16)	63	89	38	0.095	0.96	0.357	0.954	Sexava SP
63	Sexava SP (20)	106	110	72	0.221	0.946	0.141	0.902	Sexava SP
64	Sexava SP (25)	108	113	34	0.195	0.963	0.136	0.909	Sexava SP
65	Sexava SP (26)	114	157	83	0.319	0.94	0.111	0.888	Sexava SP
66	Sexava SP (27)	140	127	50	0.545	0.822	0.129	0.833	Sexava SP
67	Sexava SP (28)	176	104	51	0.219	0.941	0.283	0.91	Sexava SP
68	Sexava SP (29)	159	140	91	0.792	0.873	0.086	0.831	Sexava SP
69	Sexava SP (30)	133	132	78	0.355	0.951	0.095	0.879	Sexava SP
70	Sexava SP (9)	99	110	62	0.194	0.971	0.142	0.931	Sexava SP
71	Ulat Api (15)	109	132	46	0.525	0.858	0.128	0.814	Ulat Api
72	Ulat Api (16)	90	115	71	0.181	0.974	0.126	0.921	Ulat Api
73	Ulat Api (17)	85	114	21	0.286	0.868	0.312	0.883	Ulat Api
74	Ulat Api (18)	131	150	59	0.235	0.9	0.172	0.896	Ulat Api
75	Ulat Api (19)	97	112	50	0.332	0.916	0.111	0.864	Ulat Api
76	Ulat Api (5)	118	127	102	0.216	0.923	0.174	0.907	Ulat Api
77	Ulat Api (6)	99	102	39	0.693	0.816	0.139	0.818	Ulat Api
78	Ulat Api (7)	102	134	79	0.148	0.945	0.278	0.932	Ulat Api
79	Ulat Api (8)	147	157	115	0.15	0.955	0.194	0.931	Ulat Api
80	Ulat Api (9)	126	134	77	0.225	0.957	0.141	0.911	Ulat Api

Tabel 6. Merupakan proses perhitungan berdasarkan data vektor citra latih pada tabel 4. Misalkan kita ambil satu contoh hama dan penyakit (OPT) kelapa ada sebuah citra query yang belum di ketahui masuk label kelasnya dan masuk kualitas Grade A, Grade B atau Grade C. Vektor Tersebut yaitu: red = 108, green = 113 dan blue = 34. Adapun tahapan perhitungan menggunakan *Nearest mean classifier (NMC)* adalah sebagai berikut:

Menghitung jarak antara vektor fitur citra query dengan database vektor fitur data citra latih pada tabel 4. menggunakan rumus euclidean distance.

$$A=(x_1,y_1)$$

$$B=(x_2,y_2)$$

$$D(A,B)=\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$$

Dalam Rn

$$A = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$$

$$B = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_n)$$

Disederhanakan menjadi:

$$D(A,B) = \sqrt{(y_n - x_n)^2 + (y_{n-1} - x_{n-1})^2 + \dots + (y_1 - x_1)^2}$$

Untuk masing Kelas OPT, Nilai RGB diambil dari data citra latih kemudian dicari nilai Mean untuk masing RGB, cara menghitung nilai mean adalah menjumlahkan masing-masing RGB kemudian dibagi dengan jumlah data latih setiap kelas, setelah didapat nilai Mean, kemudian kita menghitung jarak ke citra query menggunakan rumus euclidean distance, setelah dilakukan perhitungan jarak euclidean distance kemudian mengumpulkan kelas klasifikasinya, lebih jelas perhitungan dapat dilihat pada Table 6.

Tabel 6. Perhitungan Jarak Euclidean

Kelas OPT Kelapa	i1 = R	i2 = G	i3 = B	Mean			Jarak ke citra query [108 113 34]
Bercak Daun	114	122	94	105.5	107.9	82.6	
	118	118	92				
	131	114	59				$\sqrt{(105.5 - 108)^2 + (107.9 - 113)^2 + (82.6 - 34)^2}$
	89	108	85				$\sqrt{(-2.5)^2 + (-5.1)^2 + (48.6)^2}$
	105	100	95				$\sqrt{6.25 + 26.01 + 2361.96}$
	73	97	54				$= \sqrt{2394.22}$
	116	114	99				$= 48.93$
	94	93	79				
	94	101	68				
	121	112	101				
Busuk Daun				129.6	123.1	100.4	70.55
Pendarahan Batang				138.2	129.0	119.7	92.26
Akar Jatuh				120.6	117.8	111.0	78.17
Kumbang Sagu				132.4	110.9	91.7	62.68
Kumbang Tanduk				128.8	123.2	107.7	77.26
Sexava SP				121.3	117.3	61.2	30.58
Ulat Api				110.4	127.7	65.9	35.21

Tabel 7. Prediksi Nearest Mean Classifier

Jarak ke citra query [108 113 34]	Kelas NMC
48,93	Bercak Daun
70.55	Busuk Daun
92.26	Pendarahan Batang
78.17	Akar Jatuh
62.68	Kumbang Sagu
77.26	Kumbang Tanduk
30.58	Sexava SP
35.21	Ulat Api

Berdasarkan Tabel 7. jarak terkecil dari 3 jarak, maka dapat diambil kesimpulan bahwa citra query yang memiliki vektor fitur RGB [108 113 34] termasuk kedalam Kelas OPT Sexava SP.

Tabel 8. Database Vektor Fitur Citra Uji

No	Label	Warna RGB			Texsture				Kelas
		R	G	B	con	cor	ene	hom	
1	Bercak Daun (127)	115	132	99	0.385	0.859	0.142	0.852	Bercak Daun
2	Bercak Daun (224)	109	117	89	0.959	0.758	0.096	0.783	Bercak Daun
3	Bercak Daun (34)	168	163	147	1.574	0.706	0.047	0.671	Bercak Daun

Muni, Deteksi Dan Klasifikasi Hama Dan Penyakit Tanaman Kelapa Menggunakan Nearest Mean Classifier Di Kabupaten Indragiri Hilir

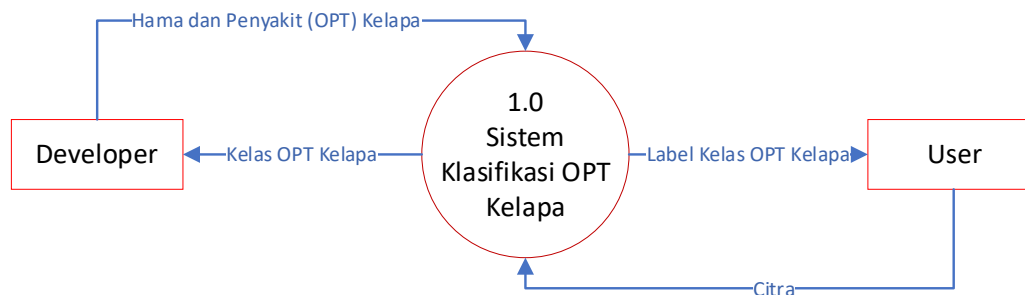
No	Label	Warna RGB			Texsture				Kelas
		R	G	B	con	cor	ene	hom	
4	Bercak Daun (413)	127	120	111	1.305	0.907	0.125	0.803	Bercak Daun
5	Bercak Daun (479)	127	123	112	0.459	0.892	0.154	0.854	Bercak Daun
6	Bercak Daun (577)	205	194	150	0.634	0.937	0.248	0.857	Bercak Daun
7	Bercak Daun (591)	125	110	104	1.560	0.710	0.054	0.675	Bercak Daun
8	Bercak Daun (646)	121	131	117	0.218	0.933	0.151	0.905	Bercak Daun
9	Bercak Daun (810)	117	124	88	0.458	0.903	0.095	0.843	Bercak Daun
10	Bercak Daun (862)	132	127	118	1.089	0.786	0.061	0.735	Bercak Daun
11	Busuk Daun (1006)	97	108	88	0.388	0.954	0.132	0.880	Busuk Daun
12	Busuk Daun (170)	156	136	102	0.633	0.794	0.107	0.790	Busuk Daun
13	Busuk Daun (180)	104	105	80	0.598	0.850	0.111	0.811	Busuk Daun
14	Busuk Daun (195)	108	111	102	0.381	0.972	0.152	0.900	Busuk Daun
15	Busuk Daun (23)	115	116	115	0.545	0.957	0.194	0.908	Busuk Daun
16	Busuk Daun (268)	146	135	82	0.833	0.690	0.129	0.784	Busuk Daun
17	Busuk Daun (395)	117	118	116	0.506	0.965	0.232	0.907	Busuk Daun
18	Busuk Daun (47)	116	111	92	0.571	0.840	0.105	0.799	Busuk Daun
19	Busuk Daun (491)	132	138	113	0.340	0.900	0.131	0.869	Busuk Daun
20	Busuk Daun (766)	112	119	121	0.938	0.928	0.137	0.865	Busuk Daun
21	Pendarahan Batang (138)	179	168	162	0.929	0.776	0.067	0.720	Pendarahan Batang
22	Pendarahan Batang (17)	164	153	146	0.627	0.919	0.071	0.804	Pendarahan Batang
23	Pendarahan Batang (271)	97	83	72	0.481	0.824	0.112	0.810	Pendarahan Batang
24	Pendarahan Batang (274)	140	136	133	0.780	0.922	0.076	0.799	Pendarahan Batang
25	Pendarahan Batang (413)	89	81	77	0.485	0.815	0.124	0.815	Pendarahan Batang
26	Pendarahan Batang (423)	193	182	172	0.780	0.807	0.117	0.787	Pendarahan Batang
27	Pendarahan Batang (555)	157	148	139	0.640	0.763	0.134	0.790	Pendarahan Batang
28	Pendarahan Batang (676)	157	147	138	0.324	0.875	0.132	0.854	Pendarahan Batang
29	Pendarahan Batang (853)	153	146	135	0.228	0.773	0.268	0.891	Pendarahan Batang
30	Pendarahan Batang (984)	133	125	119	0.391	0.911	0.098	0.845	Pendarahan Batang
31	Akar Jatuh (12)	114	122	131	1.309	0.917	0.117	0.812	Akar Jatuh
32	Akar Jatuh (346)	107	115	122	1.436	0.885	0.114	0.791	Akar Jatuh
33	Akar Jatuh (352)	110	122	137	1.130	0.902	0.122	0.819	Akar Jatuh
34	Akar Jatuh (366)	98	102	109	1.034	0.903	0.130	0.845	Akar Jatuh
35	Akar Jatuh (388)	150	141	111	0.601	0.765	0.107	0.784	Akar Jatuh
36	Akar Jatuh (389)	109	115	123	1.562	0.864	0.069	0.772	Akar Jatuh
37	Akar Jatuh (39)	103	107	113	1.017	0.905	0.081	0.807	Akar Jatuh
38	Akar Jatuh (464)	112	117	127	1.087	0.902	0.077	0.800	Akar Jatuh
39	Akar Jatuh (513)	115	120	129	1.247	0.882	0.087	0.779	Akar Jatuh
40	Akar Jatuh (61)	105	102	104	0.908	0.866	0.071	0.771	Akar Jatuh
41	Kumbang Sagu (11)	96	90	82	0.504	0.930	0.077	0.815	Kumbang Sagu
42	Kumbang Sagu (18)	116	89	56	0.304	0.935	0.108	0.863	Kumbang Sagu
43	Kumbang Sagu (19)	115	114	114	0.196	0.973	0.113	0.913	Kumbang Sagu
44	Kumbang Sagu (2)	141	136	119	0.298	0.974	0.110	0.891	Kumbang Sagu
45	Kumbang Sagu (21)	148	89	61	0.247	0.923	0.135	0.883	Kumbang Sagu
46	Kumbang Sagu (24)	146	101	75	0.295	0.951	0.106	0.886	Kumbang Sagu
47	Kumbang Sagu (27)	131	120	62	0.547	0.936	0.086	0.839	Kumbang Sagu
48	Kumbang Sagu (3)	116	132	85	0.393	0.911	0.139	0.870	Kumbang Sagu
49	Kumbang Sagu (8)	69	125	101	0.340	0.918	0.213	0.896	Kumbang Sagu
50	Kumbang Sagu (9)	103	115	76	0.245	0.962	0.113	0.901	Kumbang Sagu
51	Kumbang Tanduk (12)	117	86	65	0.498	0.963	0.166	0.856	Kumbang Tanduk
52	Kumbang Tanduk (13)	127	125	112	0.184	0.981	0.121	0.929	Kumbang Tanduk
53	Kumbang Tanduk (16)	159	137	124	0.420	0.929	0.125	0.820	Kumbang Tanduk
54	Kumbang Tanduk (17)	131	122	120	0.273	0.970	0.097	0.876	Kumbang Tanduk
55	Kumbang Tanduk (28)	123	130	110	0.477	0.952	0.097	0.852	Kumbang Tanduk
56	Kumbang Tanduk (29)	127	123	119	0.145	0.988	0.178	0.946	Kumbang Tanduk
57	Kumbang Tanduk (36)	106	95	86	0.302	0.965	0.097	0.892	Kumbang Tanduk
58	Kumbang Tanduk (37)	106	78	56	0.315	0.940	0.144	0.893	Kumbang Tanduk
59	Kumbang Tanduk (38)	162	156	159	0.478	0.954	0.105	0.844	Kumbang Tanduk
60	Kumbang Tanduk (7)	141	133	98	0.325	0.949	0.170	0.890	Kumbang Tanduk
61	Sexava SP (11)	168	167	158	0.478	0.911	0.175	0.878	Sexava SP
62	Sexava SP (16)	106	110	72	0.221	0.946	0.141	0.902	Sexava SP
63	Sexava SP (20)	86	113	59	0.233	0.928	0.142	0.893	Sexava SP
64	Sexava SP (25)	93	94	61	0.827	0.834	0.079	0.792	Sexava SP
65	Sexava SP (26)	87	82	66	0.353	0.935	0.130	0.871	Sexava SP
66	Sexava SP (27)	124	146	77	0.276	0.948	0.101	0.876	Sexava SP
67	Sexava SP (28)	117	130	72	0.158	0.959	0.147	0.926	Sexava SP
68	Sexava SP (29)	160	165	92	0.190	0.894	0.289	0.923	Sexava SP
69	Sexava SP (30)	71	109	30	0.248	0.964	0.149	0.931	Sexava SP
70	Sexava SP (9)	149	162	162	0.156	0.977	0.176	0.940	Sexava SP
71	Ulat Api (15)	115	119	52	0.325	0.894	0.150	0.877	Ulat Api
72	Ulat Api (16)	137	140	101	0.110	0.954	0.242	0.946	Ulat Api

Muni, Deteksi Dan Klasifikasi Hama Dan Penyakit Tanaman Kelapa Menggunakan Nearest Mean Classifier Di Kabupaten Indragiri Hilir

No	Label	Warna RGB			Textsture				Kelas
		R	G	B	con	cor	ene	hom	
73	Ulat Api (17)	153	175	129	0.173	0.893	0.248	0.923	Ulat Api
74	Ulat Api (18)	112	134	60	0.086	0.969	0.303	0.958	Ulat Api
75	Ulat Api (19)	129	150	62	0.273	0.887	0.161	0.883	Ulat Api
76	Ulat Api (5)	110	127	92	0.261	0.961	0.112	0.895	Ulat Api
77	Ulat Api (6)	105	136	57	0.231	0.907	0.176	0.894	Ulat Api
78	Ulat Api (7)	105	121	64	0.114	0.961	0.208	0.944	Ulat Api
79	Ulat Api (8)	128	148	61	0.174	0.923	0.187	0.917	Ulat Api
80	Ulat Api (9)	86	86	49	0.285	0.958	0.131	0.890	Ulat Api

Tabel 8 menyajikan hasil dari 80 citra uji, yang terdiri dari 10 citra untuk masing-masing kelas. Data citra uji ini diperoleh melalui proses klasifikasi dengan menghitung jarak menggunakan rumus Euclidean distance. Dalam proses ini, jarak terkecil digunakan untuk menentukan kelas citra, dan persentase kemiripan dihitung berdasarkan data citra latih. Dapat dihitung berdasarkan contoh pada tabel 6. Metode Nearest Mean Classifier digunakan untuk mengidentifikasi nilai rata-rata terendah dari citra query, yang selanjutnya akan menentukan hama dan penyakit (OPT) kelapa.

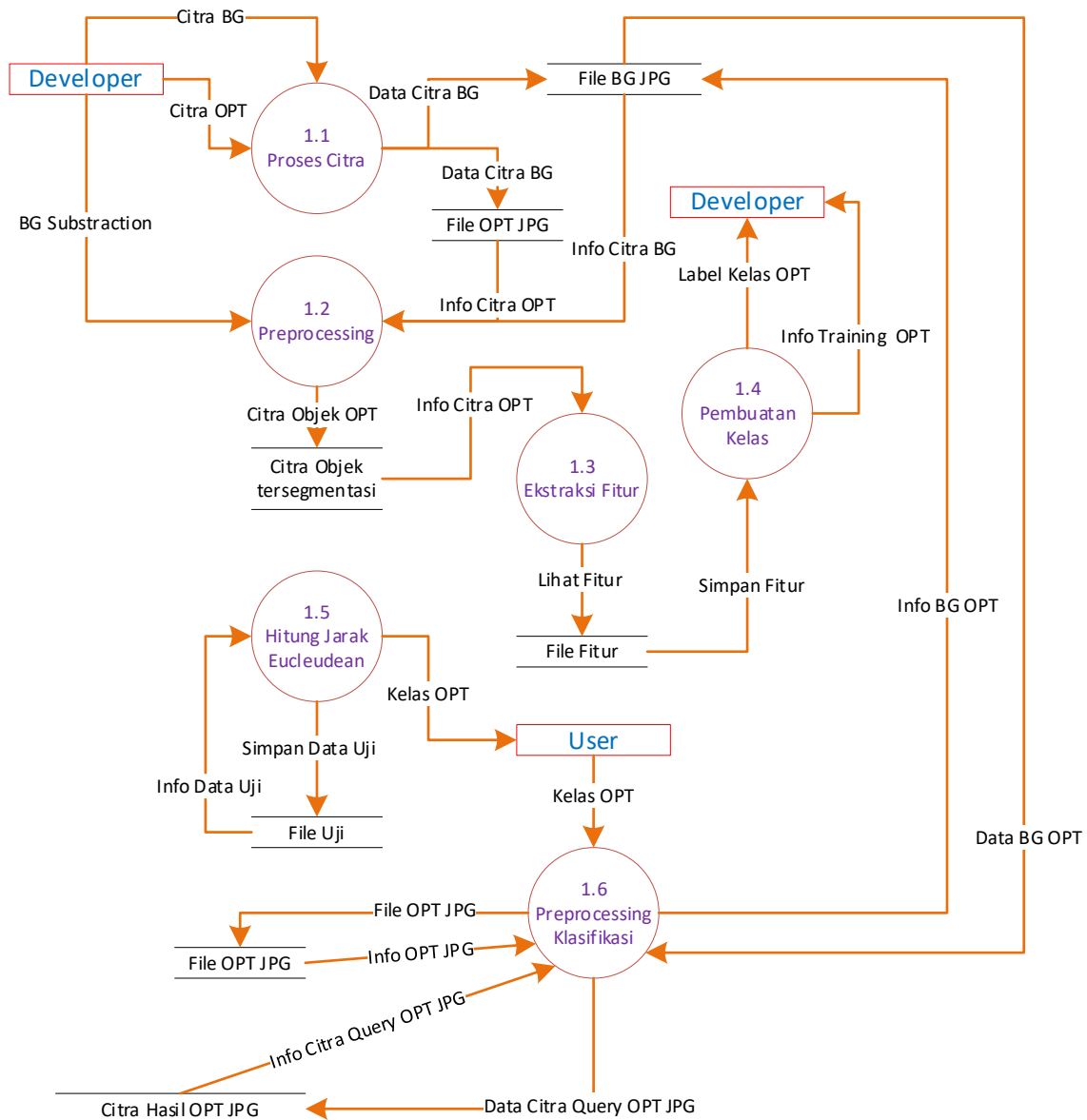
Pada tahaan analisa perancangan sistem peneliti menggunakan Consept Data Modeling (CDM) Context Diagram dan Data Flow Diagram (DFD) Sebagai model sistem untuk mempersentasikan seluruh elemen sistem yang saling terkait baik input,proses dan output,ada beberapa tahapann dalam analisa perancangan sistem yaitu: Tahapan pertama pada analisa perancangan sistem klasifikasi hama dan penyakit (OPT) kelapa menggunakan Pemodelan Context Diagram dimana berfungsi untuk menggambar secara umum seluruh input dan output sistem, dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Context Diagram Klasifikasi Hama dan penyakit (OPT) kelapa

Pada Diagram Konteks terdapat di entitas utama yang terlibat yaitu pengembang sistem dan pengguna, proses secara umum dimulai dari penginputkan/pengambilan citra hama dan penyakit (OPT) kelapa dan background, pada proses klasifikasinya terdapat proses pembentukan kelas, subtraction, ekstraksi fitur, klasifikasi dan evaluasi, dan menghasilkan kelas hama dan penyakit (OPT) kelapa, sedangkan dari sisi entitas pengguna proses ekstraksi hama dan penyakit (OPT) kelapa dan kelas hama dan penyakit (OPT) kelapa dimana prosesnya juga berupa subtraction, ekstraksi fitur dan klasifikasi, untuk lebih detailnya digambarkan pada DFD level 1 pada gambar 3.

DFD level 1 (satu) digunakan untuk menggambarkan secara detail aliran data sistem klasifikasi hama dan penyakit (OPT) kelapa, yang melibatkan data store sebagai tempat penyimpanan dan proses decomposisi sistem, DFD level 1 merupakan gambaran detail dari Context Diagram, untuk Data Flow Diagram dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. DFD Level 1 Proses Klasifikasi Hama dan penyakit (OPT) kelapa

Pada gambar 3 DFD level 1 dimulai pengembang input data citra latar belakang kemudian di proses file citra background BMP, kemudian input citra hama dan penyakit (OPT) kelapa dan kemudian diproses pada File gambar citra kelapa berformat JPG, tahapan selanjutnya proses preprocessing yakni proses background subtraction (proses pemisahan background belakang dengan citra gambar kelapa) setelah proses pemisahan subtraction selesai, tahapan selanjutnya proses ekstraksi fitur dimana ekstraksi fitur ini akan menghasilkan Fitur RGB (Red, Green, Blue). setelah ekstraksi, tahap selanjutnya proses pembentukan kelas, dimana proses ini hasilnya disimpan kedalam data store file fitur, tahap selanjutnya proses klasifikasi dimana proses klasifikasi ini menghasilkan RGB (Red, Green, Blue) dan CCEM (contrast, correlation, energy, homogeneity), akan di simpan kedalam data store citra hasil objek kelapa, proses ekstraksi fitur citra query, setelah menghitung citra query tahap selanjutnya proses menghitung jarak, dan hasilnya disimpan kedalam data store File Uji, dan akan menghasilkan hama dan penyakit (OPT) kelapa berdasarkan grade A, B atau C dengan persentase kemiripan.

Implementasi merupakan tahapan menerapkan dan mengoperasikan sistem pada kenyataan yang sebenarnya, sehingga akan di ketahui apakah sistem yang telah dibangun benar-benar dapat berjalan dan sesuai dengan tujuan yang ingin dicapai. Adapun Implementasi Sistem meliputi Sistem pembentuk kelas dan sistem klasifikasi Bibit Kelapa.

1. Implementasi Sistem Pembentuk Kelas. Implementasi Sistem Pembentuk Kelas memerlukan sekumpulan input berupa OPT kelapa yang diambil citranya dengan menggunakan kamera untuk dijadikan referensi. Fase pengumpulan sample OPT kelapa ini disebut dengan fase pelatihan. Sistem dikenalkan dengan berbagai sekelompok OPT kelapa dengan fitur warna dan fitur tekstur. Sistem pembentuk kelas juga akan menampilkan output berupa tabel yang akan menampilkan OPT kelapa yang sudah diperkenalkan, dimana masing-masing OPT kelapa diwakili oleh mean kelasnya. Untuk memudahkan proses pelatihan yang akan dilakukan maka diperlukan antar muka pemakai untuk melaksanakan fase pelatihan tersebut.
2. Uji coba sistem dan program adalah dimana program atau aplikasi yang selesai dirancang, diuji kelayakannya untuk mengetahui apakah sistem tersebut masih terdapat kesalahan eksekusi dan kekurangan atau sudah sesuai dengan tujuan yang diharapkan.
3. Pengujian Kelas. Adalah pengujian klasifikasi dari data uji, 80 data eksperimen yang menghasilkan informasi berupa jarak dan persentase kemiripan. Dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Pengujian Kelas

Warna RGB			Texsture				Jarak	%	Kelas
R	G	B	con	cor	ene	hom			
115	132	99	0.385	0.859	0.142	0.852	89.8651	11.90%	Bercak Daun
109	117	89	0.959	0.758	0.096	0.783	105.788	14.00%	Bercak Daun
168	163	147	1.574	0.706	0.047	0.671	24.3538	3.22%	Bercak Daun
127	120	111	1.305	0.907	0.125	0.803	81.3279	10.77%	Bercak Daun
127	123	112	0.459	0.892	0.154	0.854	79.23	10.49%	Bercak Daun
205	194	150	0.634	0.937	0.248	0.857	35.7409	4.73%	Bercak Daun
125	110	104	1.560	0.710	0.054	0.675	91.0599	12.06%	Bercak Daun
121	131	117	0.218	0.933	0.151	0.905	79.3504	10.50%	Bercak Daun
117	124	88	0.458	0.903	0.095	0.843	97.3168	12.88%	Bercak Daun
132	127	118	1.089	0.786	0.061	0.735	71.3323	9.44%	Bercak Daun
97	108	88	0.388	0.954	0.132	0.880	37.8332	14.12%	Busuk Daun
156	136	102	0.633	0.794	0.107	0.790	29.7203	11.09%	Busuk Daun
104	105	80	0.598	0.850	0.111	0.811	37.9123	14.15%	Busuk Daun
108	111	102	0.381	0.972	0.152	0.900	25.0139	9.33%	Busuk Daun
115	116	115	0.545	0.957	0.194	0.908	21.9779	8.20%	Busuk Daun
146	135	82	0.833	0.690	0.129	0.784	27.5185	10.27%	Busuk Daun
117	118	116	0.506	0.965	0.232	0.907	20.9497	7.82%	Busuk Daun
116	111	92	0.571	0.840	0.105	0.799	20.3125	7.58%	Busuk Daun
132	138	113	0.340	0.900	0.131	0.869	19.8117	7.39%	Busuk Daun
112	119	121	0.938	0.928	0.137	0.865	26.9194	10.05%	Busuk Daun
179	168	162	0.929	0.776	0.067	0.720	70.6441	14.74%	Pendarahan Batang
164	153	146	0.627	0.919	0.071	0.804	43.6925	9.12%	Pendarahan Batang
97	83	72	0.481	0.824	0.112	0.810	77.985	16.28%	Pendarahan Batang
140	136	133	0.780	0.922	0.076	0.799	15.5889	3.25%	Pendarahan Batang
89	81	77	0.485	0.815	0.124	0.815	81.1555	16.94%	Pendarahan Batang
193	182	172	0.780	0.807	0.117	0.787	92.2248	19.25%	Pendarahan Batang
157	148	139	0.640	0.763	0.134	0.790	32.841	6.85%	Pendarahan Batang
157	147	138	0.324	0.875	0.132	0.854	32.0306	6.69%	Pendarahan Batang
153	146	135	0.228	0.773	0.268	0.891	26.6462	5.56%	Pendarahan Batang
133	125	119	0.391	0.911	0.098	0.845	6.33308	1.32%	Pendarahan Batang
114	122	131	1.309	0.917	0.117	0.812	21.2554	9.25%	Akar Jatuh
107	115	122	1.436	0.885	0.114	0.791	17.624	7.67%	Akar Jatuh
110	122	137	1.130	0.902	0.122	0.819	27.8029	12.10%	Akar Jatuh
98	102	109	1.034	0.903	0.130	0.845	28.2222	12.29%	Akar Jatuh
150	141	111	0.601	0.765	0.107	0.784	37.5722	16.36%	Akar Jatuh
109	115	123	1.562	0.864	0.069	0.772	16.8707	7.34%	Akar Jatuh
103	107	113	1.017	0.905	0.081	0.807	20.5551	8.95%	Akar Jatuh
112	117	127	1.087	0.902	0.077	0.800	17.8463	7.77%	Akar Jatuh
115	120	129	1.247	0.882	0.087	0.779	18.5975	8.10%	Akar Jatuh

Warna RGB			Texsture				Jarak	%	Kelas
R	G	B	con	cor	ene	hom			
105	102	104	0.908	0.866	0.071	0.771	23.3653	10.17%	Akar Jatuh
96	90	82	0.504	0.930	0.077	0.815	43.0722	11.42%	Kumbang Sagu
116	89	56	0.304	0.935	0.108	0.863	44.7927	11.88%	Kumbang Sagu
115	114	114	0.196	0.973	0.113	0.913	28.3345	7.51%	Kumbang Sagu
141	136	119	0.298	0.974	0.110	0.891	37.9201	10.06%	Kumbang Sagu
148	89	61	0.247	0.923	0.135	0.883	40.8763	10.84%	Kumbang Sagu
146	101	75	0.295	0.951	0.106	0.886	23.4571	6.22%	Kumbang Sagu
131	120	62	0.547	0.936	0.086	0.839	31.0097	8.22%	Kumbang Sagu
116	132	85	0.393	0.911	0.139	0.870	27.9506	7.41%	Kumbang Sagu
69	125	101	0.340	0.918	0.213	0.896	66.0145	17.51%	Kumbang Sagu
103	115	76	0.245	0.962	0.113	0.901	33.6646	8.93%	Kumbang Sagu
117	86	65	0.498	0.963	0.166	0.856	57.7627	17.08%	Kumbang Tanduk
127	125	112	0.184	0.981	0.121	0.929	4.9576	1.47%	Kumbang Tanduk
159	137	124	0.420	0.929	0.125	0.820	36.8144	10.89%	Kumbang Tanduk
131	122	120	0.273	0.970	0.097	0.876	12.9012	3.82%	Kumbang Tanduk
123	130	110	0.477	0.952	0.097	0.852	9.75629	2.89%	Kumbang Tanduk
127	123	119	0.145	0.988	0.178	0.946	11.8963	3.52%	Kumbang Tanduk
106	95	86	0.302	0.965	0.097	0.892	42.513	12.57%	Kumbang Tanduk
106	78	56	0.315	0.940	0.144	0.893	72.974	21.58%	Kumbang Tanduk
162	156	159	0.478	0.954	0.105	0.844	69.7225	20.62%	Kumbang Tanduk
141	133	98	0.325	0.949	0.170	0.890	18.8251	5.57%	Kumbang Tanduk
168	167	158	0.478	0.911	0.175	0.878	117.91	21.31%	Sexava SP
106	110	72	0.221	0.946	0.141	0.902	20.2667	3.66%	Sexava SP
86	113	59	0.233	0.928	0.142	0.893	35.9594	6.50%	Sexava SP
93	94	61	0.827	0.834	0.079	0.792	37.1019	6.71%	Sexava SP
87	82	66	0.353	0.935	0.130	0.871	49.2516	8.90%	Sexava SP
124	146	77	0.276	0.948	0.101	0.876	33.3695	6.03%	Sexava SP
117	130	72	0.158	0.959	0.147	0.926	17.137	3.10%	Sexava SP
160	165	92	0.190	0.894	0.289	0.923	68.8678	12.45%	Sexava SP
71	109	30	0.248	0.964	0.149	0.931	59.9365	10.83%	Sexava SP
149	162	162	0.156	0.977	0.176	0.940	113.491	20.51%	Sexava SP
115	119	52	0.325	0.894	0.150	0.877	17.2303	5.42%	Ulat Api
137	140	101	0.110	0.954	0.242	0.946	45.7019	14.38%	Ulat Api
153	175	129	0.173	0.893	0.248	0.923	89.7604	28.25%	Ulat Api
112	134	60	0.086	0.969	0.303	0.958	8.51458	2.68%	Ulat Api
129	150	62	0.273	0.887	0.161	0.883	29.2773	9.21%	Ulat Api
110	127	92	0.261	0.961	0.112	0.895	26.3641	8.30%	Ulat Api
105	136	57	0.231	0.907	0.176	0.894	13.2662	4.18%	Ulat Api
105	121	64	0.114	0.961	0.208	0.944	8.75393	2.76%	Ulat Api
128	148	61	0.174	0.923	0.187	0.917	27.5806	8.68%	Ulat Api
86	86	49	0.285	0.958	0.131	0.890	51.2871	16.14%	Ulat Api

Tabel 9. Rata-rata dan Simpangan Baku Kelas

Kelas	Rata-Rata		Simpangan Baku	
	Jarak	%	Jarak	%
Bercak Daun	75.536	0.100	24.736	0.033
Busuk Daun	26.797	0.100	6.371	0.024
Pendarahan Batang	47.914	0.100	28.658	0.060
Akar Jatuh	22.971	0.100	6.199	0.027
Kumbang Sagu	37.709	0.100	11.566	0.031
Kumbang Tanduk	33.812	0.100	24.566	0.073
Sexava SP	55.329	0.100	33.791	0.061
Ulat Api	31.774	0.100	23.696	0.075

Dari hasil pengujian masing-masing kelas didapat rata-rata jarak dan simpangan bakunya, maka kelas OPT Kelapa yang memiliki nilai jarak rata-rata tertinggi yaitu Bercak Daun = 75.536 dengan jarak simpangan baku sebesar 24.736. dan yang terkecil yaitu Kelas Akar Jatu dengan rata-rata Jarak = 22.971 dengan jarak simpangan baku sebesar 6.199.

5 KESIMPULAN

Berdasarkan dari tujuan penelitian didapat kesimpulan yaitu: Telah dibangun sebuah sistem klasifikasi OPT kelapa menggunakan dengan metode NMC menggunakan tool Matlab. Hasil klasifikasi sistem 10 x 10 – fold crossvalidation pada masing-masing Kelas secara detail dapat dilihat pada tabel 9 Rata-rata dan Simpangan Baku Kelas. Dari hasil pengujian masing-masing kelas didapat rata-rata jarak dan simpangan bakunya, maka kelas OPT Kelapa yang memiliki nilai jarak rata-rata tertinggi yaitu Bercak Daun = 75.536 dengan jarak simpangan baku sebesar 24.736. dan yang terkecil yaitu Kelas Akar Jatu dengan rata-rata Jarak = 22.971 dengan jarak simpangan baku sebesar 6.199. Untuk mendapatkan persentase kemiripan yang tinggi harus dilakukan data latih yang banyak terhadap sistem klasifikasi kualitas OPT kelapa. Diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat melakukan analisis dan klasifikasi OPT Kelapa dengan menggunakan metode lain.

REFERENSI

- [1] Ridha MR, Yunita F. Pemilihan Bibit Kelapa Menggunakan Metode Nearest Mean Classifier Untuk Masyarakat Petani Kelapa Di Kabupaten Indragiri Hilir. *Jurnal Perangkat Lunak*. 2020 Dec 17;2(3):101-14.
- [2] Abdullah, Ku-Mahamud, K. R. and Agung Sedyono. "A new feature set partitioning method for nearest mean classifier ensembles." (2013). *Proceedings of the 4 th International Conference on Computing and Informatics*, 39-44
- [3] Marhaeni L.S. Inventarisasi Hama Dan Penyakit Penting Pada Tanaman Kelapa. *Perspektif: Review Penelitian Tanaman Industri*. 2008 Dec 30;7(2): 112-117.
- [4] Muni A, Jibril M. Penerapan Metode Naive Bayes Classifier Dalam Pemilihan Kualitas Bibit Kelapa Untuk Masyarakat Petani Kelapa Di Indragiri Hilir. *jupel [Internet]*. 2023Oct.29 [cited 2024Mar.19];5(3):313-22. Available from: <https://ejournal.unisi.ac.id/index.php/jupel/article/view/2780>
- [5] Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Indragiri Hilir. BPS INHIL. 2023. Kabupaten Indragiri Hilir Dalam Angka 2023. Indragiri Hilir. Available from: <https://inhilkab.bps.go.id/publication/2023/12/29/f2b5f157347224138ddef999/statistik-daerah-kabupaten-indragiri-hilir-2023.html>
- [6] Skurichina M, Kuncheva LI, Duin RP. Bagging and boosting for the nearest mean classifier: Effects of sample size on diversity and accuracy. In *International workshop on multiple classifier systems 2002 Jun 21 (pp. 62-71)*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- [7] Masparudin M, Abdullah A, Usman U. Sistem Prediksi Kualitas Santan Kelapa Menggunakan Nearest Mean Classifier (NMC). *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*. 2020 Sep 27;9(3):646-55.
- [8] Santucci E. Quantum Minimum Distance Classifier. *Entropy*. 2017; 19(12):659. <https://doi.org/10.3390/e19120659>
- [9] Sergioli, G, Giuntini R, Freytes H. A new quantum approach to binary classification. *PloS one*. 2019 May 9;14(5):e0216224.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terimakasih kami sampaikan kepada Kemendikbudristek Direktorat Jendral Pendidikan Tinggi, Riset, dan Teknologi, Direktorat Riset, Teknologi, dan Pengabdian Kepada Masyarakat sebagai pemberi dana pada penelitian ini.