

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Landasan Teori

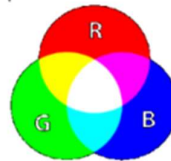
2.1.1 Jenis Citra

Citra merupakan intensitas cahaya 2D. Citra diperoleh dengan pengolahan data yang diperoleh melalui kegiatan interpretasi gambar secara manual menggunakan kamera digital.

Nilai suatu piksel dalam citra memiliki nilai dalam rentang tertentu. Nilainya bervariasi tergantung pada jenis warna. Namun umumnya nilainya adalah 0-255. Citra dengan penggambaran seperti ini digolongkan ke dalam citra integer. Berikut ini Jenis gambar berdasarkan nilai piksel adalah:

a. Citra RGB

RGB sering disebut pencampuran warna aditif. Karena warna diciptakan oleh cahaya yang tersedia. Alat yang menggunakan model warna RGB antara lain mata manusia, proyektor, televisi, kamera video, kamera digital, dan alat yang menghasilkan cahaya. Proses penciptaan cahaya dilakukan dengan mencampurkan tiga warna. Skala intensitas untuk setiap warna ditentukan dari 0 hingga 255. Ketika tiga warna mencapai intensitas 0, mereka menjadi hitam, seperti ruangan gelap tanpa cahaya. Hal ini terlihat ketika menonton bioskop-bioskop tua yang proyektor yang digunakan masih menggunakan proyektor 3 warna melalui lubang yang terpisah. [Novi, DE 2012].



Gambar 2.1 Warna RGB

b. Citra Grey

Citra *greyscale* adalah citra digital yang hanya memiliki satu nilai kanal per piksel. Artinya, nilai bagian merah = hijau = biru. Nilai ini digunakan untuk menunjukkan derajat kejenuhan yang mewakili warna hitam, abu-abu, dan putih. Tingkat keabuan di sini adalah tingkat keabuan yang bervariasi dari hitam hingga hampir putih. Gambar *grayscale* berikut memiliki kedalaman warna 8 bit (256 kombinasi *grayscale*) [Putra, D.2010].

Konversi citra warna ke citra *grayscale* dapat juga dilakukan dengan cara memberi bobot pada setiap elemen warna, sehingga persamaan diatas dimodifikasi menjadi persamaan 2.1 :

$$0.2989 * R + 0.5870 * G + 0.1140 * B \dots\dots\dots(2.1)$$

Keterangan :

R = Komposisi warna *red* pada citra

G = Komposisi warna *green* pada citra

B = Komposisi warna *blue* pada citra

Dibawah ini adalah contoh citra *greyscale*



Gambar 2.2 Citra *Greyscale*

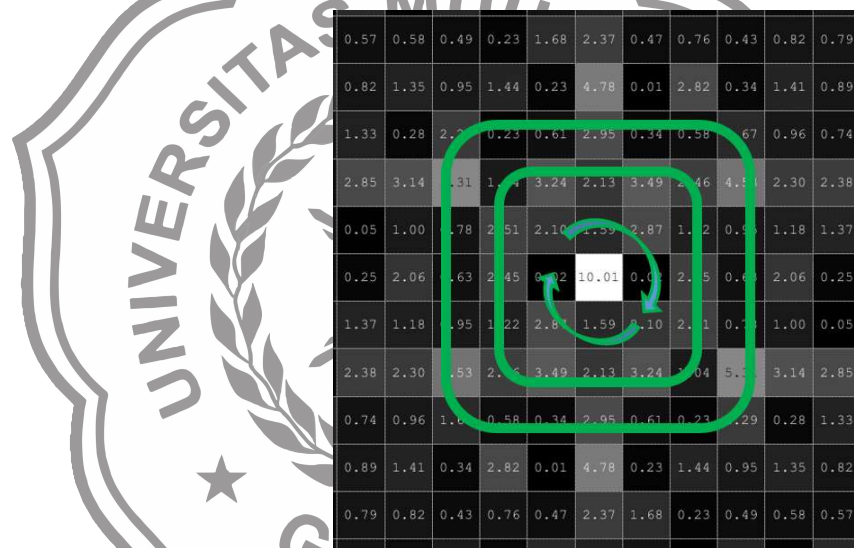
2.1.2 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri ini merupakan proses merubah suatu karakteristik citra ke dalam sekelompok nilai ciri yang sesuai. Salah satu teknik untuk memperoleh ciri statistik adalah dengan menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan

orientasi sudut tertentu. Pendekatan ini bekerja dengan membentuk sebuah matriks kookurensi dari data citra, dilanjutkan dengan menentukan ciri sebagai fungsi dari matriks antara tersebut.

a. *Algoritme RAPSV*

Fitur RAPSV didapatkan dengan citra spasial diubah menjadi frekuensi menggunakan *transformasi fast fourier*. Dari hasil *transformasi fast fourier* tersebut dihitung nilai *power spektrum* secara melingkar (radial) kemudian dirata-rata. Dibawah ini adalah gambar ilustrasi perhitungan fitur RAPSV



Gambar 2.3 Ilustrasi penghitungan fitur RAPSV

b. *Algoritme GLCM*

GLCM adalah teknik yang memperoleh statistik orde kedua dengan menghitung probabilitas hubungan dekat antara dua piksel pada jarak (d) dan sudut (θ). Proses kerja dari metode GLCM adalah membentuk *co-occurrence* pada data citra pada data citra kemudian menentukan sifat-sifat fungsional matriks antar piksel (Rahman et al., 2018). Untuk penghitungan fitur GLCM dapat dilihat pada persamaan 2.2 hingga 2.7

a. *Angular Second Moment (ASM)*

Menunjukkan ukuran sifat homogenitas citra.

$$ASM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j))^2 \quad (2.2)$$

dimana $p(i, j)$ merupakan menyatakan nilai pada baris i dan kolom j pada matriks kookurensi.

b. *Contrast*

Menentukan jumlah dispersi (momen inersia) dari elemen matriks gambar. Jika letaknya jauh dari diagonal utama, maka nilai kontrasnya akan tinggi. Secara visual, nilai kontras merupakan ukuran variasi tingkat keabuan pada area citra.

$$Kontras = \sum_{n=1}^L n^2 \{ \sum_{|i-j|=n} GLCM(i, j) \} \quad (2.3)$$

c. *Correlation*

Menunjukkan besarnya ketergantungan linier dari tingkat keabuan citra untuk memberikan indikasi adanya struktur linier pada citra.

$$Korelasi = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (ij)(GLCM(i, j) - \mu_i' \mu_j')}{\sigma_i' \sigma_j'} \quad (2.4)$$

d. *Variance*

Menunjukkan variasi elemen dari matriks *co-occurrence*. Citra dengan tingkat keabuan yang rendah juga memiliki variansi yang rendah.

$$Var = \sum_i \sum_j (i - \mu_i) (j - \mu_j) GLCM(i, j) \quad (2.5)$$

e. *Invers Difference Moment*

Menunjukkan homogenitas gambar dalam skala abu-abu yang sama. Gambar yang homogen memiliki nilai IDM yang besar.

$$IDM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{(GLCM(i, j))^2}{1+(i-j)^2} \quad (2.6)$$

f. Entropy

Menentukan ukuran ketidak teraturan bentuk. Nilai ENT besar untuk gambar dengan transisi skala abu-abu halus dan kecil untuk struktur gambar tidak beraturan (berfluktuasi).

$$Entropi = - \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i,j) \log (GLCM(i,j))) \quad (2.7)$$

2.1.3 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan penentuan sebuah *record* data baru ke salah satu dari beberapa kategori (kelas) yang telah didefinisikan sebelumnya dan disebut juga dengan *supervised learning*. Berikut ini contoh beberapa metode klasifikasi:

a. Algoritme KNN

Algoritme K-NN merupakan metode klasifikasi objek berdasarkan data terdekat atau nilai tetangga (Afriyana et al., 2018). Garis besar dari algoritma ini adalah untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan data latih atau contoh latih dan mencocokkan data tersebut dengan data uji atau data uji (Susanto & Supriyanto, 2015). Metode *KNN* adalah metode yang relatif sederhana yang beroperasi pada jarak terpendek dari *instance query* ke data pelatihan, mengurutkan data dengan jarak terdekat, dan kemudian mengambil *k* data terdekat. Cara yang digunakan menghitung jarak antara data baru dan lama *Algoritme KNN* adalah jarak euclidean, dan perhitungan ini merupakan default pada MATLAB. Gunakan rumus jarak euclidean sebagai berikut:

$$d_i^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \quad (2.8)$$

b. *Algoritme Random Forest*

Random Forest merupakan pengembangan dari metode *Decision Tree* yang menggunakan banyak pohon keputusan. Setiap *Decision Tree* dilatih pada sampel terpisah dan setiap atribut dibagi menjadi pohon yang dipilih dari subset atribut acak. *Random Forest* memiliki kelebihan yaitu dapat meningkatkan hasil akurasi jika terdapat data yang hilang, dan untuk *resisting outliers*, serta efisien untuk penyimpanan sebuah data. Selain itu *Random Forest* memiliki proses pemilihan fitur terbaik sehingga dapat meningkatkan performa terhadap model klasifikasi. Dengan adanya seleksi fitur terbaik *Random Forest* dapat bekerja secara efektif pada *Big Data* dengan parameter yang kompleks secara efektif (Devella et al., 2020).

c. *Algoritme Naïve Bayes*

Algoritme naïve bayes adalah algoritma klasifikasi berdasarkan pengklasifikasian statistik. Metode ini dapat mengklasifikasikan kelas berdasarkan probabilitas setiap atribut yang dimiliki pada data set. Klasifikasi *naïve bayes* didasarkan pada *bayes theorem*. Klasifikasi *naïve bayes* juga memiliki kecepatan pemrosesan data yang cepat dengan tingkat akurasi yang tinggi bila diterapkan pada database yang besar. Metode ini mengenali setiap atribut sebagai atribut yang *independent*. Sehingga dengan karakteristik atribut tersebut, metode klasifikasi ini disebut sebagai algoritma yang *naïve*. (Wijayanti & Abdurasyid, 2021)

2.1.4 Evaluasi

Dalam tahap evaluasi menggunakan *Confusion Matrix Multi Class*. *Confusion Matrix Multi Class* merupakan matriks yang dapat memberikan gambaran tingkat akurasi model. Dimensi *Confusion*

Matrix Multiclass memiliki kondisi atau kelas lebih dari 2, sehingga ukuran matriks lebih dari 2 x 2 tabel matriks. *Confusion matrix* berisi informasi tentang nilai berdasarkan nilai sebenarnya dengan nilai prediksi atau skor pada masing-masing kategori (Tsani Ramdani, 2017). Dapat dilihat pada tabel 2.1 untuk gambaran dari *Confusion Matrix Multi-Class*.

Tabel 2.1 *Confusion Matrix Multi-Class*

		Prediksi			TOTAL
		A	B	C	AKTUAL
Aktual	A	TP(A)	FN(B)/FP(A)	FN(C)/FP(A)	nA(A)
	B	FN(A)/FP(B)	TP(B)	FN(C)/FP(B)	nA(B)
	C	FN(A)/FP(C)	FN(B)/FP(C)	TP(C)	nA(C)
TOTAL PREDIKSI		nP(A)	nP(B)	nP(C)	N

Keterangan :

- N= Jumlah Banyaknya Data
- nA = Jumlah data aktual untuk suatu kategori
- nP = Jumlah data prediksi untuk suatu kategori
- TP (*True Positive*) = Kondisi yang menyatakan nilai prediksi sesuai dengan nilai aktualnya
- FN (*False Negative*) = Kondisi yang menyatakan suatu prediksi bernilai negatif tetapi aktualnya justru bernilai positif
- FP (*False Positive*) = Kondisi yang menyatakan suatu prediksi bernilai positif tetapi aktualnya justru bernilai negatif

Untuk menghitung kinerja klasifikasi dapat dihitung 3 nilai yaitu *Precision*, *Recall* dan *Accuracy*. *Precision* adalah nilai yang menunjukkan seberapa signifikan data, *Recall* digunakan untuk menghitung seberapa signifikan data terpilih, sedangkan *Accuracy* menghitung tingkat akurasi prediksi. Pada tabel 2.1 menunjukkan berapa banyak data prediksi yang sesuai dengan nilai sebenarnya. Selain itu, juga dapat melihat berapa banyak hasil prediksi yang

memberikan hasil yang tidak sesuai dengan nilai sebenarnya. Itu diinisialisasi ke *True Positive* (TP) untuk nilai prediksi yang benar.

Nilai *true positive* (TP) selalu membentuk diagonal pada tabel, semua nilai TP dijumlahkan kemudian dibagi dengan jumlah data atau penjumlahan semua nilai pada kolom tabel untuk menghitung nilai akurasi, berikut persamaannya.

$$Accuracy = \frac{TP(A)+TP(B)+TP(C)}{N} \quad (2.9)$$

Nilai *precision* diperoleh dengan menghitung nilai prediksi yang benar untuk suatu kelas dibagi dengan jumlah total nilai prediksi untuk kelas tersebut, berikut persamaannya.

$$Precision = \frac{TP(A)}{nP(A)} \quad (2.10)$$

Nilai *recall* diperoleh dengan menghitung nilai prediksi yang benar untuk suatu kelas dibagi dengan jumlah total nilai sebenarnya untuk kelas tersebut, berikut adalah persamaannya.

$$Recall = \frac{TP(A)}{nA(A)} \quad (2.11)$$

2.2 Tinjauan Pustaka

Sebagai upaya penguatan topik penelitian, penulis melakukan analisis dari hasil riset penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan topik penelitian. Berikut ini beberapa hasil dari penelitian sebelumnya:

Tabel 2.2 Tinjauan Pustaka

NO	NAMA PENULIS	JUDUL	TAHUN	HASIL PENELITIAN
1	Yudha Arya Prasaja, Soffiana Agustin, Umi Chotijah dan Farhanna Mar'i	Perbandingan Metode GLCM Dan LBP Dalam Klasifikasi Jenis Kayu	2022	Menggunakan 3 jenis kayu sebagai data latihan dan data uji, antara lain kayu agathis, keruing dan meranti. Didapatkan hasil akurasi sebesar 90% menggunakan metode GLCM. Sedangkan menggunakan metode LBP diperoleh tingkat akurasi sebesar 70%.
2	Saifudin dan Abdul Fadlil	Sistem Identifikasi Citra Kayu Berdasarkan Tekstur Menggunakan <i>Gray Level Coocurrence Matrix (GlcM)</i> Dengan Klasifikasi Jarak Euclidean	2015	mendapatkan kesimpulan, bahwa sistem yang telah dibuat mampu mengidentifikasi jenis kayu jati dan mahoni dengan baik dan dan mendapat akurasi yang paling tinggi didapatS pada citra ukuran 30x30 yaitu 82,5% dan akurasi terendah didapat dari citra ukuran 20x20 dengan

NO	NAMA PENULIS	JUDUL	TAHUN	HASIL PENELITIAN
				65,0% dan ukuran 10x10 dengan akurasi 77,5%.
3	Soffiana Agustin, R. V. Hari Ginardi Dan Handayani Tjandrasa	<i>Identification of oil palm plantation in IKONOS images using radially averaged power spectrum values</i>	2015	Ekstraksi fitur yang digunakan domain frekuensi yaitu nilai <i>spektral</i> daya rata-rata radial (RAPSV). Hasil klasifikasi menggunakan <i>machine-learned multilayer perceptron</i> dengan fitur domain spasial menghasilkan akurasi 72,75%, fitur frekuensi 84,75%, dan kombinasi fitur domain spasial dan frekuensi menghasilkan akurasi 86%. Akurasi tertinggi sebesar 89% diperoleh dari kombinasi fitur <i>first-order</i> , fitur lokal, dan RAPSV

NO	NAMA PENULIS	JUDUL	TAHUN	HASIL PENELITIAN
3	Muhammad Irfan Fathurrahman dan Drs. Jondri. M. Si	Sistem Klasifikasi Kualitas Kayu Jati Berdasarkan Jenis Tekstur Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan <i>Graylevel-Co-Occurrence Matrix</i>	2019	mendapatkan kesimpulan, bahwa keluaran yang dihasilkan memiliki akurasi sebesar 98,3%. Dari 60 data dengan 4 kelas, yaitu kelas A, kelas B, Kelas C, dan Kelas D yang diujikan pada sistem hanya terdapat 2 kesalahan antara data asli dan data hasil pengujian.
4	Rahmat Robi Waliyansyah, Citra Fitriyah	Perbandingan Akurasi Klasifikasi Citra Kayu Jati Menggunakan Metode <i>Naive Bayes</i> dan <i>k-Nearest Neighbor (k-NN)</i>	2019	mendapatkan kesimpulan, Metode kNN secara umum baik dalam mengklasifikasikan 3 jenis kayu jati yaitu Semarang, Blora dan Sulawesi dengan tingkat akurasi di atas 70%. Akan tetapi klasifikasi paling baik untuk jenis kayu jati Sulawesi dengan Metode <i>Naive Bayes</i> ,

NO	NAMA PENULIS	JUDUL	TAHUN	HASIL PENELITIAN
				tingkat akurasinya sebesar 82,7%.
5	Luthfiana Ratnawati, Dwi Ratna Sulistyaningrum	Penetapan <i>Random Forest</i> untuk Mengukur Tingkat Keparahan Penyakit pada Daun Apel	2019	mendapatkan kesimpulan, Kinerja metode <i>Random Forest</i> mengukur tingkat keparahan penyakit daun apel dengan akurasi tertinggi pada proses pelatihan adalah 100, nilai akurasi tertinggi pada proses pengujian adalah 75,3191%. Tingkat kinerja metode <i>Random Forest</i> untuk mengukur tingkat keparahan penyakit daun apel dipengaruhi oleh kurangnya <i>preprocessing</i> citra, yang menyebabkan hasil segmentasi citra yang tidak sesuai, sehingga menghasilkan nilai <i>ekstraksi</i> fitur yang tidak akurat. Juga,

NO	NAMA PENULIS	JUDUL	TAHUN	HASIL PENELITIAN
				proporsi data yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian, serta penggunaan jumlah pohon keputusan dalam proses pelatihan klasifikasi <i>Random Forest</i> .
6	Elva Grecia Anggraini	Sistem Klasifikasi Vegetasi Pada Citra Satelit Lahan Kelapa Sawit Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode Backpropagation	2018	mendapat kesimpulan metode ekstraksi fitur <i>Radialy Average Powerd Spectrum</i> (RAPS _V) dan Metode <i>Backpropagation</i> sebagai metode klasifikasi dapat digunakan untuk membedakan citra vegetasi dan citra bukan vegetasi pada citra satelit ikonoskopomatik dengan cukup baik dengan akurasi sebesar 75%.

NO	NAMA PENULIS	JUDUL	TAHUN	HASIL PENELITIAN
7	I Gusti Rai Agung Sugiarta, Made Sudarma, I Made Oka Widyantara	Ekstraksi Fitur Warna, Tekstur dan Bentuk untuk <i>Clustered-Based Retrieval of Images (CLUE)</i>	2017	mendapat kesimpulan hasil pengukuran citra temu kembali menggunakan metode <i>recall</i> dan <i>precision</i> lebih besar dari 0,8 dengan nilai berkisar antara 0 sampai 1. Hal ini menunjukkan bahwa sistem dapat memberikan hasil pencarian gambar yang baik tergantung dari gambar uji yang digunakan.
8	Feri Agustina, Zulfikar Amri Ardiansyah	Identifikasi Citra Daging Ayam Kampung dan Broiler Menggunakan Metode GLCM dan Klasifikasi-NN”	2020	Mendapat kesimpulan dalam penelitian ini menggunakan data uji 20 citra dan 80 citra data latih yang memiliki dua kelas yang berbeda yaitu ayam broiler dan ayam kampung. Dalam proses Ekstraksi citra menggunakan metode <i>Grayscale Level Co-occurrence Matrix</i>

NO	NAMA PENULIS	JUDUL	TAHUN	HASIL PENELITIAN
				<p>(GLCM) dengan sudut (Φ) = 0°, 45°, 90°, 135° dan metode klasifikasi <i>K-Nearest Neighbor</i> (KNN) dengan perhitungan jarak dengan menggunakan <i>Euclidean Distance</i> dengan nilai K = 1, K=3, K=5, K=7, K=9. Dihasilkan 17 data benar dimana 7 benar untuk kelas Broiler dan 10 benar untuk kelas Kampung dari jumlah data uji sebanyak 20 data citra pada sudut 0°, 11 data benar dimana 6 benar untuk kelas Broiler, 5 benar untuk kelas Kampung dari jumlah data uji sebanyak 20 data citra pada sudut 45°, 15 data benar dimana 7 data benar untuk kelas Broiler, 8 data benar untuk kelas Kampung dari jumlah data uji</p>

NO	NAMA PENULIS	JUDUL	TAHUN	HASIL PENELITIAN
				<p>sebanyak 20 data disudut 90°, 10 data benar dimana 3 data benar dikelas Broiler, 7 data benar dikelas Kampung dari jumlah data uji sebanyak 20 data citra disudut 135°. Mendapatkan nilai akurasi yang bisa dibilang cukup bagus, dimana akurasi menggunakan 20 data uji yang dibandingkan dengan 80 data latih dihasilkan sebanyak 85% dimana terdapat pada sudut 0° dalam jarak piksel 2 dengan jumlah data benar sebanyak 17 data dari 20 data keseluruhan.</p>
9	Asnan Khoirudin	Identifikasi Jenis Kayu Berdasarkan Tekstur Serat Dengan Metode <i>Template Matching</i>	2017	Mendapatkan kesimpulan akurasi yang didapat untuk citra serat kayu jati adalah 70% dengan jumlah data testing sebanyak 10 data, untuk

NO	NAMA PENULIS	JUDUL	TAHUN	HASIL PENELITIAN
				<p>citra serat kayu mindi sebesar 100% dengan jumlah data testing sebanyak 10 data, untuk citra kayu sonokeeling adalah 70% dengan jumlah data testing sebanyak 10 data, sedangkan untuk akurasi pengujian terhadap seluruh jenis serat kayu sebesar 80% dengan jumlah data testing sebanyak 30 data.</p>
10	<p>Ni Made Yeni Dwi Rahayu, Made Windu Antara Kesiman, I Gede Aris Gunadi</p>	<p>Identifikasi Jenis Kayu Berdasarkan Fitur Tekstur Menggunakan <i>Local Binary Pattern</i> (LBP) Dengan Metode <i>Learning Vector Quantization</i> (LVQ)</p>	2021	<p>Mendapatkan kesimpulan Hasil pengujian citra kayu dengan metode ekstraksi LBP dan klasifikasi LVQ dengan menggunakan parameter <i>numpoint</i> 1 sampai 10 dan radius 1 sampai 10 didapatkan akurasi paling tinggi yaitu 68,33% pada <i>numpoint</i> 2 dan radius 1. Ada beberapa faktor</p>

NO	NAMA PENULIS	JUDUL	TAHUN	HASIL PENELITIAN
				yang mempengaruhi hasil percobaan penelitian ini yaitu jumlah citra latih dan terdapat beberapa citra kayu memiliki pola yang hampir sama. Jika diamati secara visual tekstur kayu bangkirai, jati dan mahoni hampir mirip.
11	Gilang Atala Panhares, Indra Gita Anugrah	Klasifikasi Waktu Penyelesaian Skripsi Mahasiswa Menggunakan Metode <i>Weighted Naïve Bayes</i> (Studi Kasus: Program Studi Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik)	2022	Hasil klasifikasi data latih mahasiswa teknik informatika Universitas Muhammadiyah Gresik dalam waktu penyelesaian skripsi didapatkan nilai probabilitas mahasiswa teknik informatika dalam menyelesaikan skripsi dengan waktu 1 semester, 2 semester, dan > 2 semester adalah 0.14286, 0.53968, dan

NO	NAMA PENULIS	JUDUL	TAHUN	HASIL PENELITIAN
				<p>0.31746. Dan hasil pengujian evaluasi performa dengan menggunakan <i>confusion matrix</i>, didapatkan nilai accuracy 77,5%, precision kelas 1S 100%, precision kelas 2S 72,3%, precision kelas 3S 82,4%, recall kelas 1S 11,1%, recall kelas 2S 100%, recall kelas 3S 93,3%, specificity kelas 1S 100%, specificity kelas 2S 75%, specificity kelas 3S 88%.</p>

NO	NAMA PENULIS	JUDUL	TAHUN	HASIL PENELITIAN
12	Soffiana Agustin, Putri Aisyiyah Rakhma Devi, Deni Sutaji, Nuniek Fahrani	<i>Oil Palm Age Classification On Satellite Imagery Using Fractal-Based Combination</i>	2016	Mendapatkan hasil pita pankromatik memberikan informasi tekstur lebih baik daripada pita tampak atau NIR. Ini dapat dimaksimalkan dengan menggunakan fitur yang sesuai, seperti berbasis tekstur atau fraktal. Pada klasifikasi umur pohon kelapa sawit digunakan metode berbasis fraktal pada pita pankromatik citra satelit IKONOS. Metode klasifikasi yang digunakan adalah <i>multi-layer perceptron</i> dengan berbasis ekstraksi fitur menggunakan algoritma SFTA yang dikombinasikan dengan fitur lokal dan pola biner lokal. Klasifikasi SFTA berbasis Multi layer perceptron memberikan hasil

NO	NAMA PENULIS	JUDUL	TAHUN	HASIL PENELITIAN
				<p>akurasi 72,5%, klasifikasi berbasis <i>multilayer</i> fitur lokal memberikan hasil akurasi sebesar 48,75% sedangkan klasifikasi berbasis <i>multi-perceptron</i> berbasis menggunakan ekstraksi fitur LBP-uniform invariant rotation memberikan akurasi sebesar 60,5% pada hasil. Klasifikasi umur tanaman kelapa sawit dengan perceptron berbasis multi layer dapat dilakukan dengan baik menggunakan informasi tekstur yang disediakan pada citra satelit pankromatik IKONOS. Keterbatasan pita pankromatik dalam hal warna tidak berpengaruh secara signifikan pada hasil klasifikasi. Penggunaan ekstraksi ciri seperti</p>

NO	NAMA PENULIS	JUDUL	TAHUN	HASIL PENELITIAN
				yang diusulkan dalam penelitian ini mampu meningkatkan akurasi hingga 76 %.

Berdasarkan hasil analisis penelitian terdahulu, maka penelitian klasifikasi jenis kayu menggunakan metode RAPSV dan GLCM dapat dilakukan.

