

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1. Pohon Kelapa Sawit

2.1.1. Sejarah perkembangan industry *Pohon Kelapa Sawit*

Kelapa sawit (*elaeis guineensis jacq*) merupakan salah satu tanaman penghasil minyak nabati yang sangat penting. Dewasa ini, kelapa sawit tumbuh sebagai tanaman liar (hutan), setengah liar, dan sebagai tanaman budi daya yang tersebar di berbagai Negara beriklim tropis bahkan mendekati subtropis di Asia, Amerika Selatan, dan Afrika. Di Indonesia penyebarannya di daerah Aceh, pantai timur Sumatera, Jawa, dan Sulawesi.

Menurut penelitian bahwa Ca'da Mosto memperkenalkan kelapa sawit pada tahun 1435-1460. Terdapat cubaan untuk menanam kelapa sawit di India dan Kepulauan Maurutius pada tahun 1836. Pada tahun 1870 benih Deli Dura dibawa ke Asia Tenggara dan ditanam di Taman Botani Singapura. Pada tahun 1890 minyak kelapa sawit mula digunakan untuk membuat margarine. Lord Leverholme memperkenalkan milling dan pemrosesan minyak kelapa sawit. Tahun berikutnya kilang pemrosesan minyak kelapa sawit dibina di Belgium, Congo.

Pada tahun 1848 orang Belanda membawa kelapa sawit ke Indonesia yang kemudiannya ke Singapura dan Tanah Melayu. Kelapa sawit datang ke Tanah Melayu melalui Taman Botani Singapura sebagai Tanaman Hias. M.A.Hallet menanam pokok kelapa sawit Deli untuk pengeluaran komersial di Sumatera. Kemudian M. H. Fauconnire menanam pokok kelapa sawit Deli di Rantau Panjang, Selangor. Pada

tahun 1917 bermula penanaman kelapa sawit secara komersial di Estet Tannamaran, Kuala Selagor. Seterusnya di Estet Elmina, Kuala Selangor.

Industri sawit Malaysia dan Indonesia bermula apabila empat anak benih dari Afrika ditanam di Taman Botani Bogor, Indonesia pada tahun 1848. Benihnya dari Bogor ini kemudiannya ditanam di tepi-tepi jalan sebagai tanaman hiasan di Deli, Sumatera pada dekad 1870-an dan di Rantau Panjang, Kuala Selagor pada tahun 1911-1912.

Di Taman Botani Bogor terdapat pohon kelapa sawit yang tertua di Asia Tenggara yang berasal dari Afrika. Taman botani ini yang seluas 87 hektare dibina pada tahun 1817, dan merupakan usaha Prof. Dr. Reinwadt, ahli botani Belanda. Terdapat 20,000 tanaman di sini yang tergolong dalam 6,000 spesies.

Industri sawit Malaysia bermula pada tahun 1917 apabila Ladang Tenmaran di Kuala Selagor ditanam dengan benih dura Deli dari Rantau Panjang. Apabila pewarisan bentuk buah difahami, penanaman komersil beralih daripada bahan dura kepada kacukan dura x pisifera (D x P). Kacukan D x P menghasilkan buah tenera. Penanaman ladang yang menggunakan bahan D x P berlaku secara mendadak pada awal dekad 1960-an apabila Felda membuka tanah rancangan secara besar-besaran.

Sumber: <http://agroteknologisawit.wordpress.com/about/>

2.1.2. Manfaat dan Keunggulan Tanaman Kelapa Sawit

Bagian yang paling utama untuk diolah dari kelapa sawit adalah buahnya. Bagian daging buah menghasilkan minyak kelapa sawit mentah yang diolah menjadi bahan baku minyak goreng. Kelebihan minyak nabati dari sawit adalah harga yang murah, rendah kolesterol, dan memiliki kandungan karoten tinggi. Minyak sawit juga dapat diolah menjadi bahan baku minyak alkohol, sabun, lilin, dan industri kosmetika.

Sisa pengolahan buah sawit sangat potensial menjadi bahan campuran makanan ternak dan difermentasikan menjadi kompos. Tandan kosong dapat dimanfaatkan untuk mulsa tanaman kelapa sawit, sebagai bahan baku pembuatan pulp dan pelarut organik, dan tempurung kelapa sawit dapat dimanfaatkan sebagai bahan bakar dan pembuatan arang aktif.

Kelapa sawit mempunyai produktivitas lebih tinggi dibandingkan tanaman penghasil minyak nabati lainnya (seperti kacang kedele, kacang tanah dan lain-lain), sehingga harga produksi menjadi lebih ringan. Masa produksi kelapa sawit yang cukup panjang (22 tahun) juga akan turut mempengaruhi ringannya biaya produksi yang dikeluarkan oleh pengusaha kelapa sawit.



Gambar 2.1 Pohon Buah Kelapa Sawit

Sumber:<http://koleksi-foto-gambar.blogspot.com/2010/11/koleksi-foto-pohon-kelapa-sawit.html>.

2.1.3. Ciri-ciri Fisiologi Kelapa Sawit

a. Daun

Daun kelapa sawit merupakan daun majemuk. Daun berwarna hijau tua dan pelapah berwarna sedikit lebih muda. Penampilannya sangat mirip dengan tanaman salak, hanya saja dengan duri yang tidak terlalu keras dan tajam.

b. Batang

Batang tanaman kelapa sawit diselimuti bekas pelapah hingga umur 12 tahun. Setelah umur 12 tahun pelapah yang mengering akan terlepas sehingga menjadi mirip dengan tanaman kelapa.

c. Akar

Akar serabut tanaman kelapa sawit mengarah ke bawah dan samping. Selain itu juga terdapat beberapa akar napas yang tumbuh mengarah ke samping atas untuk mendapatkan tambahan aerasi.

d. Bunga

Bunga jantan dan betina terpisah dan memiliki waktu pematangan berbeda sehingga sangat jarang terjadi penyerbukan sendiri. Bunga jantan memiliki bentuk lancip dan panjang sementara bunga betina terlihat lebih besar dan mekar.

e. Buah

Buah sawit mempunyai warna bervariasi dari hitam, ungu, hingga merah tergantung bibit yang digunakan. Buah bergerombol dalam tandan yang muncul dari tiap pelapah.

Buah terdiri dari tiga lapisan:

- a) Eksokarp, bagian kulit buah berwarna kemerahan dan licin.
- b) Mesokarp, serabut buah
- c) Endokarp, cangkang pelindung inti

Inti sawit merupakan endosperm dan embrio dengan kandungan minyak inti berkualitas tinggi.



Gambar 2.2. Pohon Kelapa Sawit

Sumber : <http://harno-blogspot.com/2012/05/tanaman-kelapa-sawit.html>.

2.1.4 Manfaat Lain Minyak Kelapa Sawit

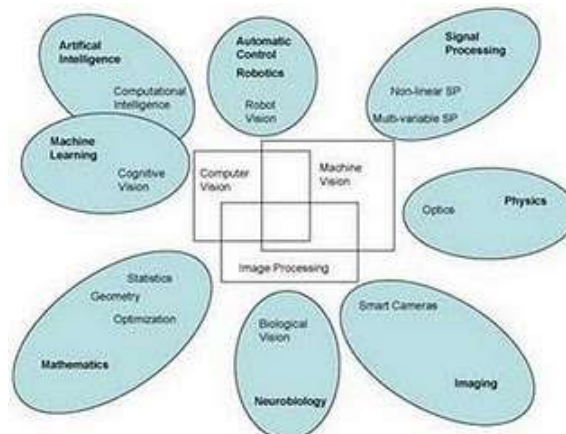
Manfaat lain dari proses industri minyak kelapa sawit antara lain:

- a. Sebagai bahan bakar alternatif Biodisel
- b. Sebagai nutrisi pakan ternak (cangkang hasil pengolahan)
- c. Sebagai bahan pupuk kompos (cangkang hasil pengolahan)
- d. Sebagai bahan dasar industri lainnya (industri sabun, detergen, industri kosmetik, industri makanan)
- e. Sebagai obat karena kandungan minyak nabati berprospek tinggi
- f. Sebagai bahan pembuat particle board (batang dan pelepah).
- g. Sebagai bahan pengganti oli samping pada mesin dua tak

2.2. Computer Vision

Computer Vision sering didefinisikan sebagai salah satu cabang ilmu pengetahuan yang mempelajari bagaimana komputer dapat mengenali obyek yang diamati atau diobservasi. Arti dari *Computer Vision* adalah ilmu dan teknologi mesin yang melihat, di mana mesin mampu mengekstrak informasi dari gambar yang diperlukan untuk menyelesaikan tugas tertentu. Sebagai suatu disiplin ilmu, visi komputer berkaitan dengan teori di balik sistem buatan bahwa ekstrak informasi dari gambar. Data gambar dapat mengambil banyak bentuk, seperti urutan video, pandangan dari beberapa kamera, atau data multi-dimensi dari scanner medis. Sebagai disiplin teknologi, *Computer Vision* berusaha untuk menerapkan teori dan model untuk pembangunan sistem.

Pada *Computer Vision* terdapat kombinasi antara Pengolahan Citra dan Pengenalan Pola yang hubungannya dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 2.3 Kombinasi Pengolahan Citra dan Pengenalan Pola

Sumber: http://3.bp.blogspot.com/_N_DUzbZBDJU/TNUM-AOOMrI/AAAAAAAAATo/tMufWhkVNz0/s1600/computer+vision.jpg

Pengolahan Citra (Image Processing) merupakan bidang yang berhubungan dengan proses transformasi citra atau gambar. Proses ini bertujuan untuk mendapatkan kualitas citra yang lebih baik. Sedangkan Pengenalan Pola

(Pattern Recognition), bidang ini berhubungan dengan proses identifikasi obyek pada citra atau interpretasi citra. Proses ini bertujuan untuk mengekstrak informasi atau pesan yang disampaikan oleh gambar atau citra.

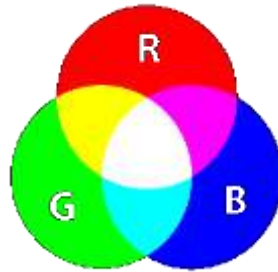
2.3. Jenis Citra

Nilai suatu *pixel* memiliki nilai dalam rentang tertentu, dari nilai minimum sampai nilai maksimum. Jangkauan yang berbeda-beda tergantung dari jenis warnanya. Namun secara umum jangkauannya adalah 0 – 255. Citra dengan penggambaran seperti ini digolongkan kedalam citra integer. Berikut adalah jenis-jenis citra berdasarkan nilai *pixel*nya [PDP10].

2.3.1. Citra RGB

RGB sering disebut sebagai warna additive. Hal ini karena warna dihasilkan oleh cahaya yang ada. Beberapa alat yang menggunakan color model RGB antara lain; mata manusia, projector, TV, kamera video, kamera digital, dan alat-alat yang menghasilkan cahaya. Proses pembentukan cahayanya adalah dengan mencampur ketiga warna tadi. Skala intensitas tiap warnanya dinyatakan dalam rentang 0 sampai 255.

Ketika warna Red memiliki intensitas sebanyak 255, begitu juga dengan Green dan Blue, maka terjadilah warna putih. Sementara ketika ketiga warna tersebut mencapai intensitas 0, maka terjadilah warna hitam, sama seperti ketika berada di ruangan gelap tanpa cahaya, yang tampak hanya warna hitam. Hal ini bisa dilihat ketika menonton di bioskop tua di mana proyektor yang digunakan masih menggunakan proyektor dengan 3 warna dari lubang yang terpisah, bisa terlihat ketika film menunjukkan ruangan gelap, cahaya yang keluar dari ketiga celah proyektor tersebut berkurang [DNE12].



Gambar 2.4 Warna RGB

Sumber: <http://adithgeek.files.wordpress.com/2012/07/400px-additivecolor-svg.png>

2.3.2. Citra Gray

Citra grayscale merupakan citra digital yang hanya memiliki satu nilai kanal pada setiap pixelnya, dengan kata lain nilai bagian RED=GREEN=BLUE. Nilai tersebut digunakan untuk menunjukkan tingkat intensitas. Warna yang dimiliki adalah warna dari hitam, keabuan dan putih. Tingkat keabuan disini merupakan warna abu dengan berbagai tingkatan dari hitam hingga mendekati putih. Citra grayscale berikut memiliki kedalaman warna 8 bit (256 kombinasi warna keabuan) [PDP10].



Gambar 2.5 Citra *Grayscale*

Sumber: <http://mulinnuha.files.wordpress.com/2010/01/lena2.jpg>

2.4. Pemrosesan Data Awal

2.4.1. Konversi Gambar Array ke Gambar Grayscale

Merubah citra menjadi citra grayscale adalah salah satu contoh proses pengolahan citra menggunakan operasi titik. Untuk mengubah citra RGB menjadi citra grayscale adalah dengan menghitung rata-rata nilai intensitas RGB setiap pixel penyusun tersebut. Rumusan matematis yang digunakan adalah sebagai berikut :

$$\text{Citra Abu-Abu} = 0,2989 * R + 0,587 * G + 0,114 B \dots\dots\dots (2.1)$$

Dimana :

R : Nilai warna merah

G : Nilai warna hijau

B : Nilai warna biru

2.4.2. Ekualisasi Histogram

Ekualiasi histogram adalah suatu tehnik perbaikan citra yang cara memanipulasi masing-masing piksel citra. Oleh karena itu histeq (histogram Equalisasi) disebut bekerja dibidang spasial.

Dengan histogram equalisasi kontras citra di stretch (diregangkan), sehingga titik atau pixel yang gelap semakin gelap sedangkan yang terang semakin terang



Gambar 2.6. Perbandingan Image Sebelum Dan Setelah Dilakukan Ekualisasi Histogram

Sumber : <http://arizona.blogspot.com/2012/11/pembuatan-histogram-menggunakan-matlab.html>

2.4.3 Normalisasi Histogram

Normalisasi histogram adalah proses pengolahan citra dengan merengangkan rentangan nilai histogram pada citra agar berada pada semua tingkat intensitas cahaya.

$X = 1\ 3\ 2\ 5\ 3\ 0\ 2\ 1\ 2\ 4\ 3\ 2$

Maka histogram adalah munculnya setiap nilai pada X, yaitu: nilai 0 muncul 1kali, nilai satu muncul 2 kali, nilai 2 muncul 4 kali, nilai 3 muncul 3 kali, nilai 4 muncul 1 kali, dan nilai 5 muncul 1 kali. karena citra mempunyai derajat keabuan 256 yaitu 0-225 maka nilai histogram menyatakan jumlah kemunculan setiap nilai 0-225.

$$N_x = \frac{N_{max} - N_{min}}{O_{max} - O_{min}} \times (O_{x,y} - O_{min}) + N_{min}$$

Dimana:

$N_{x,y}$ adalah nilai piksel pada citra output

$O_{x,y}$ adalah nilai piksel pada citra asli

O_{min} adalah nilai piksel terendah pada citra asli

O_{max} adalah nilai piksel tertinggi pada citra asli

2.4.4. Inversi Citra

Inverse citra adalah proses negative pada citra, misalkan citra, dimana setiap nilai citra dibalik dengan acuan threshold yang diberikan. Proses ini banyak digunakan pada citra-citra medis seperti usg dan X-Ray. Untuk citra dengan derajat keabuan 256, proses inverse citra didefinisikan dengan :

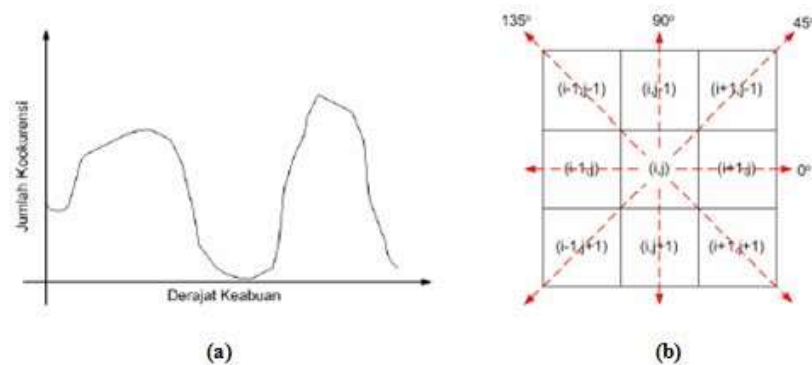
$$X_n = 255 - x$$

2.5. Analisis Tekstur

Tekstur merupakan karakteristik intrinsik dari suatu citra yang terkait dengan tingkat kekasaran (roughness), granularitas (granulation), dan

keteraturan (regularity) susunan struktural piksel. Aspek tekstural dari sebuah citra dapat dimanfaatkan sebagai dasar dari segmentasi, klasifikasi, maupun interpretasi citra.

Analisis tekstur lazim dimanfaatkan sebagai proses antara untuk melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Suatu proses klasifikasi citra berbasis analisis tekstur pada umumnya membutuhkan tahapan ekstraksi ciri, yang terdiri dari tiga macam metode yaitu metode statistik, metode spektral dan metode struktural. Metode GLCM termasuk dalam metode statistik dimana dalam perhitungan statistiknya menggunakan distribusi derajat keabuan (histogram) dengan mengukur tingkat kontras, granularitas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetangaan antar piksel di dalam citra. Paradigma statistik ini penggunaannya tidak terbatas, sehingga sesuai untuk tekstur-tekstur alami yang tidak terstruktur dari sub pola dan himpunan aturan (mikrostruktur). Metode statistik terdiri dari ekstraksi ciri orde pertama dan ekstraksi ciri orde kedua. Ekstraksi ciri orde pertama dilakukan melalui histogram citra sedangkan ekstraksi ciri statistik orde kedua dilakukan dengan matriks kookurensi, yaitu suatu matriks antara yang merepresentasikan hubungan ketetangaan antar piksel dalam citra pada berbagai arah orientasi dan jarak spasial. Ilustrasi ekstraksi ciri statistik ditunjukkan pada gambar 2.24 [5]



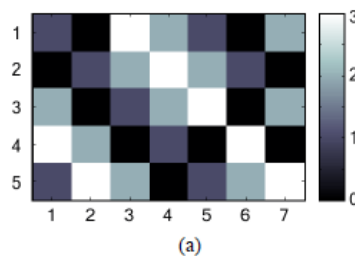
Gambar 2.7. Ilustrasi ekstraksi ciri statistik ,(a) Histogram citra sebagai fungsi probabilitas kemunculan nilai intensitas pada citra, (b) Hubungan ketetanggaan antar piksel sebagai fungsi orientasi dan jarak spasial

Sumber: http://i1211.photobucket.com/albums/cc432/arditel/2011-01-23_060324.jpg

2.5.1 Co-occurrence Matrix

Co-occurrence berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetangga dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut 45° , yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° . Sedangkan jarak antar piksel biasanya ditetapkan sebesar 1 piksel.

Co-occurrence Matrix merupakan matriks bujursangkar dengan jumlah elemen sebanyak kuadrat jumlah level intensitas piksel pada citra. Setiap titik (p,q) pada co-occurrence matrix berorientasi θ berisi peluang kejadian piksel bernilai p bertetangga dengan piksel bernilai q pada jarak d serta orientasi θ dan $(180-\theta)$ [DNE12].



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

(b)

Setelah memperoleh nilai rata-rata, kita dapat menghitung ciri statistik orde dua yang merepresentasikan citra yang diamati. Haralick et al mengusulkan berbagai jenis ciri tekstural yang dapat diekstraksi dari matriks kookurensi. Dalam modul ini dicontohkan perhitungan 6 ciri statistik orde dua, yaitu *Angular Second Moment*, *Contrast*, *Correlation*, *Variance*, *Inverse Difference Moment*, dan *Entropy* [PCD4].

1. *Angular Second Moment (ASM)*

Menunjukkan ukuran sifat homogenitas citra.

$$ASM = \sum_i \sum_j \{p(i,j)\}^2 \dots\dots\dots (2.3)$$

Dimana :

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

Berikut adalah perhitungan nilai ASM

0.0938	0.0690	0.0893	0.0405
0.0690	0.0521	0.0655	0.0399
0.0893	0.0655	0.0625	0.0656
0.0405	0.0399	0.0656	0.0521

(a)

0.0088	0.0048	0.0080	0.0016
0.0048	0.0027	0.0043	0.0016
0.0080	0.0043	0.0039	0.0043
0.0016	0.0016	0.0043	0.0027

(b)

Keterangan:

(a) Adalah nilai dari penjumlahan masing-masing sudut dibagi dengan banyaknya sudut (nilai rata-rata)

(b) Adalah nilai dari masing-masing *pixel* yang sudah dipangkat 2

(c) Jika nilai (b) dijumlahkan, maka hasil yang diperoleh yakni nilai $ASM = 0.0672$

2. Contrast

Menunjukkan ukuran penyebaran (momen inersia) elemen-elemen matriks citra. Jika letaknya jauh dari diagonal utama, nilai kekontrasan besar. Secara visual, nilai kekontrasan adalah ukuran variasi antar derajat keabuan suatu daerah citra. Berikut adalah adalah perhitungan nilai CON

$$CON = \sum_i k^2 [\sum_i \sum_j p(i, j)] \dots\dots\dots (2.4)$$

(i-j) ² = k			
0	1	4	9
1	0	1	4
4	1	0	1
9	4	1	0

(a)

k*rata-rata			
0	0.0690	0.3571	0.3643
0.0690	0	0.0655	0.1595
0.3571	0.0655	0	0.0656
0.3643	0.1595	0.0656	0

(b)

Keterangan:

- (a) Hasil pengurangan nilai dari variable i dengan nilai variable j kemudian dikuadratkan, perhitungan ini digunakan sebagai nilai dari variable k
- (b) Hasil perkalian dari nilai variable k dengan nilai dari variable rata-rata
- (c) Sehingga jika dikerjakan sesuai dengan rumus 2.11 maka nilai yang diperoleh untuk $CON = 2.1622$

3. Correlation

Menunjukkan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra. Berikut adalah perhitungan nilai COR

$$COR = \frac{\sum_i \sum_j (i,j) \cdot p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \dots\dots\dots (2.5)$$

Dimana:

- μ_x : adalah nilai rata-rata elemen kolom pada matriks $p(i,j)$
- μ_y : adalah nilai rata-rata elemen baris pada matriks $p(i,j)$
- σ_x : adalah nilai standar deviasi elemen pada kolom $p(i,j)$
- σ_y : adalah nilai standar deviasi elemen pada kolom $p(i,j)$

0.0938	0.0690	0.0893	0.0405	μ_x	2.3865	σ_x	1.1038
0.0690	0.0521	0.0655	0.0399	μ_y	2.3865	σ_y	1.1038
0.0893	0.0655	0.0625	0.0656	$\mu_x * \mu_y$	5.6952	$\sigma_x * \sigma_y$	1.2184
0.0405	0.0399	0.0656	0.0521				

(a)

(b)

$i*j$				$(i*j)*a$			
1	2	3	4	0.0938	0.1381	0.2679	0.1619
2	4	6	8	0.1381	0.2083	0.3929	0.3190
3	6	9	12	0.2679	0.3929	0.5625	0.7875
4	8	12	16	0.1619	0.3190	0.7875	0.8333

(c)

(d)

Keterangan:

- (a) Adalah nilai dari penjumlahan masing-masing sudut dibagi dengan banyaknya sudut (nilai rata-rata)
- (b) Adalah nilai rata-rata dan standar deviasi
- (c) Adalah nilai perkalian matriks i dengan j
- (d) Adalah nilai dari matriks (c) dikalikan dengan nilai dari matriks (a)
- (e) Sehingga jika dikerjakan sesuai dengan rumus 2.12 maka nilai yang diperoleh untuk COR = 0.1127

4. Variance

Menunjukkan variasi elemen-elemen matriks kookurensi. Citra dengan transisi derajat keabuan kecil akan memiliki variansi yang kecil pula. Berikut adalah perhitungan nilai VAR

$$VAR = \sum_i \sum_j (i - \mu_x)(j - \mu_y)p(i, j) \dots \dots \dots (2.6)$$

$$i - \mu_x$$

-1.3865	-1.3865	-1.3865	-1.3865
-0.3865	-0.3865	-0.3865	-0.3865
0.6135	0.6135	0.6135	0.6135
1.6135	1.6135	1.6135	1.6135

(a)

$$j - \mu_y$$

-1.3865	-1.3865	-1.3865	-1.3865
-0.3865	-0.3865	-0.3865	-0.3865
0.6135	0.6135	0.6135	0.6135
1.6135	1.6135	1.6135	1.6135

(b)

$$(i - \mu_x) * (j - \mu_y)$$

1.9223	0.5358	-0.8506	-2.2371
0.5358	0.1494	-0.2371	-0.6236
-0.8506	-0.2371	0.3764	0.9900
-2.2371	-0.6236	0.9900	2.6035

(c)

0.1802	0.0370	-0.0760	-0.0905
0.0370	0.0078	-0.0155	-0.0249
-0.0760	-0.0155	0.0235	0.0650
-0.0905	-0.0249	0.0650	0.1356

(d)

Keterangan:

- (a) Adalah hasil pengurangan antara matriks pada variable i dengan nilai pada variable μ_x
- (b) Adalah hasil pengurangan antara matriks pada variable j dengan nilai pada variable μ_y
- (c) Adalah hasil perkalian dari (a) dengan (b)
- (d) Adalah hasil perkalian antara nilai pada hasil (c) dengan nilai rata-rata awal
- (e) Sehingga jika dikerjakan sesuai dengan rumus 2.13 maka nilai yang diperoleh untuk $COR = 0.1373$

5. *Inverse Difference Moment*

Menunjukkan kehomogenan citra yang berderajat keabuan sejenis. Citra homogen akan memiliki harga IDM yang besar. Berikut adalah perhitungan nilai IDM

$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i,j) \dots\dots\dots (2.7)$$

$1+(i-j)^2$			
1	2	5	10
2	1	2	5
5	2	1	2
10	5	2	1

(a)

$\frac{1}{1+(i-j)^2} p(i,j)$			
0.0938	0.0345	0.0179	0.0040
0.0345	0.0521	0.0327	0.0080
0.0179	0.0327	0.0625	0.0328
0.0040	0.0080	0.0328	0.0521

(b)

Keterangan:

- (a) Adalah hasil 1 ditambah dengan matriks variable *i* dikurang dengan matriks variable *j* kemudian dikuadratkan
- (b) Adalah hasil dari 1 dibagi dengan hasil (a) kemudian dikalikan dengan nilai rata-rata awal
- (c) Sehingga jika dikerjakan sesuai dengan rumus 2.14 maka nilai yang diperoleh untuk IDM = 0.5203

6. *Entropy*

Menunjukkan ukuran ketidakaturan bentuk. Harga ENT besar untuk citra dengan transisi derajat keabuan merata dan bernilai kecil jika struktur citra tidak teratur (bervariasi). Berikut adalah perhitungan nilai ENT

$$ENT_2 = - \sum_i \sum_j p(i,j) \cdot \log p(i,j) \dots\dots\dots (2.8)$$

$$-\sum_i p(i,j)$$

-0.0938	-0.0690	-0.0893	-0.0405
-0.0690	-0.0521	-0.0655	-0.0399
-0.0893	-0.0655	-0.0625	-0.0656
-0.0405	-0.0399	-0.0656	-0.0521

$${}^2\log p(i,j)$$

-3.4150	-3.8563	-3.4854	-4.6268
-3.8563	-4.2630	-3.9329	-4.6482
-3.4854	-3.9329	-4.0000	-3.9296
-4.6268	-4.6482	-3.9296	-4.2630

(a)

(b)

$$-\sum_i p(i,j) * {}^2\log p(i,j)$$

0.3202	0.2663	0.3112	0.1873
0.2663	0.2220	0.2575	0.1854
0.3112	0.2575	0.2500	0.2579
0.1873	0.1854	0.2579	0.2220

(c)

Keterangan:

- (a) Adalah hasil dari nilai rata-rata awal dengan ditambah min
- (b) Adalah hasil dari ${}^2\log p(i,j)$
- (c) Adalah hasil perkalian antara nilai hasil pada (a) dengan nilai hasil pada (b)
- (d) Sehingga jika dikerjakan sesuai dengan rumus 2.15 maka nilai yang diperoleh untuk IDM = 3.9452

2.6 Normalisasi Data Linear

Normalisasi data linier adalah proses penskalaan nilai atribut dari data sehingga bisa jatuh pada range tertentu. Keuntungan dari metode ini adalah keseimbangan nilai perbandingan antara data saat sebelum dan sesudah nilai normalisasi. Kekurangannya adalah jika ada data baru metode ini akan memungkinkan terjebak pada out of bound error. Normalisasi data sangat di perlukan ketika data yang ada terlalu besar atau terlalu kecil sehingga pengguna

kesulitan memahami informasi yang di maksud. Normalisasi dapat di hitung dengan cara sebagai berikut.

$$\text{normalisasi } (\chi) = \frac{\text{minRange} + (\chi - \text{minValue})(\text{maxRange} - \text{minRange})}{\text{maxValue} - \text{minValue}}$$

- X= nilai yang akan di normalisasi
- MinRange= batas nilai minimum normalisasi yang di inginkan
- MaxRange= batas nilai maksimum normalisasi yang di inginkan
- MinValue= nilai terendah dari data set
- MaxValue= nilai tertinggi dari data set

jika rentan nilai normalisasi yang di inginkan berada pada rentan [0,1] maka dapat juga menggunakan persamaan berikut

$$\text{normalisasi } (\chi) = \frac{\chi - R}{T - R}$$

Dimana :

X =Nilai tiap fitur

R =Nilai terendah dari setiap fitur

T =Nilai tertinggi dari setiap fitur

2.6. Metode Fuzzy K-Nearest Neighbor

Algoritma Nearest Neighbor (kadang disebut juga K-Nearest Neighbor / K-NN) merupakan algoritma yang melakukan klasifikasi berdasarkan kedekatan lokasi (jarak) suatu data dengan data yang lain. K-NN merupakan algoritma yang menggunakan seluruh data latih untuk melakukan proses klasifikasi (*complete storage*). Hal ini mengakibatkan untuk data dalam jumlah yang sangat besar, proses prediksi menjadi sangat lama.

Jika K-NN melakukan prediksi secara tegas pada data uji berdasarkan perbandingan K tetangga terdekat, maka ada pendekatan lain yang dalam melakukan prediksi juga berdasarkan K tetangga terdekat tapi tidak secara tegas memprediksi kelas yang harus diikuti oleh data uji, pemberian label kelas data

uji pada setiap kelas dengan memberikan nilai keanggotaan seperti halnya teori himpunan fuzzy. Algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbour diperkenalkan oleh Keller dengan mengembangkan K-NN yang digabung dengan teori fuzzy dalam memberikan definisi pemberian label kelas pada data uji yang diprediksi.

Seperti halnya pada teori fuzzy, sebuah data mempunyai nilai keanggotaan pada setiap kelas, yang artinya sebuah data bisa dimiliki oleh kelas yang berbeda dengan nilai derajat keanggotaan dalam interval $[0,1]$. Teori himpunan fuzzy men-generalisasi teori K-NN klasik dengan mendefinisikan nilai keanggotaan sebuah data pada masing – masing kelas. Rumus yang digunakan :

$$u(x, c_i) = \frac{\sum_{k=1}^K u(x_k, c_i) * d(x, x_k)^{\frac{-2}{m-1}}}{\sum_{k=1}^K d(x, x_k)^{\frac{-2}{m-1}}} \dots\dots\dots (2.14)$$

- $u(x, c_i)$ adalah nilai keanggotaan data x ke kelas c_i
- K adalah jumlah tetangga terdekat yang digunakan
- $u(x_k, c_i)$ adalah nilai keanggotaan data tetangga dalam K tetangga pada kelas c_i , nilainya 1 jika data latih x_k milik kelas c_i atau 0 jika bukan milik kelas c_i ,
- $d(x, x_k)$ adalah jarak dari data x ke data x_k dalam K tetangga terdekat
- m adalah bobot pangkat (*weight exponent*) yang besarnya $m > 1$

Nilai keanggotaan suatu data pada kelas sangat dipengaruhi oleh jarak data itu ke tetangga terdekatnya, semakin dekat ke tetangganya maka semakin besar nilai keanggotaan data tersebut pada kelas tetangganya, begitu pula sebaliknya. Jarak tersebut diukur dengan N dimensi(fitur) data.

Pengukuran jarak (ketidakmiripan) dua data yang digunakan dalam f-knn digenerali dengan :

$$d(x_i, x_j) = \left(\sum_{l=1}^N |x_{il} - x_{jl}|^p \right)^{\frac{1}{p}} \dots\dots\dots (2.15)$$

- N adalah dimensi (jumlah fitur) data
- Untuk p adalah penentu jarak yang digunakan
- jika p=1 maka jarak yang digunakan adalah Manhattan
- jika p=2 maka jarak yang digunakan adalah Euclidean
- jika p = ∞ maka jarak yang digunakan adalah Chebyshev.

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

Algoritma prediksi dengan F-KNN

1. Normalisasi data menggunakan nilai terbesar dan terkecil data pada setiap fitur.
2. Cari K tetanggan terdekat untuk data uji x menggunakan persamaan (2.15).
3. Hitung nilai keanggotaan $u(x,y_i)$ menggunakan persamaan (2.14) untuk setiap i, dimana $1 \leq i \leq C$
4. Ambil nilai terbesar $v = u(x,y_i)$ untuk semua $1 \leq i \leq C$ C adalah jumlah kelas
5. Berikan label kelas v ke data uji x yaitu y_i [Prasetyo,2012].

2.7. Penelitian Sebelumnya

1. PERHITUNGAN POHON KELAPA SAWIT BERDASARKAN BENTUK MAHKOTA POHON MENGGUNAKAN CITRA FOTO UDARA. Soffiana Agustin, S.Kom., M.Kom Dosen di fakultas Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik telah melakukan penelitian ini untuk mengetahui jumlah pohon kepala sawit dalam suatu area dengan menggunakan *Intensity Weighted Centroid* (IWC), menggunakan ekstraksi ciri tekstur coocuren matriks dan preprocessing normalisasi intensitas, ekualisasi histogram, invers citra, median filtering, image filling tingkat keakuratan mencapai 94,7%
2. KLASIFIKASI POHON KELAPA SAWIT PADA CITRA FOTO UDARA BERDASARKAN TEKSTUR MENGGUNAKAN METODE K-NN. Pada tahun 2013 Hilmi. dari fakultas Teknik jurusan Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik telah melakukan penelitian tersebut sebagai Tugas Akhir (Skripsi). telah melakukan penelitian ini untuk mengetahui jumlah pohon kepala sawit dalam suatu area dengan menggunakan metode KNN, dengan ukuran gambar 256x256 dibagi kedalam kelas sawit tua dan muda, menggunakan ekstraksi ciri tekstur coocuren matriks dan preprocessing normalisasi intensitas, ekualisasi histogram, invers citra, median filtering, image filling. tingkat keakuratan mencapai 85,21%
3. PENGELOMPOKAN UMUR POHON KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN METODE FCM BERDASARKAN TEKSTUR PADA CITRA FOTO UDARA. Pada tahun 2014 milla. Dari fakultas Teknik jurusan Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik telah melakukan penelitian tersebut sebagai tugas Akhir (Skripsi). Telah melakukan penelitian ini untuk mengetahui pohon kelapa sawit dan yang bukan kelapa sawit dalam satu area dengan menggunakan metode fcm dengan ukuran gambar 256x256 dibagi kedalam kelas sawit tua dan muda menggunakan

ekstraksi ciri tekstur coocuren matriks dan preprocessing normalisasi intensitas, ekualisasi histogram, median filtering. tingkat keakuratan mencapai 64%