

**BAB II**  
**LANDASAN TEORI**

**2.1 Tinjauan Pustaka**

Tinjauan pustaka merupakan kumpulan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya yang dapat digunakan untuk mendukung penelitian yang sedang dilakukan saat ini. Tinjauan pustaka yang telah peneliti kumpulkan dan disajikan dalam tabel 2.1 berikut :

**Tabel 2.1** Tinjauan Pustaka

<b>No</b>	<b>Peneliti</b>	<b>Judul</b>	<b>Metode</b>	<b>Hasil</b>
1	Danar Putra Pamungkas (2019).	Ekstraksi Citra menggunakan Metode GLCM dan K-NN untuk identifikasi Jenis Anggrek ( <i>Orchidaceae</i> ).	<i>Gray level Co-occurrence Matrix</i> (GLCM) dan <i>K-Nearest Neighbor</i> (K-NN)	Hasil yang didapat adalah keberhasilan identifikasi bunga anggrek mencapai 80% dengan rata-rata 77%.
2	R Andrian, M A Naufal Hermantoc Junaidi, F R Lumbanraja (2019).	<i>K-Nearest Neighbor</i> (K-NN) <i>Classification for Recognition of the Batik Lampung Motifs</i> .	<i>Gray level Co-occurrence Matrix</i> (GLCM) dan <i>K-Nearest Neighbor</i> (K-NN).	Hasil yang didapat adalah Metode klasifikasi <i>K-Nearest Neighbor</i> sudah sangat baik dalam proses pengenalan pola Batik Lampung dengan akurasi tertinggi yang di peroleh dalam sudut 135° dengan k = 7 mencapai 97.96%. untuk level akurasi terendah dengan orientasi sudut 45° dengan k = 9 mencapai 80.49%.

3	Gregorius Ivan Sebastian, Yuita Arum Sari, Randy Cahya Wihandika (2019).	Algoritma <i>K-Nearest Neighbors</i> Untuk Klasifikasi Jenis Makanan Dari Citra Digital Dengan <i>Local Binary Patterns</i> Dan <i>Color Moments</i> .	<i>K-Nearest Neighbors, Local Binary Patterns, Color Moments</i> .	.Hasil evaluasi dari klasifikasi yang menggunakan fitur <i>Local Binary Patterns</i> dan <i>Color Moments</i> menghasilkan nilai f1-score tertinggi sebesar 0,85. Klasifikasi yang menggunakan fitur, <i>Local Binary Patterns</i> saja menghasilkan nilai f1-score tertinggi sebesar 0,85. Klasifikasi yang menggunakan fitur <i>Color Moments</i> saja menghasilkan nilai f1-score tertinggi sebesar 0,89. Sehingga algoritma klasifikasi <i>K-Nearest Neighbors</i> dapat bekerja secara efektif pada data set ini ketika menggunakan fitur <i>Color Moments</i> saja.
4	Rizky Rahmadiano, Edy Mulyanto, T. Sutojo (2019).	Implementasi Pengolahan Citra dan Klasifikasi <i>K-Nearest Neighbor</i> untuk Mendeteksi Kualitas Telur Ayam.	<i>K-Nearest Neighbors</i> .	Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode yang dipilih berhasil digunakan, dengan hasil K tertinggi yaitu K=7 dan akurasi 86%.
5	Mirza Ramadhan dan Darlis Heru Murti (2018).	Klasifikasi Ikan Menggunakan <i>Oriented Fast And Rotated Brief (ORB)</i>	<i>Oriented Fast And Rotated Brief (ORB)</i> dan <i>K-Nearest Neighbor (K-NN)</i> /	Hasil dari penelitian ini membuktikan n algoritma ORB dapat mendeteksi <i>keypoint</i> dan menghasilkan fitur yang <i>invariant</i>

		dan <i>K-Nearest Neighbor</i> (K-NN)/		terhadap perubahan sudut rotasi pada citra ikan. Terbukti dengan pengujian klasifikasi ikan dengan perbedaan rotasi, hasil tetap menunjukkan nilai akurasi yang tinggi. Untuk tingkat keberhasilan akurasi dalam meklasifikasi seluruh sampel data ikan dengan tingkat akurasi sebesar 97.5%.
6	Rico Andrian, Devi Maharani, Meizano Ardhi Muhammad, Akmal Junaidi (2019).	<i>Butterfly identification using gray level co-occurrence matrix (glcm) extraction feature and k-nearest neighbor classification.</i>	<i>Gray level Co-occurrence Matrix</i> (GLCM) dan <i>K-Nearest Neighbor</i> (K-NN).	Dari total 600 gambar kupu kelas <i>Centhosia penthesilea</i> dan <i>Papilio nephelus</i> dapat diklasifikasikan dibandingkan dengan 4 kelas lainnya dan membutuhkan waktu klasifikasi 2 detik di setiap orientasi sudut. Akurasi tertinggi 91.1% dengan nilai $k = 5$ pada sudut $90^\circ$ dan tingkat kesalahan = 8,9%. Kesalahan klasifikasi terjadi karena nilai fitur data uji lebih dominan dengan nilai pelatihan fitur gambar di kelas yang berbeda dari kelas yang seharusnya. Alasan lainnya adalah karena data pengujian tidak sempurna.

### 2.1.1 Literatur 1

*Orchidaceae* merupakan nama latin dari bunga anggrek yang memiliki variasi bentuk, warna dan ukuran bunga yang bermacam-macam dengan ciri-ciri unik. Bentuk dan warna bibir merupakan keunikan bunga anggrek yang menjadi pembeda dengan tanaman lain. Untuk membedakan jenis anggrek satu dengan yang lain yaitu dengan melihat warna, tekstur, kelopak bunga anggrek. Dengan mengetahui perbedaan tersebut seseorang dapat mengidentifikasi jenis suatu bunga anggrek. Namun secara umum jenis-jenis bunga anggrek memiliki kemiripan warna, tekstur dan kelopak bunganya. tujuan penelitian ini adalah mengetahui apakah metode K-Nearest Neighbor dan Gray level Co-occurrence Matrix dapat mengetahui tingkat keberhasilan mengidentifikasi bunga anggrek. penelitian ini menerapkan dua metode tersebut dalam aplikasi berbasis *mobile*. Metode penelitian ini menggunakan K-Nearest Neighbor dan Gray level Co-occurrence Matrix untuk identifikasi bunga anggrek. Data yang digunakan sebagai data *training* pada aplikasi yang dibangun berjumlah 75 data dengan perincian 25 data bunga jenis *phalaenopsis*, 25 data jenis *dendrobium*, 25 data bukan anggrek. Data Testing berjumlah 15 dengan perincian 5 data bunga jenis *phalaenopsis*, 5 data jenis *dendrobium*, 5 data bukan anggrek. Hasil yang didapat adalah keberhasilan identifikasi bunga anggrek mencapai 80% dengan rata-rata 77%.

### 2.1.2 Literatur 2

Batik adalah nama kain tradisional yang terkenal dari Jawa. Kain batik sudah diakui sebagai warisan budaya tradisional Indonesia oleh UNESCO sejak 2 Oktober 2009. Saat ini batik ditiru dan dimodifikasi oleh banyak daerah

di Indonesia sehingga menghasilkan keunikan motif yang baru dari masing-masing. Rico Andrian, M A Naufal, Bambang Hermanto, Akmal Junaidi, dan F R Lumbanraja yang berasal dari Universitas Lampung dengan *judul k-Nearest Neighbor (K-NN) Classification for Recognition of the Batik Lampung Motifs*. Di dalam penelitian tersebut berfokus pada penggunaan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* dan *Gray level Co-occurrence Matrix* sebagai Ekstraksi Fitur Citra Batik. Tujuannya adalah untuk mengetahui apakah metode *K-Nearest Neighbor (K-NN)* dapat mengenalkan pola pada batik lampung. Data *sampel* yang digunakan berjumlah 25 untuk setiap motif batik lampung Hasil yang didapat adalah Metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* sudah sangat baik dalam proses pengenalan pola Batik Lampung dengan akurasi tertinggi yang diperoleh dalam sudut  $135^\circ$  dengan  $k = 7$  mencapai 97.96%. untuk level akurasi terendah dengan sudut  $45^\circ$  dengan  $k = 9$  mencapai 80.49%.

### 2.1.3 Literatur 3

Makanan merupakan kebutuhan utama untuk mempertahankan hidup seorang individu. Kandungan gizi yang terdapat pada makanan yang dikonsumsi mempengaruhi performa kerja seseorang dalam menjalankan kegiatannya sehari-hari. Untuk membantu seorang individu dalam mengidentifikasi makanan mana yang bergizi dan yang tidak maka perlu dibuat algoritma klasifikasi makanan. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui efektifitas algoritma klasifikasi yang menggunakan algoritma *k-Nearest Neighbors* dengan fitur tekstur berupa *Local Binary Patterns* dan fitur warna yang menggunakan *Color Moments*. Data set yang digunakan dalam penelitian ini adalah data yang diambil perangkat kamera ponsel iPhone 7+

yang dipunyai pegawai di Gedung F FIKOM lantai 9. Data set ini terbagi ke dalam tiga puluh satu kelas dalam bentuk jenis makanan. Pada masing-masing kelas, data latih dan data uji dibagi sama rata dalam ratio 50:50. Hasil evaluasi dari klasifikasi yang menggunakan fitur *Local Binary Patterns* dan *Color Moments* menghasilkan nilai f1-score tertinggi sebesar 0,85. Klasifikasi yang menggunakan fitur *Local Binary Patterns* saja menghasilkan nilai f1-score tertinggi sebesar 0,85. Klasifikasi yang menggunakan fitur *Color Moments* saja menghasilkan nilai f1-score tertinggi sebesar 0,89. Sehingga algoritma klasifikasi *K-Nearest Neighbors* dapat bekerja secara efektif pada data set ini ketika menggunakan fitur *Color Moments* saja.

#### **2.1.4 Literatur 4**

Telur ayam tidak hanya mengandung protein namun dilengkapi dengan Omega-3. Omega-3 inilah yang membuat telur akan kaya manfaat dan tidak hanya protein yang didapat. Telur biasa dan telur omega tidak bisa dibedakan secara kasat mata atau berdasarkan penglihatan manusia saja. Memecahkan telur dan melihat embrio pada telur tersebut merupakan alternatif untuk mengetahui telur tersebut merupakan telur biasa atau telur omega. Kesulitan terjadi jika jumlah telur tersebut puluhan hingga ratusan. Penelitian ini juga sudah pernah dibahas sebelumnya seperti di antaranya penelitian yang dilakukan pada tahun 2014 oleh Paulus Harsadi yang menggunakan *K-Means Automatic Threshoding*, Penelitian dari Enny Itje Sela dan M ihsan juga pernah menggunakan K-Means untuk pengujian telur pada tahun 2017. Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi masalah dari *K-Means*, *Otsu*, *Region Props* dan *Labelling* yaitu, kurang akuratnya hasil atau nilai yang diperoleh. Di dalam

penelitian ini untuk mendapatkan olah citra. peneliti merubah citra RGB ke *grayscale* selanjutnya citra *grayscale* tersebut dilakukan perataan histogram atau histogram *equalization*. Jumlah data sampel atau data real yang sudah terkumpul berjumlah 37 data. Hasil penelitian ini menyatakan bahwa dari keempat nilai K yang diolah, nilai 5 dan 7 mendapatkan akurasi terbesar yaitu 0,86 atau 86% dari jarak yang dipilih yaitu *Euclidean Distance*.

### 2.1.5 Literatur 5

Ikan memiliki bentuk dan ukuran tertentu yang berbeda antara ikan yang satu dengan yang lain. Permasalahan dalam mengenali jenis ikan lebih kompleks dibandingkan dengan mengenali wajah manusia. Perbedaan bentuk, warna, dan tekstur pada ikan lebih bervariasi dibandingkan manusia. Pengenalan jenis ikan pada umumnya masih dilakukan secara manual menggunakan pengamatan mata. Sehingga diperlukan adanya sistem yang dapat mengenali ikan secara otomatis. Penelitian sebelumnya juga sudah dapat mengenali jenis ikan namun sensitif terhadap berbagai transformasi atau deformasi dari sebuah objek, dan waktu komputasi yang tidak sedikit, sehingga kurang efektif untuk mengenali objek ikan. Dalam Penelitian ini menggunakan metode *Oriented Fast And Rotated Brief* (ORB) untuk ekstraksi fitur citra dan *K-Nearest Neighbor* (*K-NN*) untuk metode klasifikasi untuk menentukan label jenis ikan. Uji coba algoritma klasifikasi pada penelitian ini menggunakan 165 data citra ikan dari Robotics@QUT. Dataset tersebut akan dibagi menjadi 40 data testing dan 125 data *training* dengan 15 jenis ikan yang berbeda. Hasil dari penelitian ini membuktikan algoritma *Oriented Fast And Rotated Brief* (ORB) dapat mendeteksi *keypoint* dan

menghasilkan fitur yang *invariant* terhadap perubahan sudut rotasi pada citra ikan. Terbukti dengan pengujian klasifikasi ikan dengan perbedaan rotasi, hasil tetap menunjukkan nilai akurasi yang tinggi. Untuk tingkat keberhasilan akurasi dalam mengklasifikasi seluruh sampel data ikan dengan tingkat akurasi sebesar 97.5%.

### 2.1.6 Literatur 6

Taman Kupu-kupu Gita Persada adalah satu-satunya Penangkaran Kupu-kupu *in situ* yang direkayasa di Indonesia dengan sekitar 211 spesies kupu-kupu berkembang biak. Kupu-kupu tergolong dalam kelas serangga dan memiliki tempat yang berbeda di setiap spesies. Oleh karena itu dapat memudahkan untuk klasifikasi berdasarkan pola dan warna. Peneliti biasanya hanya menggunakan mata mereka sebagai alat identifikasi kupu-kupu, batasan mata manusia untuk membedakan tekstur unik pada setiap spesies kupu-kupu merupakan alasan untuk melakukan kupu-kupu identifikasi berdasarkan penelitian pengenalan pola. Penelitian ini dilakukan oleh Rico Andrian, Devi Maharani, Meizano Ardhi Muhammad, Akmal Junaidi pada tahun 2019 di universitas lampung. Penelitian ini menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* dan *Gray level Co-occurrence Matrix* didasarkan pada penelitian sebelumnya yang berhasil menggunakan metode tersebut walaupun berbeda objek penelitian. Penelitian ini menggunakan 600 gambar kupu-kupu yang terdiri dari enam spesies yaitu *Centhosia penthesilea*, *Papilio memnon*, *Papilio nephelus*, *Pachliopta aristolochiae*, *Papilio peranthus* dan *Troides Helena*. Hasil penelitian ini menyatakan kelas *Centhosia penthesilea* dan *Papilio nephelus* dapat diklasifikasikan dibandingkan dengan 4 kelas lainnya dan membutuhkan



waktu klasifikasi 2 detik di setiap orientasi sudut. Akurasi tertinggi 91.1% dengan nilai  $k = 5$  pada sudut  $90^\circ$  dan tingkat kesalahan = 8,9%. Kesalahan klasifikasi terjadi karena nilai fitur data uji lebih dominan dengan nilai pelatihan fitur gambar di kelas yang berbeda dari kelas yang seharusnya. Alasan lainnya adalah karena data pengujian tidak sempurna.

## 2.2 Ikan Hias Cupang

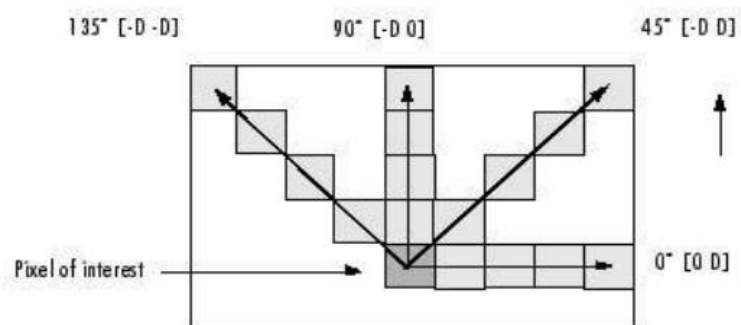
Ikan Cupang (*Betta* sp.) adalah ikan air tawar yang habitat asalnya adalah beberapa negara di Asia Tenggara, antara lain Indonesia, Thailand, Malaysia, Brunei Darussalam, Singapura, dan Vietnam. Ikan ini mempunyai bentuk dan karakter yang unik dan cenderung agresif dalam mempertahankan wilayahnya. Ikan cupang terdiri dari 73 spesies dan dibagi menjadi 13 kelompok, sedangkan di kalangan penggemar, ikan cupang umumnya terbagi atas tiga golongan, yaitu cupang hias, cupang aduan, dan cupang liar (Neliana. 2017). Cupang yang saat ini dikenal di masyarakat dan para hobiis merupakan ikan pendatang dari luar atau lebih dikenal dengan ikan introduksi asing. Jenis cupang hias adalah *Betta splendens*, sedangkan untuk aduan lebih sering dipergunakan jenis *Betta smaragdina*, keduanya berasal dari Thailand. Pada gambar tersebut adalah contoh spesies jenis ikan cupang.



**Gambar 2.1** Ikan Hias Cupang

### 2.3 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

GLCM adalah suatu matriks kookurensi yang elemen-elemennya merupakan jumlah kemunculan piksel-piksel yang memiliki nilai tingkat keabu-abuan tertentu, dimana pasangan piksel itu berada pada jarak ( $d$ ) dan sudut tertentu ( $\Theta$ ). Orientasi sudut yang digunakan adalah yaitu sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ,  $180^\circ$  dst. Sedangkan jarak antar piksel biasanya ditetapkan sebesar 1 piksel, atau 2 piksel (Danar Putra Pamungkas. 2019).



**Gambar 2.2** Sudut GLCM

Sumber : Rizky Andhika Surya et al. 2016. Ekstraksi Ciri Citra Batik Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode Gray



kita dapat mencari nilai piksel yang sama, yaitu 3 dan 5 memiliki kemunculan 2 buah pasangan. Hasil Matrik GLCM dapat dilihat pada gambar berikut:

Dapat normalisasi (*optional*) yang dapat dilihat pada gambar berikut:

$i \setminus j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$\frac{2}{6}$	0	0
4	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$
6	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

Penelitian ini menggunakan 4 fitur ciri yaitu :

#### 1. Kontras

Kontras merupakan perbedaan dari nilai tertinggi (terang) dan nilai terendah (gelap) dari beberapa piksel yang saling berdekatan, contrast akan bernilai 0 jika piksel ketetanggaan mempunyai nilai yang sama. Untuk menghitung nilai kontras menggunakan persamaan pada gambar 2.4 berikut :

$$\text{kontras} = \sum_i^m \sum_j^n (i - j^2) \cdot P_{ij}$$

**Gambar 2.4** Rumus Kontras

Keterangan :

$i$  = tingkat keabu-abuan dari matriks baris ke  $i$

$j$  = tingkat keabu-abuan dari matriks kolom ke  $j$

$P_{ij}$  = matriks GLCM baris baris ke  $i$ , kolom ke  $j$

$i^j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$\frac{2}{6}$	0	0
4	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$
6	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$\begin{aligned} \text{Kontras} &= (2 - 4)^2 \times \frac{1}{6} \\ &= \frac{4}{6} \\ &= 0,667 \end{aligned}$$

$i^j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$\frac{2}{6}$	0	0
4	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$
6	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$\begin{aligned} \text{Kontras} &= (3 - 5)^2 \times \frac{2}{6} \\ &= \frac{8}{6} \\ &= 1,333 \end{aligned}$$

$i^j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$\frac{2}{6}$	0	0
4	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$
6	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$\begin{aligned} \text{Kontras} &= (4 - 1)^2 \times \frac{1}{6} \\ &= \frac{9}{6} \\ &= 1,5 \end{aligned}$$

dst.

$i \setminus j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$\frac{2}{6}$	0	0
4	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$
6	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$\begin{aligned} \text{Keseluruhan} &= \frac{4+8+9+4+9}{6} \\ &= \frac{34}{6} \\ &= 5,667 \end{aligned}$$

## 2. Homogenitas

Homogenitas berguna untuk menghitung kehomogenan variasi intensitas pada citra, Homogenitas akan bernilai tinggi jika semua piksel mempunyai nilai seragam. Nilai tersebut dapat dihitung dengan persamaan pada gambar 2.5 berikut :

$$\text{Homogen} = \sum_i^m \sum_j^n \frac{P_{ij}}{1 + |i - j|}$$

**Gambar 2.5** Rumus Homogenitas

Keterangan :

$i$  = tingkat keabu-abuan dari matriks baris ke  $i$

$j$  = tingkat keabu-abuan dari matriks kolom ke  $j$

$P_{ij}$  = matriks GLCM baris ke  $i$ , kolom ke  $j$

$i \setminus j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$\frac{2}{6}$	0	0
4	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$
6	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$\begin{aligned} \text{Hom} &= \frac{\frac{1}{6}}{1 + |2 - 4|} \\ &= \frac{1}{6 \times (1 + |2 - 4|)} \\ &= \frac{1}{18} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Hom} &= \frac{\frac{2}{6}}{1 + |2 - 5|} \\ &= \frac{2}{6 \times (1 + |3 - 5|)} \\ &= \frac{2}{18} \end{aligned}$$

$i \setminus j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$1/6$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$2/6$	0	0
4	0	$1/6$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$1/6$
6	0	0	0	$1/6$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

dst

$i \setminus j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$1/6$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$2/6$	0	0
4	0	$1/6$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$1/6$
6	0	0	0	$1/6$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$= \frac{1+2+1}{18} + \frac{1+1}{24}$$

$$= \frac{4}{18} + \frac{2}{24}$$

$$= \frac{2}{9} + \frac{1}{12}$$

$$= \frac{8+3}{36}$$

$$= 0,306$$

### 3. Korelasi

Korelasi merepresentasikan keterkaitan linear dari derajat dari citra keabuan, korelasi bernilai antara -1 hingga 1. Nilai tersebut dapat dihitung dengan persamaan pada gambar 2.6 berikut:

$$\text{Korelasi} = \frac{\sum_i^m \sum_j^n (i - \mu_i)(j - \mu_j)IP_{ij}}{\sigma_i \sigma_j}$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_i \sum_j (i - \mu_i)^2 P_{ij}}$$

$$\sigma_j = \sqrt{\sum_i \sum_j (j - \mu_j)^2 P_{ij}}$$

**Gambar 2.6** Rumus Korelasi

Keterangan :

$i$  = tingkat keabu-abuan dari matriks baris ke  $i$

$j$  = tingkat keabu-abuan dari matriks kolom ke  $j$

$P_{ij}$  = matriks GLCM baris ke  $i$ , kolom ke  $j$

$$\mu_i = \sum_i \sum_j IP_{ij}$$

$$\mu_j = \sum_i \sum_j JP_{ij}$$

Contoh menghitung  $\mu_i$

$i \setminus j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$\frac{2}{6}$	0	0
4	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$
6	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$= \frac{(2 \times 1) + (3 \times 2) + (4 \times 1) + (5 \times 1) + (6 \times 1)}{6}$$

$$= \frac{23}{6}$$

$$= 3,833$$

Contoh menghitung  $\mu_j$

$i \setminus j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$\frac{2}{6}$	0	0
4	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$
6	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$= \frac{(1 \times 1) + (3 \times 1) + (4 \times 1) + (5 \times 2) + (7 \times 1)}{6}$$

$$= \frac{25}{6}$$

$$= 4,167$$



Contoh menghitung  $\sigma_i$

$i^j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$1/6$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$2/6$	0	0
4	0	$1/6$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$1/6$
6	0	0	0	$1/6$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$\begin{aligned}
 &= \left(2 - \frac{23}{6}\right)^2 \times \frac{1}{6} \\
 &= \frac{121}{36} \times \frac{1}{6} \\
 &= \frac{121}{216} \\
 &= 0,56
 \end{aligned}$$

$i^j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$1/6$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$2/6$	0	0
4	0	$1/6$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$1/6$
6	0	0	0	$1/6$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$\begin{aligned}
 &= \sqrt{\frac{121+50+1+49+169}{216}} \\
 &= \sqrt{\frac{390}{216}} \\
 &= \sqrt{\frac{65}{36}} \\
 &= 1,343
 \end{aligned}$$

Contoh menghitung  $\sigma_j$

$i^j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$1/6$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$2/6$	0	0
4	0	$1/6$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$1/6$
6	0	0	0	$1/6$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$\begin{aligned}
 &= \left(1 - \frac{25}{6}\right)^2 \times \frac{1}{6} \\
 &= \frac{361}{36} \times \frac{1}{6} \\
 &= \frac{361}{216} \\
 &= 1,671
 \end{aligned}$$

$i^j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$1/6$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$2/6$	0	0
4	0	$1/6$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$1/6$
6	0	0	0	$1/6$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$= \sqrt{\frac{361+49+1+50+289}{216}}$$

$$= \sqrt{\frac{750}{216}}$$

$$= \sqrt{\frac{125}{36}}$$

$$= 1,863$$

Contoh menghitung korelasi

$i^j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$1/6$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$2/6$	0	0
4	0	$1/6$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$1/6$
6	0	0	0	$1/6$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$= \frac{(2-\frac{2}{3}) \times (4-\frac{25}{6}) \times \frac{1}{6}}{\sqrt{\frac{65}{36}} \times \sqrt{\frac{125}{36}}}$$

$$= \frac{(-\frac{11}{6}) \times (-\frac{1}{6}) \times \frac{1}{6}}{\sqrt{\frac{65 \times 125}{36}}}$$

$$= \frac{11}{6 \times \sqrt{65 \times 125}}$$

$$= 0,02$$

$i^j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$1/6$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$2/6$	0	0
4	0	$1/6$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$1/6$
6	0	0	0	$1/6$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$= \frac{11+(-50)+(-19)+119-91}{6 \times \sqrt{65 \times 125}}$$

$$= \frac{-30}{6 \times \sqrt{65 \times 125}}$$

$$= -0,056$$

#### 4. Energi

Energi merupakan pernyataan ukuran antara pasangan dengan intensitas keabu-abuan pada matriks GLCM. Semakin tinggi kemiripan citra

maka akan semakin tinggi pula nilai energi. Untuk mengukur energi dapat menggunakan persamaan pada gambar 2.7 berikut :

$$\text{Energi} = \sum_i^m \sum_j^n p_{ij}^2$$

**Gambar 2.7** Rumus Energi

Keterangan :

i = tingkat keabu-abuan dari matriks baris ke i

j = tingkat keabu-abuan dari matriks kolom ke j

***Pij*** = matriks GLCM baris ke i, kolom ke j

Contoh menghitung energi

$i \setminus j$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$1/6$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$2/6$	0	0
4	0	$1/6$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$1/6$
6	0	0	0	$1/6$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

$$= \left(\frac{1}{6}\right)^2 + \left(\frac{2}{6}\right)^2 + \left(\frac{1}{6}\right)^2 + \left(\frac{1}{6}\right)^2 + \left(\frac{1}{6}\right)^2$$

$$= \frac{1^2+2^2+1^2+1^2+1^2}{6^2}$$

$$= \frac{8}{36}$$

$$= 0,222$$

Hasil ekstraksi fitur GLCM

3	5	7
2	4	1
6	3	5

1. Kontras : 5,667
2. Homogenitas : 0,306
3. Korelasi : -0,056
4. Energi : 0,222

## 2.4 Algoritma *K-Nearest Neighbor*

Pada tahun 1951 Algoritma *K-Nearest Neighbor* pertama kali dikembangkan oleh Evelyn Fix dan Joseph selanjutnya diteruskan oleh Thomas Cover. Algoritma K-NN merupakan metode untuk melakukan klasifikasi terhadap suatu objek berdasarkan data yang memiliki jarak terdekat dengan objek tersebut. Algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) akan mengklasifikasikan citra uji ke dalam kelas dengan jumlah anggota terbanyak. Prinsip kerja dari algoritma K-NN yaitu dengan mencari jarak terdekat antara data yang akan dievaluasi dengan K tetangga (*Neighbor*). Tujuan dari algoritma ini adalah untuk mengklasifikasikan objek baru berdasarkan atribut dan sampel dari data *training*. K-NN menggunakan *neighborhood classification* sebagai nilai prediksi dari nilai *instance* yang baru berdasarkan atribut yang sudah dikehendaki terhadap masing-masing penelitian. Atribut yang sudah dipilih nantinya akan sebagai parameter untuk menentukan kelas ( Rizky Rahmadianto, Edy Mulyanto, T. Sutojo. 2019 ). Di bawah ini adalah bagaimana Langkah-langkah untuk menghitung menggunakan Metode *K-Nearest Neighbor*:

1. Menentukan parameter tetangga paling dekat (K).
2. Menghitung kuadrat jarak *euclidean distance* masing-masing obyek terhadap data sampel (data baru) yang diberikan.
3. Kemudian mengurutkan objek-objek tersebut kedalam kelompok yang mempunyai jarak *euclidean distance* terkecil.
4. Mengumpulkan kategori Y (Klasifikasi *nearest neighbor*).
5. Dengan menggunakan kategori k-nearest neighbor yang paling mayoritas maka dapat diprediksikan nilai *euclidean distance* yang telah dihitung.

Rumus metode K-NN:

$$D_{(a,b)} = \sqrt{\sum_n^{kn} (a_k - b_k)^2}$$

**Gambar 2.8** Rumus k-NN

Keterangan :

- D(a,b) : jarak *euclidean distance*  
 a : poin data latih  
 b : poin data tes  
 k : jumlah tetangga paling dekat

Walaupun memiliki sejumlah kelebihan dan kemudahan berdasarkan pengertian di atas. K-NN juga mempunyai beberapa kelemahan utama yang perlu diperhatikan yaitu :

1. Sensitif terhadap fitur-fitur kurang relevan.
2. Sensitif terhadap ukuran ketetanggaan (k).
3. Sensitif terhadap data berderau maupun data pencilan.
4. Kompleksitas waktu yang relatif tinggi untuk mencari tetangga terdekat di antara semua data latih setiap kali melakukan klasifikasi
5. Kompleksitas memori yang relatif besar untuk menyimpan semua data latih (Suyanto. 2018).

Contoh perhitungan algoritma k-nn tentang klasifikasi gizi berdasarkan berat badan dan tinggi dengan baik gizi dan kurang gizi.

**Tabel 2.2** Contoh K-NN

Nama siswa	Tinggi	Berat	Kelas
Ilham	173	51	Good
Wahid	175	53	Good
Nanda	168	60	Good
Hafidz	170	48	Bad
Bernard	170	66	Good
Budi	155	45	Bad

Data tes

Bennett	154	46	?
---------	-----	----	---

Pertama kita tentukan K . Disini kita menggunakan  $K = 3$

**Tabel 2.3** Hasil Contoh K-NN

Nama siswa	Tinggi	Berat	Euclidean Distance	K=3	Kelas
Ilham	173	51	44,00	Good	Good
Wahid	175	53	70,00		Good
Nanda	168	60	210,00		Good
Hafidz	170	48	20,00	Bad	Bad
Bernard	170	66	416,00		Good
Budi	155	45	2,00	Bad	Bad

Nah berdasarkan parameter yang kita kasih dengan  $k = 3$  terdapat muncul 1 dengan Good dan 2 buah Bad yang bearti data tes Bennet termasuk dalam kelas **BAD**.