

Volume 12, Nomor 2, Desember 2014

ISSN : 1693-6191

# JURNAL TEKNIK

Diterbitkan oleh :  
Fakultas Teknik  
Universitas Negeri Gorontalo



# DAFTAR ISI

ISSN : 1693-6191

Volume 12, Nomor 2, Desember 2014

---

Pengaruh Laju Infiltrasi Terhadap Bahaya Banjir Di Kota Gorontalo Arqam Laya .....	92
Analisis Variasi Arus Las 125,150, Dan 175 Pada Pengelasan Alur V, 60° (One Side Welding) Terhadap Distorsi Dan Kekuatan Tarik Las Baja Karbon Rendah Buyung R. Machmoed .....	99
Perkembangan Pola Spasial Kota Gorontalo Tahun 2000 – Tahun 2010 M. Yusuf Tuloli, Arfan Utiahman, Kasmat Saleh Nur .....	105
Aplikasi Image Retrieval Pada Varian Ikan Cupang Menggunakan K-Means Dan K-Medoids Algoritma Rampi Yusuf, Dian Novian .....	111
Analisis Daya Serap Karbon Ruang Terbuka Hijau Kota Gorontalo (Studi Kasus Taman Kota Dan Lapangan Taruna) Sri Sutarni Arifin, Muhammad Rijal Syukri .....	123
Karakterisasi Substitusi Ampas Kelapa Dan Cangkang Kemiri Sebagai Energi Alternatif Biomassa Ramah Lingkungan Hasanuddin .....	128
Implementasi Logika Fuzzy Dalam Mengembangkan Mini Game Fighting “Stickman Fight” Febrianto Moli, Manda Rohandi, Salahudin Olii .....	136
Analisis Pemanfaatan Ruang Terbuka Publik Di Kawasan Perdagangan Kota Gorontalo Lydia Surijani Tatura .....	144
Evaluasi Postur Kerja Pembuat Batako Di Kota Gorontalo Idham H Lahay .....	150
Desain Open University Menggunakan Arsitektur Cloud Rochmad M Thohir Yassin .....	156



## APLIKASI IMAGE RETRIEVAL PADA VARIAN IKAN CUPANG MENGGUNAKAN K-MEANS DAN K-MEDOIDS ALGORITM

Rampi Yusuf<sup>1</sup>, Dian Novian<sup>2</sup>

Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Gorontalo

### ABSTRAK

Varian ikan di dunia ini sangatlah banyak jenis dan bentuknya. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem klasterisasi ikan khususnya pada ikan cupang dengan menggunakan fitur warna, bentuk dan tekstur. Penelitian ini menerapkan metode klastering k-means dan k-medoids. Metode k-means dan k-medoid keduanya menggunakan jumlah  $k$  sebagai nilai kategori awal serta nilai centroid awal yang di tentukan saat sebelum dilakukan klasterisasi. Implementasi sistem ini awalnya melakukan ekstraksi image set dan image query dengan masing-masing fitur di uraikan yaitu pada fitur warna, bentuk dan tekstur. Hasil ekstraksi pada image set dan image query akan di lakukan image matching yang terlebih dahulu data yang akan di matching dilakukan klastering dengan metode tadi di atas. Dari hasil penelitian ini membuktikan algoritma k-medoids mendapatkan klastering yang lebih akurat dengan nilai runing time lebih cepat di banding dengan menggunakan metode klastering k-means

**Kata kunci :** Klastering, varian ikan cupang, k-Means, k-Medoid.

### ABSTRACT

*Variants of fish in the world is very much the type and shape. This research aims to design and implement a system of classification of fish, especially the betta fish by using the features of color, shape and texture. This research applies k-means clustering method and k-medoids. Methods of k-means and k-medoid both use the number  $k$  as well as the value of the initial category centroid initial value is determined prior to the current clustering. Implementation of this system initially perform extraction and image query image sets with each feature that is described on the features of color, shape and texture. The results of the extraction and image query image set will be made the first matching image data to be in matching was performed clustering with the above method. From the results of this study prove the k-medoids algorithm to get a more accurate clustering by runing time value faster in the appeal using the k-means clustering method.*

**Keywords :** betta fish variants, clustering, k-Means, k-Medoid.

### PENGANTAR

Salah satu jenis ikan hias air tawar yang dapat hidup dan berkembang di Indonesia adalah *Betta Splendens* atau yang sangat dikenal sebagai ikan cupang.

Adanya berbagai jenis species ikan cupang, maka sangatlah sulit untuk menentukan jenis dan variantnya. Untuk mengenali jenis dan variant ikan cupang dapat

dilakukan teknik retrieval atau pencocokan gambar berdasarkan warna, bentuk dan tekstur dari ikan tersebut.

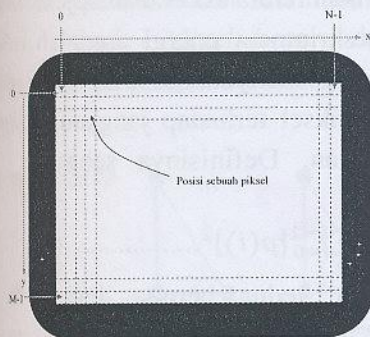
Berdasarkan hal tersebut, penulis akan melakukan penelitian tentang temu citra kembali dari kelompok ikan yang sejenis yang di kenalkan dari segi warna, bentuk dan tekstur dengan sistem klastering dari kumpulan ikan-ikan.



## TINJAUAN PUSTAKA

### 1. Dasar Citra

Citra digital dibentuk oleh kumpulan titik yang dinamakan piksel (*pixel* atau "picture element"). Setiap piksel digambarkan sebagai satu kotak kecil. Setiap piksel mempunyai koordinat posisi. Sistem koordinat yang dipakai untuk menyatakan citra digital seperti di tunjukan pada gambar 1



Gambar 1. Sistem koordinat citra berukuran MxN (M baris dan N kolom)

Sebuah piksel mempunyai koordinat berupa (x, y) Dalam hal ini, x menyatakan posisi kolom; dan y menyatakan posisi baris. Piksel pojok kiri-atas mempunyai koordinat (0, 0) dan piksel pada pojok kanan-bawah mempunyai koordinat (N-1, M-1).

### 2. Citra Berwarna

Citra berwarna, atau biasa dinamakan citra RGB, merupakan jenis citra yang menyajikan warna dalam bentuk komponen R (merah), G (hijau), dan B (biru). Setiap komponen warna menggunakan 8 bit (nilainya berkisar antara 0 sampai dengan 255). Dengan demikian, kemungkinan warna yang bisa disajikan mencapai 255 x 255 x 255 atau 16.581.375 warna.

### 3. Citra Grayscale

Proses awal yang banyak dilakukan dalam image processing

adalah mengubah gambar berwarna menjadi gambar grayscale, hal ini digunakan untuk menyederhanakan model gambar. Pada awalnya gambar terdiri dari 3 layer matrik yaitu R-layer, G-layer dan B-layer. Sehingga untuk melakukan proses-proses selanjutnya tetap diperhatikan tiga layer dimaksud.

Bila setiap proses perhitungan dilakukan menggunakan tiga layer, berarti dilakukan tiga perhitungan yang sama. Sehingga konsep itu diubah dengan mengubah 3 layer di atas menjadi 1 layer matrik grayscale dan hasilnya adalah gambar grayscale. Dalam gambar ini tidak ada lagi warna, yang ada adalah derajat keabuan.

### 4. Ekstraksi Fitur Warna

Fitur warna dapat diperoleh melalui perhitungan statistis seperti rerata, deviasi standar, *skewness*, dan kurtosis (Martinez & Martinez, 2002). Perhitungan dikenakan pada setiap komponen R, G, dan B.

Rerata memberikan ukuran mengenai distribusi dan dihitung dengan menggunakan rumus:

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P_{ij} \quad \dots\dots\dots (1)$$

Varians menyatakan luas sebaran distribusi. Akar kuadrat varians dinamakan sebagai deviasi standar. Adapun rumus yang digunakan untuk menghitungnya sebagai berikut:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu)^2} \quad \dots\dots\dots (2)$$

*Skewness* atau kecondongan menyatakan ukuran mengenai ketidaksimetrisan. Distribusi dikatakan condong ke kiri apabila memiliki nilai *skewness* berupa



bilangan negatif. Sebaliknya, distribusi dikatakan condong ke kanan apabila memiliki nilai *skewness* berupa bilangan positif. Jika distribusi simetris, koefisien *skewness* bernilai nol. Ilustrasi *skewness* dapat dilihat pada Gambar. *Skewness* dihitung dengan cara seperti berikut:

$$\theta = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu)^3}{MN\sigma^3} \dots\dots\dots (3)$$

Kurtosis merupakan ukuran yang menunjukkan sebaran data bersifat meruncing atau menumpul. Perhitungannya seperti berikut:

$$\gamma = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu)^4}{MN\sigma^4} - 3 \dots\dots\dots (4)$$

## 5. Ekstraksi Fitur Bentuk

Fitur bentuk biasa digunakan untuk kepentingan identifikasi objek. Sebagai contoh, rasio kebulatan dipakai sebagai salah satu fitur pada identifikasi tanaman (Wu, dkk., 2007).

## 6. Ekstraksi Fitur Tekstur

Metode yang digunakan untuk memperoleh fitur tekstur dapat dibedakan menjadi tiga golongan: 1) metode statistik, 2) metode struktural, dan 3) metode spektral. Metode statistik menggunakan perhitungan statistika untuk membentuk fitur. Contoh yang termasuk sebagai metode statistik yaitu GLCM dan Tamura. Metode struktural menjabarkan susunan elemen ke dalam tekstur. Contoh metode struktural adalah *Shape Grammar* (Petroou dan Sevilla, 2006).

Fitur pertama yang dihitung secara statistik adalah rerata intensitas. Komponen fitur ini dihitung berdasar persamaan

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p(i) \dots\dots\dots (5)$$

Dalam hal ini,  $i$  adalah aras keabuan pada citra  $f$  dan  $p(i)$  menyatakan probabilitas kemunculan  $i$  dan  $L$  menyatakan nilai aras keabuan tertinggi. Rumus di atas akan menghasilkan rerata kecerahan objek.

Deskriptor energi adalah ukuran yang menyatakan distribusi intensitas piksel terhadap jangkauan aras keabuan. Definisinya sebagai berikut:

$$\text{energi} = \sum_{i=0}^{L-1} [p(i)]^2 \dots\dots\dots (6)$$

Fitur kedua berupa deviasi standar. Perhitungannya sebagai berikut:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (i - m)^2 p(i)} \dots\dots\dots (7)$$

Entropi mengindikasikan kompleksitas citra. Perhitungannya sebagai berikut:

$$\text{entropi} = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2(p(i)) \dots\dots\dots (8)$$

Properti kehalusan biasa disertakan untuk mengukur tingkat kehalusan/kekasaran intensitas pada citra. Definisinya sebagai berikut:

$$R = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2} \dots\dots\dots (9)$$

Pada rumus di atas,  $\sigma$  adalah deviasi standar. Berdasarkan rumus di atas, Nilai  $R$  yang rendah menunjukkan bahwa citra memiliki intensitas yang kasar. Perlu diketahui, di dalam menghitung kehalusan, varians perlu dinormalisasi sehingga nilainya berada dalam jangkauan [0



1] dengan cara membaginya dengan  $(L-1)^2$ .

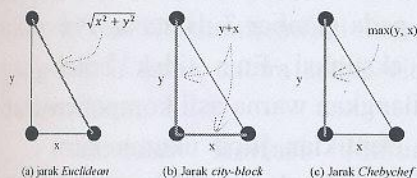
### 7. Jarak Euclidean

Jarak *Euclidean* didefinisikan sebagai berikut:

$$j(v_1, v_2) =$$

$$\sqrt{\sum_{k=1}^N (v_1(k) - v_2(k))^2} \dots \dots \dots (10)$$

Dalam hal ini,  $v_1$  dan  $v_2$  adalah dua vektor yang jaraknya akan dihitung dan  $N$  menyatakan panjang vektor. Apabila vektor memiliki dua nilai, jarak *Euclidean* dapat dibayangkan sebagai sisi miring segi tiga.



### 8. Algoritma K-means dan K-medoids

#### K-means

Algoritma K-Means adalah metode clustering berbasis jarak yang membagi data ke dalam sejumlah cluster dan algoritma ini bekerja hanya pada atribut numeric.

Algoritma k-means memerlukan parameter input,  $k$ , dan partisi-partisi suatu set dari  $n$  objek ke dalam  $k$  cluster sehingga hasil kemiripan *intracluster* adalah tinggi tetapi kemiripan *intercluster* adalah rendah. Kemiripan cluster diukur dengan memperhatikan nilai rata-rata dari objek-objek di dalam cluster, yang mana dapat dipandang sebagai *center of gravity cluster*.

Proses algoritma k-means adalah, pertama, algoritma secara acak menyeleksi  $k$  objek, masing-masing diinsialisasi mewakili nilai tengah atau *center cluster*. Untuk masing-masing sisa objek, suatu objek ditempatkan di cluster yang paling mirip, yang didasarkan pada jarak antara objek dan nilai tengah cluster (*cluster mean*). Kemudian menghitung nilai tengah baru untuk masing-masing cluster. Proses ini diiterasi sampai kriteria fungsi berkumpul.

#### K-medoid

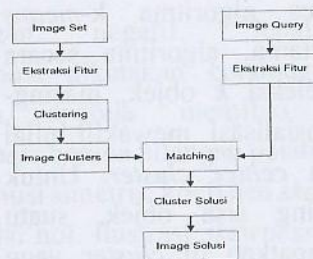
K-Medoids adalah algoritma yang masih berkaitan dengan algoritma K-Means. K-Medoids merupakan versi umum dari algoritma K-Means yang dapat bekerja dengan mengukur jarak dan mempunyai komputasi yang lebih intensif. Baik algoritma K-Means dan K-Medoids sama-sama patisional (memecah dataset menjadi kelompok-kelompok) dan keduanya berusaha untuk meminimalkan squared error, jarak antara titik berlabel yang berada dalam cluster dan titik yang ditunjuk sebagai pusat cluster itu. Yang membedakan dengan K-Means adalah K-Medoids memilih data point sebagai pusatnya (medoid atau eksemplar).

### CARA PENELITIAN

#### Rancangan Sistem

Pada penelitian ini berfokus pada bagaimana mengimplementasikan sistem klastering pada sekelompok ikan cupang. Sistem secara umum dapat dilihat pada gambar 2 berikut.





Gambar 2. Model sistem temu kembali citra

Sistem ini bekerja dimulai dari proses pencarian citra menggunakan citra sebagai kunci pencarian. Pencarian dilakukan pada sekumpulan dokumen citra (*Image set*). Proses yang terjadi adalah membandingkan nilai-nilai matematis yang merepresentasikan nilai-nilai fitur citra. Kesimpulan kesamaan citra diukur berdasarkan selisih nilai-nilai fitur citra yang dibandingkan. Semakin kecil selisihnya, semakin mirip citra yang dibandingkan.

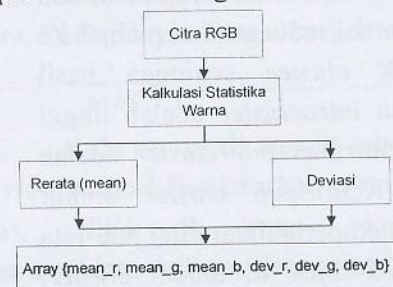
Sistem *clustering* K-means dan K-Medoid digunakan untuk mengelompokkan citra dalam set citra menjadi *cluster-cluster* dengan identifikasi *centroid* yang berbeda-beda. *Centroid* setiap *cluster* digunakan untuk mengevaluasi kecocokan citra *query* dalam proses *matching*. *Centroid* cluster yang paling kecil selisih jaraknya dengan fitur citra *query* akan menjadi cluster solusi. Selanjutnya setiap citra dalam cluster terpilih akan dievaluasi satu persatu tingkat kemiripannya dengan citra *query*. Namun tidak semua citra dalam cluster dapat disebut solusi untuk citra *query*.

### Pra-proses (pre-processing)

Tahap praproses yang dilakukan antara lain melakukan *image enhancement* yaitu menambah kekontrasan pada beberapa citra. Selain itu juga dilakukan operasi *resize* dan *cropping*. Tahap ini dilakukan agar citra ikan cupang yang akan diolah nanti memiliki kualitas yang baik.

### Ekstraksi Fitur Warna

Proses ekstraksi fitur memerlukan keseluruhan nilai warna dari komponen warna *true color* (warna sebenarnya). Seperti yang terlihat pada gambar 3 di mana, Pra-proses ekstraksi fitur tidak boleh menghilangkan warna asli komponen warna. Demikian juga ukuran citra yang dibandingkan tidak boleh memiliki perbedaan dimensi yang terlalu ekstrem. Dimensi citra yang berbeda dari gambar yang serupa secara visual, akan menghasilkan nilai komputasi yang berbeda berdasarkan perbandingan statistika warnanya. Olehnya pra-proses membutuhkan kesamaan ukuran citra dengan tetap menjaga keseimbangan nilai kontras dalam matriks representasi citra digital berwarna.



Gambar 3. Ekstraksi Fitur Warna

Matriks RGB adalah matriks yang diperoleh dari citra pada pra-



proses ekstraksi. Matriks tersebut menjadi input untuk melakukan kalkulasi nilai variable warna. Setiap variable dihitung dengan menggunakan rumus ekstraksi fitur warna berikut ini:

**Rerata (mean)** dihitung dengan rumus:

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P_{ij} \dots\dots\dots (11)$$

M dan N adalah ukuran dimensi citra dalam piksel. Dalam implementasinya dimensi M x N tidak lain adalah ukuran panjang dan lebar citra setelah proses resizing citra. M dan N akan memiliki ukuran yang relatif sama antara setiap citra dalam sistem.

**Standar Deviasi** dihitung dengan rumus:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu)^2} \dots\dots\dots (12)$$

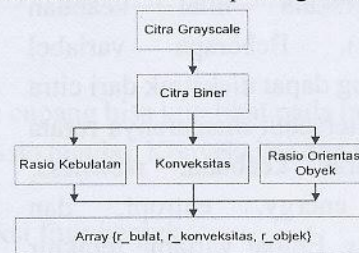
Nilai **deviasi** dihitung setelah terlebih dahulu menghitung nilai rerata (*mean*) setiap komponen warna ( $\mu$ ). Sama seperti variable rerata, nilai deviasi citra dihitung berdasarkan setiap komponen warna RGB, sehingga nilai akhir deviasi adalah nilai deviasi warna merah (*dev\_r*), warna hijau (*dev\_g*), dan warna biru (*dev\_b*).

#### Ekstraksi Fitur Bentuk

Ekstraksi nilai kuantitatif fitur bentuk objek citra meliputi kalkulasi variable-variabel *rasio kebulatan objek*, *konveksitas citra*, dan *rasio orientasi objek* dalam citra secara keseluruhan. Proses ekstraksi melibatkan pra-proses konversi citra

menjadi citra *grayscale*, kemudian selanjutnya menjadi citra biner yakni citra dengan kuantisasi kontras 2 nilai warna saja (citra biner).

Rasio kebulatan adalah perbandingan antara rerata jarak *Euclidean* dari titik pusat objek terhadap tepi area objek. Titik pusat dan batas tepi objek dalam citra mengacu pada batas-batas tepi objek citra biner. Batas ini dideteksi dengan menggunakan algoritma *moore* sebagai fungsi *inbound tracing* dari objek citra biner untuk mendapatkan kontur citra seperti terlihat proses ekstraksi fitur bentuk pada gambar 4.



Gambar 4. Proses ekstraksi fitur bentuk

Persamaan dibawah digunakan untuk menghitung rasio kebulatan objek. Rasio kebulatan adalah variable pertama dalam nilai ekstraksi fitur bentuk objek.

$$C = \frac{\mu_R}{\sigma_R} \dots\dots\dots (13)$$

Dalam hal ini,  $\mu_r$  berupa

$$\mu_R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |(y_i, x_i) - (\bar{y}_c, \bar{x}_c)|$$

Dan  $\sigma_r$  berupa

$$\sigma_R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [|(y_i, x_i) - (\bar{y}_c, \bar{x}_c)| - \mu_R]^2$$

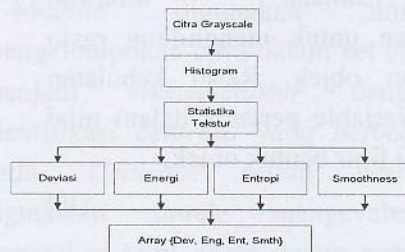


Nilai selanjutnya dari fitur bentuk citra adalah variable **rasio orientasi objek**. Variable ini merupakan nilai perbandingan antara luas area objek citra dengan luas kotak yang melingkupi objek secara keseluruhan. Kotak yang melingkupi objek yang menjadi dasar adalah kotak pembatas objek atau *bounding box*.

$$\text{KotakPembatas}(R) = \{y_{\min}, y_{\max}, x_{\min}, x_{\max}\}$$

#### Ekstraksi Fitur Tekstur

Seperti terlihat pada gambar 5 Proses ekstraksi membutuhkan input citra berskala nilai keabuan (*grayscale*). Beberapa variabel tekstur yang dapat diekstrak dari citra *grayscale* tersebut diantaranya rerata (mean) aras keabuan, *skewness*, deviasi, energi, entropi, dan *smoothness*. Empat variable terakhir digunakan sebagai penyusun fitur tekstur.



Gambar 5. Proses ekstraksi fitur tekstur.

Adapun rumus ekstraksi masing-masing variable tekstur tersebut adalah:

Fitur pertama yang dihitung secara statistis adalah rerata intensitas. Komponen fitur ini dihitung berdasar persamaan

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p(i) \dots \dots \dots (14)$$

Dalam hal ini,  $i$  adalah aras keabuan pada citra  $f$  dan  $p(i)$  menyatakan probabilitas kemunculan

$i$  dan  $L$  menyatakan nilai aras keabuan tertinggi.

Fitur kedua berupa deviasi standar. Perhitungannya sebagai berikut:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^2 p(i)} \dots \dots \dots (15)$$

Fitur *skewness* merupakan ukuran ketidaksimetrisan terhadap rerata intensitas.

$$\text{skewness} = \sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^3 p(i) \dots \dots \dots (16)$$

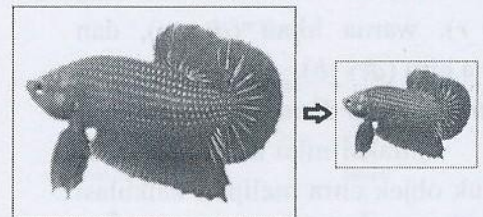
## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah 100 citra sebagai data training. Citra tersebut terdiri dari 20 citra ikan cupang dan 80 citra jenis ikan lainnya. Citra tersebut memiliki format BMP dengan ukuran yang bervariasi.

### Pra Proses

Praproses citra dilakukan agar citra yang diolah berkualitas baik. Salah satu tahap praproses yang dilakukan adalah melakukan image enhancement yaitu menambah kontras pada beberapa citra yang dianggap kurang kontras. Citra yang akan diolah juga dilakukan operasi resize dan cropping seperti terlihat pada gambar 6.



Gambar 6. Proses memperkecil gambar 50% dari gambar asal

### Ekstraksi Fitur Warna

Pada hasil ekstraksi fitur warna file ikan cupang bisa kita lihat



pada tabel 1 dengan masing-masing gambar memiliki nilai Mean R,G,B dan nilai Devias R,G,B

Tabel 1. Dataset citra ekstraksi fitur warna

No	GAMBAR CITRA	WARNA					
		Mean R	Mean G	Mean B	Deviasi R	Deviasi G	Deviasi B
1	Citra Ikan 1	174,645	154,881	150,223	86,948	103,232	106,900
2	Citra Ikan 2	181,627	175,318	167,839	79,177	84,114	90,753
3	Citra Ikan 3	203,831	193,695	194,980	70,420	84,348	82,060
4	Citra Ikan 4	193,145	177,904	174,457	75,388	96,735	99,634
5	Citra Ikan 5	205,087	214,190	213,719	61,279	51,189	51,479
6	Citra Ikan 6	187,650	123,095	125,595	59,719	113,955	111,470
7	Citra Ikan 7	161,633	159,490	189,323	97,401	99,642	74,297
8	Citra Ikan 8	135,725	167,361	161,390	105,512	86,854	90,173
9	Citra Ikan 9	177,160	161,216	164,324	84,353	99,725	101,026
10	Citra Ikan 10	190,363	175,046	190,734	94,494	105,469	94,025

### Ekstraksi Fitur Bentuk

Pada hasil ekstraksi fitur bentuk file ikan cupang bisa kita lihat pada tabel 2 dengan masing-masing gambar memiliki nilai Rasio bundar, Konveksitas dan Rasio box

Tabel 2. Dataset citra ekstraksi fitur bentuk

No	GAMBAR CITRA	BENTUK		
		Rasio bundar	Konveksitas	Rasio box
1	Citra Ikan 1	0,342	0,865	0,638
2	Citra Ikan 2	0,311	0,814	0,616
3	Citra Ikan 3	0,690	0,554	0,561
4	Citra Ikan 4	0,430	0,802	0,660
5	Citra Ikan 5	0,327	0,171	0,664
6	Citra Ikan 6	0,557	0,894	0,795
7	Citra Ikan 7	0,420	0,880	0,737
8	Citra Ikan 8	0,438	0,863	0,721

### Ekstraksi Fitur Tekstur

Pada hasil ekstraksi fitur tekstur file ikan cupang bisa kita lihat pada tabel 3 dengan masing-masing gambar memiliki nilai Deviasi, Energi, Entropi dan Smoothness



Tabel 3. Dataset ekstraksi fitur tekstur

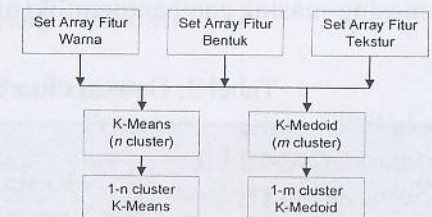
No	GAMBAR CITRA	Tekstur			
		Deviasi	Energi	Entropi	Smoothness
1	Citra Ikan 1	98,288	0,233	3,278	0,129
2	Citra Ikan 2	83,726	0,228	3,381	0,097
3	Citra Ikan 3	78,948	0,298	3,158	0,087
4	Citra Ikan 4	90,809	0,296	2,989	0,113
5	Citra Ikan 5	53,766	0,238	3,325	0,043
6	Citra Ikan 6	96,388	0,138	3,733	0,125
7	Citra Ikan 7	93,239	0,253	3,178	0,118
8	Citra Ikan 8	91,986	0,173	3,765	0,115
9	Citra Ikan 9	94,223	0,255	3,164	0,120
10	Citra Ikan 10	97,713	0,371	2,707	0,128

### Proses Klustering

Proses cluster, menggunakan metode *k-means* dan *k-medoids*, data yang akan di cluster adalah data hasil ekstraksi citra pada citra data set. Nilai centroid akhir dari hasil cluster tersebut menjadi nilai pembandingan dengan nilai ekstraksi citra query pada masing-masing fitur untuk temu kembali citra.

Proses *clustering* adalah proses pengelompokan citra berdasarkan kemiripan citra. Kemiripan ini dibandingkan menurut fitur-fitur citra. Pengelompokan bertujuan untuk memperkecil ruang probabilitas pencarian citra. Dengan demikian proses pencarian menggunakan citra kunci pada suatu database citra yang besar dapat secara efektif diarahkan kepada sekelompok citra yang memiliki kemiripan dengan citra query atau citra kunci. Selanjutnya seleksi citra terpilih sebagai output pencarian dapat diseleksi dalam ruang cluster citra

terpilih. Gambar 7 adalah proses clustering citra menjadi beberapa cluster citra.



Gambar 7. Proses clustering citra

Pengelompokan citra dikomputasi berdasarkan fitur-fitur citra yang direpresentasikan sebagai set array. Setiap fitur citra dapat dikelompokkan menjadi beberapa kelompok berdasarkan kemiripannya. Cara ini menghasilkan kelompok-kelompok citra yang mirip dari sisi fitur warna akan tetapi berbeda dari sisi bentuk ataupun tekstur, demikian pula kemungkinan sebaliknya.

Pengelompokan citra pada sistem ini menggunakan algoritma *K-means* dan *K-Medoid*. Kemiripan citra dihitung menggunakan method Euclidean distance dengan menghitung jarak kedekatan dua set array yang melambangkan fitur citra.



Semakin kecil jarak Euclidean distance, semakin mirip sebuah citra. Setiap cluster dari kedua metode clustering ini dibandingkan berdasarkan centroid dari cluster.

Sebuah citra untuk dapat dikelompokkan kedalam suatu cluster tertentu harus dihitung terlebih dahulu jarak citra terhadap *centroid* setiap cluster. Jarak yang paling dekat citra ke centroid cluster, maka cluster itulah yang menjadi cluster citra yang dibandingkan.

#### Clustering K-means, K-medoids

Pada tabel hasil clustering, terlihat hasil iterasi metode k-means dan k-medoids. Klasterisasi dengan menentukan *k* sebagai variabel awal dan nilai centroid.

#### Hasil Clustering K-means

Tabel 4, tabel 5 dan tabel 6 menunjukkan hasil klastering metode k-means untuk data hasil ekstraksi masing-masing fitur warna, bentuk dan tekstur.

Tabel 4. Nilai centroid akhir pada fitur warna

C	MR	MG	MB	DR	DG	DB
$C_0$	194,81	187,23	188,34	76,15	84,37	83,59
$C_1$	148,67	163,42	175,35	101,45	93,24	82,23
$C_2$	179,81	146,39	146,71	77,00	105,63	106,46

Tabel 5. Nilai centroid akhir pada fitur bentuk

C	Rasio bundar	Konv	Rasio box
$C_0$	0,690	0,554	0,561
$C_1$	0,327	0,171	0,664
$C_2$	0,400	0,843	0,674

Tabel 6. Nilai centroid akhir pada fitur tekstur

C	Deviasi	Energi	Entropi	Smoothness
$C_0$	81,337	0,263	3,269	0,092
$C_1$	53,766	0,238	3,325	0,043
$C_2$	94,664	0,246	3,259	0,121

#### Hasil Clustering K-medoids

Tabel 7, tabel 8 dan tabel 9 menunjukkan hasil klastering metode k-medoid untuk data hasil ekstraksi masing-masing fitur warna, bentuk dan tekstur.

Tabel 7. Nilai hasil cluster Fitur warna

C0	C1	C2	Cost
TOTAL COST			623,96
0,000	91,081	114,235	0,000
88,072	46,014	89,963	46,014
173,011	81,930	173,743	81,930
91,081	0,000	130,496	0,000
286,380	195,299	287,112	195,299
111,939	153,891	226,175	111,939
103,368	115,051	98,486	98,486
114,235	130,496	0,000	0,000
34,926	56,154	95,396	34,926
99,050	55,366	125,152	55,366

Tabel 8. Nilai hasil cluster fitur bentuk

C0	C1	C2	Cost
TOTAL COST			1,93
0,000	0,174	0,181	0,000
0,105	0,176	0,281	0,105
0,737	0,607	0,721	0,607
0,174	0,000	0,130	0,000
0,734	0,737	0,860	0,734
0,401	0,354	0,224	0,224
0,192	0,164	0,050	0,050
0,181	0,130	0,000	0,000
0,115	0,161	0,291	0,115
0,093	0,138	0,192	0,093



Tabel 9. Nilai hasil cluster Fitur Tekstur

C0	C1	C2	Cost
TOTAL COST			65,71
0,000	7,847	6,862	0,000
14,701	7,557	8,717	7,557
19,566	12,056	13,797	12,056
7,847	0,000	2,078	0,000
44,661	37,506	38,797	37,506
2,454	6,493	4,480	2,454
5,181	2,666	1,922	1,922
6,862	2,078	0,000	0,000
4,211	3,636	2,925	2,925
1,285	7,277	6,996	1,285

**Hasil Temu Citra Kembali**

Melihat hasil perhitungan jarak kedekatan antara citra query dengan citra database maka di peroleh hasil citra solusi untuk citra temu kembali adalah citra ke-2. Hal ini karena citra ke-2 pada seluruh perhitungan selalu menampilkan nilai Euclidean distance 0 yang berarti citra ini sama persis dengan citra query. Tabel 10 menunjukkan data hasil perhitungan nilai SSE metode k-means dan k-medoids dengan jumlah centroid yang berbeda beda.

Tabel 10. Hasil perhitungan nilai SSE dengan metode k-means dan k-medoids pada jumlah centroid yang berbeda-beda

NO	JLH CENTROID	METODE CLUSTERING	
		K-MEANS	K-MEDOIDS
1	2	13.366,32	98.245,67
2	3	90.008,96	77.581,99
3	4	90.003,12	75.994,35
4	5	87.378,49	71.134,66
5	6	83.889,44	70.389,89
6	7	82.223,66	68.632,77
7	8	65.022,11	64.989,23
8	9	63.499,04	60.208,88
9	10	57.890,44	49.712,23

**KESIMPULAN DAN SARAN**

Berdasarkan hasil penelitian maka dapat disimpulkan :

1. Bahwa klastering data ikan cupang menggunakan metode K-means dan K-medoids untuk temu citra kembali, mampu mengklasterisasikan data citra database dengan jumlah yang banyak dengan baik.

2. Hasil pengujian cluster untuk temu citra kembali sangat berpengaruh pada jumlah citra database yang ada. Semakin banyak citra database maka running time semakin lama. Hasil pengujian Cluster data menggunakan metode k-medoids mendapatkan hasil yang lebih cepat pada running time dari pada metode K-means.



## DAFTAR PUSTAKA

- Martinez, W. L. and Martinez, A.R.  
2002. *Computational Statistics Handbook With MATLAB*.  
Florida: CRC Press LLC.
- Petrou, M.; and Sevilla, P.G. 2006.  
*Image Processing dealing with Texture*. Chichester: John  
Wiley & sons, Inc.
- Wu, S. G.; Bao, F. S.; Xu, E. Y.;  
Wang, Y.X.; Chang, Y.F.; and  
Xiang, Q.L. (2007). *A Leaf  
Recognition Algorithm for  
Plant Classification Using  
Probabilistic Neural Network*.  
IEEE 7th Interantional  
Symposium on Signal  
Processing and Information  
Technology.