

Penerapan Citra Terkompresi Pada Segmentasi Citra Menggunakan Algoritme K-MEANS

I Wayan Angga Wijaya Kusuma¹, Rossy Lydia Ellyana²

Jurusan Teknik Elektro, Universitas Widya Dharma

Klaten

anggaelectro@yahoo.com¹ ochiellyana@gmail.com²

Abstract — Nowadays, an image is not only a documentation of events. One area that requires image processing is radiology. In radiology there is a medical image required by doctors and researchers to be processed for patient analysis. One of the important problems in image processing and pattern recognition is image segmentation into homogeneous areas. Segmentation in medical images will result in a medical image with area boundaries that are important information for analysis. This research applies K-Means algorithm to MRI (Magnetic Resonance Imaging) image segmentation. The input image used is the image of MRI (brain and breast) has gone through the compression stage. This compression process is done with the aim of reducing memory usage but the critical information content of MRI image is still maintained. The image of the segmentation result is evaluated through performance test using GCE, VOI, MSE, and PSNR parameters. The proposed K-Means algorithm for the segmentation process is able to work on images with JPG, PNG, and BMP extensions. The results showed that the VOI value of BMP image has a greater similarity value with the original image than JPG or PNG. The GCE and MSE values of the three extensions are also relatively small, nearly 0, indicating the image of the segmentation has a large similarity value with the original image. Further BMP also has the largest PSNR value compared with JPG and PNG.

Intisari — Suatu citra tidak hanya sebagai dokumentasi dari kejadian yang pernah dialami. Salah satu bidang yang memerlukan pengolahan citra (image processing) adalah pada bidang kedokteran yaitu radiologi. Pada bidang radiologi terdapat citra medis atau *medical image* yang diperlukan oleh dokter maupun peneliti untuk kebutuhan analisis pasien. Salah satu permasalahan penting dalam bidang pengolahan citra dan pengenalan pola adalah segmentasi citra ke dalam area homogen. Segmentasi pada citra medis akan menghasilkan citra medis yang disertai batasan-batasan area yang merupakan ciri penting karena dapat menggali informasi untuk pengenalan pola guna keperluan analisis. Penelitian ini menerapkan algoritme K-Means pada segmentasi citra medis MRI (Magnetic Resonance Imaging). Citra input yang digunakan adalah citra MRI otak dan payudara yang sudah melalui tahap kompresi. Proses kompresi ini dilakukan dengan tujuan mengurangi penggunaan memori namun kadungan informasi penting citra MRI masih tetap terjaga. Citra hasil segmentasi dievaluasi melalui uji performansi menggunakan parameter GCE, VOI, MSE, dan PSNR. Algoritme K-Means yang diusulkan untuk proses segmentasi mampu bekerja pada citra dengan ekstensi JPG, PNG, maupun ekstensi BMP. Dari hasil penelitian, nilai VOI citra BMP memiliki nilai kesamaan yang lebih besar dengan citra aslinya dibandingkan citra JPG maupun citra PNG. Nilai GCE dan MSE yang dihasilkan dari ketiga ekstensi tersebut juga relatif kecil, mendekati 0. Ini menandakan citra hasil segmentasi memiliki nilai kesamaan yang yang besar dengan citra aslinya. Selanjutnya citra BMP

juga memiliki nilai PSNR yang paling besar dibandingkan dengan citra JPG dan citra PNG.

Kata Kunci — Citra, Medis, Segmentasi, K-Means

I. PENDAHULUAN

Meningkatnya perkembangan ilmu pengetahuan menghasilkan perkembangan teknologi yang berkembang pesat di bidang kedokteran, penginderaan bumi jarak jauh, meteorologi dan geofisika, robotika, dan dalam bidang yang lain. Bidang-bidang tersebut membutuhkan suatu teknologi kamera yang dapat digunakan untuk merekam keadaan yang diperlukan untuk kebutuhan analisis sehingga memungkinkan peneliti informasi yang diperlukan. *Output* dari kamera ini berupa citra (*image*).

Dalam perkembangannya suatu citra tidak hanya sebagai dokumentasi dari kejadian yang pernah dialami. Namun kini suatu citra dapat menjadi alat bantu analisis di segala bidang. Citra inilah yang nantinya akan dianalisis untuk mendapatkan informasi yang berguna. Teknologi pengolahan citra dapat masuk ke berbagai bidang seperti kedokteran, industri, pertanian, geologi, kelautan, dan sebagainya. Kehadiran teknologi pengolahan citra memberikan kemajuan yang sangat luar biasa pada bidang-bidang tersebut.

Salah satu bidang kedokteran yang memerlukan pengolahan citra (*image processing*) adalah bidang radiologi [1]. Pada bidang radiologi terdapat citra medis (*medical image*) yang diperlukan oleh dokter maupun peneliti untuk kebutuhan analisis pasien. Citra medis adalah suatu pola atau gambar dua dimensi bagian dalam tubuh manusia yang digunakan oleh ahli kesehatan untuk mendeteksi dan menganalisis penyakit pasien. Pengolahan citra medis dapat digunakan untuk deteksi tumor atau kanker Rahim, identifikasi penyakit paru-paru, identifikasi penyakit hati, identifikasi penyakit tulang, segmentasi tulang dari otot lainnya, klasifikasi gigi, dan analisis citra mikroskopis. Untuk memperoleh citra ini banyak metode yang digunakan seperti *Magnetic resonance Imaging* (MRI), *X-Ray*, *Ultrasonography* (USG), *Endoscopy*, *Computed Tomography* (CT-Scan) dan *Nuclear Medicine*.

Pada bidang radiologi citra yang sering digunakan saat ini adalah citra *Magnetic resonance Imaging* (MRI) [1]. Keunggulan citra MRI adalah kemampuan menampilkan detail anatomi secara jelas dalam berbagai potongan (*multiplanar*) tanpa mengubah posisi pasien. MRI dapat memvisualisasi struktur internal secara rinci [2]. MRI menghasilkan kontras yang baik sehingga berguna pada

pencitraan otak, otot, jantung, dan kanker dibandingkan dengan teknik pencitraan medis yang lain [2]. Citra MRI ini akan digunakan oleh dokter ataupun peneliti untuk melakukan analisis ada tidaknya suatu tumor, kanker, atau kelainan pada pasien.

Salah satu permasalahan penting dalam bidang pengolahan citra dan pengenalan pola adalah segmentasi citra ke dalam area homogen. Ekstraksi ciri dan segmentasi citra merupakan langkah awal yang sangat diperlukan dalam analisis citra. Segmentasi citra merupakan kegiatan yang sangat diperlukan dalam usaha memahami ciri citra secara lengkap [3]. Keakuratan segmentasi menentukan keberhasilan dalam analisis isi suatu citra.

Segmentasi pada citra medis akan menghasilkan citra medis yang disertai batasan-batasan area yang merupakan ciri penting karena dapat menggali informasi untuk pengenalan pola guna keperluan analisis.

Tujuan utama segmentasi adalah membagi citra ke dalam bagian-bagian yang mempunyai korelasi kuat dengan adanya objek-objek di dalam citra [3]. Citra medis yang tersegmentasi dengan baik akan didapatkan informasi batasan-batasan area dengan jelas, misalnya untuk keperluan deteksi sel tumor atau kelainan (lesi) yang lain pada pasien. Informasi ini sangat membantu tenaga medis secara objektif dan akurat untuk melakukan analisis, diagnosis, perencanaan pengobatan, dan tindakan medis yang diperlukan.

Berdasarkan uraian-uraian di depan, pada penelitian ini diusulkan algoritme *K-Means* untuk melakukan proses segmentasi pada citra MRI. *K-Means* merupakan salah satu teknik yang digunakan dalam segmentasi citra berbasis *clustering* [1]. Algoritme *K-Means* termasuk *partitioning clustering* yang memisahkan data ke k daerah bagian yang terpisah. Algoritme *K-Means* sangat terkenal karena kemudahan dan kemampuannya untuk mengkluster data besar dan data *outlier* dengan sangat cepat [1].

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana menerapkan algoritme *K-Means* pada segmentasi citra medis MRI (*Magnetic Resonance Imaging*). Citra hasil segmentasi dapat dianalisis secara akurat sehingga tidak merugikan pihak pasien ataupun pihak medis.

Batasan masalah pada penelitian ini adalah citra medis yang digunakan pada penelitian ini adalah citra MRI otak dan payudara baik dalam kondisi normal atau mengalami lesi (gangguan/kelainan). Citra hasil segmentasi dievaluasi melalui uji performansi menggunakan parameter GCE, VOI, MSE, dan PSNR.

Tujuan dari penelitian ini adalah membuat program menggunakan Matlab untuk proses segmentasi citra sehingga proses analisis dapat lebih akurat dan tidak merugikan pasien ataupun pihak medis.

II. TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Penelitian tentang segmentasi citra menggunakan algoritme *K-Means* sudah banyak dilakukan diantaranya penelitian yang dilakukan oleh Nurhasanah (2011) [2] mengemukakan tentang segmentasi jaringan otak putih, jaringan otak abu-abu, dan cairan otak dari citra MRI menggunakan teknik *K-Means clustering*. Algoritme *K-Means clustering* dipilih karena sederhana, mudah diimplementasikan, dan mampu menangani data *outlier*.

Penelitian berikutnya dilakukan oleh Jipkate dan Gohokar (2012) [4] membandingkan algoritme segmentasi citra *K-Means* dan *Fuzzy C-Means Clustering*. Algoritme yang dikembangkan di MATLAB untuk analisis dan dikomparasi. *K-Means Clustering* menghasilkan akurasi yang cukup tinggi dan membutuhkan waktu perhitungan cukup singkat. *Fuzzy c-means* menghasilkan hasil yang lebih bagus dari *K-Means*, namun membutuhkan lebih banyak waktu perhitungan dari *K-Means* karena langkah-langkah perhitungan fuzzy terlibat dalam algoritme.

Samma dan Salam [5] mengusulkan segmentasi citra berdasarkan adaptif algoritme *K-Means clustering*. Metode yang diusulkan mencoba mengembangkan algoritme *K-Means* untuk mendapatkan kinerja tinggi dan efisiensi. Selain itu, memecahkan sejumlah pemilihan model dengan menentukan jumlah kluster menggunakan *dataset* dari gambar dengan ukuran *frame* dan nilai absolut antara sarana, dan langkah-langkah tambahan untuk konvergensi langkah dalam algoritme *K-Means* ditambahkan.

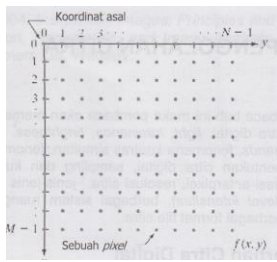
Preeti Panwar, Girdhar Gopal, dan Rakesh Kumar [6] membandingkan segmentasi berbasis warna dengan algoritme *K-Means clustering* dan *thresholding*. Metode *K-Means* menggunakan kluster partisi. Algoritme *K-Means clustering* digunakan untuk mempartisi sebuah citra menjadi k kluster. *K-Means clustering* dan *thresholding* digunakan dalam penelitian ini untuk perbandingan hasil segmentasi. Perbandingan kedua teknik ini didasarkan pada parameter segmentasi seperti MSE, PSNR dan NSR. MSE dan PSNR secara luas digunakan untuk mengukur tingkat distorsi citra karena mereka dapat mewakili keseluruhan tingkat kesalahan *gray-level* yang terkandung di seluruh citra.

Dengan menggunakan dua teknik ini, kinerja untuk citra yang berbeda disegmentasikan dengan menggunakan parameter seperti MSE, PSNR, dan SNR. Dari pengamatan yang ditunjukkan dalam penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa teknik *thresholding* memberikan output dari dua segmen. Namun pada teknik *K-Means*, output dari berbagai segmen sesuai dengan ukuran kluster. Kinerja meningkat sesuai dengan ukuran kluster. Lebih banyak lagi ukuran kluster adalah persentase akurasi. MSE dan PSNR digunakan untuk mengukur kualitas rekonstruksi. Nilai PSNR dari empat citra dalam *K-Means clustering* lebih tinggi dari *thresholding* dan nilai MSE lebih rendah.

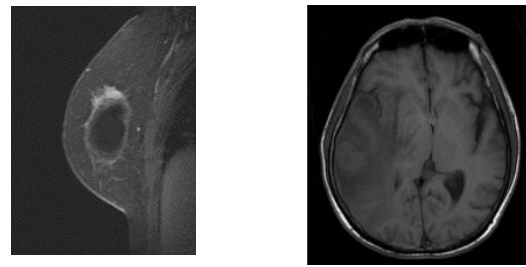
2.2 Dasar Teori

2.2.1 Citra Digital

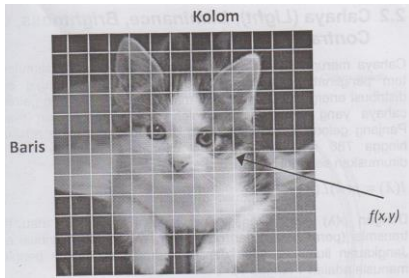
Citra digital merupakan sebuah larik (*array*) yang berisi nilai-nilai *real* maupun kompleks yang direpresentasikan dengan deretan bit tertentu [1]. Suatu citra digital didefinisikan sebagai fungsi $f(x,y)$ berukuran M baris dan N kolom, dengan x dan y adalah koordinat spasial, dan amplitud f di titik koordinat (x,y) dinamakan intensitas atau tingkat keabuan dari citra pada titik tersebut. Apabila nilai x,y , dan nilai amplitud f secara keseluruhan berhingga (*finite*) dan bernilai diskrit maka dapat dikatakan bahwa citra tersebut adalah citra digital. Gambar 1 menunjukkan posisi koordinat citra digital. Gambar 2 menunjukkan ilustrasi dari citra digital.



Gambar 1. Koordinat citra digital



Gambar 4. Citra Grayscale



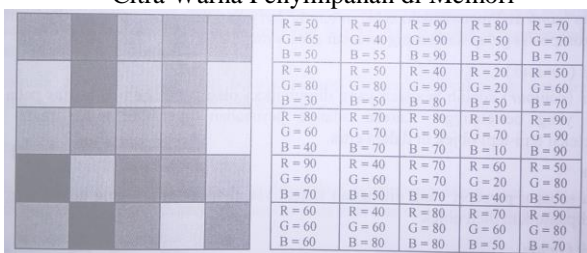
Gambar 2. Ilustrasi citra digital

a. Citra Warna

Setiap piksel pada citra warna mewakili warna yang merupakan kombinasi dari tiga warna dasar (*Red, Green, Blue*) [1]. Setiap warna dasar menggunakan penyimpanan 8 bit = 1 byte, yang berarti setiap warna mempunyai gradasi sebanyak 255 warna. Berarti setiap piksel mempunyai kombinasi warna sebanyak 16 juta warna lebih. Itulah sebabnya format ini dinamakan *true color* karena mempunyai jumlah warna yang cukup besar sehingga bisa dikatakan hampir mencakup semua warna di alam.

Penyimpanan citra *true color* di dalam memori berbeda dengan citra *grayscale*. Setiap piksel dari citra *grayscale* 256 gradasi warna diwakili oleh 1 byte. Sedangkan 1 piksel citra *true color* diwakili oleh 3 byte, dimana masing-masing byte merepresentasikan warna merah (*Red*), hijau (*Green*), dan biru (*Blue*). Gambar 3 menunjukkan contoh penyimpanan citra warna di dalam memori.

Citra Warna Penyimpanan di Memori



Gambar 3. Contoh penyimpanan citra warna di dalam memori

b. Citra Grayscale

Citra grayscale merupakan citra digital yang hanya memiliki satu nilai kanal pada setiap pikselnya, dengan kata lain bagian *Red = Green = Blue*. Nilai tersebut digunakan untuk menunjukkan tingkat intensitas. Warna yang dimiliki adalah warna dari hitam, keabuan, dan putih. Tingkat keabuan merupakan warna abu dengan tingkatan dari hitam mendekati putih. Gambar 4 menunjukkan contoh citra *grayscale*.

c. Citra Biner

Citra biner adalah citra digital yang hanya memiliki dua kemungkinan nilai piksel yaitu hitam dan putih [1]. Citra biner juga disebut sebagai citra B&W (*black and white*). Hanya dibutuhkan 1 bit untuk mewakili nilai dari setiap piksel dari citra biner.

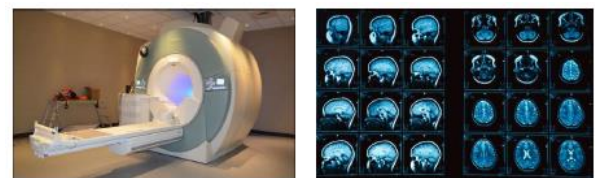
Citra biner seringkali muncul sebagai hasil dari proses pengolahan seperti segmentasi, pengembangan, morfologi, maupun *dithering*. Gambar 5 menunjukkan contoh citra biner.



Gambar 5. Citra Biner

2.2.2 Citra Medis *Magnetic Resonance Imaging* (MRI)

MRI adalah suatu alat kedokteran di bidang pemeriksaan diagnostik radiologi, yang menghasilkan rekaman gambar potongan penampang organ manusia dengan menggunakan medan magnet. Beberapa faktor kelebihan yang dimiliki oleh MRI adalah kemampuannya membuat potongan koronal, sagital, aksial tanpa banyak memanipulasi posisi tubuh pasien sehingga sangat sesuai untuk diagnostik jaringan lunak. Kualitas gambar MRI dapat memberikan gambaran detail tubuh manusia dengan perbedaan yang kontras, sehingga anatomi dan patologi jaringan tubuh dapat dievaluasi secara teliti. Gambar 6 menunjukkan alat MRI dan citra MRI.



Gambar 6. Alat MRI dan Citra MRI

2.2.3 Segmentasi Citra (*Image Segmentation*)

Segmentasi merupakan teknik untuk membagi suatu citra menjadi beberapa daerah (*region*) dimana setiap daerah memiliki kemiripan atribut [1]. Segmentasi membagi citra ke dalam daerah intensitasnya masing-masing sehingga bias membedakan antara objek dan background-nya. Segmentasi citra bertujuan untuk membagi area-area yang homogen.

2.2.4 Segmentasi Berbasis Clustering

Segmentasi berbasis kluster menggunakan data multidimensi untuk mengelompokkan piksel citra ke dalam beberapa kluster [1]. Pada umumnya piksel di kluster berdasarkan kedekatan jarak antar piksel.

Metode-metode dalam segmentasi berbasis clustering diantaranya adalah Iterasi, *K-Means*, *Fuzzy C Means*, Jaringan Syaraf Kohonen, dan berbagai teknik clustering lainnya [7].

2.2.5 K-Means Clustering

Algoritme *K-Means* mengelompokkan objek menjadi K kluster [1]. Metode ini akan mencari pusat kluster dan batas-batas cluster melalui proses perulangan (*iterative*). Kedekatan atau kemiripan (*similarity*) suatu objek dengan objek lain atau dengan pusat kluster dihitung dengan menggunakan fungsi jarak. Pada umumnya *K-Means* menggunakan jarak *Euclidean* untuk menghitung kemiripan tersebut. Berikut merupakan langkah-langkah algoritme *K-Means* [1]:

1. Inisialisasi K pusat kluster adalah $z_1(1), z_2(1), \dots, z_k(1)$. Pusat-pusat kluster ini biasanya dipilih secara sembarang dari sekumpulan data yang akan dikelompokkan.
2. Pada iterasi ke-k didistribusikan sampel data $\{x\}$ diantara K domain kluster, dengan menggunakan hubungan sebagai berikut :

$$x \in S_j(k) \text{ if } ||x - S_j(k)|| < ||x - S_i(k)|| \quad (1)$$

Untuk semua $i = 1, 2, \dots, K, i \neq j$, dengan $S_j(k)$ menyatakan himpunan sampel dengan pusat kluster adalah $z_j(k)$.

3. Dari hasil pada langkah 2, hitung pusat-pusat kluster baru $z_j(k + 1), j = 1, 2, \dots, K$, sehingga jumlah seluruh jarak dari semua titik dalam $S_j(k)$ ke pusat kluster baru minimal. Dengan kata lain, pusat kluster baru $z_j(k + 1)$ dihitung sehingga unjuk kerja indeks :
- 4.

$$J_j = \sum_{x \in S_j(k)} ||x - z_j(k + 1)||^2, j = 1, 2, \dots, K \quad (2)$$

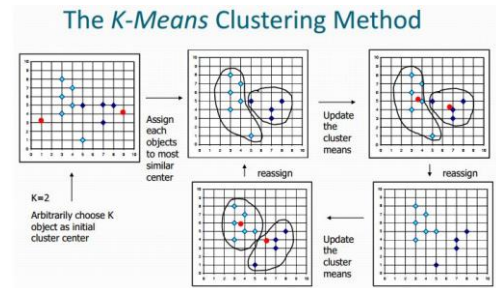
$z_j(k + 1)$ yang meminimalkan persamaan diatas adalah dengan menyederhanakan nilai rata-rata dari sampel pada $S_j(k)$. Maka dari itu, pusat kluster baru ditunjukkan oleh:

$$z_j(k + 1) = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in S_j(k)} x, j = 1, 2, \dots, K \quad (3)$$

Dengan N_j menyatakan jumlah sampel dalam $S_j(k)$.

5. Bila $z_j(k + 1) = z_j(k)$ untuk $j = 1, 2, \dots, K$, maka algoritme telah konvergen dan proses berakhir. Bila tidak kembali ke langkah 2.

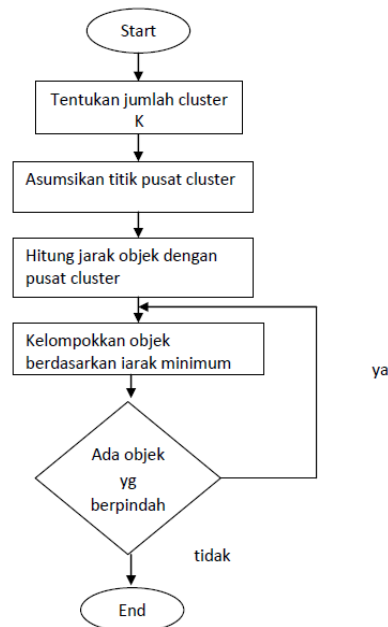
Gambar 7 menunjukkan ilustrasi proses pengelompokkan dari algoritme *K-Means*. Gambar 8 menunjukkan *flowchart* langkah-langkah algoritme *K-Means*.



Gambar 7 . Proses pengelompokkan algoritme *K-Means*

2.2.6. Distance (jarak)

Jarak digunakan untuk menentukan tingkat kesamaan (*similarity degree*) atau ketidaksamaan (*dissimilarity degree*) dua vektor fitur [1]. Tingkat kesamaan berupa suatu nilai (*score*) dan berdasarkan skor tersebut dua vektor fitur akan dikatakan mirip atau tidak



Gambar 8. *Flowchart* langkah-langkah algoritme *K-Means*

2.2.7. Jarak Euclidean (Euclidean Distance)

Euclidean distance adalah metrika yang paling sering digunakan untuk menghitung kesamaan 2 vektor [1]. *Euclidean distance* menghitung akar dari kuadrat perbedaan 2 vektor (*root of square differences between 2 vectors*). Berikut merupakan persamaan untuk menghitung *Euclidean distance* :

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (4)$$

2.2.8. Parameter Pengukuran Uji Performansi

Pengujian kualitas citra hasil segmentasi dapat diukur secara kuantitatif melalui uji performansi menggunakan parameter:

- a. *MSE (Mean Square Error)*, yaitu sigma dari jumlah error antara citra hasil segmentasi dengan citra asli. MSE dapat dihitung menggunakan persamaan berikut [7] :

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N ((f_a(i,j) - f_b(i,j))^2) \quad (5)$$

M dan N adalah ukuran panjang dan lebar citra.

$f_a(i,j)$ = intensitas citra di titik (i,j) citra asli

$f_b(i,j)$ = intensitas citra di titik (i,j) citra segmentasi

Semakin kecil nilai MSE, semakin bagus hasil peningkatan kualitas citra. Artinya, kualitas citra setelah mengalami peningkatan kualitas hampir sama dengan kualitas citra aslinya.

- b. *PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)*. PSNR dapat dihirung menggunakan persamaan berikut [7] :

$$PSNR = 20 \log_{10} \frac{255}{MSE} \quad (6)$$

Semakin besar nilai PSNR maka citra hasil peningkatan kualitas semakin mendekati citra aslinya. Sebaliknya, semakin kecil nilai PSNR semakin jelek kualitas citra hasil segmentasi tersebut.

- c. *Variation of Information (VOI)*

Parameter *Variation of Information (VOI)* mengukur jumlah kehilangan informasi dan mendapatkan informasi antara dua *clustering*, dan dengan demikian kira-kira mengukur sejauh mana satu pengelompokan dapat menjelaskan lainnya [8] [9] [10].

Variation of Information (VOI) mengukur jumlah kehilangan informasi dan mendapatkan informasi antara dua *clustering*, dan dengan demikian kira-kira mengukur sejauh mana satu pengelompokan dapat menjelaskan lainnya. Dengan nilai yang lebih rendah menunjukkan kesamaan yang lebih besar.

- d. *Global Consistency Error (GCE)*

Parameter *Global Consistency Error (GCE)* adalah Segmentasi konsistensi berbasis Region, yang mengukur untuk mengukur konsistensi antara segmentasi citra berbeda granularities [8] [9] [10].

Global Consistency Error (GCE) mengukur kesalahan segmentasi mengambil dua segmentasi S1 dan S2 sebagai *input*, dan menghasilkan *output* bernilai nyata dalam rentang [0 :: 1] di mana nol menandakan tidak ada kesalahan.

III. METODOLOGI PENELITIAN

Citra yang digunakan adalah Citra MRI Otak (*Brain MRI*) dan citra MRI payudara (*Breast MRI*) sejumlah 10 citra baik citra warna (*color image*) maupun citra *grayscale* (*grayscale image*). Citra MRI yang digunakan sudah melalui tahap kompresi. Proses kompresi ini dilakukan dengan tujuan mengurangi penggunaan memori namun kandungan informasi penting citra MRI masih tetap terjaga [11].

Metode yang digunakan dalam kompresi citra MRI adalah algoritme *K-Means* [11]. *K-means* adalah salah satu

teknik yang digunakan dalam segmentasi berbasis *clustering*. *Clustering* termasuk ke dalam teknik *lossy compression*. Karena dengan tingkat kompresi yang tinggi, sehingga dapat menghemat banyak *bandwidth*.

Peralatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah perangkat keras (*hardware*) berupa sebuah laptop dengan spesifikasi : Sistem Komputer : Core 2 duo T5870, Sistem Operasi : *Microsoft Windows 7*, dan Memori : 2GB RAM dan perangkat lunak (*software*) *Matlab R2013A*, *microsoft office*, serta *software image processing adobe photoshop*.

Tahapan segmentasi pada penelitian ini menggunakan *Matlab* yaitu :

Langkah 1 : Baca citra yang akan disegmentasi

```
im = imread('Breast Normal.jpg');
figure(1), imshow(im);
```

Langkah 2 : proses *checking* citra *input* (citra warna atau citra *grayscale*)

```
% Check Image is Gray or not.
if size(im,3)>1
    [lb,center] = ColorClustering(im);
else
    [lb,center] = GrayClustering(im);
end
```

Untuk citra *grayscale* :

```
% For Grayscale Image
function [lb,center]=GrayClustering(gray)
gray = double(gray);
array = gray(:);
% Copy value into an array.
% distth = 25;
i = 0;j=0;
% Intialize iteration Counters.
```

Untuk citra warna :

```
% For Color Image
function [lb,center]=ColorClustering(im)
im = double(im);
red = im(:,:,1);green = im(:,:,2);
blue = im(:,:,3);
array = [red(:),green(:),blue(:)];
% distth = 25;
i = 0;j=0;
```

Langkah 3 : Pengelompokkan Warna dalam 'a*b*' Ruang Menggunakan *K-Means Clustering*

Untuk citra *grayscale* :

```
while(true)
    seed = mean(array);
    % Initialize seed Point.
    i = i+1;
    %Increment Counter for each iteration.
    while(true)
        j = j+1;
        % Initialize Counter for each iteration.
        dist=(sqrt((array-seed).^2));
        % Find distance between Seed and Gray Value.
        distth=(sqrt(sum((array-seed).^2)/numel(array)));
        % Find bandwidth for Cluster Center.
        % distth = max(dist(:))/5;
```

```

        qualified = dist<distth;
    % Check values are in selected Bandwidth
or not.
        newseed = mean(array(qualified));
    % Update mean.

```

Untuk citra warna :

```

while(true)
    seed(1) = mean(array(:,1));
    seed(2) = mean(array(:,2));
    seed(3) = mean(array(:,3));
    i = i+1;
    while(true)
        j = j+1;
        seedvec = repmat(seed, [size(array,1),1];
        dist = sum((sqrt((array-seedvec).^2)),2);
        istth = 0.25*max(dist);
        qualified = dist<distth;
        newred = array(:,1);
        newgreen = array(:,2);
        newblue = array(:,3);
        newseed(1) = mean(newred(qualified));
        newseed(2) = mean(newgreen(qualified));
        newseed(3) = mean(newblue(qualified));
    end
end

```

Langkah 4 : Label setiap piksel di citra menggunakan hasil dari *K-Means*

Citra Grayscale :

```

vector = repmat(gray(:), [1,numel(center)]);
% Replicate vector for parallel operation.
centers = repmat(center, [numel(gray),1]);
distance = ((vector-centers).^2);
% Find distance between center and pixel
value.
[~,lb] = min(distance,[],2);
% Choose cluster index of minimum distance.
lb = reshape(lb,size(gray));
% Reshape the labelled index vector.

```

Citra warna :

```

vecvred=repmat(red(:), [1,size(center,1)]);
vecgreen=
repmat(green(:), [1,size(center,1)]);
vecblue= repmat(blue(:), [1,size(center,1)]);
distred =(vecvred-
repmat(center(:,1)', [numel(red),1])).^2;
distgreen=(vecgreen -
repmat(center(:,2)', [numel(red),1])).^2;
distblue=(vecblue-
repmat(center(:,3)', [numel(red),1])).^2;
distance = sqrt(distred+distgreen+distblue);
[~,label_vector] = min(distance,[],2);
lb = reshape(label_vector,size(red));

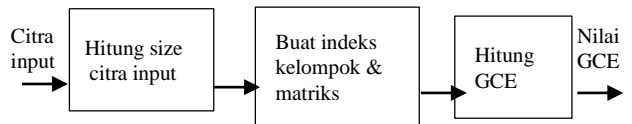
```

Langkah 5 : Menampilkan citra segmentasi berdasarkan warna

```
figure (2), imshow (lb,[]);
```

Hasil dari ketiga ekstensi tersebut kemudian dikomparasikan menggunakan parameter *Variation of Information* (VOI), *Global Consistency Error* (GCE), *MSE* (*Mean Square Error*) dan *PSNR* (*Peak Signal to Noise Ratio*). Berikut merupakan blok diagram dan potongan *source code* perancangan uji peromansi segmentasi menggunakan Matlab :

1. Blok diagram menghitung *Global Consistency Error* (GCE) menggunakan Matlab pada Gambar 9.



Gambar 9. Blok diagram GCE

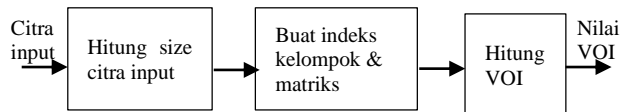
Berikut potongan *source code* menghitung GCE menggunakan Matlab :

```

% global consistency error (from BSDS ICCV
01 paper) ... lower => better
function gce = global_consistency_error(n)
N = sum(sum(n));
marginal_1 = sum(n,2);
marginal_2 = sum(n,1);
% the hackery is to protect against cases
where some of the marginals are
% zero (should never happen, but seems
to...)
E1 = 1 - sum( sum(n.*n,2) ./ (marginal_1 +
(marginal_1 == 0) ) ) / N;
E2 = 1 - sum( sum(n.*n,1) ./ (marginal_2 +
(marginal_2 == 0) ) ) / N;
gce = min( E1, E2 )

```

2. Blok diagram menghitung *Variation of Information* (VOI) menggunakan Matlab dijabarkan di Gambar 10.



Gambar 10. Blok diagram VOI

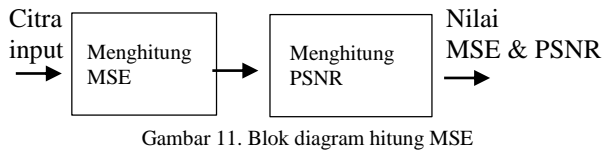
Berikut potongan *source code* menghitung VOI menggunakan Matlab :

```

% variation of information a "distance", in
(0,vi_max] ... lower => better
function vi = variation_of_information(n)
N = sum(sum(n));
joint = n / N;% the joint pmf of the two
labels
marginal_2 = sum(joint,1); % row vector
marginal_1 = sum(joint,2); % column vector
H1 = - sum( marginal_1 .* log2(marginal_1 +
(marginal_1 == 0) ) );
% entropy of the first label
H2 = - sum( marginal_2 .* log2(marginal_2 +
(marginal_2 == 0) ) );
% entropy of the second label
MI = sum(sum( joint .* log2_quotient( joint,
marginal_1*marginal_2 ) ));
% mutual information
vi = H1 + H2 - 2 * MI

```

3. Blok diagram menghitung *MSE* (*Mean Square Error*) & *PSNR* (*Peak Signal to Noise Ratio*) menggunakan Matlab pada Gambar 11.



Gambar 11. Blok diagram hitung MSE

Berikut potongan *source code* menghitung MSE dan PSNR menggunakan Matlab :

```

function PSNR = MyPsnr(distImg, origImg)
    origImg = imread('ImageCompress5.jpg');
    distImg = imread('ImageSegmen10.jpg');
    origImg = double(origImg);
    distImg = double(distImg);

    [M N P] = size(origImg);
    error = origImg - distImg;
    MSE = sum(sum(sum(error.^2))) / (M * N * P)
    if (MSE > 0)
        PSNR = 20*log10(max(max(max(origImg)))) -
        10*log10(MSE)
    else
        PSNR = 99;end
  
```

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini membahas tentang hasil implementasi yang telah dilakukan. Pengujian performansi segmentasi dilakukan pada 10 citra MRI (otak & payudara) baik kondisi normal maupun yang terdapat gangguan (lesi) yang telah dikompresi. Citra yang digunakan adalah citra dengan ekstensi JPG, PNG, dan BMP.

Tabel I. Citra MRI Input (Citra Kompresi) & Citra Hasil Segmentasi

No	Citra Asli (Kompresi)	Citra Segmentasi	Deskripsi Citra Input
1			JPG, in = 149KB, Out = 106,3KB, MRI (Otak) terdapat lesi
2			PNG, in = 407KB, Out = 257,6KB, MRI (Otak) terdapat lesi
3			JPG, in = 199KB, Out = 118,3KB, MRI (Otak) terdapat lesi
4			JPG, in = 121KB, Out = 94,9KB, MRI (Otak) terdapat lesi
5			JPG, in = 294KB, Out = 185,1KB, MRI (Otak) kondisi normal
6			BMP, in = 755KB, Out = 754KB, MRI (Otak) terdapat lesi

7			BMP, in = 887KB, Out = 885KB, MRI (Payudara) terdapat lesi
8			PNG, in = 389KB, Out = 235KB, MRI (Payudara) terdapat lesi
9			JPG, in = 141KB, Out = 63,7KB, MRI (Payudara) kondisi normal
10			JPG, in = 153KB, Out = 35,1KB, MRI (Payudara) kondisi normal

Tabel II. Rasio Kompresi Citra Input

Citra Asli (Kompresi)	Rasio Kompresi (%)
Citra 1	28,66
Citra 2	36,71
Citra 3	40,55
Citra 4	21,57
Citra 5	37,04
Citra 6	0,13
Citra 7	0,23
Citra 8	39,59
Citra 9	54,82
Citra 10	77,05

Pada Tabel I menunjukkan bahwa Algoritme *k-means* mampu melakukan proses segmentasi pada citra MRI (Otak & Payudara) yang sudah mengalami proses kompresi terlebih dahulu. Algoritme *k-means* mampu bekerja pada 3 ekstensi citra yang diusulkan pada penelitian ini (JPG, PNG, dan BMP). Secara visual algoritme *k-means* dapat melakukan proses segmentasi baik pada citra MRI yang kondisi normal maupun citra MRI yang mengalami lesi.

Sedangkan pada Tabel II menunjukkan rasio kompresi pada citra input. Pada tabel II memperlihatkan bahwa citra dengan ekstensi BMP memiliki rasio kompresi terkecil bila dibandingkan dengan JPG dan PNG. Ini menandakan citra BMP sangat sedikit kehilangan informasi dibandingkan dengan citra JPG dan PNG, sehingga tidak terjadi perubahan ukuran file yang sangat signifikan pada citra BMP.

Tabel III. Uji Performansi Hasil Segmentasi

Citra Segmentasi	VOI	GCE	MSE	PSNR	Waktu Segmentasi (detik)
Citra 1	4,7856	0,3921	0,00104	15,68	2,09114
Citra 2	3,9120	0,0695	0,00254	13,64	3,51702
Citra 3	7,9564	0,6444	0,00162	15,60	2,27159
Citra 4	7,2993	0,5548	0,00059	20,41	1,71296
Citra 5	6,0968	0,5171	0,00484	10,54	2,88012
Citra 6	5,0696	0,0946	0,00182	15,59	6,56781
Citra 7	5,0154	0,0793	0,00196	12,56	7,15048
Citra 8	6,2224	0,1293	0,00325	12,01	3,17277
Citra 9	8,2078	0,5069	0,00449	9,45	1,60211
Citra 10	3,7568	0,2354	0,00185	12,67	1,29774

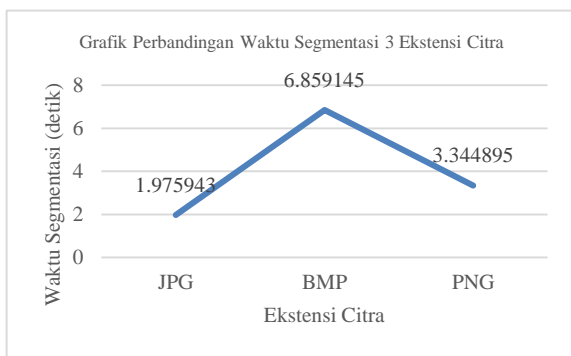
Pada Tabel III menunjukkan bahwa hasil uji performansi VOI, GCE, MSE, dan PSNR serta waktu yang dibutuhkan

untuk proses segmentasi citra pada ekstensi JPG, PNG, maupun BMP.

Tabel IV. Rata-Rata Perhitungan Uji Performansi

No	Ekstensi Citra	VOI	GCE	MSE	PSNR	Waktu Segmentasi (detik)
1	JPG	6,3504	0,4751	0,0024	14,06	1,975943
2	PNG	5,0672	0,0994	0,0028	12,83	3,344895
3	BMP	5,0425	0,0869	0,0019	14,08	6,859145

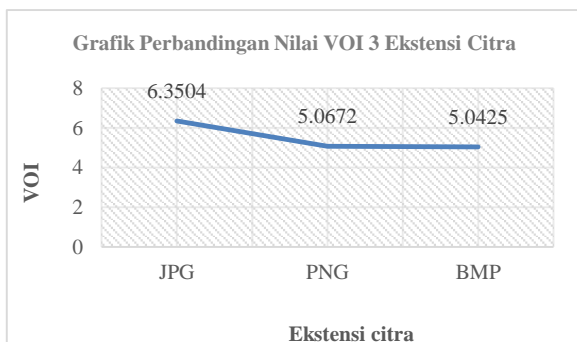
Pada Tabel IV menunjukkan rata-rata hasil perhitungan analisis uji performansi segmentasi citra MRI VOI, GCE, MSE, dan PSNR serta waktu segmentasi dengan ekstensi yang berbeda.



Gambar 12. Grafik perbandingan waktu segmentasi 3 ekstensi citra

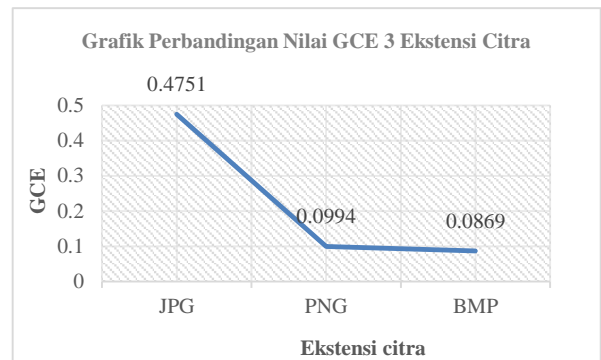
Pada Gambar 12 menunjukkan grafik perbandingan waktu yang dibutuhkan dari masing-masing ekstensi citra untuk proses segmentasi. Dari Gambar 12 terlihat bahwa waktu yang dibutuhkan untuk proses segmentasi paling singkat adalah pada citra JPG yaitu sebesar 1,97543 detik, sedangkan yang paling lama adalah citra ekstensi BMP yaitu 6,895145 detik. Hal ini disebabkan karena resolusi untuk citra BMP jauh lebih besar dibandingkan dengan citra JPG dan PNG. Ini menandakan citra BMP lebih detail dibandingkan dengan citra JPG dan PNG.

Dari hasil segmentasi dan analisis kuantitatif menunjukkan bahwa secara keseluruhan citra dengan ekstensi BMP menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan citra dengan ekstensi JPG dan PNG. Pada Gambar 13, Gambar 14, Gambar 15, dan Gambar 16 merupakan perbandingan uji performansi dari ketiga ekstensi citra.



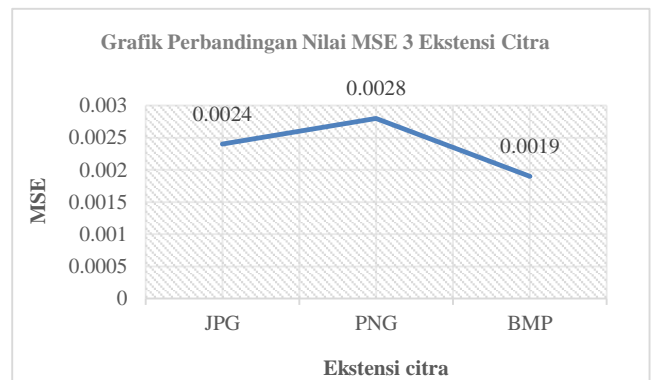
Gambar 13 . Grafik perbandingan nilai VOI 3 ekstensi citra

Pada Gambar 13 menunjukkan grafik perbandingan nilai **Variation of Information (VOI)** dari ketiga ekstensi citra. Pada *Variation of Information (VOI)* berlaku dimana nilai yang lebih VOI rendah menunjukkan kesamaan yang lebih besar Antara citra asli dan citra segmentasi. Nilai VOI yang paling rendah adalah citra dengan ekstensi BMP yaitu 5,0425, citra PNG 5,0672, dan citra JPG 6,3504. Ini menandakan citra segmentasi pada ekstensi BMP menunjukkan kesamaan yang lebih besar dengan citra asli.



Gambar 14. Grafik perbandingan nilai GCE 3 ekstensi citra

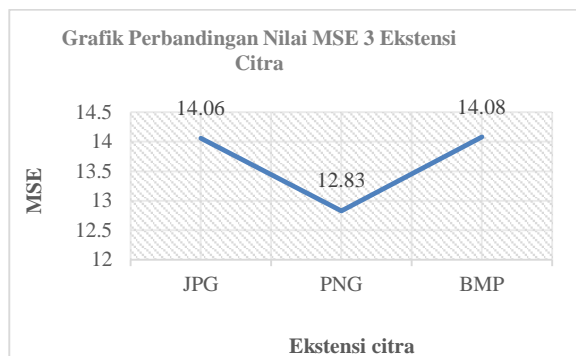
Pada Gambar 14 menunjukkan grafik perbandingan nilai **Global Consistency Error (GCE)**. *Global Consistency Error (GCE)* mengukur kesalahan segmentasi mengambil dua segmentasi S1 dan S2 sebagai *input*, dan menghasilkan *output* bernilai nyata dalam rentang [0 :: 1] di mana nol menandakan tidak ada kesalahan. Nilai GCE yang paling rendah adalah citra dengan ekstensi BMP yaitu 0,0869, citra PNG 0,00994, dan citra JPG 0,4751. Ini menandakan citra segmentasi dengan ekstensi BMP memiliki kesalahan yang lebih kecil dibandingkan dengan citra ekstensi JPG dan PNG.



Gambar 15. Grafik perbandingan nilai MSE 3 ekstensi citra

Pada Gambar 15 menunjukkan grafik perbandingan nilai **MSE (Mean Square Error)** dari ketiga ekstensi citra. Dimana semakin kecil nilai MSE, semakin bagus hasil segmentasi. MSE hampir sama dengan GCE. Nilai MSE yang paling rendah adalah citra segmentasi dengan ekstensi

BMP yaitu 0,0019, citra PNG 0,0028, dan citra JPG 0,0024. Ini menunjukkan bahwa citra dengan ekstensi BMP menghasilkan kualitas hasil segmentasi yang lebih bagus dibandingkan JPG dan PNG.



Gambar 16 . Grafik perbandingan nilai PSNR 3 ekstensi citra

Pada Gambar 16 menunjukkan grafik perbandingan nilai **PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)** dari ketiga ekstensi citra. Dimana Semakin besar nilai PSNR maka citra hasil segmentasi semakin mendekati citra aslinya. Sebaliknya, semakin kecil nilai PSNR semakin menurun kualitas citra tersebut. Citra segmentasi dengan ekstensi BMP menghasilkan nilai PSNR yang paling besar yaitu 14,08, citra PNG 12,83, dan citra JPG 14,06. Ini menandakan bahwa kualitas segmentasi dari citra ekstensi BMP jauh lebih baik dibandingkan JPG dan PNG.

V. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian maka dapat disimpulkan bahwa program yang dirancang yaitu segmentasi citra MRI yang sudah melalui proses kompresi terlebih dahulu dengan algoritme *K-Means* berjalan dengan baik sesuai dengan apa yang direncanakan. Ini dapat terlihat dari hasil uji performansi dari ketiga ekstensi citra.

Secara visual algoritme *K-Means* dapat melakukan proses segmentasi pada citra MRI keadaan normal maupun citra MRI yang terdapat lesi. Citra hasil segmentasi dapat terlihat jelas mana area yang mengalami gangguan (lesi).

Algoritme *K-Means* yang diusulkan untuk proses segmentasi mampu bekerja pada citra dengan ekstensi JPG, PNG, maupun ekstensi BMP. Dari hasil penelitian, nilai VOI citra BMP memiliki nilai kesamaan yang lebih besar dengan citra aslinya dibandingkan citra JPG maupun citra PNG. Nilai GCE dan MSE yang dihasilkan dari ketiga ekstensi tersebut juga relatif kecil (mendekati 0), ini menandakan citra hasil segmentasi memiliki nilai kesamaan yang yang besar dengan citra aslinya. Selanjutnya citra BMP juga memiliki nilai PSNR yang paling besar dibandingkan dengan citra JPG dan citra PNG. Sedangkan waktu yang dibutuhkan untuk proses segmentasi yang paling singkat yaitu pada citra dengan ekstensi JPG dan waktu yang paling lama untuk proses segmentasi adalah citra dengan ekstensi BMP

Pada penelitian yang akan datang dapat digunakan algoritme segmentasi citra dengan menggunakan algoritme

yang lainnya seperti *Fuzzy C Means* untuk memperoleh citra hasil segmentasi yang memiliki tingkat keakurasian yang tinggi sehingga proses analisis lebih akurat dan tidak merugikan pihak pasien maupun pihak yang lain.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah memberi dukungan baik material maupun non material terhadap penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Putra, *Pengolahan Citra Digital*, Yogyakarta: Penerbit ANDI, 2009.
- [2] Nurhasanah, "Segmentasi Jaringan Otak Putih, Jaringan Otak Abu-Abu, Dan Cairan Otak Dari Citra MRI Menggunakan Teknik K-Means Clustering," *Jurnal Aplikasi Fisika*, vol. 7, no. 2, pp. 90-95, 2011.
- [3] T. Sutoyo, E. Mulyanto, V. Suhartono, O. D. Nurhayati, Wijanarto, *Teori Pengolahan Citra Digital*, Yogyakarta: Penerbit ANDI, 2009.
- [4] B. R. Jipkate, V. V. Gohokar, "A Comparative Analysis of Fuzzy C-Means Clustering and K Means Clustering Algorithms," *International Journal Of Computational Engineering Research*, vol. 2, pp. 737-739, 2012.
- [5] A. S. B. Samma, R. A. Salam, "Adaptation of K-Means Algorithm for Image Segmentation," 2009.
- [6] Preeti Panwar, Girdhar Gopal, Rakesh Kumar, "Image Segmentation using K-means clustering and Thresholding," *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, vol. 03, no. 05, pp. 1787-1793, 2016.
- [7] Gonzalez, Woods, *Digital Image Processing*, 2nd Edition, Prentice Hall, 2002.
- [8] B.Sathya, R.Manavalan, "Image Segmentation by Clustering Methods: Performance Analysis," *International Journal of Computer Applications & Information Technology*, vol. 29, pp. 27-32, 2011.
- [9] R. Sardana, "Comparitive Analysis of Image Segmentation Techniques," *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology*, vol. 2, pp. 2615-1619, 2013.
- [10] M. Sharma, V. Chouhan, "Objective Evaluation Parameters of Image Segmentation Algorithms," *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, vol. 2, pp. 84-87, 2012.
- [11] I Wayan A. W. K., Afriliana K., "Penerapan Algoritma K-Means pada Kompresi Adaptif Citra Medis MRI," *INFORMATIKA*, vol. 11, no. 2, pp. 139-151, 2015.
- [12] Dika Asoka Masatu, Indah Soesanti, Hanung Adi Nugroho, "Penerapan Algoritma Kompresi JPEG dan Metode Fuzzy C Means pada Kompresi

- Citra Berbasis Entropi," *Jurnal Penelitian Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 1, no. 1, pp. 7-11, 2014.
- [13] S. M. Aqil Burney, Humera Tariq, "K-Means Cluster Analysis for Image Segmentation," *International Journal of Computer Applications*, vol. 96, no. 4, pp. 1-8, 2014.
- [14] Poonam fauzdar, Sujata Kindri, "Comparitive Analysis Of K Means And Fuzzy C Means Algorithm," *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, vol. 2, no. 6, pp. 2088-2095, 2013.
- [15] S. panda, "Color Image Segmentation Using K-means Clustering and Thresholding Technique," *IJESC*, pp. 1132-1136, 2015.
- [16] Anju Bala, Aman Kumar Sharma, "Color Image Segmentation using K-Means Clustering and Morphological Edge Detection Algorithm," *International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology (IJLTET)*, pp. 48-55, 2016.
- [17] S. J. Saida, L. Srinivas, R. Sivaram, "An Efficient K-Means and C-Means Clustering Algorithm for Image Segmentation," *International Journal of Science and Applied Information Technology*, vol. 1, no. 5, pp. 84-87, 2012.
- [18] R. S. Kabade, M. S. Gaikwad, "Segmentation of Brain Tumour and Its Area Calculation in Brain MR Images using K-Mean Clustering and Fuzzy C-Mean Algorithm," *International Journal of Computer Science & Engineering Technology*, vol. 4, pp. 524-531, 2013.
- [19] Jiawei Han, Micheline Kamber, Jian Pei, *Data Mining Concept and Techniques Third Edition*, Morgan Kaufmann, 2012.
- [20] Jiawei Han, Micheline Kamber, *Data Mining: Concepts and Techniques Second Edition*, Diane Cerra Publisher, 2006.
- [21] M. North, *Data Mining for the Masses*, 2012.
- [22] I. Soesanti, A. Susanto, T. S. Widodo, M. Tjokronegoro, "Analisis Komputasi pada Segmentasi Citra Medis Adaptif Berbasis Logika Fuzzy Teroptimasi," *Forum Teknik*, vol. 33, no. 2, pp. 89-96, 2010.
- [23] Irwanto, Yudhi Purwananto, Rully Soelaiman, "Optimasi Kinerja Algoritma Klasterisasi K-Means untuk Kuantisasi Warna Citra," *JURNAL TEKNIK POMITS*, vol. 1, no. 1, pp. 1-6, 2012.
- [24] Dika Asoka Masatu, Indah Soesanti, Hanung Adi Nugroho, "PENERAPAN ALGORITMA KOMPRESI JPEG DAN METODE FUZZY C-MEANS PADA KOMPRESI CITRA BERBASIS ENTROPI," *Jurnal Penelitian Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 1, no. 1, pp. 7-11, 2014.
- [25] S. Jani, "An Efficient K-Means and Fuzzy C-Means Clustering Algorithm for Image,"