

MODEL OPTIMASI SEGMENTASI TUMOR OTAK DALAM MAGNETIC RESONANCE IMAGING BERBASIS FUZZY C-MEANS DAN SIMULATED ANNEALING

Oleh : Amran Yobioktabera¹, Afandi Nur Azis Thohari², Nurseno Bayu Aji³

^{1,2} Teknik Informatika, Jurusan Teknik Elektro, Politeknik Negeri Semarang

³ Teknologi Rekayasa Komputer, Jurusan Teknik Elektro, Politeknik Negeri Semarang

E-mail : ¹ amranyobi@polines.ac.id,

Abstrak

Tumor otak atau biasa disebut dengan *Brain Tumour* merupakan salah satu jenis penyakit otak yang terjadi akibat evolusi sel secara abnormal dan tidak dapat dikontrol (*uncontrolled*) di dalam otak. Untuk mendeteksi tumor otak, para dokter biasa menggunakan *Magnetic Resonance Imaging (MRI)*. *MR Images* merupakan teknik pencitraan medis yang dapat menampilkan informasi tentang anatomi jaringan lunak manusia. *MR Images* mampu menghasilkan gambar dengan kualitas tinggi dari struktur anatomi otak manusia. Hal ini menjadikan deteksi tumor melalui *MR Images* dipandang sebagai sesuatu yang penting dan krusial. Untuk melakukan deteksi tumor otak, diperlukan rangkaian tahap penelitian yang pada hasil akhirnya berupa tahapan klasifikasi. Salah satu tahapan penting pada rangkaian tahapan tersebut adalah tahapan segmentasi. Segmentasi citra pada *MR Images* dapat memisahkan objek tumor dengan objek non-tumor. Salah satu metode yang digunakan untuk melakukan segmentasi adalah *Fuzzy C-Means (FCM)*. Penggunaan FCM sebagai metode segmentasi memiliki kelemahan, yaitu *cluster* yang dihasilkan tidak 100% berkualitas (*misclustred*). Untuk mengatasi masalah tersebut, maka diusulkan metode *Simulated Annealing (SA)* sebagai metode optimasi. Dengan metode optimasi SA ini, kualitas *cluster* pada proses segmentasi dapat memperoleh hasil yang optimal. Hal ini terlihat dari menurunnya nilai *Xie-Beni* hingga 7 (tujuh) kali lipat dibandingkan dengan segmentasi menggunakan FCM saja.

Kata Kunci: Tumor Otak, Segmentasi, Fuzzy C-Means, Simulated Annealing

Abstract

Brain tumor, commonly referred to as a Brain Tumour, is one of the brain diseases caused by abnormal and uncontrolled cell evolution within the brain. To detect brain tumors, physicians typically use Magnetic Resonance Imaging (MRI). MR Images are a medical imaging technique that provides detailed information about the anatomy of human soft tissues. They are capable of producing high-quality images of the human brain's anatomical structures. This makes tumor detection through MR Images an important and crucial process. Detecting brain tumors requires a series of research stages, which ultimately lead to classification. One of the most important stages in this process is image segmentation. Image segmentation in MR Images can distinguish tumor objects from non-tumor objects. One of the methods commonly used for segmentation is Fuzzy C-Means (FCM). However, FCM has a limitation in that the resulting clusters are not always of high quality (misclustered). To address this issue, the Simulated Annealing (SA) method is proposed as an optimization technique. By applying SA optimization, the quality of clusters in the segmentation process can achieve more optimal results. This improvement is evident from the reduction of the Xie-Beni index by up to seven times compared to segmentation using only FCM.

1. PENDAHULUAN

Tumor otak atau dalam istilah bahasa Inggris disebut *Brain Tumour* merupakan salah satu jenis penyakit otak yang terjadi akibat evolusi sel secara abnormal dan tidak dapat dikontrol (*uncontrolled*) di dalam otak. Berdasarkan data-data dari *Central Brain*

Tumor Registry Of the United State (CBTRUS), pada tahun 2004 kasus baru tumor otak sekitar 40,900 dan pada tahun 2010 meningkat kira-kira sekitar 62,930 kasus baru (*CBTRUS, 2016*).

Untuk mendeteksi tumor otak, para dokter biasa menggunakan *Magnetic Resonance Imaging (MRI)*. *MR Images* merupakan teknik pencitraan medis yang dapat menampilkan

informasi tentang anatomi jaringan lunak manusia. *MR Images* mampu menghasilkan gambar dengan kualitas tinggi dari struktur anatomi otak manusia. Kini, MRI dijadikan sebagai alat bantu utama dokter untuk menganalisis dan mendiagnosis tumor pada diri pasien. Hal ini menjadikan deteksi tumor melalui *MR Images* dipandang sebagai sesuatu yang penting dan krusial.

Pada beberapa tahun terakhir, telah banyak penelitian berkaitan dengan deteksi tumor pada *brain MRI*, dimana tahapan *classification* dan *segmentation* menjadi isu yang sangat penting dan populer. Seperti penelitian yang dilakukan oleh (P.Vasuda et al., 2010) yang melakukan *improvement* pada algoritma *Fuzzy C-Means* dalam melakukan segmentasi. Pada tahun 2015, (Ganesh S. Raghtate et al., 2015) melakukan penelitian segmentasi tumor otak pada *MR Images* menggunakan kombinasi *FCM* dan *Ant Colony Algorithm*. Peneliti menggunakan *FCM* untuk melakukan proses segmentasi karena pada penelitian-penelitian sebelumnya, metode ini menunjukkan performa terbaik. Hasil dari penelitian ini menunjukkan peningkatan kualitas segmentasi dengan meningkatnya nilai PSNR sebanyak 1.6 kali dibandingkan dengan hanya menggunakan *FCM* (Raghtate et al., 2015).

Penggunaan *FCM* pada segmentasi tumor otak masih belum maksimal, dimana *cluster* yang dihasilkan tidak 100% berkualitas. Hal ini dapat mengakibatkan menurunnya akurasi segmentasi serta meningkatnya waktu komputasi. Selain itu, *ACA* sebagai algoritma optimasi masih memiliki kelemahan dalam penentuan nilai global optimum yang ditunjukkan pada penelitian yang dilakukan oleh (Ozgur Baskan et al., 2009)

Dari beberapa penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, maka hasil segmentasi pada *MRI Tumor Otak* masih dimungkinkan dapat ditingkatkan. Metode *FCM* dengan *Simulated Annealing* digunakan sebagai pendekatan untuk meningkatkan kualitas hasil segmentasi *MRI Tumor Otak*. *Simulated*

Annealing terbukti memiliki hasil optimasi lebih baik dibanding *Ant Colony* pada penelitian yang dilakukan oleh (T Srinivas Rao et al., 2017), sehingga *SA* dapat dijadikan algoritma optimasi yang dilakukan *FCM* dalam segmentasi tumor otak. Metode *FCM* sebagai metode utama dalam segmentasi citra *MRI*, sedangkan *Simulated Annealing* sebagai metode optimasi yang digunakan untuk mengoptimasi kinerja *FCM* dalam melakukan *clustering* pada setiap iterasi

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. FUZZY C-MEANS

Untuk mensegmentasi gambar, dilakukan tahapan *clustering* menggunakan metode *Fuzzy C-Means (FCM)*. *FCM* pada tahapan segmentasi digunakan untuk memisahkan gambar kedalam beberapa bagian dan *object region* kemudian mencari bagian-bagian yang mencurigakan pada *brain MR Images*.

Secara umum, langkah algoritma *FCM* adalah sebagai berikut (C.Immaculate Mary et al., 2010):

1. Menginisiasi *cluster center* (pusat *cluster*) $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$, atau menginisiasi anggota matriks μ_{ij} (*cluster* awal) dengan nilai random dan memastikan pemilihan ini dapat tepat untuk kondisi tertentu dan selanjutnya melakukan perhitungan pusat *cluster*.
2. Menghitung keanggotaan *fuzzy* menggunakan

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{ik}}\right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (1)$$

dimana, $d_{ij} = \|x_i - v_j\|, \forall i = 1, \dots, n,$
 $\forall j = 1, \dots, c$

3. Menghitung pusat *fuzzy* v_j menggunakan

(2)

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{ij})^m x_i}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ij})^m}, \forall j = 1, \dots, c$$

4. Ulangi langkah (2) dan (3) hingga nilai optimum J diperoleh.
5. Pada langkah terakhir, dilakukan defuzzifikasi untuk menetapkan setiap titik data ke kelompok tertentu (hal ini dilakukan dengan menetapkan titik data ke sebuah *cluster* dengan tingkat keanggotaan maksimal).

Dari langkah diatas, maka terlihat bahwa algoritma *FCM* tidak memiliki kriteria yang cukup jelas untuk diikuti dalam proses penetapan jumlah *cluster* awal yang selanjutnya digunakan untuk penentuan pusat *cluster*. Hal ini akan menyebabkan kesalahan-kesalahan dalam penentuan *cluster* (*misclustred*) yang mempengaruhi keakuratan *clustering* (Peiyu et al., 2013)

2.2. SIMULATED ANNEALING

Simulated Annealing adalah suatu algoritma optimasi yang mensimulasikan proses *annealing* pada pembuatan materi yang terdiri dari butir kristal atau logam (S Kirkpatrick, et al., 1983). Algoritma ini biasanya digunakan untuk mengoptimisasi algoritma yang bersifat generik. Berbasiskan probabilitas dan mekanika statistik, algoritma ini dapat digunakan untuk mencari pendekatan terhadap solusi optimum global dari suatu permasalahan. Masalah yang membutuhkan pendekatan SA adalah masalah-masalah optimisasi kombinatorial, di mana ruang pencarian solusi yang ada terlalu besar, sehingga hampir tidak mungkin ditemukan solusi eksak terhadap permasalahan itu.

Annealing adalah satu teknik yang dikenal dalam bidang metalurgi, digunakan dalam mempelajari proses pembentukan kristal dalam suatu materi. Agar dapat terbentuk susunan kristal yang sempurna, diperlukan pemanasan sampai suatu tingkat tertentu, kemudian dilanjutkan dengan pendinginan yang perlahan-lahan dan terkendali dari materi

tersebut. Pemanasan materi di awal proses *annealing*, memberikan kesempatan pada atom-atom dalam materi itu untuk bergerak secara bebas, mengingat tingkat energi dalam kondisi panas ini cukup tinggi (S Kirkpatrick, et al., 1983).

Proses pendinginan yang perlahan-lahan memungkinkan atom-atom yang tadinya bergerak bebas itu, pada akhirnya menemukan tempat yang optimum, di mana energi internal yang dibutuhkan atom itu untuk mempertahankan posisinya adalah minimum.

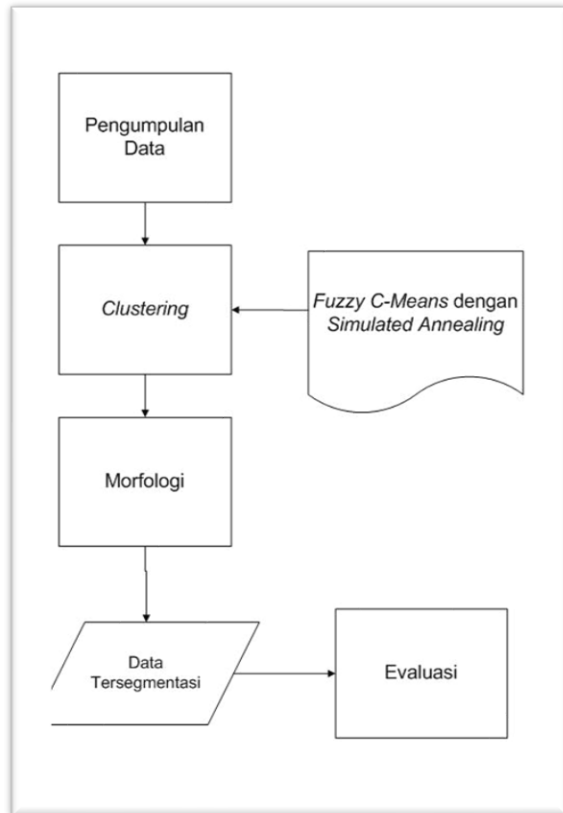
Secara umum ada 3 hal pokok yang ada pada pada algoritma *simulated annealing* (Peiyu et al., 2013) yaitu:

- a) Nilai awal untuk temperatur (T_0).
Nilai T_0 biasanya ditetapkan cukup besar (tidak mendekati nol), karena jika T mendekati 0 maka gerakan *simulated annealing* akan sama dengan *hill climbing*. Biasanya temperatur awal ini ditetapkan sebesar 2 kali panjang suatu jalur yang dipilih secara acak.
- b) Kriteria yang digunakan untuk memutuskan apakah temperatur sistem seharusnya dikurangi.
- c) Berapa besarnya pengurangan temperatur dalam setiap waktu.

Peningkatan akurasi segmentasi dapat diperoleh dengan adanya optimasi algoritma *Simulated Annealing (SA)* yang tetap berbasis pada *Fuzzy C-Means*. SA pada prosesnya melakukan perubahan konfigurasi (perubahan nilai pusat *cluster*) dan selanjutnya dilakukan perbandingan energi sebelum dan sesudah perubahan konfigurasi. Perubahan konfigurasi dimaksudkan untuk mengevaluasi hasil pada setiap iterasi. Perubahan konfigurasi dan perbandingan energi inilah yang mampu mengoptimisasi FCM saat melakukan *clustering*, sehingga tidak terjadi *misclustred* seperti yang terjadi pada penelitian sebelumnya. Perbaikan ini sesuai dengan penelitian sebelumnya ("*An improved fuzzy C-means clustering algorithm based on simulated annealing*") (Peiyu et al., 2013).

3. METODE PENELITIAN

Proposed Method pada penelitian ini berfokus pada proses segmentasi image MRI tumor otak. Pemfokusan penelitian ini dilakukan untuk membatasi masalah yaitu hanya berkaitan dengan segmentasi MRI tumor otak. *Proposed Method* yang diusulkan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :



Gambar 1. Metode Penelitian

3.1. Pegumpulan Data

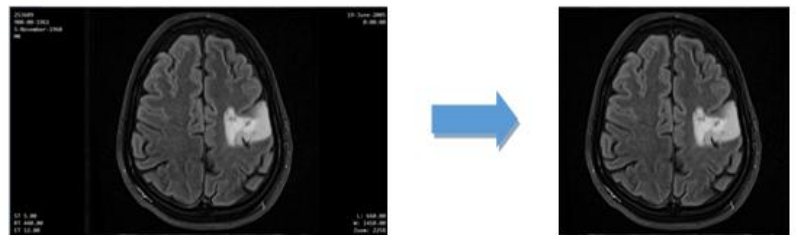
Dalam penelitian ini, dataset yang digunakan berupa citra *Magnetic Resonance Imaging (MRI)* otak yang diperoleh dari situs <https://public.cancerimagingarchive.net> (Cancer Imaging Archive, 2017). Data yang diambil sebanyak 100 buah citra MRI dengan dibedakan menjadi 2 kelas. Kelas yang pertama adalah normal brain merupakan citra MRI yang merupakan citra otak normal tanpa adanya tumor di dalamnya sebanyak 50 citra. Kelas yang kedua adalah abnormal brain yang

merupakan citra MRI otak dengan adanya tumor di dalam otak sebanyak 50 citra. Data yang diperoleh masih berupa data asli MRI dengan ekstensi file *Imaging and Communications in Medicine (DICOM)*. Citra pada data ini tidak dapat dilihat langsung dan diperlukan aplikasi pendukung untuk mengaksesnya. Agar data citra dapat digunakan sebagai data penelitian, dilakukan konversi ke ekstensi JPG atau JPEG menggunakan aplikasi konversi.



Gambar 2. Konversi DICOM File ke File JPEG

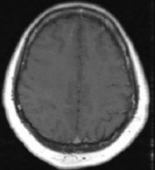
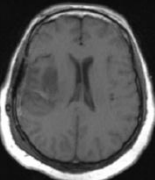
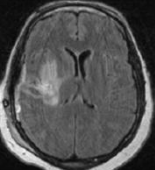
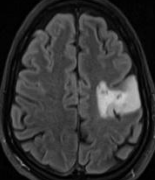
Meski telah dilakukan konversi, data citra masih memiliki ukuran piksel yang berbeda-beda. Untuk memudahkan proses segmentasi dan menyeragamkan data citra, ukuran citra di *resize* kedalam ukuran piksel 300x300. *Resize* data dilakukan dengan melakukan *cropping* dan hanya mengambil citra otak tanpa *background*. Lalu menempelkannya pada citra *background* baru yang telah disiapkan dengan ukuran 300x300.



Gambar 3. Resize Citra ke Ukuran 300x300 Pixel

Tabel 1 dibawah ini menunjukkan contoh sampel data citra otak yang telah ber ekstensi *JPEG* dengan ukuran *resize* 300x300 *pixel* dan telah dikelompokkan dalam 2 kelas yang berbeda.

Tabel 1. Dataset MRI Otak Normal dan Abnormal

Citra MRI Otak	Kode Citra	Ukuran	Nama Kelas
	N01	300 x 300 px	Normal Brain
	N02	300 x 300 px	Normal Brain
	AB01	300 x 300 px	Abnormal Brain
	AB02	300 x 300 px	Abnormal Brain

3.2. Clustering

Tahapan *clustering* dilakukan dalam 2 tahapan, yaitu tahapan *clustering* dengan hanya menggunakan *Fuzzy C-Means* dan tahapan *Fuzzy C-Means* yang dioptimasi menggunakan *Simulated Annealing*. Kedua tahapan tersebut dilakukan pada objek data yang sama, yaitu dataset yang telah dijelaskan sebelumnya. Tahapan-tahapan ini diukur menggunakan cara pengukuran yang sama yaitu menggunakan *Xie-Beni Index*. Hasil dari pengukuran pada masing-masing tahapan dibandingkan, sehingga akan diperoleh metode yang optimal dalam mensegmentasi citra MRI Tumor Otak. Dalam melakukan

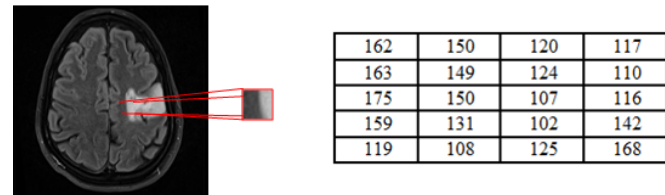
pengujian *clustering*, digunakan aplikasi Matlab versi R2015a.

3.2.1. Menggunakan *Fuzzy C-Means*

Tahapan clustering MRI otak menggunakan FCM adalah sebagai berikut :

a) Pengambilan Sample dan Penentuan Variabel Awal

Citra sampel yang diambil adalah sebesar 4 x 5 piksel seperti tampak pada gambar berikut.



Gambar 4. Pengambilan Sampel Citra MRI Otak

Selain penentuan sampel data, pada awal tahapan clustering *Fuzzy C-Means*, dilakukan penentuan variabel-variabel awal seperti uraian berikut.

- n = 20 (Jumlah data)
- c = 3 (Jumlah cluster)
- w = 2 (Pembobot / Nilai pangkat)
- P_0 = 0 (Nilai Fungsi Objektif Awal)
- e = 0,01 (Nilai Error Rate)
- MaksIter = 20 (Maksimum Iterasi)

b) Selanjutnya dilakukan **pembangkitan matriks random** μ_{nc} yang nilainya antara 0 dan 1 dengan uraian matriks sebagai berikut :

$$\mu_{nc} = \begin{bmatrix} 0.5629 & 0.8024 & 0.5269 \\ 0.7766 & 0.8265 & 0.4543 \\ 0.9936 & 0.1295 & 0.3224 \\ 0.1209 & 0.7016 & 0.3322 \\ 0.316 & 0.9174 & 0.9877 \\ 0.0961 & 0.4798 & 0.7678 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.4432 & 0.5522 & 0.679 \\ 0.1345 & 0.3435 & 0.4225 \end{bmatrix}$$

Gambar 5. Pembangkitan Nilai Partisi Untuk FCM

c) **Normalisasi Matriks Partisi**

Selanjutnya dilakukan normalisasi matriks partisi dengan cara membagi tiap elemen dengan total elemen pada tiap barisnya

d) **Menentukan Pusat Cluster**

Pusat Cluster ditentukan menggunakan rumus sebagai berikut :

$$v_c = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{ij})^w x_i}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ij})^w}, \forall c = 1, \dots, c \quad (3)$$

Dari rumus diatas, dapat diperoleh pusat cluster $v_1 = 134.8860191$, $v_2 = 139.6917188$ dan $v_3 = 134.790347$

e) **Menghitung Fungsi Objektif (P)**

Penentuan Fungsi Objektif dapat menggunakan rumus berikut :

$$P_t = \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^c \left[\left(\sum_{j=1}^n (X_{ij} - V_{kj})^2 \right) (\mu_{ik})^w \right] \quad (4)$$

Maka diperoleh nilai Fungsi Objektif (P) dari iterasi pertama adalah 4050.901

f) **Update Matriks Partisi**

Langkah selanjutnya adalah dengan melakukan *updating* pada Matriks Partisi menggunakan rumus sebagai berikut :

$$\mu_{ik} = \frac{[\sum_{j=1}^n (X_{ij} - V_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c [\sum_{j=1}^n (X_{ij} - V_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}} \quad (5)$$

Dari rumus diatas, diperoleh tabel partisi matriks untuk iterasi 1 sebagai berikut :

Tabel 2. Matriks Partisi *Clustering* FCM Iterasi 1

μ	c1	c2	c3
1	0.288165	0.425692	0.286142
2	0.290015	0.421934	0.288051
3	0.304323	0.392801	0.302876
4	0.281544	0.439133	0.279323
5	0.38438	0.226568	0.389052
6	0.24171	0.519612	0.238678
7	0.233335	0.536462	0.230203
8	0.24171	0.519612	0.238678
9	0.444245	0.088802	0.466954
10	0.366721	0.263935	0.369345
11	0.38693	0.221117	0.391952
12	0.400146	0.192582	0.407273
13	0.365697	0.266084	0.368219
14	0.361389	0.27511	0.363501
15	0.40446	0.183136	0.412404
16	0.379929	0.236045	0.384026
17	0.368973	0.2592	0.371827
18	0.377976	0.240189	0.381835
19	0.087169	0.82796	0.084871
20	0.29739	0.406932	0.295679

g) **Cek Kondisi Berhenti Iterasi**

Langkah terakhir dilakukan pengecekan berhenti iterasi dengan kondisi berikut :

Jika $|P_t - P_{t-1}| < e$ atau ($t > \text{MaksIter}$) maka berhenti;

Jika tidak $t = t + 1$, Mengulangi Langkah dari menentukan Pusat Cluster, jika melihat kondisi diatas dan hasil yang diperoleh, maka dapat ditentukan hasil sebagai berikut :

$$|P_1 - P_{1-1}| = 4050.901 - 0 = 4050.901$$

(tidak lebih kecil dari nilai error = 0,01)

$t = 1$ (tidak lebih besar dari MaksIter = 20)

Maka dapat disimpulkan bahwa pada iterasi ke-1 belum diperoleh nilai optimal, dan diperlukan iterasi selanjutnya yaitu iterasi ke-2, sehingga $t = 1 + 1 = 2$ (iterasi selanjutnya)

Setelah dilakukan perulangan pada iterasi-iterasi selanjutnya, diperoleh nilai optimal (konvergen) pada iterasi ke-15 dengan hasil sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \text{Pusat Cluster } v_1 &= 124.073, v_2 = 159.679 \text{ dan } v_3 \\ &= 108.201 \\ |P_{15} - P_{15-1}| &= 853.811179891988 - \\ &853.804046253691 \end{aligned}$$

= 0.007133638 (lebih kecil dari nilai *error* – 0,01)

Pada iterasi ke-15 diperoleh hasil akhir clustering seperti tampak pada tabel berikut :

Tabel 3. Hasil *Cluster* Data Sampel dengan Algoritma FCM

μ	Data	c1	c2	c3
1	162		X	
2	163		X	
3	175		X	
4	159		X	
5	119	X		
6	150		X	
7	149		X	
8	150		X	
9	131	X		
10	108		X	
11	120	X		
12	124		X	
13	107			X
14	102			X
15	125	X		
16	117	X		
17	110			X
18	116			X
19	142		X	
20	168		X	

3.2.2. Menggunakan *Fuzzy C-Means* Dengan Optimasi *Simulated Annealing*

Mengacu pada penelitian yang dilakukan oleh (Xiao et al.,2004), dari algoritma dasar SA dapat dilakukan penyesuaian proses algoritma SA untuk mengoptimasi FCM dalam melakukan *clustering* citra MRI otak. Penyesuaian proses dapat terlihat pada tabel berikut.

Tabel 4. Penyesuaian Proses dari *Simulated Annealing* dan *SAFCM*

<i>Simulated Annealing</i>	<i>SAFCM</i>
1. Memperoleh Hasil Energi <i>Annealing</i> Terbaik	1. Memperoleh Hasil <i>Clustering</i> terbaik dari Citra <i>MRI</i> Otak Menggunakan <i>FCM</i>
2. Konfigurasi saat ini	2. <i>Data set center</i> saat ini
3. Perubahan konfigurasi	3. Perubahan nilai <i>data set center</i> pada solusi saat ini
4. Konfiguasi selanjutnya	4. Konfigurasi selanjutnya
5. Mengkalkulasikan energi sesuai perubahan konfigurasi	5. Mengkalkulasikan <i>Xie-Beni validity</i> untuk solusi baru
6. Menerima konfigurasi baru jika nilai energi lebih kecil daripada energi saat ini	6. Menerima solusi baru apabila nilai <i>XB</i> lebih kecil dari nilai <i>XB</i> saat ini
7. Menerima konfiguasi baru dengan probabilitas tertentu	7. Menerima solusi baru dengan <i>XB</i> terbaik

Dari penyesuaian proses diatas, maka langkah untuk melakukan clustering menggunakan FCM dengan optimasi SA adalah sebagai berikut.

a) **Penentuan Variabel Awal**

Untuk memulai proses algoritma, terlebih dahulu ditentukan nilai variabel sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \text{num} &= 2 \text{ (nilai cluster awal)} \\ T_{\min} &= 2 \text{ (Suhu Minimum)} \\ T_{\max} &= 20 \text{ (Suhu Maksimum)} \\ r &= 0.9 \text{ (nilai pendinginan / cooling rate)} \\ k &= 3 \text{ (maksimum iterasi)} \end{aligned}$$

b) **Membangkitkan Matriks Partisi**

Membangkitkan Matriks Partisi secara *random* μ_{nc} yang nilainya antara 0 dan 1 dengan uraian matriks sebagai berikut :

$$\mu_{nc} = \begin{bmatrix} 0.5629 & 0.8024 \\ 0.7766 & 0.8265 \\ 0.9936 & 0.1295 \\ 0.1209 & 0.7016 \\ 0.316 & 0.9174 \\ 0.0961 & 0.4798 \\ \vdots & \vdots \\ 0.4432 & 0.5522 \\ 0.1345 & 0.3435 \end{bmatrix}$$

Gambar 6. Pembangkitan Matriks Partisi SAFCM

c) **Normalisasi Matriks Partisi**

Langkah ini sama dengan normalisasi Matriks Partisi saat menggunakan *Fuzzy C-Means* dilakukan normalisasi matriks partisi dengan cara membagi tiap elemen dengan total barisnya

d) **Menentukan Pusat Cluster**

Penentuan pusat *cluster* dilakukan sama dengan yang saat menggunakan algoritma *FCM* dengan menggunakan Rumus 3. Sehingga diperoleh pusat cluster $v_1 = 132.6018217$ dan $v_2 = 140.711563$

e) **Menentukan Nilai Xie-Beni**

Selanjutnya dilakukan pengukuran nilai Xie-Beni dengan menggunakan Rumus :

$$S = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n U_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2}{n \min_{i,j} \|v_i - v_j\|^2} \quad (6)$$

Dengan :

S = Indeks Xie Beni

c = banyaknya cluster / kelompok (dari 2 sampai 9)

n = banyaknya objek penelitian

U_{ij} = nilai keanggotaan objek ke- j dengan pusat kelompok i (nilai = 1)

m = fuzzifier (nilai = 2)

$\|X_j - V_i\|$ = jarak *Euclidean* titik data (X_j) dengan pusat kelompok V_i

$\|V_i - V_j\|$ = jarak *Euclidean* antar pusat kelompok

Pada iterasi awal diperoleh nilai Xie-Beni sebesar 2.075

f) **Penentuan Suhu (T) Awal**

Selanjutnya ditentukan terlebih dahulu dengan T awal = 20

- g) **Mengubah Nilai Pusat Cluster**, perubahan nilai pusat cluster dilakukan sesuai dengan penyesuaian proses *Simulated Annealing* yaitu perubahan konfigurasi guna memperoleh nilai Energi terkecil. Pada penelitian yang dilakukan oleh Xiao [31], perubahan nilai pusat cluster dapat dilakukan dalam 3 cara, yaitu *Perturb Centre*, *Split Centre* dan *Delete Centre*.

Untuk mengubah pusat cluster, digunakan metode *Perturb Centre* yaitu dengan langkah sebagai berikut.

$$cr = perturb_rate * rand$$

dengan $perturb_rate \in [-0,007, 0,007]$

$rand \in [0, 1]$

Dari langkah diatas, maka dapat ditentukan pengambilan nilai awal sebagai berikut : $perturb_rate = 0.002$; $rand = 0,3$. Sehingga diperoleh $cr = 0,0006$. Selanjutnya mengubah nilai pusat *cluster* menjadi pusat *cluster* baru (v_{new}) dengan uraian sebagai berikut.

$$V1_{new} = V_{current} + cr$$

$$= 132.6018 + 0,0006$$

$$= 132.6024$$

$$V2_{new} = V_{current} + cr$$

$$= 140.711 + 0,0006$$

$$= 140.712$$

Dari langkah diatas, maka dapat diperoleh pusat *cluster* baru dengan nilai $V1_{new} = 132.6024$ dan $V2_{new} = 140.712$.

- h) **Menghitung Nilai Xie-Beni Berdasarkan Perubahan Pusat Cluster**

Setelah diperoleh pusat *cluster* baru, selanjutnya dilakukan penghitungan Nilai Xie-Beni berdasarkan pada perubahan nilai Pusat *Cluster*. Nilai Xie-Beni dapat

i) **Pembandingan Nilai Xie-Beni dan Update Matriks Partisi**

Kedua nilai Xie-Beni tersebut dibandingkan dengan kondisi : Jika $New\ Xie-Beni < Current\ Xie-Beni$, maka pusat cluster baru dapat diterima. Selanjutnya nilai *cluster* baru dan nilai *Xie-Beni* baru disimpan.

Dari kondisi tersebut maka dapat dibandingkan $2.075647721 < 2.075650561 = TRUE$. Dari perbandingan tersebut, didapati bahwa *New Xie-Beni* lebih kecil dari *Current Xie-Beni*. Sehingga nilai *Xie-Beni* baru dan nilai pusat *cluster* dapat disimpan. Setelah itu, dilakukan perubahan Matriks Partisi menggunakan Rumus 5.

j) **Merubah Nilai Suhu (T) dan Pengecekan Kondisi Iterasi**

Perubahan suhu dilakukan menggunakan rumus set

$$T = rT, 0 < r < 1 \quad (7)$$

Dengan rumus diatas maka dapat dijabarkan sebagai berikut.

$$T_{new} = 0,9 * 20 = 18$$

Sehingga diperoleh nilai T_{new} adalah 18.

Pengecekan kondisi iterasi dapat dijabarkan sebagai berikut.

$i = i + 1$, jika $i > k$, stop,

else mengulangi langkah “Mengubah Nilai Pusat *Cluster*”

Dari kondisi diatas, maka dapat diperoleh bahwa $i = 1 + 1 = 2$. Dan nilai i belum mencapai nilai maksimal k yaitu 3, maka perulangan kembali dilakukan dengan mengulangi langkah “Mengubah Nilai Pusat *Cluster*”.

Setelah dilakukan perulangan pada iterasi-iterasi selanjutnya, diperoleh nilai optimal (konvergen) pada iterasi ke-3 dengan hasil sebagai berikut :

Pusat *Cluster* $v_1 = 123.762$ dan $v_2 = 147.664$,

Nilai $i = 3 + 1 = 4$, dan $4 > 3 = TRUE$

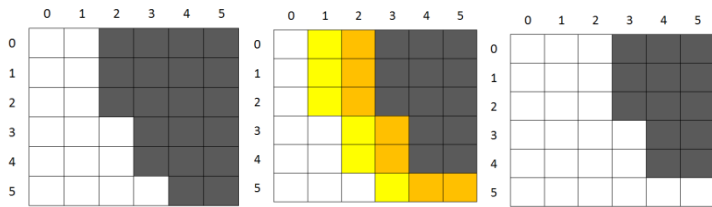
Dari proses clustering menggunakan SAFCM terhadap sample, maka diperoleh hasil *clustering* sebagai berikut :

Tabel 5. Hasil *Cluster* Data Sampel dengan Algoritma SAFCM

μ	Data	c1	c2
1	162		X
2	163		X
3	175		X
4	159	X	
5	119	X	
6	150		X
7	149		X
8	150		X
9	131	X	
10	108	X	
11	120	X	
12	124	X	
13	107	X	
14	102	X	
15	125	X	
16	117	X	
17	110	X	
18	116	X	
19	142		X
20	168		X

3.3. Morfologi

Setelah tahapan *clustering* dilakukan, selanjutnya dilakukan tahapan Morfologi. Morfologi merupakan teknik pengolahan citra berdasarkan bentuk segmen citra yang bertujuan untuk memperbaiki hasil segmentasi (Robyn et al., 1997). Beberapa operasi morfologi antara lain adalah Erosi dan Dilasi. Erosi atau pengikisan merupakan teknik yang bertujuan untuk mengikis atau memperkecil tepi objek (Anggri et al, 2017). Sebaliknya, Dilasi merupakan teknik untuk memperbesar segmen objek dengan menambah lapisan disekeliling objek (Anggri et al, 2017).



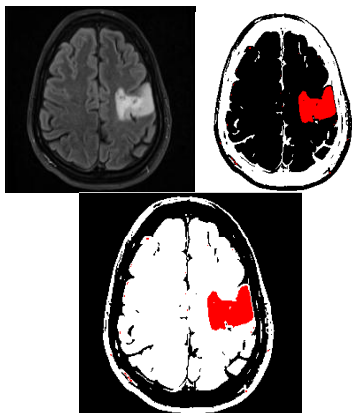
Gambar 7. Proses Erosi Dalam Langkah Morfologi

3.4. Evaluasi

Clustering merupakan salah satu metode yang dilakukan tanpa pengawasan, sehingga diperlukan pengukuran untuk menentukan kualitas hasil *clustering*. Salah satu metode pengukuran clustering yang dapat digunakan adalah *Xie-Beni Index*. Metode pengukuran ini merupakan validity index yang mengukur compactness dan separations dalam cluster (Xie et al., 1991). Semakin kecil nilai index *Xie-Beni*, maka kualitas clustering semakin optimal. *Xie-Beni Index* dapat dirumuskan menggunakan Rumus 6.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

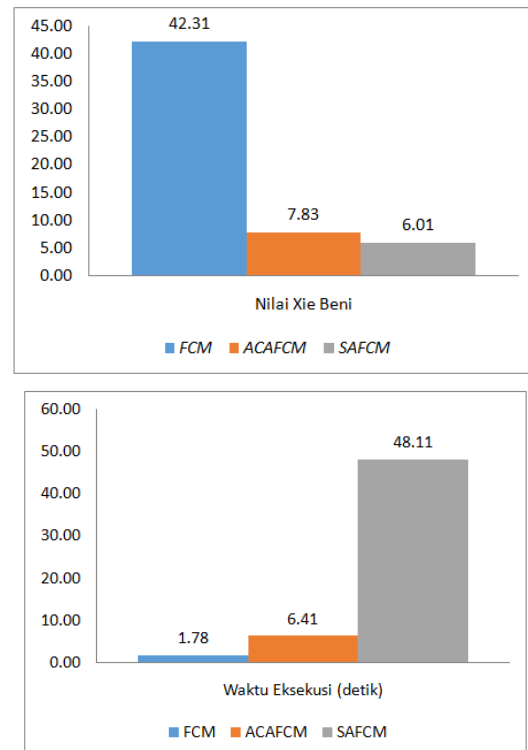
Dari proses manual yang dijelaskan diatas, maka selanjutnya algoritma-algoritma tersebut dijalankan pada dataset yang telah disiapkan sebelumnya. Hasil segmentasi dari algoritma-algoritma tersebut seperti terlihat pada gambar berikut :



Gambar 8. Dataset Sebelum Tersegmentasi (Kiri), *Clustering* Menggunakan *FCM* (Tengah) dan *Clustering* Menggunakan *SAFCM* (Kanan)

Dari gambar diatas, dapat disimpulkan bahwa *FCM* dan *SAFCM* telah berhasil melakukan segmentasi terhadap dataset tumor otak. Hasil segmentasi dari kedua algoritma ini juga tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan.

Perbedaan keduanya baru terlihat saat dilakukan pengukuran kualitas segmentasi menggunakan *Xie-Beni*. Dikarenakan *state of the art* pada penelitian ini adalah Segmentasi Tumor Otak menggunakan *Algoritma Fuzzy C-Means* yang di optimasi menggunakan *Ant-Colony Algorithm* (S, Raghtate., 2015), maka dataset pada penelitian ini juga dibandingkan hasilnya terhadap algoritma *ACAFCM*. Hasil pengukurannya dapat terlihat dari gambar grafik berikut :



Gambar 9. Hasil Eksperimen Perbandingan Rata-rata Nilai *Xie-Beni* (Kiri) dan Waktu Eksekusi (Kanan) *FCM*, *ACAFCM* dan *SAFCM*

Gambar 9 menunjukkan perbandingan rata-rata hasil *Xie-Beni* oleh *FCM* , *ACAFCM* dan *SAFCM* pada citra *MRI* otak normal dan

abnormal. Pada grafik ini menunjukkan penurunan yang cukup signifikan hasil *Xie-Beni* jika *clustering* yang dilakukan dengan *FCM* dioptimasi menggunakan *Ant Colony Algorithm* maupun *Simulated Annealing*. Namun dari grafik tersebut, *Simulated Annealing* masih sedikit lebih baik dengan rata-rata nilai *Xie Beni* sebesar 6.01 dan *ACA* memiliki rata-rata sebesar 7.83.

Berbanding terbalik dengan nilai *Xie-Beni*, pada grafik ini menunjukkan bahwa waktu eksekusi meningkat cukup signifikan untuk *clustering* yang dilakukan oleh *SAFCM* dibandingkan dengan *FCM*. Sedangkan optimasi yang dilakukan oleh *ACAFCM* juga menunjukkan peningkatan waktu eksekusi namun kenaikannya tidak sebesar yang terjadi pada optimasi *SAFCM*.

Perbaikan nilai *Xie-Beni* menunjukkan bahwa optimasi *clustering FCM* dengan menggunakan *Simulated Annealing* dapat memperbaiki kualitas *clustering* dengan cukup signifikan. Jika dibandingkan dengan perbaikan yang dilakukan *Ant-Colony Algorithm*, *Simulated Annealing* menunjukan hasil yang sedikit lebih baik. Namun disisi lain, perbaikan kualitas *clustering* diikuti dengan meningkatnya waktu proses dalam menyelesaikan proses *clustering*. *Simulated Annealing* membutuhkan waktu eksekusi yang lebih lama dibandingkan dengan optimasi *Ant-Colony Algorithm*.

6. PENUTUP

Dari hasil ujicoba yang telah dilakukan maka dapat disimpulkan bahwa dengan algoritma *Fuzzy C-Means* yang dioptimasi menggunakan *Simulated Annealing*, segmentasi citra MRI Otak mampu menghasilkan hasil *clustering* yang lebih baik dibandingkan hanya menggunakan *Fuzzy C-Means*. Penurunan nilai *Xie-Beni* juga diperoleh setelah dioptimasi menggunakan *Ant-Colony Algorithm*. Namun, nilai *Xie-Beni* yang diperoleh *SAFCM* masih lebih baik dibandingkan dengan *ACAFCM*.

Perbaikan kualitas *clustering* yang dibuktikan dengan penurunan nilai *Xie-Beni* diikuti dengan kenaikan waktu proses. Kenaikan waktu eksekusi juga terjadi saat *FCM* dioptimasi oleh *Ant-Colony Algorithm*. Hanya saja kenaikan waktu eksekusinya tidak sebesar saat *FCM* dioptimasi oleh *Simulated Annealing*.

Untuk penelitian selanjutnya diharapkan dapat melanjutkan proses penelitian hingga mencapai proses klasifikasi citra MRI otak, serta diharapkan dapat mereduksi waktu proses *clustering* saat algoritma *Fuzzy C-Means* dioptimasi menggunakan algoritma *Simulated Annealing*, sehingga selain memperbaiki kualitas *clustering* juga dapat memperbaiki waktu proses.

DAFTAR PUSTAKA

- Anggri Yulio P., 2017. Operasi Morfologi Pada Pengolahan Citra. [Online] Available at: <https://devtrik.com/opencv/operasi-morfologi-pada-pengolahan-citra> [Accessed 17 April 2017]
- Central Brain Tumor Registry Of the United State CBTRUS., 2016. [Online] Available at: <http://www.cbtrus.org/factsheet/factsheet.html> [Accessed 8 Maret 2017]
- C.Immaculate, Mary., S.V, Kasmir Raja., 2010. Improved Fuzzy C-Means Clusters With Ant Colony Optimization, *International Journal of Computer Science & Emerging Technologies*, vol. 1, no. 4.
- Ozgur, Baskan., Soner, Haldenbilen., Huseyin, Ceylan., and Halim, Ceylan., 2009. A new solution algorithm for improving performance of ant colony optimization, in *Applied Mathematics and Computation* 211.
- Peiyu., Linshan., Xuezhi, CHI, Shandong., and Zhenfang, ZHU, 2013. An Improved Fuzzy C-means Clustering Algorithm Based on Simulated Annealing, *10th*

- International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery.*
- Robyn Owens., 1997. Mathematical Morphology. [Online] Available at: http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL_COPIES/OWENS/LECT3/node3.html [Accessed 17 April 2017]
- S, Kirkpatrick., C.D, Gelatt, and M, P, Vecchi., 1983. Optimization by Simulated Annealing, *Science*, vol. 220.
- S, Raghtate, Ganesh and S, Salankar, Suresh, 2015. Modified Fuzzy C Means With Optimized Ant Colony Algorithm For Image Segmentation, *International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks*, vol. 6, no. 15.
- T, Srinivas, Rao, 2017. A Performance Evaluation of ACO and SA TSP in a Supply Chain Network, *International Conference on Functional Materials, Characterization, Solid State Physics, Power, Thermal and Combustion Energy*, 2017.
- The Cancer Imaging Archive., 2017. [Online] Available at <https://public.cancerimagingarchive.net> [Accessed 8 Maret 2017]
- Visuda, P and Satheesh, S, 2010. Improved Fuzzy C-Means Algorithm for MR Brain Image Segmentation, *International Journal on Computer Science and Engineering*, vol. 2, no. 5.
- Xiao, Ying, Wang., Glenn, Whitwell., and Jonathan, M, Garibaldi, 2004. The Application of a Simulated Annealing Fuzzy Clustering Algorithm for Cancer Diagnosis, *Proceedings of IEEE 4 th International Conference on Intelligent Systems Design and Application*.
- X.I, Xie., and G, Beni, 1991. A validity measure for fuzzy clustering, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 13, no. 8, pp. 841 – 847.