

SEGMENTASI CITRA MENGGUNAKAN ALGORITMA FUZZY c -MEANS (FCM) DAN SPATIAL FUZZY c -MEANS (sFCM)

Qonita U. Safitri, S.Si^{1, a)}, Dr. Arief Fatchul Huda, S.Si. ^{2, b)}, dan Asep Solih A., M.Si^{3, c)}

^{1,2,3} Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Gunung Djati Bandung

^{a)}email: qonita.safitri@gmail.com

^{b)} email: afhuda@gmail.com

^{c)}email: aasolih@gmail.com

Abstrak

Pengolahan citra merupakan salah satu aplikasi yang dimanfaatkan dalam kehidupan. Salah satu kajian pengolahan citra adalah segmentasi. Segmentasi citra dilakukan dengan banyak pendekatan, diantaranya pendekatan klustering. Algoritma klustering yang digunakan pada segmentasi citra, umumnya berbasis fuzzy c -means. Fuzzy c -mean (FCM) membagi citra menjadi beberapa wilayah tingkat keabuan berdasarkan derajat keanggotaan pada rentang $[0,1]$. FCM kurang memanfaatkan informasi spasial, yang merupakan atribut penting dalam proses segmentasi citra. Oleh karena itu, Chuang dkk (2006) menambahkan fungsi spasial dalam perhitungan derajat keanggotaan FCM, dengan parameter kontrol non-spasial p dan parameter kontrol spasial q . Metode ini dikenal dengan nama spatial fuzzy c -means (sFCM). Kinerja algoritma FCM dan sFCM diuji menggunakan data citra simulasi, citra batik dan citra otak. Hasil segmentasi terbaik ditentukan berdasarkan indeks validasi V_{pe} , V_{pc} , V_{xb} dan SC. Hasil segmentasi menunjukkan bahwa variasi parameter p dan q terbaik menurut indeks validasi V_{pe} dan V_{pc} adalah sFCM_{2,1} dan sFCM_{2,2}, sedangkan V_{xb} dan SC menghasilkan nilai optimal untuk FCM. Namun, sFCM hanya memberikan sedikit perbaikan terhadap hasil segmentasi FCM pada citra yang mengandung *gaussian noise*. Artinya, sFCM tidak *robust* (tahan) pada citra *noise*.

Kata kunci: Segmentasi Citra, Klustering, Fuzzy c -Means, Spatial Fuzzy c -Means

Pendahuluan

Segmentasi merupakan salah satu metode pengolahan citra yang banyak dikembangkan untuk pemanfaatan citra dalam kehidupan manusia, seperti mendiagnosa penyakit, pengawasan wilayah pertahanan, mengidentifikasi komponen rusak, dan perencanaan kota [16]. Proses segmentasi akan membagi citra menjadi wilayah-wilayah homogen, sehingga citra masukan akan mudah dianalisa. Segmentasi citra ditinjau berdasarkan komponen citra, seperti tingkat keabuan, tingkat kontras dan tekstur [1].

Metode segmentasi citra yang umum digunakan adalah segmentasi berbasis *thresholding*, deteksi tepi (*edge detection*), *region based* dan klustering [1]. Segmentasi berbasis klustering merupakan metode pendekatan yang sederhana dibandingkan metode pendekatan lainnya, karena tidak memerlukan data training dan estimasi parameter statistik sebelumnya. Salah satu algoritma klustering yang digunakan dalam segmentasi adalah algoritma fuzzy c -means (FCM).

Segmentasi dengan fuzzy c -means (FCM) dan pengembangannya telah dikemukakan di berbagai literatur. Namun, FCM hanya dimanfaatkan pada nilai atribut citra saja, tanpa memanfaatkan informasi spasial pada citra. Oleh karena itu, Chuang dkk (2006) mencetuskan suatu metode segmentasi citra yang memanfaatkan informasi spasial. Algoritma ini disebut spatial fuzzy c -means (sFCM). Algoritma sFCM ini menghasilkan segmentasi yang lebih baik pada citra bila dibandingkan dengan FCM [3].

sFCM pun telah banyak dikaji dan dimodifikasi oleh beberapa peneliti dalam beberapa tahun terakhir. Li dkk (2011) mengusulkan segmentasi citra medis berdasarkan penggabungan klastering spatial fuzzy dengan metode *level set* [10]. Mereka mencoba menggabungkan konsep persamaan diferensial parsial dengan spasial fuzzy *c-means*. Mehdi Hassan dkk (2012) juga memodifikasi spasial fuzzy *c-means* dengan memadukan beberapa *klasifier* untuk memperoleh hasil optimal [6]. Teknik segmentasi itu bermanfaat untuk mendeteksi noktah pada pembuluh karotid. Ji dkk (2012) juga menggabungkan informasi spasial lokal dalam proses segmentasi, sehingga memperbaiki ketahanan terhadap *noise* [7].

Meskipun sFCM telah banyak dimodifikasi, tetapi topik spatial fuzzy *c-means* (sFCM) masih menarik untuk dikaji. Karena pada literatur sebelumnya, ketahanan sFCM terhadap *noise* hanya diterapkan pada citra MRI dan citra pembuluh karotid. Namun, uji ketahanan ini belum dilakukan pada citra lain. Oleh karena itu, penulis tertarik untuk menganalisa hasil segmentasi citra menggunakan sFCM pada citra lain. Algoritma FCM dipilih sebagai pembanding hasil segmentasi menggunakan sFCM.

Segmentasi dan Klastering

Citra (*image*) adalah suatu representasi (gambaran), kemiripan, atau imitasi dari suatu objek. Citra terbagi menjadi dua, yaitu citra analog dan citra digital. Citra analog adalah citra yang terdiri dari sinyal-sinyal frekuensi elektromagnetis yang belum dibedakan sehingga ukurannya tidak dapat ditentukan, seperti gambar pada monitor televisi dan lukisan. Sedangkan citra digital adalah citra yang terdiri dari sinyal-sinyal frekuensi elektromagnetis yang sudah di-*sampling* sehingga ukuran titik gambar tersebut dapat ditentukan, misalnya foto digital [11].

Citra digital dapat didefinisikan sebagai fungsi dua variabel, $f(x, y)$, dimana x dan y adalah koordinat spasial, sedangkan nilai $f(x, y)$ adalah intensitas citra pada koordinat tersebut. Intensitas $f(x, y)$ di titik (x, y) disebut tingkat keabuan (*grey-level*), yang bergerak dari hitam ke putih, sedangkan citranya disebut citra skala keabuan (*greyscale image*). Citra digital yang berukuran $N \times M$ biasanya dinyatakan dalam bentuk matriks berukuran N baris dan M kolom, sebagai berikut: [12]

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, M-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1, M-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Setiap elemen pada citra digital (elemen matriks) disebut *image element*, *picture element* atau *pixel*. Gambar 1 di bawah ini merupakan contoh citra digital yang dinyatakan dalam matriks $N \times M$.



(a)

0	125	155	200
0	165	206	241
231	196	233	132
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
220	225	198	133

(b)

Gambar 1. (a) citra digital; (b) matriks dari citra (a). [11]

Selain dalam bentuk matriks, metode penyajian citra lainnya adalah histogram. Histogram dari suatu citra menyatakan frekuensi relatif dari tingkat keabuan dalam citra [1].

Secara umum, citra yang tidak dimampatkan disimpan dalam bentuk bitmap. Bentuk bitmap ini biasa disebut BMP. Pada bentuk bitmap, citra disimpan sebagai suatu matriks, dimana masing-masing elemen digunakan untuk menyimpan nilai intensitas setiap *pixel*. Nilai intensitas ini menyatakan

informasi warna *pixel*. Citra dalam bentuk bitmap terbagi menjadi tiga macam, yaitu citra biner, citra monokrom (*grey-scale*) dan citra berwarna (*full color*) [2, 13, 17]. Citra biner merupakan citra yang hanya mempunyai dua tingkat keabuan, yaitu 0 dan 1. Oleh karena itu, 1 bit sudah cukup untuk merepresentasikan nilai *pixel*. Citra monokrom hanya mempunyai satu kanal warna, dari hitam ke putih. Citra monokrom umumnya adalah citra 8-bit. Citra berwarna adalah citra yang lebih umum. Setiap *pixel* disusun oleh tiga komponen warna: R (*red*), G (*green*), B (*blue*). Kombinasi dari tiga warna RGB tersebut menghasilkan warna yang khas untuk *pixel* yang bersangkutan [13].

1. Segmentasi citra

Secara umum, segmentasi adalah metode pemisahan suatu objek menjadi beberapa objek atau daerah [1, 2, 8]. Segmentasi citra adalah membagi suatu citra menjadi wilayah-wilayah yang homogen berdasarkan kriteria keserupaan tertentu antara tingkat keabuan suatu *pixel* dengan tingkat keabuan *pixel-pixel* tetangganya [2].

Contoh 1:

$\Gamma = \{\gamma : \gamma = 0 \text{ atau } 1\}$ mendefinisikan dua segmen pada citra biner. Dan $\Gamma = \{\gamma : \gamma = 1, 2, 3, \dots, k\}$ mendefinisikan k segmen yang berbeda pada kelas segmentasi *multiclass*.

Segmentasi bertujuan untuk menyederhanakan ataupun merubah representasi gambar menjadi sesuatu yang lebih bermakna dan mudah dianalisa.

2. Klastering

Klastering adalah salah satu teknik segmentasi citra yang banyak dikembangkan. Klastering adalah salah satu aktifitas mental manusia yang digunakan untuk mengumpulkan semua informasi yang mereka dapatkan setiap hari. Secara umum, langkah dasar dalam klastering adalah [16]:

- a. Memilih atribut agar data yang dianalisa memuat informasi yang sesuai dengan kebutuhan.
- b. *Proximity measure* untuk mengukur kemiripan dua vektor atribut.
- c. Kriteria kepantasan bentuk klaster data.
- d. Menentukan algoritma klastering yang digunakan untuk menentukan struktur klaster dalam data.
- e. Validasi hasil klastering
- f. Interpretasi hasil klastering untuk mendapatkan kesimpulan yang benar.

Definisi [16] Misal X adalah suatu himpunan data, dimana $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$. Didefinisikan m -klastering dari X , \mathfrak{R} , adalah partisi X menjadi m himpunan (klaster), C_1, C_2, \dots, C_m , yang memenuhi:

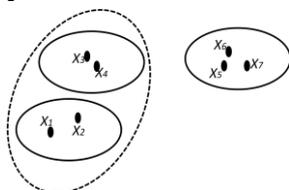
$$C_i \neq \emptyset, i = 1, 2, \dots, m$$

$$\bigcup_{i=1}^m C_i = X$$

$$C_i \cap C_j = \emptyset, i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, m$$

dimana vektor yang termuat pada klaster C_i adalah “lebih mirip” satu sama lain dan “tidak mirip” bergantung pada jenis kelompok data yang dianalisa.

Contoh 2: [9]



Gambar 2. Contoh klastering.

Perhatikan gambar 2 di samping. Berdasarkan definisi, maka klastering yang diperoleh adalah, $\mathfrak{R}_1 = \{C_1, C_2, C_3\}$, dengan $C_1 = \{x_1, x_2\}$, $C_2 = \{x_3, x_4\}$, $C_3 = \{x_5, x_6, x_7\}$, dan $\mathfrak{R}_2 = \{C_1, C_2\}$, dengan $C_1 = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ dan $C_2 = \{x_5, x_6, x_7\}$.

Proximity adalah suatu koefisien yang menyatakan hubungan antara dua objek. Koefisien *proximity* inilah yang akan digunakan untuk menentukan di kelas mana sebuah objek berada. Terdapat dua jenis *proximity*, yakni disimilaritas dan similaritas. Similaritas adalah ukuran kemiripan antara suatu objek dengan objek lainnya. Disimilaritas adalah ukuran ketidakmiripan antara suatu objek dengan objek lainnya. Contoh perhitungan similaritas adalah *Pearson's correlation coefficient*. Sedangkan contoh disimilaritas adalah jarak euclid.

Metode klustering berdasarkan hasilnya dibagi menjadi dua, yaitu *hard clustering* dan *fuzzy clustering*. Algoritma *hard clustering* memberikan label kelas $l_i \in \{1, 2, \dots, k\}$ kepada setiap objek x_i sebagai identitas kelas objek tersebut, dimana k adalah jumlah kluster. Dengan kata lain, dalam *hard clustering*, setiap objek diasumsikan berada dalam tepat satu kluster. Dalam *fuzzy clustering*, setiap objek dapat dimiliki oleh beberapa kluster dengan peluang tertentu.

Setiap metode klustering memiliki kelebihan dan kelemahan. Oleh karena itu, dikembangkan teknik untuk memvalidasi hasil klustering. Seperti *silhouette coefficient* (SC), *partition coefficient* V_{pc} , *partition entropy* V_{pe} dan indeks *Xie-Beni* [5, 14]. Nilai validasi tersebut dapat diperoleh dengan persamaan-persamaan berikut,

$$SC = \frac{1}{|D|} \sum_{i=1}^{|D|} s_i, \text{ dimana } s_i = \frac{b_i - a_i}{\max\{a_i, b_i\}} \tag{2}$$

dimana $|D|$ adalah jumlah objek dalam klas, s_i adalah SC untuk objek ke- i , a_i adalah rata-rata jarak objek ke- i dengan seluruh objek pada klasternya, dan b_i adalah rata-rata jarak objek ke- i dengan kluster terdekatnya. Nilai SC yang menuju 1 menunjukkan kluster kuat yang terbentuk dari data.

Nilai V_{pc} dan V_{pe} dapat dihitung menggunakan persamaan berikut,

$$V_{pc}(U) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ik}^2 \tag{3}$$

dan

$$V_{pe}(U) = -\frac{1}{n} \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ik} \log(u_{ik}) \tag{4}$$

Percobaan empiris menunjukkan bahwa partisi terbaik akan diperoleh jika nilai V_{pc} maksimal atau nilai V_{pe} minimal untuk suatu jumlah kluster.

Indeks *Xie-Beni* dapat dihitung dengan persamaan berikut,

$$V_{xb}(U, V; X) = \frac{\sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ik} \|x_i - v_k\|^2}{n(\min\{c, n\})} \tag{5}$$

dimana x_i adalah objek ke- i , v_k adalah *centroid* kluster ke- k , n adalah jumlah data, dan u_{ik} adalah derajat keanggotaan objek x_i di kluster c_k .

3. Fuzzy c-Mean (FCM)

Secara bahasa, fuzzy diartikan samar, kabur atau tidak jelas. Istilah ini pertama kali diperkenalkan oleh Prof. Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965 [4]. Istilah fuzzy digunakan untuk menyatakan kelompok/himpunan yang dapat dibedakan dengan kelompok lain berdasarkan derajat keanggotaan secara samar atau tidak tegas [15]. Konsep logika fuzzy didasarkan pada konsep himpunan biasa (himpunan tegas/*crisp*), yang menekankan peranan derajat keanggotaan sebagai penentu keberadaan elemen dalam suatu himpunan.

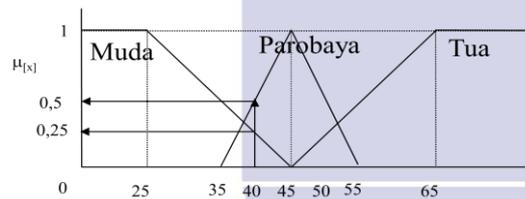
Contoh 3 [4]:

Misalkan atribut umur dibagi menjadi 3 kategori, yaitu:

MUDA	umur < 35 tahun
PAROBAYA	35 tahun ≤ umur ≤ 55 tahun
TUA	umur > 55 tahun

Berdasarkan himpunan fuzzy, seseorang yang berusia 40 tahun memiliki derajat keanggotaan di himpunan MUDA dan PAROBAYA, dimana $\mu_{MUDA}(40) = 0,25$ dan $\mu_{PAROBAYA}(40) = 0,5$. Sehingga,

berdasarkan nilai maksimum derajat keanggotaan, maka 40 tahun dapat dikatakan PAROBAYA. Nilai keanggotaan secara grafis untuk himpunan MUDA, PAROBAYA dan TUA dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. Himpunan fuzzy untuk atribut umur. [4]

Metode klustering fuzzy *c*-mean (FCM) pertama kali diperkenalkan oleh J.C. Bezdek (1981). Fuzzy *c*-means (FCM) memungkinkan setiap objek berada dalam beberapa kluster, namun jika dijumlahkan maka derajat keanggotaannya adalah satu.

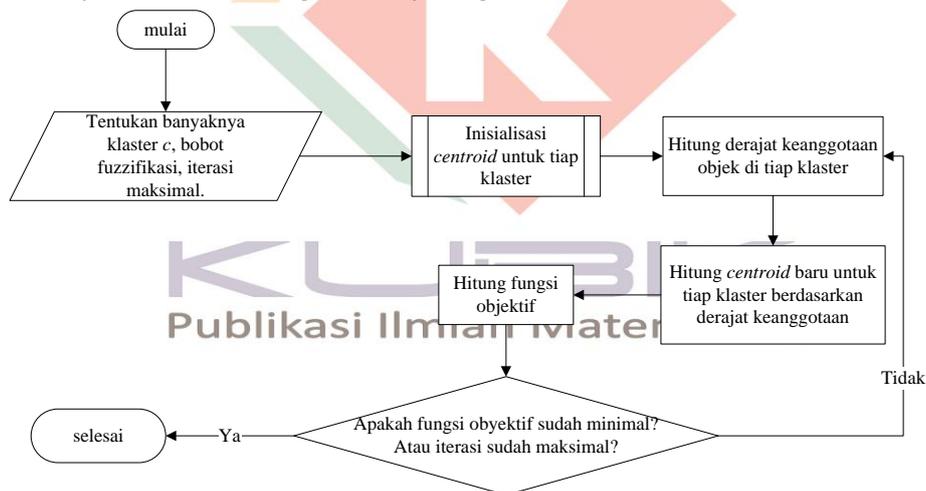
Secara sederhana, ide dasar FCM adalah membagi *n* buah data kedalam himpunan yang tidak unik. Tujuannya untuk memperbaiki data kluster berdasarkan derajat keanggotaan, dimana derajat keanggotaan tiap objek berupa bilangan riil pada selang [0,1]. Derajat keanggotaan $\mu_k(x_i) = \mu_{ik}$ dan centroid V_k dihitung menggunakan persamaan berikut,

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w \cdot X_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w} \tag{6}$$

dan

$$\mu_{ik} = \frac{[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c [\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}} \tag{7}$$

Algoritma FCM dinyatakan dalam diagram alir pada gambar 4.



Gambar 4. Diagram alir untuk fuzzy *c*-means (FCM).

4. Spatial Fuzzy *c*-means (sFCM)

Citra memiliki atribut penting selain nilai *pixel*, yaitu informasi spasial. Informasi spasial diperoleh dari letak *pixel* suatu citra. Segmentasi citra yang memanfaatkan informasi spasial ini disebut spatial fuzzy *c*-means (sFCM). sFCM diperkenalkan oleh Chuang dkk (2006), dan telah dikaji di berbagai literatur dengan berbagai perbaikan efektifitas. Chuang dkk menambahkan informasi spasial ke dalam algoritma FCM konvensional. Informasi spasial tersebut dapat diperoleh dari fungsi spasial yang di definisikan sebagai berikut [3],

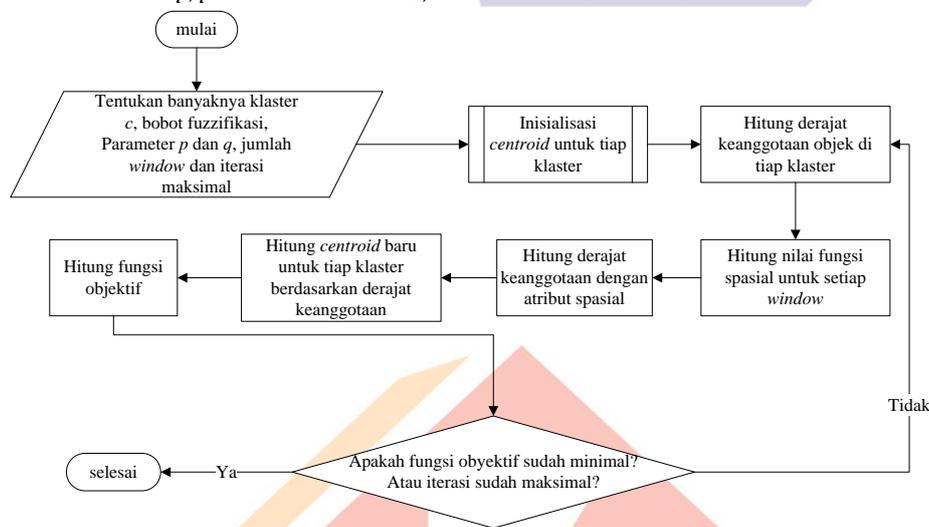
$$h_{kj} = \sum_{i \in NB(x_j)} u_{ik} \tag{8}$$

dimana h_{kj} adalah nilai fungsi spasial di *window* ke-*j* pada kluster ke-*k*, dan $NB(x_j)$ adalah kotak *window* yang berpusat di x_j pada domain spasial. fungsi spasial h_{kj} menyatakan peluang *pixel* x_j berada

pada kluster ke- k . Kemudian fungsi spasial ini digabungkan dengan fungsi keanggotaan pada FCM konvensional menjadi,

$$u'_{ik} = \frac{u_{ik}^p h_{jk}^q}{\sum_{k=1}^c u_{ik}^p h_{jk}^q} \tag{9}$$

dimana p dan q adalah parameter kontrol untuk fungsi spasial dan non-spasial. Fungsi spasial ini akan memperkuat keanggotaan asli dalam suatu kluster, sehingga hasil kluster tidak akan berubah. Namun, untuk *pixel noise*, fungsi spasial akan membantu mengurangi bobot *noise* sehingga *pixel noise* akan dikelompokkan ke dalam kluster *pixel* tetangganya. Spatial fuzzy c -mean dengan parameter p dan q dinotasikan sebagai $sFCM_{p,q}$. Sehingga $sFCM_{1,0}$ identik dengan fuzzy c -means (FCM) konvensional.



Gambar 5. Diagram alir untuk spatial fuzzy c -means (sFCM).

Percobaan

Citra yang disegmentasi adalah citra simulasi, citra batik dan citra otak, yang diperoleh dari koleksi pribadi kerabat dan pangkalan data berbasis internet, yaitu BrainMaps: An Interactive Multiresolution Brain Atlas. Kajian utama dalam penelitian ini adalah segmentasi menggunakan algoritma FCM dan sFCM pada citra monokrom. Pada penelitian ini terdapat 4 tahapan utama, yaitu pemilihan citra input, penambahan *noise* dan konversi citra menjadi citra monokrom, segmentasi dan validasi hasil segmentasi.

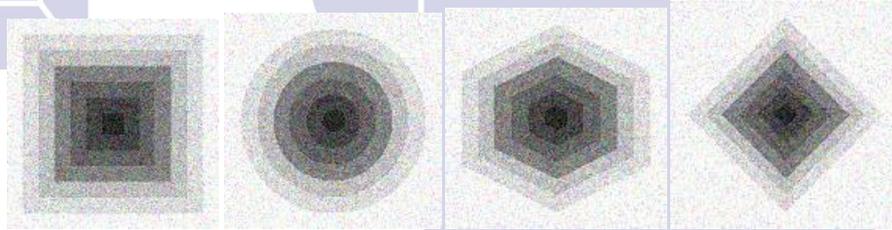
Publikasi Ilmiah Matematika

1. Pemilihan data citra

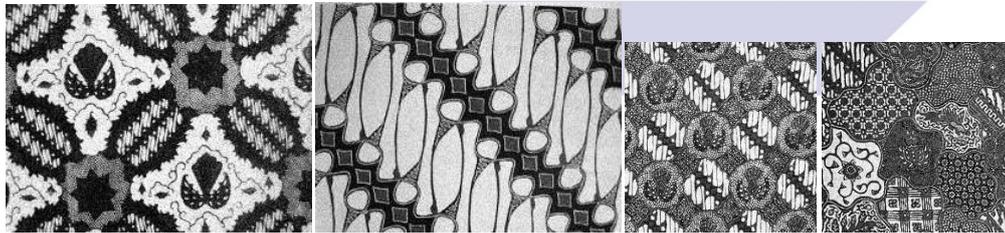
Citra input yang dipilih adalah citra simulasi, citra batik dan citra otak. Citra simulasi yang digunakan merupakan citra bergradasi dengan tingkat keabuan yang kompleks. Citra simulasi ini diharapkan dapat memberikan gambaran hasil segmentasi secara keseluruhan, memberikan informasi mengenai parameter p dan q terbaik pada sFCM dan menentukan validasi optimal pada proses segmentasi. Citra batik dan citra otak merupakan citra yang digunakan untuk menguji kinerja FCM dan sFCM saat diterapkan pada citra riil dari objek di sekitar kita.

2. Penambahan *noise* dan konversi citra menjadi citra monokrom

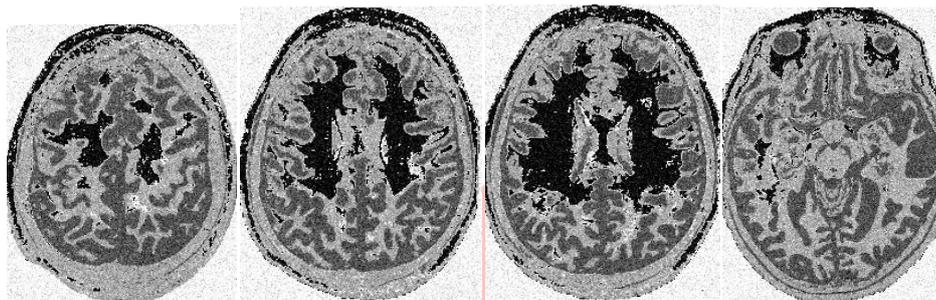
Kinerja algoritma FCM dan sFCM akan diuji pula pada citra yang telah diberi *noise*. *Noise* yang dipilih untuk menguji kinerja algoritma adalah *gaussian noise*. *Gaussian noise* dalam suatu citra digital adalah *noise* yang ditimbulkan selama pengambilan citra, misalnya karena lemahnya penerangan atau temperatur tinggi.



Gambar 6. Himpunan citra simulasi yang telah diberi *gaussian noise*.



Gambar 7. Citra batik monokrom yang telah ditambah *noise*.



Gambar 8. Citra otak monokrom yang telah ditambah *noise*.

3. Segmentasi

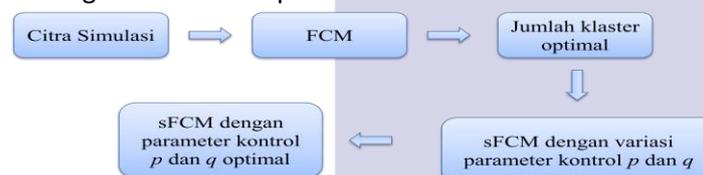
Sebelum melakukan segmentasi ditentukan beberapa parameter terlebih dahulu. Pada FCM, parameter yang harus ditentukan adalah jumlah kluster, parameter fuzzifikasi w , nilai ambang error dan iterasi maksimum untuk membatasi proses segmentasi. Maka dipilih parameter fuzzifikasi $w=2$, nilai ambang 10^{-5} dan iterasi maksimum $MaxIter = 150$. Sedangkan pada sFCM, terdapat tambahan parameter kontrol untuk atribut spasial q dan non-spasial p . Maka dipilih beberapa variasi nilai p dan q , sehingga percobaan yang dilakukan menggunakan variasi sFCM_{0,1} ($p=0, q=1$), sFCM_{0,2}, sFCM_{1,1}, sFCM_{1,2}, sFCM_{2,1} dan sFCM_{2,2}.

4. Validasi hasil segmentasi.

Hasil segmentasi diperiksa dan divalidasi menggunakan indeks V_{pe} , V_{pc} , V_{xb} dan SC . Hasil terbaik ditentukan dengan kriteria optimal pada masing-masing indeks validasi. Kriteria optimal tersebut adalah minimasi V_{pe} , maksimasi V_{pc} , minimasi V_{xb} dan maksimasi SC .

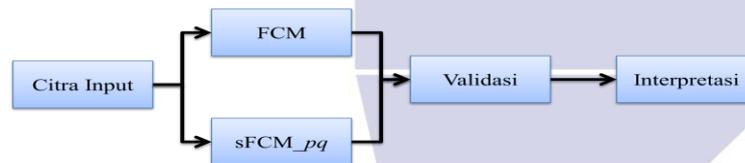
Desain dan skenario percobaan yang disusun untuk menyelesaikan percobaan ini adalah sebagai berikut:

- 1) Input data berupa citra berukuran $N \times M$, dimana N adalah jumlah baris *pixel* dan M adalah jumlah kolom *pixel*.
- 2) Data simulasi asli dan yang telah ditambah *noise* disegmentasi menggunakan FCM untuk menentukan jumlah kluster optimal dan digunakan untuk menentukan parameter p dan q terbaik untuk proses sFCM. Hasil segmentasi citra simulasi *noise* juga akan digunakan untuk melihat ketahanan algoritma terhadap *noise*.



Gambar 9. Alur segmentasi pada citra simulasi.

- 3) Parameter p dan q yang diperoleh akan digunakan segmentasi citra batik dan citra otak menggunakan sFCM.
- 4) Hasil segmentasi citra menggunakan algoritma sFCM akan dibandingkan dengan hasil segmentasi FCM untuk memperoleh algoritma yang menghasilkan validasi optimal dalam proses segmentasi citra.



Gambar 10. Alur percobaan yang dilakukan pada citra batik dan otak.

Hasil dan Diskusi

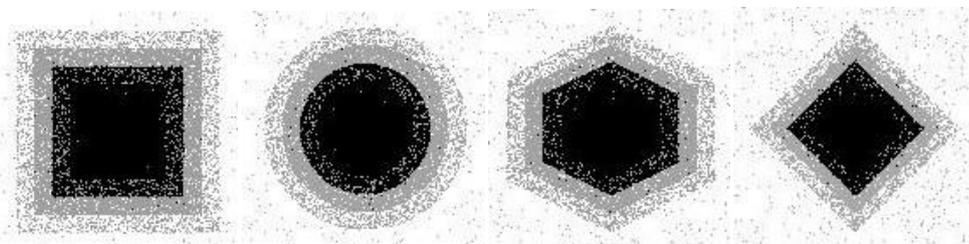
1. Segmentasi Citra Simulasi

Citra simulasi asli dan citra yang telah ditambah noise disegmentasi menggunakan FCM untuk menemukan jumlah kluster optimal. Dari hasil segmentasi tersebut, dihasilkan jumlah kluster yang sama pada citra simulasi asli 2, 3, dan 4, yaitu $c=7$, sedangkan pada citra simulasi 1 jumlah kluster optimal adalah $c=9$, sedangkan citra simulasi yang telah ditambah gaussian noise menghasilkan jumlah kluster yang sama, yaitu $c=3$. Jumlah kluster yang diperoleh dari proses FCM, digunakan untuk menentukan parameter p dan q yang akan menghasilkan segmentasi terbaik pada sFCM. Hasil segmentasi pada citra simulasi *noise* menggunakan sFCM dengan variasi parameter kontrol p dan q disajikan pada tabel 1.

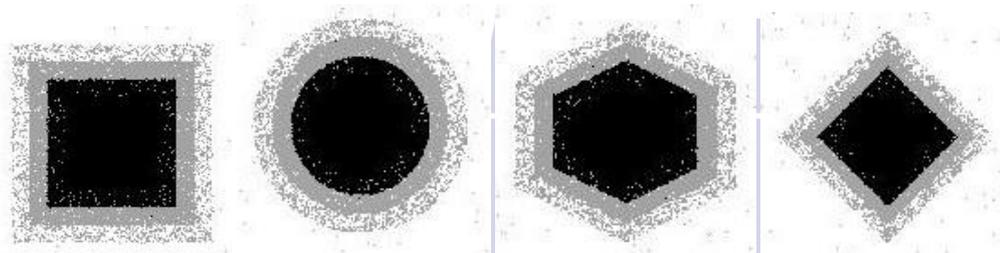
Tabel 1. Hasil segmentasi menggunakan sFCM _{p,q} pada citra simulasi *noise*.

No.	Citra	Variasi Parameter p & q optimal	F. Objektif	Iterasi	V_{pe}	V_{pc}	V_{xb}	SC
1	Simulasi 1	sFCM _{2,2}	7303305,05	67	0,068	0,959	0,155	0,722
2	Simulasi 2	sFCM _{2,2}	6067768,72	56	0,056	0,966	0,129	0,744
3	Simulasi 3	sFCM _{2,2}	5969143,46	61	0,054	0,968	0,124	0,740
4	Simulasi 4	sFCM _{2,2}	4555601,75	50	0,038	0,977	0,096	0,752

Dari tabel 1, dapat dilihat bahwa sFCM yang akan memberikan segmentasi terbaik pada citra yang telah ditambah *gaussian noise* ketika $p=q=2$. Hal ini menunjukkan bahwa segmentasi yang baik pada citra *noise* akan dihasilkan sFCM jika parameter kontrol untuk atribut nonspasial p dan parameter kontrol spasial q bernilai sama.



(a) FCM



(b) sFCM_{2,2}

Gambar 11. Hasil Segmentasi Citra Simulasi yang telah ditambah *gaussian noise*.

Hasil percobaan menggunakan FCM dan sFCM_{2,2} pada citra *noise* menghasilkan partisi yang homogen berdasarkan koefisien V_{pe} dan V_{pc} . Namun, sFCM menghasilkan koefisien V_{pe} yang lebih kecil dan koefisien V_{pc} yang lebih besar daripada FCM. Artinya, sFCM menghasilkan partisi yang lebih baik daripada FCM. Jika memandang kepadatan pada atribut non-spasial berdasarkan V_{xb} , maka FCM menghasilkan V_{xb} yang lebih kecil, artinya kluster yang dihasilkan dengan FCM lebih padat dibandingkan sFCM. Begitupula pada indeks SC, FCM menghasilkan koefisien SC yang lebih besar, artinya kluster yang dihasilkan FCM lebih kuat daripada sFCM. Tetapi perbedaan hasil antara FCM dan sFCM_{2,2} tidak terlalu signifikan. Hasil percobaan juga menunjukkan bahwa *noise* dapat merubah jumlah kluster optimal pada citra. *Gaussian noise* mengubah sebaran data tingkat keabuan *pixel*, sehingga data lebih menyebar dan kluster alami yang terbentuk lebih sedikit. Tabel 3 menyajikan rata-rata pergeseran *centroid* akhir dari proses segmentasi citra *noise*.

Tabel 2. Perbandingan hasil segmentasi FCM dan sFCM_{2,2} pada citra simulasi *noise*

Val.	Data	Jumlah Kluster (c)	FCM	sFCM _{2,2}
V _{pe}	Simulasi 1	3	0,335	0,068
	Simulasi 2	3	0,290	0,056
	Simulasi 3	3	0,284	0,054
	Simulasi 4	3	0,241	0,038
V _{pc}	Simulasi 1	3	0,816	0,959
	Simulasi 2	3	0,843	0,966
	Simulasi 3	3	0,846	0,968
	Simulasi 4	3	0,871	0,977
V _{xb}	Simulasi 1	3	0,104	0,155
	Simulasi 2	3	0,092	0,129
	Simulasi 3	3	0,089	0,124
	Simulasi 4	3	0,077	0,096
SC	Simulasi 1	3	0,741	0,722
	Simulasi 2	3	0,759	0,744
	Simulasi 3	3	0,755	0,740
	Simulasi 4	3	0,761	0,752

Tabel 3. Rata-rata selisih *centroid* akhir proses segmentasi pada citra yang telah ditambah *noise*.

No.	Data	Jumlah Kluster (c)	Rata-rata Selisih <i>Centroid</i> Akhir	
			FCM	sFCM _{2,2}
1	Simulasi 1	3	11,74	1,52
2	Simulasi 2	3	92,82	28,32
3	Simulasi 3	3	9,34	8,87
4	Simulasi 4	3	7,34	37,29

2. Segmentasi Citra Batik

Segmentasi juga dilakukan pada citra batik yang telah ditambah *gaussian noise*. Hasil segmentasi citra batik *noise* disajikan pada tabel 4. Sebaran data tingkat keabuan citra batik tidak berbeda secara signifikan antara citra asli dan citra yang ditambah *gaussian noise*. Hal ini pula yang menyebabkan hasil segmentasi citra batik tidak berbeda signifikan pada FCM dan sFCM_{p,q}.

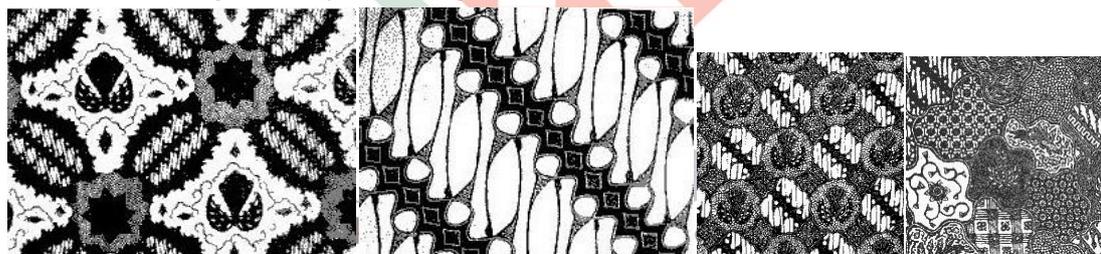
Tabel 4. Hasil segmentasi citra batik yang telah ditambah *gaussian noise*.

No.	Citra	Metode	Jumlah kluster (c)	F. Objektif	Iterasi	V_{pe}	V_{pc}	V_{xb}	SC
1	Batik 1	FCM	3	19346747,58	46	0,274	0,855	0,043	0,793
		sFCM _{2,2}	3	23963769,42	56	0,065	0,962	0,056	0,768
2	Batik 2	FCM	3	15324267,05	55	0,266	0,860	0,044	0,783
		sFCM _{2,2}	3	18539285,21	78	0,059	0,966	0,054	0,765
3	Batik 3	FCM	3	21188499,68	49	0,342	0,813	0,074	0,762
		sFCM _{2,2}	3	26205724,73	105	0,107	0,937	0,080	0,742
4	Batik 4	FCM	3	15691879,90	48	0,343	0,811	0,084	0,756
		sFCM _{2,2}	3	19715822,93	150	0,111	0,936	0,082	0,744

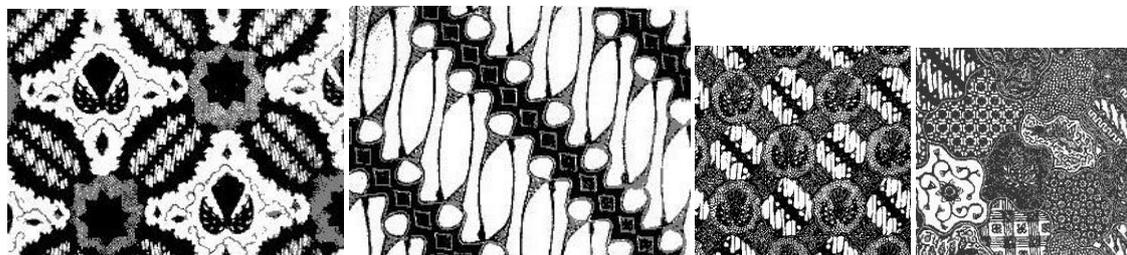
Tabel 5. Rata-rata selisih *centroid* akhir segmentasi.

No.	Data	Jumlah Kluster (c)	Rata-rata Selisih <i>Centroid</i> Akhir	
			FCM	sFCM _{2,2}
1	Batik 1	3	1,71	1,80
2	Batik 2	3	2,93	1,98
3	Batik 3	3	6,75	6,42
4	Batik 4	3	2,12	8,01

Pada tabel 5, terlihat pula bahwa sFCM menghasilkan selisih *centroid* yang minimal pada citra batik 2 dan 3. Sedangkan pada citra batik 1 dan 4, FCM menghasilkan rata-rata selisih *centroid* akhir yang lebih kecil dari sFCM. Meskipun begitu, perbedaan tersebut tidak signifikan karena sebaran data tingkat keabuan citra cenderung merata pada selang 0-255.



(a) FCM



(c) sFCM_{2,2}

Gambar 12. Hasil Segmentasi Citra Batik yang telah ditambah *gaussian noise*.

3. Segmentasi Citra Otak

Seperti citra batik, citra otak yang telah diberi *gaussian noise* juga disegmentasi menggunakan FCM dan sFCM_{2,2}. Setiap citra dibagi menjadi 3 kluster hingga 9 kluster. Hasil segmentasi divalidasi menggunakan V_{pe} , V_{pc} , V_{xb} dan SC. Hasil segmentasi citra otak *noise* disajikan pada tabel 5 di bawah ini.

Tabel 5. Hasil segmentasi citra otak yang telah ditambah *gaussian noise*.

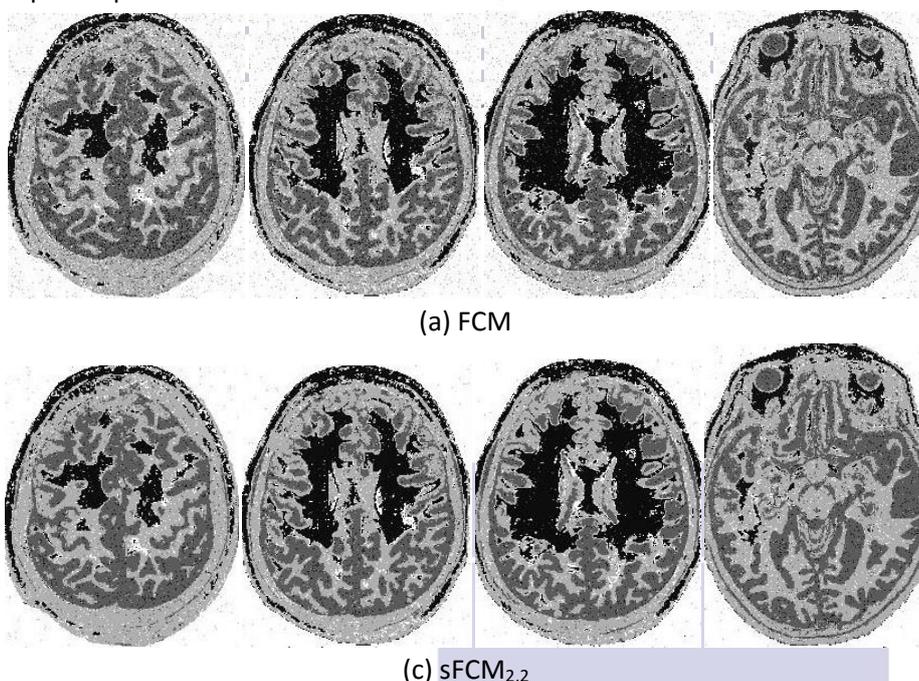
No.	Citra	Metode	Jumlah kluster (c)	F. Objektif	Iterasi	V_{pe}	V_{pc}	V_{xb}	SC
1	Otak 1	FCM	4	12494840,81	44	0,383	0,803	0,044	0,783
			4	18061833,60	43	0,063	0,963	0,066	0,758
2	Otak 2	FCM	4	12190240,05	40	0,353	0,820	0,042	0,796
			4	17169572,30	36	0,059	0,966	0,060	0,762
3	Otak 3	FCM	4	12522798,53	41	0,345	0,824	0,041	0,798
			4	17656222,34	38	0,058	0,966	0,060	0,759
4	Otak 4	FCM	3	28130615,39	50	0,369	0,799	0,078	0,754
			4	21015634,65	36	0,073	0,957	0,072	0,755

Pada citra otak, *noise* memberikan pengaruh yang cukup signifikan pada hasil segmentasi. Untuk melihat seberapa besar pengaruh *noise* ini, dapat dilihat dari pergeseran *centroid* akhir yang dihasilkan dalam proses segmentasi. Tabel 6 menyajikan rata-rata selisih *centroid* kluster pada citra otak.

Tabel 6. Rata-rata selisih *centroid* pada citra otak yang telah diberi *noise*.

No.	Data	Jumlah Kluster (c)	Rata-rata Selisih <i>Centroid</i> Akhir	
			FCM	sFCM _{2,2}
1	Otak 1	4	6,79	31,90
2	Otak 2	4	5,02	4,47
3	Otak 3	4	4,43	4,35
4	Otak 4	4	10,12	5,03

Segmentasi pada citra otak juga dipengaruhi oleh histogram tingkat keabuan pada citra. Pada citra otak asli, nilai keabuan *pixel* berkumpul pada beberapa tingkat keabuan tertentu, sehingga kluster yang terbentuk akan padat pada tingkat keabuan tersebut. Sedangkan pada citra yang telah ditambah *noise*, tingkat keabuan cenderung menyebar di semua titik pada selang 0-255. Hal inilah yang menunjukkan jumlah kluster optimal pada citra akan berubah.



Gambar 13. Hasil Segmentasi Citra otak yang telah ditambah *gaussian noise*.

Kesimpulan

Percobaan pada citra yang telah ditambah *gaussian noise* menunjukkan hasil validasi optimal untuk $sFCM_{p,q}$ dengan $p=2$ dan $q=2$, atau $sFCM_{2,2}$. Hal ini sejalan dengan hasil percobaan Chuang dkk yang menyebutkan bahwa segmentasi terbaik diperoleh $sFCM_{1,1}$. Artinya, $sFCM$ menghasilkan segmentasi yang baik jika parameter kontrol p dan q bernilai sama. $sFCM$ hanya memberikan sedikit perbaikan pada hasil segmentasi FCM, bahkan perbaikan ini tidak signifikan. Hasil segmentasi FCM dan $sFCM$ masih bergantung pada struktur data citra. Selain itu, pemanfaatan informasi spasial hanya memperhatikan ketetanggaan minimal *pixel* yang ditentukan oleh *window*. Oleh karena itu, tidak ada kesimpulan mutlak mengenai algoritma yang menghasilkan segmentasi terbaik antara FCM dan $sFCM$.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terimakasih kepada Allah SWT atas limpahan rahmat yang tidak terkira, kepada kedua orang tua serta keluarga besar, dan kepada Bapak Dr. Arief Fatchul Huda, S.Si selaku dosen pembimbing, serta seluruh dosen dan staf di Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Gunung Djati Bandung atas segala dukungan, pengajaran dan kesempatan untuk menjadi pribadi yang lebih baik.

Referensi

- [1] Acharya, Tinku., and Ray, Ajoy K. 2005. Image Processing: Principles and Application. USA: John Wiley & Sons.
- [2] Ayu, Putu Desiana Wulaning. 2013. Segmentasi Kepala Janin pada Citra USG dalam Ruang Warna RGB dengan Metode Fuzzy c-Means. Jurusan Teknik Elektro, Universitas Udayana, Bali. Prosiding Conference on Smart-green Technology in Electrical and Information Systems. Bali, 14-15 November 2013
- [3] Chuang, Keh-Shih., Tzeng, Hong-Long., Chen, Sharon., Wu, Jay., Chen, Tzong-Jer. 2006. Fuzzy c-Means Clustering with Spatial Information for Image Segmentation. Computerized Medical Imaging and Graphics.
- [4] Dewi, Sri Kusuma., dan Purnomo, Hari. 2010. Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan, edisi 2, Cet.1. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- [5] Haldiki, Maria., Batistakis, Yannis., dan Vazirgiannis, Michalis. tt. Clustering Validity Checking Methods: Part II. Department of Informatics, Athens University of Economics & Business.
- [6] Hassan, Mehdi., Chaudhry, Asmatullah., Khan, Asifullah., and Kim Jin-Young. 2012. Carotid Artery Image Segmentation using Modifies Spatial Fuzzy c-Means and Ensemble Clustering. Journal Computer Methods and Programs in Biomedicine. ISSN 1872-7565.
- [7] Ji, Zexuan., Xia, Yong., Chen, Qiang., Sun, Quansen., Xia, Deshen., and Feng, David Dagan. 2012. Fuzzy c-Means with Weighted Image Patch for Image Segmentation. Journal Applied Soft Computing. ISSN 15684946.
- [8]Khadem, Mohammad Shajib. 2010. Thesis: MRI Brain Image Segmentation Using Graph Cuts. Department of Signals and Systems, Signal Processing Group, Chalmers University of Technology. Goteborg, Sweden.
- [9] Kurnianto, Danny. tt. BAB 7: Clustering. Yogyakarta: Jurusan Teknik Elektro dan Teknologi Informasi UGM.
- [10] Li B.N., Chui C.K., Chang S., Ong S.H. 2011. Integrating Spatial Fuzzy Clustering with Level Set Methods for Automated Medical Image Segmentation. Computers in Biology and Medicine 41.1-10.
- [11] Nugroho, F.A. 2011. Bab II: Teori Dasar Pengolahan Citra Digital. Medan:USU. Tersedia di <http://repository.ac.id> , diakses pada 04 Juli 2014 Pukul 10.40 WIB.

- [12] P., Diah Anggraeni., Putri, Vinda Arista., Al-Uswah, Siti Fatimah., Hidayah Tulloh, M.Fadjrin., Zuhri, M. Syaifuddin. tt. Segmentasi Citra Digital Ikan Menggunakan Metode Thresholding dan k-Means.
- [13] Prayudha, Muhammad. 2011. Skripsi: Perancangan Perangkat Lunak Segmentasi Citra dengan Menggunakan Metode Fuzzy Clustering. Medan: Universitas Sumatera Utara, Prodi S1 Ilmu Komputer, Departemen Ilmu Komputer FMIPA USU.
- [14] Rousseeuw, Peter J. 1986. Silhouettes: A Graphical Aid To The Interpretation And Validation Of Cluster Analysis. *Journal Of Computational And Applied Mathematics* 20 (1987) 56-65. North-Holland.
- [15] Suratno. tt. Pengaruh Perbedaan Tipe Fungsi Keanggotaan Pada Pengendalian Logika Fuzzy Terhadap Tanggapan Waktu Sistem Orde Dua Secara Umum. Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro.
- [16] Theodoridis, Sergios dan Koutroumbas, Konstantinos. 2006. *Pattern Recognition*. USA: Elsevier, Academic Press.
- [17] Widodo, Saptono., Hidayatno, Achmad., Isnanto, R.Rizal. tt. Segmentasi Cira Menggunakan Teknik Pemetaan Warna (Color Mapping) dengan Bahasa Pemrograman Delphi. Makalah Seminar Tugas Akhir. Teknik Elektro UNDIP.

