

Segmentasi Gambar Berwarna menggunakan Metode Hibrida Modifikasi Sauvola dan Fuzzy C-Means (SMFCM)

Irawan Dwi Wahyono¹, Gilang Bayu Adhi²

¹Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Brawijaya
Jalan Veteran Malang 65145

²Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro
Jalan Nakula I No. 5-11 Semarang
Email : irawan2712@gmail.com¹, gilangbayu.adhi@gmail.com²

ABSTRAK

Dalam proses segmentasi citra berwarna, beberapa metode memiliki kelebihan dan kekurangan. Ada satu metode segmentasi citra berwarna yang dapat mensegmentasi warna dengan baik, akan tetapi memiliki kekurangan yaitu *peak* dan *valley* kecil pada histogramnya yang menyebabkan hasil segmentasi kurang homogen. Untuk mengatasi permasalahan *peak* dan *valley* kecil ini, maka penulis ingin mencoba suatu metode baru dengan menggunakan metode Sauvola Modifikasi Fuzzy C-means hybrid (SMFCM). Metode ini menggabungkan algoritma Modifikasi Sauvola yang telah dimodifikasi dengan algoritma Fuzzy C-means. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini dapat mengurangi *peak* dan *valley* kecil sampai 25%, sehingga warna yang serupa pada citra berwarna lebih homogen. Jumlah region warna juga berkurang sebanyak 54%. Hasil penelitian ini menunjukkan persentase kegagalan/error rate sebesar 21% pada 20 gambar sintesis dan 1,2% pada gambar warna original yang memiliki warna yang heterogen.

Kata Kunci: Segmentasi citra berwarna, Sauvola modifikasi, Fuzzy C-Means, Homogen, Heterogen, Peak, Valley.

1 PENDAHULUAN

Pada gambar warna 24-bit, jumlah warna yang unik biasanya melebihi setengah dari ukuran gambar dan dapat mencapai 16 juta warna. Sebagian besar dari warna ini tidak dapat dibedakan oleh mata manusia yang hanya dapat mengenali 30 warna. Untuk semua warna unik ini, mereka dapat digabungkan untuk membentuk daerah yang homogen yang mewakili objek pada gambar sehingga gambar akan menjadi lebih bermakna dan mudah untuk dianalisa. Pada *image processing* dan *computer vision*, segmentasi gambar berwarna bertujuan untuk menganalisa gambar dan pengenalan pola [6]. Segmentasi gambar berwarna merupakan proses mempartisi sebuah gambar menjadi beberapa daerah yang homogen atas dasar persamaan karakteristik tertentu [1].

Gambar dapat dirubah menjadi binerisasi dalam bentuk histogram. Banyak metode dalam membuat warna menjadi binerisasi diantaranya metode otsu yang mana merubah gambar berwarna menjadi *grayscale* yang lebih dikenal dengan *global thresholding*. Metode lainnya adalah berupa *local thresholding* yang bersifat *adaptive* atau disebut *local window* dengan memperhatikan *pixel neighborhood*. Diantara metode yang menggunakan *local thresholding* adalah Sauvola [2,4].

Dalam hal komputasi untuk menghasilkan output, metode Otsu lebih cepat dibandingkan metode Sauvola, akan tetapi dalam akurasi dan hasil, metode Sauvola lebih baik dibandingkan dengan metode Otsu. Metode

Sauvola yang telah dimodifikasi dalam konsep *integral image* dapat menyamai kecepatan komputasi pada metode Otsu.

Gambar warna dapat dibagi dalam 3 histogram seperti halnya *grayscale* yaitu warna *Red*, *Green* dan *Blue*. Pembuatan histogram bisa dilakukan secara global atau *local thresholding*, karena terdapat 3 warna jadi menjadi 3 dimensi binerisasi yang mana memiliki *cluster* sendiri jika dijadikan satu kembali [3].

Ada 2 metode dalam melakukan pengelompokan *cluster* yaitu K-Means dan Fuzzy C-Means [5,7]. Keduanya mencari jarak optimal antara *centroid number*, *cluster* dan *pixel* dari 3 warna yaitu *Red*, *Green* dan *Blue*. Dalam metode segmentasi muncul beberapa gabungan algoritma diantaranya *Histogram Thresholding Fuzzy C-Means hybrid* (HTFCM) [1].

Histogram Thresholding Fuzzy C-Means hybrid (HTFCM) merupakan metode pendekatan baru pada pengenalan pola. Metode ini membagi sebuah gambar berwarna menjadi 3 layer, yaitu layer *red*, *green* dan *blue*. Setelah gambar berwarna dibagi menjadi 3 layer, kemudian dibuat histogramnya menggunakan *global thresholding* akan tetapi pada histogram yang dihasilkan dengan metode HTFCM memiliki banyak *peak* dan *valley* kecil pada berbagai daerah datar histogram *Red*, *Green* dan *Blue*. Masalah ini dapat membuat hasil proses segmentasi warna kurang homogen.

Paper ini, mengajukan suatu pendekatan baru dengan menggunakan metode *Sauvola Modification Fuzzy C-Mean hybrid* (SMFCM). Diharapkan metode SMFCM dapat mengatasi permasalahan segmentasi pada HTFCM yaitu menghasilkan *peak* dan *valley* kecil pada

3 layer daerah datar histogram agar dihasilkan gambar lebih baik dan lebih homogen dibandingkan dengan HTFCM.

2 SAUVOLA MODIFIKASI FUZZY C-MEANS

Pada paper ini dalam melakukan segmentasi dilakukan dengan 2 tahap yaitu modul modifikasi Sauvola dan modul Fuzzy C-Mean. Dalam modul modifikasi Sauvola dilakukan 3 tahap yaitu:

1. membagi gambar berwarna menjadi 3 partisi, dicari histogram dengan Sauvola modifikasi pada 3 warna yaitu *Red*, *Green* dan *Blue* pada masing-masing partisi gambar kemudian dilakukan pengurangan *peak* dan *valley* yang nilainya jauh dari nilai *threshold* nya;
2. insialisasi Regional dalam 3 warna;
3. penggabungan 3 warna atau *merging* berupa *cluster*.

2.1 Histogram dengan Sauvola Modifikasi

Gambar *document* dalam *grayscale* yang mana $g(x,y) \in [0,255]$ menjadi intensitas *pixel* pada (x,y) . Pada teknik *local adaptive thresholding* [4], tujuan utama dalam mencari *threshold* $t(x,y)$ untuk masing – masing *pixel* dalam persamaan (1).

$$o(x,y) = \begin{cases} 0, & \text{jika } g(x,y) \leq t(x,y) \\ 255, & \text{yang lainnya} \end{cases}, \quad (1)$$

dimana $o(x,y)$ adalah intensitas *pixel* pada koordinat x dan y .

Pada metode binerisasi Sauvola, *threshold* $t(x,y)$ dihitung menggunakan *mean* $m(x,y)$ dan standar deviasi $s(x,y)$ pada intensitas *pixel* dalam $w \times w$ pusat *window* sekeliling *pixel* (x,y) dalam persamaan (2).

$$t(x,y) = m(x,y) \left[1 + k \left(\frac{s(x,y)}{R} - 1 \right) \right], \quad (2)$$

dimana R adalah nilai maksimum dari standar deviasi ($R = 128$ untuk dokumen *grayscale*) dan k adalah parameter nilai positif pada range $[0.2, 0.5]$ dalam [2]. *Local mean* $m(x,y)$ dan standar deviasi $s(x,y)$ nilai *threshold* menurut kontras pada *pixel local* tetangganya.

Pada konsep *integral image* i pada *input* g gambar yang didefinisikan gambar dengan posisi intensitas *pixel* adalah sama dengan jumlah semua intensitas *pixel* diatas dan disamping posisi pada gambar aslinya. Formula Intensitas posisi (x,y) dalam persamaan (3).

$$I_t(x,y) = \sum_{i=0}^x \sum_{j=0}^y g(i,j), \quad (3)$$

dimana g adalah input gambar, x dan j adalah posisi dan I_t adalah intensitas.

Integral image pada *grayscale* sangat efektif dihitung *single pass*, setelah *integral image*, *local image* pada beberapa ukuran *window* bisa dihitung secara

sederhana dengan 2 kondisi dan 1 operasi *subtraction* menghasilkan jumlah semua *pixel* pada *windows* menggunakan persamaan (4), dan local variannya dalam persamaan (5).

$$m_t(x,y) = (I(x + \frac{w}{2}, y + \frac{w}{2}) + I(x - \frac{w}{2}, y - \frac{w}{2}) - I(x + \frac{w}{2}, y - \frac{w}{2}) - I(x - \frac{w}{2}, y + \frac{w}{2})) / w^2, \quad (4)$$

dimana m_t adalah local mean, I adalah intensitas, w adalah ukuran local window.

$$s_t^2(x,y) = \frac{1}{w^2} \sum_{i=x-\frac{w}{2}}^{x+\frac{w}{2}} \sum_{j=y-\frac{w}{2}}^{y+\frac{w}{2}} g^2(i,j) - m_t^2(x,y), \quad (5)$$

dimana S_t adalah local varian, w adalah ukuran local windows dan m_t adalah local mean pada posisi x dan y .

Pada histogram 3 warna nilai t disubstitusi dengan *red*(r), *green* (g) dan *blue* (b) pada persamaan 3, 4 dan 5.

2.2 Insialisasi Region

Setelah mendapatkan histogram dari komponen *Red*, *Green* dan *Blue* pada algoritma modifikasi sauvola, insialisasi dominasi *peak* pada setiap komponen histogram yaitu x , y dan z . $P_r = (i_1, i_2, \dots, i_x)$, $P_g = (i_1, i_2, \dots, i_y)$ dan $P_b = (i_1, i_2, \dots, i_z)$ adalah dominasi *peak* pada setiap komponen yang mana nantinya ditandai sebagai keragaman Region.

Untuk melakukan itu dibutuhkan algoritma region sebagai berikut:

1. bentuk semua kemungkinan *cluster centroid*;
2. tandai setiap *pixel* yang terdekat dengan *cluster centroid* dan bentuk set *pixel* pada setiap *cluster* dengan menandai *pixel* yang berhubungan dengan *cluster centroid*;
3. eliminasi semua *cluster centroid* yang mempunyai jumlah *pixel* yang ditandai kurang dari *threshold*. Untuk mengurangi jumlah inisial *cluster centroid* nilai dari *threshold* diset $0.006N - 0.008N$ didapat dari [1], dimana N adalah jumlah *pixel* dalam gambar;
4. menandai lagi setiap *pixel* gambar yang berdekatan dengan *cluster centroid*;
5. mengupdate setiap *cluster centroid* c_i dengan mode *pixel* set X_i masing-masing.

2.3 Merging

Algoritma *merging* dibutuhkan untuk menggabungkan region pada warna yang sama. *Tools* yang digunakan untuk mengukur kesamaan warna digunakan *Euclidean distance* yang mana mengukur perbedaan warna antara 2 region uniform. Bila $c = (c_1, c_2, \dots, c_m)$ adalah *cluster centroid* dan m adalah jumlah *cluster centroid*.

Algoritma *Merging* yaitu:

1. pilih *threshold* maksimum pada *Euclidean distance*, dc pada nilai integer positif;

- hitung *distance*, D untuk 2 keluaran pada M *cluster centroid*.

$$D(c_j, c_k) = \sqrt{(R_j - R_k)^2 + (G_j - G_k)^2 + (B_j - B_k)^2}, \quad (6)$$

dimana $1 \leq j \leq M$ dan $1 \leq k \leq M$, R_j , G_j dan B_j adalah nilai komponen *Red*, *Green* dan *Blue* pada j *cluster centroid* dan juga R_k , G_k dan B_k adalah nilai komponen dari k *cluster centroid*;

- mencari jarak minimum anatar 2 *cluster centroid* berdekatan. Gabungkan *cluster* berdekatan dalam bentuk *cluster centroid* yang baru jika jarak minimum antara *cluster centroid* kurang dari dc . Jika tidak berhenti proses *merging*;
- memperbaharui pixel set dengan menandai pada *cluster centroid* yang baru;
- merefresh *cluster centroid* yang baru;
- kurangi jumlah *cluster centroid* M menjadi $M-1$ dan ulangi langkah 2 sampai 6 sampai tidak ada jarak minimum antara 2 *cluster centroid* yang berdekatan yang kurang dari dc .

2.4 Fuzzy C Means

Algoritma FCM adalah sama dengan teknik *hill-climbing*, ini digunakan untuk teknik *clustering* untuk segmentasi gambar. Pada FCM setiap pixel mempunyai derajat keanggotaan pada masing-masing *cluster centroid*. Derajat keanggotaan mempunyai range nilai $[0,1]$ dan indikasi kuat pada asosiasi antar pixel dan bagian dari *cluster centroid*.

Algoritma FCM bertujuan membagi setiap pixel menjadi koleksi dari M *fuzzy cluster centroid* dengan memberikan beberapa kriteria. N adalah jumlah pixel pada gambar dan m adalah eksponensial derajat keanggotaan. Fungsi objektif dari FCM dalam persamaan (7).

$$W_m(U, C) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M u_{ji}^m d_{ji}^2, \quad (7)$$

dimana U_{ji} adalah derajat keanggotaan i pixel ke j *cluster centroid*, d_{ji} adalah jarak antara i pixel dengan j *cluster centroid*. $U_i = (U_{1i}, U_{2i}, \dots, U_{mi})$ adalah derajat keanggotaan i pixel diasosiasi dengan setiap *cluster centroid*, x_i adalah i pixel pada gambar dan c_j adalah j *cluster centroid*. $U = (U_1, U_2, \dots, U_N)$ adalah matrik derajat keanggotaan dan $C = (c_1, c_2, \dots, c_M)$ adalah *cluster centroid*.

Derajat kekompakan dan keseragaman *cluster centroid* sangat tergantung pada fungsi objektif FCM. Umumnya semakin kecil fungsi FCM mengindikasikan kekompakan dan keseragaman *cluster centroid*.

FCM digunakan untuk meningkatkan kekompakan pada *cluster* yang diperoleh dari modul Sauvola modifikasi. Algoritmanya sebagai berikut:

- memilih iterasi akhir *thresholding*. ϵ adalah jumlah positif terkecil pada range $[0,1]$ dan jumlah iterasi q ke 0.
- menghitung $U^{(q)}$ menurut $C^{(q)}$ dengan formula persamaan (8).

$$u_{ji} = \frac{1}{\sum_{k=1}^M \left(\frac{d_{ji}}{d_{ki}}\right)^{2/(m-1)}}, \quad (8)$$

dimana $1 \leq j \leq M$ dan $1 \leq i \leq N$, jika $d_{ji} = 0$ kemudian uji = 1 dan pilih derajat keanggotaan lain pada pixel ke 0.

- Langkah ketiga, hitung $C^{(q+1)}$ berdasarkan $U^{(q)}$ pada persamaan (9).

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ji}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ji}^m}, \quad (9)$$

dimana $1 \leq j \leq m$. Langkah keempat, perbaharui $U^{(q+1)}$ berdasarkan $C^{(q+1)}$ berdasarkan persamaan (8). Kemudian bandingkan $U^{(q+1)}$ dengan $U^{(q)}$, jika $\|U^{q+1} - U^q\| \leq \epsilon$ maka berhenti iterasi. Lainnya jika $q = q + 1$ dan ulangi langkah 2 sampai langkah 4 sampai $\|U^{q+1} - U^q\| > \epsilon$.

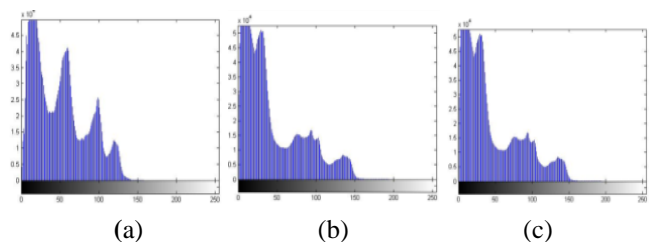
3 IMPLEMENTASI

Pada bagian ini dilakukan segmentasi gambar ukuran 256×256 pada gambar sample menggunakan algoritma SMFCM. Gambar sample house diperlihatkan dalam Gambar 1 ini kemudian dicari komponen histogramnya yaitu *red*, *green* dan *blue*.

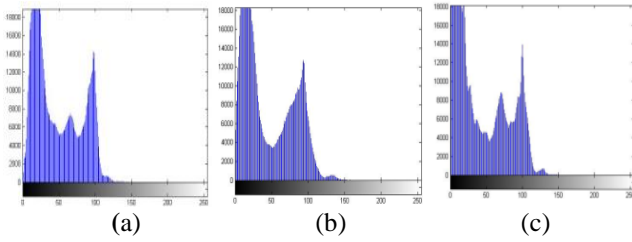
Gambar 2 memperlihatkan histogram komponen *red*, *green* dan *blue* yang didapat dari gambar asli sample. Setelah didapat histogramnya, gambar sampel ini dilakukan komputasi menggunakan metode local window modifikasi Sauvola dalam persamaan (1, 2, 3, 4 dan 5) untuk mengurangi jumlah *peak* dan *valley* dalam histogram *red*, *green* dan *blue* dari gambar sampel house.



Gambar 1. Gambar Sampel House



Gambar 2. Histogram 3 komponen RGB pada gambar sampel (a) Histogram Red, (b) Histogram Green, (c) Histogram Blue



Gambar 3. Histogram 3 komponen RGB pada gambar sampel setelah dilakukan local windows pada algoritma modifikasi Sauvola. (a) Histogram Red, (b) Histogram Green, (c) Histogram Blue

Gambar 3 memperlihatkan hasil histogram komponen *red*, *green* dan *blue* menggunakan *local window* pada algoritma modifikasi Sauvola yang mana jumlah *peak* dan *valley* telah berkurang dibandingkan dengan Gambar 2.

Setelah di dapatkan masing-masing histogram pada warna *red*, *green* dan *blue* yang memiliki local mean dan local variance kemudian dilakukan insialisasi *cluster centroid* menggunakan persamaan (6). Pada implementasi algoritma Fuzzy C-Mean menggunakan persamaan (7, 8 dan 9) didapat jumlah *cluster centroid* sebanyak 4.

4 HASIL PENGUJIAN

Algoritma ini diuji pada 200 gambar warna yang didapat dari gambar umum segmentasi. Pada paper ini diambil 20 gambar untuk menampilkan kemampuan dari algoritma SMFCM, 5 buah gambar umum ditampilkan dalam ukuran 256x256 dan 15 gambar lainnya sebagai data pendukung berupa gambar sintetis. Pada studi literatur, nilai *dc* adalah 28 didapat dalam [1].

4.1. Perbandingan jumlah *peak* dan *valley* Algoritma SMFCM dengan HTFCM

Pada bagian ini membahas jumlah *peak* dan *valley* pada algoritma SMFCM dibandingkan dengan algoritma HTFCM dalam proses segmentasi. Tabel 1 memperlihatkan jumlah *peak* dan *valley* pada proses segmentasi pada beberapa gambar menggunakan algoritma SMFCM dan HTFCM, yang mana jumlah *peak* dan *valley* metode SMFCM lebih sedikit dibandingkan HTFCM.

Tabel 1. Perbandingan jumlah *peak* dan *valley* pada HTFCM dan SMFCM

Gambar	Algoritma			
	HTFCM		SMFCM	
	<i>Peak</i>	<i>Valley</i>	<i>Peak</i>	<i>Valley</i>
House	9	9	2	2
Football	12	12	2	2
Golden Gate	11	11	3	3
Beach	8	8	2	2
Girl	9	9	2	2

Tabel 2. Jumlah region yang di produksi pada algoritma HTFCM dan SMFCM

Gambar	Jumlah Region	
	HTFCM	SMFCM
House	7	4
Football	7	4
Golden Gate	11	5
Beach	8	7
Girl	9	5

Tabel 3. Jumlah Cluster Gambar Sintetis dan Error Rate

Gambar	Jumlah Region (M)	Jumlah Region (M)	Error Rate
	Original	Segmentasi	
A	7	3	0
B	6	2	0
C	6	3	0
D	7	5	0
E	6	5	0
F	6	4	0
G	6	5	0,1
H	6	4	0
I	6	6	0,5
J	5	6	0,8
K	5	4	0,1
L	5	4	0,1
M	5	7	0,8
N	6	8	0,8

4.2. Evaluasi Hasil Segmentasi

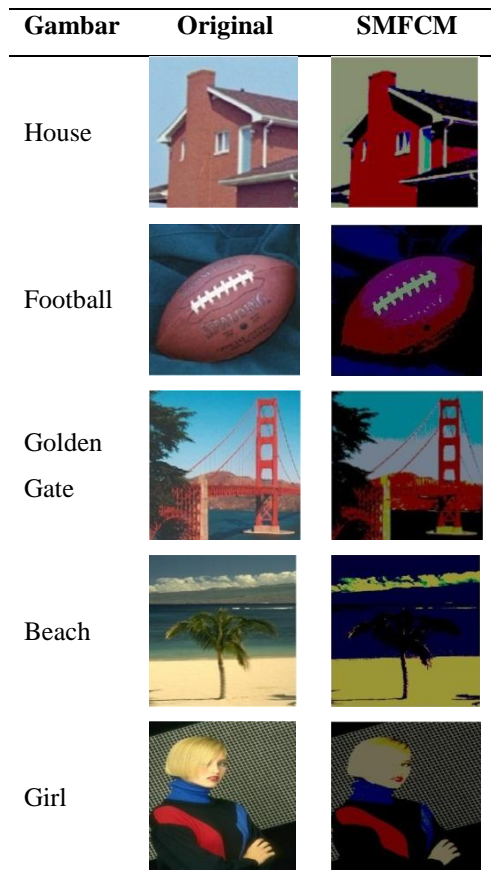
Pada bagian ini, membahas hasil dari segmentasi SMFCM yang dievaluasi adalah jumlah region dan *error rate* pada masing-masing gambar dengan memisahkan antara *foreground* dan *background*. Gambar 4 memperlihatkan perbandingan gambar sampel asli dengan gambar hasil segmentasi dengan SMFCM.

Hasil gambar segmentasi dengan SMFCM menghasilkan jumlah region lebih sedikit dibandingkan dengan hasil segmentasi dengan menggunakan HTFCM. Jumlah region dihitung didapat dalam persamaan (9), hasil perhitungan diperlihatkan dalam Tabel 2.

Nilai region yang lebih sedikit menunjukkan bahwa kelompok warna lebih homogen. Dalam pengujian terhadap gambar sintetis sebanyak 15 warna gambar, pengujian mengevaluasi jumlah region dan *error rate* seperti diperlihatkan dalam Tabel 3.

5. PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil implementasi yang diperlihatkan dalam Gambar 2 dan Gambar 3, bahwa terjadi pengurangan *peak* dan *valley* pada masing-masing histogram *red*, *green* dan *blue*. Pengurangan *peak* dan *valley* pada gambar sampel House sebesar 25% jika dihitung berdasarkan perbandingan *peak* dan *valley* pada masing-masing histogram.



Gambar 4. Perbandingan gambar original dengan gambar hasil dari metode SMFCM

Penyebab berkurangnya *peak* dan *valley* ini diakibatkan segmentasi menggunakan algoritma Modifikasi Sauvola dalam persamaan (4 dan 5). Gambar sampel yang sudah disegmentasi dirubah dalam bentuk *grayscale* untuk didapatkan histogramnya, kemudian dibandingkan antara gambar sampel asli dan gambar sampel segmentasi dalam bentuk histogram, maka gambar sampel original yang telah di *grayscale* menghasilkan 8 *peak* dan 8 *valley* pada histogramnya, sedangkan gambar sampel hasil segmentasi yang dirubah ke dalam *grayscale* menghasilkan 2 *peak* dan 2 *valley* pada histogramnya.

Pengurangan *peak* dan *valley* antara gambar sampel original dan gambar segmentasinya sebesar 75%. Perbandingan histogram 3 komponen *red*, *green* dan *blue* antara gambar sampel dan gambar segmentasi mendekati dari bentuk multi modal ke uni modal.

Begitu juga jika dirubah dalam *grayscale* bentuk histogram gambar sampel original adalah multi modal, sedangkan gambar segmentasi adalah uni modal. Jadi histogram antar warna gambar dalam 3 komponen *red*, *green* dan *blue* mempunyai bentuk yang sama dalam bentuk *grayscale* baik gambar sampel original maupun gambar hasil segmentasi. Penyebab histogram hasil segmentasi berbentuk uni modal karena persamaan (2) *local window* dalam algoritma Modifikasi Sauvola.

Perbandingan antara *peak* dan *valley* pada gambar original sampel dan hasil segmentasi dalam Tabel 1 didapat pengurangan *peak* dan *valley* sebesar 0,25 atau 25%. Jadi berdasarkan hasil ini, metode SMFCM mampu mengurangi jumlah *peak* dan *valley* gambar House dalam histogram 3 komponen yaitu *red*, *green* dan *blue* sebesar 25% sehingga gambar lebih homogen dalam segmentasi.

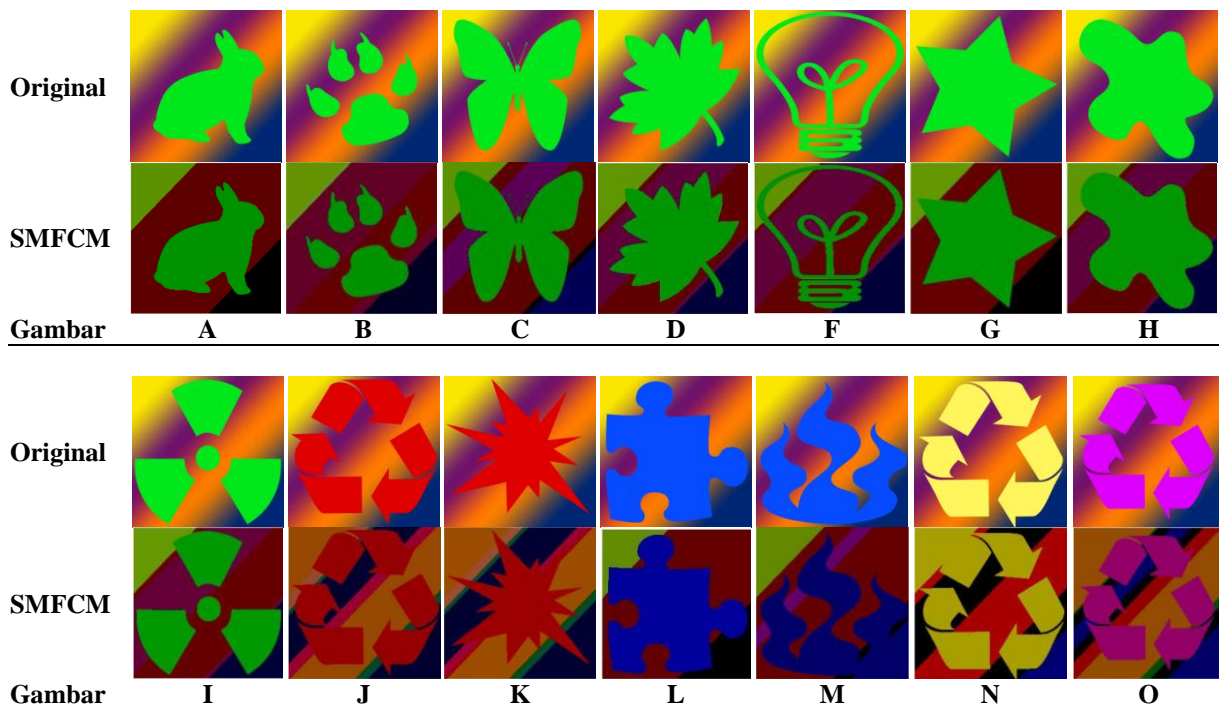
Pengujian SMFCM pada gambar *House*, *Football*, *Golden Gate*, *Beach* dan *Girl* dengan mengevaluasi *peak* dan *valley* didapat pengurangan jumlah *peak* dan *valley* antara gambar original dan gambar hasil segmentasi sebesar 25% diperlihatkan dalam Tabel 2.

Data sintesis dibuat secara manual dengan menggunakan aplikasi adobe photoshop CS2 dengan pewarnaan antara *background* dan *foreground* mendekati sama warna degradasinya. Hasil pengujian terhadap 15 gambar sintesis dihasilkan hampir sama dalam pengurangan jumlah *peak* dan *valley* sebesar 25% pada masing-masing histogramnya. Jadi Metode SMFCM mampu mengurangi jumlah *peak* dan *valley* yang menjadi permasalahan pada metode HTFCM yang mana metode HTFCM pada algoritma Histogram Thresholding nya masih banyak jumlah *peak* dan *valley* yang dihasilkan. Sedangkan pada metode SMFCM, pada algoritma Modifikasi Sauvola terjadi pengurangan jumlah *peak* dan *valley* sebesar 25% dibandingkan dengan algoritma Histogram Thresholding pada metode HTFCM.

Pada pengujian SMFCM pada gambar *House*, *Football*, *Golden Gate*, *Beach* dan *Girl* yang diperlihatkan dalam Gambar 4 didapat jumlah region yang berkurang dibandingkan dengan algoritma HTFCM. Jumlah pengurangan region di perlihatkan dalam Tabel 2. Pengurangan region atau cluster sebanyak 54% sehingga gambar segmentasi lebih homogen. Pengurangan region ini lebih banyak disebabkan dari algoritma Fuzzy C-Mean dalam mengurangi jumlah *cluster centroid* atau region sesuai persamaan (9).

Untuk mengetahui *error rate* pada SMFCM dilakukan pengujian menggunakan data sintesis. Pada hasil pengujian dengan SMFCM menggunakan data sintesis sebanyak 15 gambar warna didapat hasil jumlah region dan *error rate* seperti dalam Tabel 3. Dalam Tabel 3 hanya gambar tertentu yang tidak terjadi pengurangan, akan tetapi terjadi penambahan region, hal ini disebabkan karena degradasi warna yang hampir sama antara *foreground* dan *background*. Sedangkan untuk *error rate* lebih dari 0,1 dalam Tabel 3 terjadi pada gambar sintesis yang hasil segmentasinya terjadi penambahan jumlah region pada hasil segmentasinya.

Error rate didapat dari pemisahan antara *background* dan *foreground* menggunakan persamaan (1 dan 2) menggunakan algoritma Savola Thresholding. Dalam Tabel 3 didapat rata-rata *error rate* untuk 15 gambar sintesis adalah 21%. Hal ini disebabkan memiliki derajat warna yang sama (derajat kemerahan, derajat kehijauan, derajat kebiruan) antara *foreground*



Gambar 5. Hasil segmentasi pada gambar sintetis

dan *background*. Untuk mengurangi jumlah *error rate* dalam segmentasi warna antara *foreground* dan *background* dapat digunakan pengelompokan metode *cluster* lain. Sedangkan untuk gambar original yang memiliki kekompleksan warna seperti pada Gambar 4 dan hasil jumlah region diperlihatkan dalam Tabel 2, kemudian hasil gambar segmentasi dicari *error rate* menggunakan algoritma Sauvola didapat *error* sebesar 1,2% dengan memisahkan antara *foreground* dan *background*.

6. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SMFCM berhasil mengurangi jumlah *peak* dan *valley* yang terdapat pada metode HTFCM dengan pengurangan sebesar 25%. Pengurangan *peak* dan *valley* menyebabkan gambar warna menjadi lebih homogen sehingga kurang baik dalam membedakan *background* dan *foreground* memiliki warna yang sama. Metode SMFCM memiliki *error rate* sebesar 21% pada 20 gambar sintetis yang memiliki degradasi warna dan homogen yang hampir sama antara *foreground* dan *background*. Sedangkan untuk gambar original yang memiliki kekompleksan warna memiliki *error* sebesar 1,2%.

7. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Khang Siang Tan, Nor Ashidi Mat Isa, "Color image segmentation using histogram thresholding – Fuzzy C-means hybrid approach", *Pattern Recognition* 44(2011) 1-15.
- [2] Faisal Shafait, dkk, "Efficient Implementation of Local Adaptive Thresholding Techniques Using Integral Images", project IpeT (01 IW D03), German Federal Ministry of Education and Research.
- [3] Enno Litmann, dkk, "Adaptive Color Segmentation – A Comparison of Neural and Statistical Methods", *IEE Trans. On Neural Network*, vol 8, no 1, 1997
- [4] J. Sauvola, dkk, "Adaptive document image binarization", *Pattern Recognition* 33(2), pp. 255-236, 2000.
- [5] X.L,Xie, G.A.Beni, "Validity measure for fuzzy clustering, *IEEE Trans, Pattern Anal.Mach. Intell.* 13 (4) (1991) 841-847.
- [6] M. Mirmehdi, M. Petrou, Segmentation of color textures, *IEEE Trans. PatternAnal. Mach. Intell.* 22 (2) (2000) 142–159.
- [7] J.C Bezdek, "Cluster validity with fuzzy set", *Cybernet.Syst* 3(3) (1974) 58 - 73.