

KUANTISASI WARNA DAN *CELLULAR NEURAL NETWORK* UNTUK SEGMENTASI CITRA BERWARNA

Imamah¹⁾, Devie Rosa Anamisa²⁾

^{1,2)}Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya, Indonesia

E-mail: i2munix@gmail.com, devros_gress@yahoo.com

ABSTRAK

Segmentasi citra merupakan salah satu bagian penting dari pemrosesan citra, yang bertujuan untuk membagi citra menjadi beberapa region homogen berdasarkan kriteria kemiripan tertentu. Citra berwarna memiliki tingkat kesulitan tersendiri dalam proses segmentasinya, terutama pada citra yang memiliki keragaman warna cukup tinggi. Penelitian ini mengajukan sebuah metode baru untuk segmentasi citra berwarna menggunakan *cellular neural network* dengan penambahan kuantisasi warna sebagai tahapan awalnya. Citra masukan akan mengalami proses kuantisasi warna untuk membentuk *color-class map*. Kemudian citra akan disegmentasi dengan metode *cellular neural network*. Hasil percobaan dengan metode kuantisasi warna dan CNN untuk proses segmentasi citra berwarna telah menghasilkan segmentasi warna merah, hijau dan biru atau RGB dengan nilai akurasi rata-rata 72,5%, dan nilai error 27,5%.

Kata Kunci: Segmentasi citra, *Cellular neural network*, Kuantisasi warna, *Color-class map*.

ABSTRACT

Image segmentation is one important part of pengolahan citra, image segmentation which is intended to divide the image into homogeneous regions based on certain similarity criteria of the image. Color images has its own degree of difficulty in the segmentation process, especially on the image that has color diversity is quite high. In this study finds new method is a cellular neural network with the addition of a color quantization process initially. With these methods have the input image will have a color quantization process to form a color-class map. After color-class map formed the next step is to perform image segmentation by cellular neural network method. The results of experiments with color quantization method and CNN for image segmentation process generates segmentation in color has red, green and blue or RGB with the average accuracy 72.5% and the error value 27.5%.

Keyword: *Citra segmentation, Cellular neural network, Color quantization, Color-class map.*

PENDAHULUAN

Segmentasi citra berwarna sangat bermanfaat dalam berbagai aplikasi. Dari hasil segmentasi citra, identifikasi *region-region* yang diinginkan dan obyek-obyek dalam citra dapat dilakukan, untuk keperluan analisis citra.

Cellular neural network adalah algoritma yang memadukan cara kerja *neural network* dan *cellular automata*. Metode ini dimodelkan menjadi dua dimensi yang setiap

selnya saling terhubung dengan sel tetangga terdekat untuk saling berinteraksi satu dengan yang lainnya [1].

Paradigma tentang CNN berkembang dengan cepat melingkupi berbagai aplikasi yang memiliki karakteristik dinamika spasial [2]. Salah satu topik yang menarik adalah *filtering* untuk *pengolahan citra*. Kemajuan besar telah dibuat banyak peneliti dibidang ini [3], diantaranya adalah dengan dibuatnya *template*

CNN yang dapat digunakan untuk *pengolahan citra*, dan algoritma untuk pengenalan karakter dan *halftoning* [4] [7].

Desain *template* pada CNN, terdiri dari tiga *template*, yaitu *feedback template A*, *control template B* dan bias *I*. Dalam beberapa tahun terakhir, masalah *desain template* CNN untuk pengolahan citra telah menarik perhatian dan telah menghasilkan pengembangan metode desain beberapa *template* CNN. Dari beberapa literature tentang desain *template* diketahui, cara intuitif akan menyebabkan hasil yang cepat dalam beberapa kasus sederhana, tapi tidak ada jaminan secara pasti bahwa *template* sesuai dengan yang diinginkan. *Template* CNN pada banyak kasus lebih banyak meneliti tentang implementasi CNN untuk citra aras keabuan. Hal ini mungkin disebabkan karena output CNN dalam bentuk biner, sehingga lebih mudah diimplementasikan untuk citra aras keabuan.

CNN multilayer merupakan salah satu metode yang tepat untuk pengolahan citra berwarna [8]. Pada citra berwarna masing-masing piksel dapat dikelompokkan ke dalam tiga warna dasar, yaitu *RGB (Red, Green dan Blue)*, sehingga memungkinkan untuk mengalokasikan layer pada CNN sesuai dengan komponen warna dasarnya.

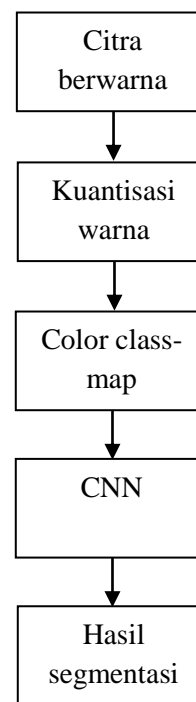
Citra berwarna memiliki tingkat kesulitan tersendiri dalam proses segmentasi. Jika citra hanya terdiri dari *region-region* warna yang homogen, metode *clustering* dalam ruang warna dapat diterapkan. Namun pada kenyataannya, banyak terdapat citra yang memiliki warna beragam, misalnya citra pemandangan alam sehingga memerlukan teknik segmentasi yang lebih baik dibandingkan *clustering region* warna.

Penelitian ini mengajukan sebuah metode baru untuk segmentasi citra berwarna menggunakan *cellular neural network* dengan penambahan kuantisasi warna sebagai tahapan awalnya.

KUANTISASI WARNA DAN CNN

Penelitian ini, menjadikan kuantisasi warna sebagai tahapan awal proses segmentasi, dengan tujuan memudahkan pengalokasian komponen warna dasar, yaitu *RGB* ke dalam

setiap layer pada multilayer CNN. Metode CNN dengan kuantisasi warna yang dianalisis dalam penelitian ini mempunyai beberapa tahapan proses seperti digambarkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alir sistem.

Kuantisasi Warna

Pada tahap kuantisasi warna, citra dikuantisasi secara kasar tanpa menurunkan kualitas warna secara signifikan. Tujuannya untuk mengekstrak beberapa perwakilan warna yang dapat digunakan untuk membedakan *region-region* dalam citra. Kuantisasi warna yang baik berpengaruh terhadap proses segmentasi. Dalam implementasi penelitian ini digunakan algoritma kuantisasi warna perseptual [9].

Algoritma kuantisasi warna *perseptual* bekerja berdasarkan persepsi penglihatan manusia yang lebih sensitif terhadap perubahan *smooth region* daripada *textured region*. *Smooth region* adalah *boundary region-region* yang memungkinkan, sedangkan *detailed region* atau *textured region* adalah *region-region* homogen pada citra. Karena itu, warna-warna dapat dikuantisasi secara lebih kasar pada *detailed region* tanpa mempengaruhi kualitas *perseptual* [9].

Berdasarkan fakta tersebut, setiap piksel ditandai dengan bobot yang berdasarkan pada *variance* dalam *window* lokal sedemikian rupa sehingga piksel-piksel pada *smooth region* lebih penting daripada piksel-piksel pada *detailed region*. Algoritma ini menggunakan statistik lokal yang diperoleh setelah *peer group filtering*, yaitu bobot dalam proses kuantisasi vektor.

Prosedur kuantisasi warna adalah sebagai berikut :

1. Konversi ruang warna *RGB* ke *LUV* untuk menjaga kualitas warna.
2. *Peer group filtering* diterapkan untuk menghaluskan citra dan menghilangkan *impulse noise*. Hasilnya berupa :
 - a. x : vektor piksel citra yang telah dihaluskan oleh anggota *peer group*-nya
 - b. N : jumlah cluster awal
 - c. V : bobot *perseptual* untuk setiap piksel
3. *Clustering* dengan *Generalized Lloyd Algorithm* (GLA). Hasilnya berupa *centroid* untuk setiap cluster warna.
4. Penggabungan cluster-cluster yang jarak *centroidnya* kurang dari ambang kuantisasi warna.
5. Klasifikasi piksel ke dalam cluster warna yang *centroidnya* terdekat dengan intensitas piksel tersebut.
6. Konversi ruang warna *LUV* ke *RGB* untuk menampilkan citra hasil kuantisasi warna.

CNN

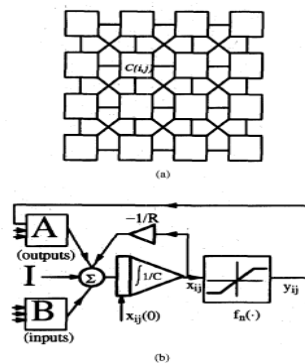
CNN adalah model dua dimensi yang setiap selnya saling terhubung dengan sel tetangga dekat untuk saling berinteraksi satu dengan yang lainnya. *Cellular Neural Network* (CNN) adalah *array* dari sistem dinamis (sel) atau jaringan yang terkoneksi lokal (antar tetangga). Sel dapat diatur dalam beberapa konfigurasi, namun yang paling populer adalah CNN dengan delapan *grid* persegi panjang berdimensi dua [10]. Setiap sel memiliki *input*, *state*, dan *output*, dan berinteraksi langsung hanya dengan sel dalam radius r jika $r=1$. Secara umum, output masing-masing sel, bergantung pada input dan output dari sel tetangganya, dan state awal dari jaringan dapat ditunjukkan pada Gambar 2.

Sistem dinamis (sel) dalam CNN membentuk suatu matriks $M \times N$ dengan sel $C(i,j)$ dengan kordinat kartesius $i=1,2,3,\dots,N$. Dengan tiap sel pada sumbu X dan sumbu Y ditunjukkan pada persamaan (1).

$$X_{ij}(t) = -X_{ij} + \sum A(i,j;k,l)Y_{kl}(t) + \sum B(i,j;k,l)u_{kl} + I_{ij}$$

$$Y_{ij}(t) = f(x_{ij}(t)) = \frac{1}{2} (|X_{ij}(t) + I| - |X_{ij}(t) - I|) \quad (1)$$

$X_{ij}(t)$ dan $Y_{ij}(t)$ pada persamaan (1) adalah koordinat dari cell. $A(i,j;k,l)$ sedangkan $B(i,j;k,l)$ adalah *state*, u_{kl} adalah intensitas piksel dari matrik $M \times N$, dan I_{ij} adalah bias dari cell.



Gambar 2. CNN (a) struktur *array* dan (b) blok diagram pada masing-masing sel.

Prosedur CNN dalam melakukan segmentasi citra sebagai berikut:

1. Membentuk suatu matrik $M \times N$ untuk setiap sel $C(i,j)$.
2. Membentuk sel tetangga $(2r+1)(2r+1)$, dimana r adalah radius.
3. Melakukan normalisasi untuk intensitas piksel pada matrik $M \times N$.
4. Dengan persamaan (1) dalam membentuk sel dilakukan perulangan pada variasi *statenya* hingga mencapai waktu diantara t dan $t-1$.
5. Variasi nilai dari setiap piksel menghasilkan struktur segmentasi citrawarna merah, hijau dan biru.

HASIL UJI COBA DAN PEMBAHASAN

Uji coba dilakukan pada 6 citra berwarna yaitu citra 1, 2, 3, 4, 5 dan 6 yang bervariasi intensitas warna merah, hijau dan biru. Ada yang memiliki tingkat intensitas warna

merah yang tinggi, dan bahkan ada tidak memiliki salah satu warna diatas. Tujuan pengujian ini untuk melihat dan menganalisa hasil segmentasi berdasarkan *region* warna.

Uji coba dilakukan dengan menggunakan beberapa desain *template* CNN. Pada awalnya digunakan desain *template default* dari CNN yang selanjutnya disebut sebagai desain *template A*, yaitu :

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

dan nilai bias atau $I = -1$.

Template ini diterapkan untuk semua layer *RGB*, hasil percobaan dengan menggunakan *template A* tidak menunjukkan perubahan pada nilai piksel dari citra yang diinputkan. I atau bias yang bernilai negatif menjadikan semua piksel memiliki nilai kontras yang cukup tinggi. Desain *template* ini berhasil mensegmentasi citra tetapi tidak semua warna dapat tersegmentasi..

Selanjutnya, citra diuji coba pada desain *template B*. Desain *template* ini dibuat untuk masing-masing layer *red*, layer *green* dan layer *blue*. Setiap layer akan memiliki *feedback template A*, *control template B* dan nilai bias I . Perhitungan dari masing-masing nilai didapatkan dengan menggunakan *control template B* untuk setiap *template*. Nilai bias, didapatkan dengan membagi nilai bias *default* menjadi tiga nilai, yang jika dijumlahkan menjadi -1 . Hasil dari perhitungan diatas mendapatkan nilai untuk desain *template B* sebagai berikut :

$$A_{red} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$A_{green} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$A_{blue} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

dimana, nilai bias untuk $I_{red} = -0.25$, $I_{green} = -0.25$ dan $I_{blue} = -0.50$.

Dengan desain *template* ini, didapatkan warna hijau, warna merah sudah bisa tersegmentasi tetapi kurang sempurna. Warna biru menghasilkan warna blur yang mendekati warna hitam. Berdasar analisa ini, maka diambil inisiatif untuk:

- Menaikkan nilai A_{red} menjadi 2,1 sampai ditemukan nilai yang paling optimal adalah 2,9.
- Menaikkan nilai A_{green} menjadi 2,1 sampai ditemukan nilai optimal pada nilai 2.2.
- Menurunkan nilai A_{blue} menjadi 1,9 sampai ditemukan nilai optimal pada 0,1.
- Menurunkan nilai bias I menjadi 1,9 sampai ditemukan nilai optimal pada 1,0.

Sehingga didapatkan desain *template C* sebagai berikut:

$$A_{red} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2.9 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$A_{green} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2.2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$A_{blue} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

dimana nilai bias $I_{red} = -0.25$, $I_{green} = -0.25$ dan $I_{blue} = -0.50$.

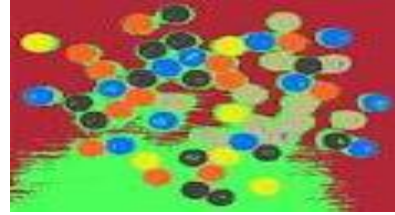
Hasil dari segmentasi citra 1, 2, 3, 4, 5 dan 6 dengan desain *template C* ditunjukkan pada gambar 3-9.



Gambar 3(a). Citra 1



Gambar 3(b). Hasil segmentasi



Gambar 6(b). Hasil segmentasi



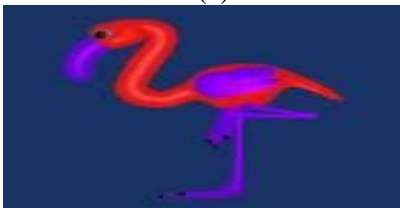
Gambar 4(a). Citra 2



Gambar 4(b). Hasil segmentasi



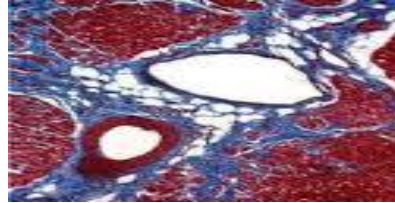
Gambar 5(a). Citra 3



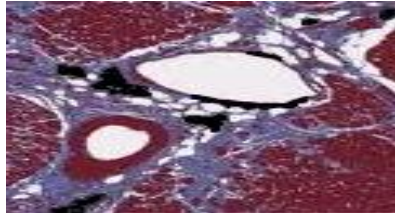
Gambar 5(b). Hasil segmentasi



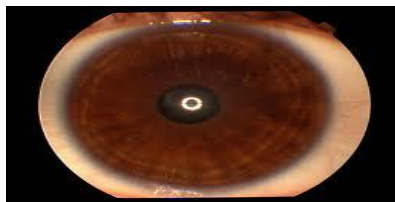
Gambar 6(a). Citra 4



Gambar 7(a). Citra 5



Gambar 7(b). Hasil segmentasi



Gambar 8(a). Citra 6



Gambar 8(b). Hasil segmentasi

Uji coba penelitian dengan metode kuantisasi warna dan CNN menghasilkan tingkat akurasi yang berbeda sesuai dengan desain *template* yang digunakan. Berdasarkan tabel 1, dapat dianalisa bahwa tingkat akurasi tertinggi didapatkan pada segmentasi citra berwarna dengan menggunakan desain *template C*, sedangkan desain *template* dengan tingkat akurasi terendah didapatkan saat menggunakan desain *template default* dari metode *cellular neural network* atau desain *template A*.

Pengukuran akurasi dihitung dengan persamaan (2) untuk masing-masing citra yang disegmentasi dengan menggunakan desain *template A, B dan C*.

$$\text{Akurasi} = \frac{X}{Y} \times 100\% \quad (2)$$

X pada persamaan (2) adalah jumlah piksel dari citra yang diuji dan tersegmentasi dengan benar, sedangkan Y adalah jumlah total piksel dari citra yang diuji.

Tabel 1. Tingkat akurasi metode kuantisasi warna dan CNN dengan desain *template* yang berbeda.

Citra	Desain <i>template</i> CNN (%)		
	A	B	C
1	10	22	68
2	15	31	77
3	9	25	65
4	23	28	70
5	14	43	81
6	18	29	74
Rata-rata akurasi (%)	14.8	29.7	72.5

Berdasarkan uji coba yang telah dilakukan, menunjukkan hasil segmentasi dengan desain *template C* memiliki tingkat akurasi rata-rata sebesar 72,5%. Dengan menggunakan kuantisasi warna sangat membantu pengclusteran *region* yang berperan besar dalam segmentasi. Pada percobaan ini, *template* yang digunakan tidak dapat menghasilkan desain *template* yang otomatis untuk semua warna pada citra, sehingga dilakukan pemisahan warna terlebih dahulu, dan dibentuk layer input sesuai dengan komponen warna dasar *RGB*.

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada penelitian ini penggunaan metode kuantisasi warna dan CNN untuk proses segmentasi citra berwarna telah menghasilkan segmentasi warna merah, hijau dan biru atau RGB rata-rata sebesar 72.5%, dan tingkat *error* 27.5%. Hal ini dimungkinkan karena desain *template* belum menunjukkan kombinasi nilai matrik yang tepat dalam proses segmentasinya.

Pada penelitian selanjutnya, dapat dicoba untuk menggabungkan metode CNN

dengan algoritma optimasi seperti GA (*genetic algorithm*) atau algoritma yang lain, untuk dapat menemukan desain *template* yang akurat.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Li Huaqing, Liao Xiaofeng, Li Chuandong, Huang Hongyu, Li Chaojie, Edge detection of noisy citras based on cellular neural networks, Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 16: 3746–3759, 2011.

[2] Chua Lo and Roska T, The CNN paradigm, IEEE Trans. Circuits Syst. I,40: 147-156, 1993.

[3] Matsumoto T, Yokohama T, Suzuki H, and Furukawa R, Several citra processing examples by CNN, in Proc. IEEE Int. Wkshp. Cellular Neural Networks Application, 100-111, 1990.

[4] Matsumoto T, Chua Lo, and Suzuki H, CNN cloning *template*: Shadow detector, IEEE Trans. Circuits System, 37:1070-1073, 1990.

[5] Matsumoto T, Chua Lo, and Yokohama T, Citra thinning with a cellular neural network, IEEE Trans. Circuits System, 37:633-635,1990.

[6] Crounse K.R, Roska T, and Chua Lo, Citra half-toniug with cellular neural networks, IEEE Trans. Circuits System, 40:267-283, 1993.

[7] Chua Lo and Shi B. E, Multiple layer cellular neural networks: A tutorial, Algorithms and Parallel VLSZ Architectures, 137-168, 1991.

[8] Deng, Kenney, Moore, dan Manjunath, Peer Group Filtering and Perceptual Color Citra Quantization, to appear in Proc. of ISCAS, 1999.

[9] Wener, Edgar, dan Aristofanes, Detection of Masses in Mammogram citra using CNN, Geostatistic functions and SVM, Computer in Biology and Medicine, 41,2011.