

OTOMASI PEMBENTUKAN *LOCAL WINDOW* DENGAN METODE SOM PADA BINERISASI DOKUMEN

Wahyu Andhyka K.¹⁾, Tri Adhi W., Kun Nursyaiful Priyo P.

¹⁾ Fakultas Teknologi Informasi, Jurusan Teknik Informatika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Email: kusuma.wahyu.a@gmail.com

ABSTRAK

Secara umum, ada dua pendekatan pada proses binerisasi citra dokumen yaitu: pendekatan *global thresholding* dan *local thresholding*. *Global thresholding* mencari satu nilai *threshold* pada satu citra dokumen secara keseluruhan. Pendekatan *global thresholding* memiliki kelemahan ketika citra dokumen memiliki variasi warna dan derau yang tinggi. Pada metode *local thresholding*, *local window* pada citra dokumen dibentuk sebelum mencari nilai *threshold*. Setelah terbentuk *local window*, nilai *threshold* dicari pada setiap *local window*. Pembentukan *local window* ini berdasarkan perbandingan probabilitas piksel antara piksel merah dengan piksel hitam. Bila syarat perbandingan piksel tidak terpenuhi, maka *local window* tidak terbentuk. Sehingga, pendekatan baru diperlukan untuk membuat *local window* secara otomatis pada citra dokumen yang akan dibinerisasi agar nilai *threshold* yang diperoleh merupakan nilai *threshold* yang optimal. Pada penelitian ini, diusulkan suatu metode baru pada lokal binerisasi yaitu dengan berbasis metode *self organizing map* (SOM). Metode SOM membentuk *local window* pada citra dokumen secara otomatis. Setelah *local window* terbentuk, nilai *threshold* di setiap *local window* dicari berdasarkan metode *local adaptive thresholding*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode yang diusulkan menghasilkan nilai *f-mean* sebesar 57,15% dan nilai PSNR sebesar 54,18 db. Pada umumnya, metode pembentukan *local window* secara otomatis yang diusulkan dapat mengenali teks pada *foreground* dengan baik.

Kata kunci: *Local Window*, Otomasi, Metode SOM, *Local Adaptive Thresholding*.

ABSTRACT

In general, binarization process for document image can be divided into two approaches: *global thresholding approach* and *local thresholding approach*. *Global thresholding approach* finds one threshold value for a whole document image. *Global thresholding approach* has a drawback when the document image has a variety of colors and noise are high. To solve the disadvantage of *global thresholding approach*, *local thresholding approach* determine threshold values in each local window of document image independently. *Local window* can be established based on comparison of probability between red pixels and black pixels. If the pixel ratio requirement is not met, then the *local window* is not formed. The new approach is needed to create *local window* automatically on image document to obtain the optimal threshold values. In this study, a novel method is proposed based on *self organizing map* (SOM) method. SOM method divide the image document into suitable-sized *local windows*, then *local adaptive thresholding method* determine threshold values in each *local window*. The results show that the proposed method produces *f-mean* value of 57.15% and the PSNR of 54.18 db respectively. In general, the proposed method to form *local window* automatically can recognize the text in the foreground as well.

Key words: *Local Window*, Automation, SOM Method, *Local Adaptive Thresholding*.

PENDAHULUAN

Secara umum, setiap dokumen cetak atau tulis yang disimpan dalam bentuk citra digital akan mengalami penurunan kualitas. Penurunan kualitas ini bisa diakibatkan oleh adanya derau di citra *background* dan kontras yang rendah. Untuk menghilangkan derau dan meningkatkan kualitas citra *foreground* diperlukan teknik binerisasi. Secara sederhana teknik binerisasi dokumen sendiri adalah dengan merubah representasi dari dokumen yang dimasukkan baik dalam aras keabuan ataupun dokumen citra berwarna ke dalam representasi dua level (*bilevel*) yang biasa disebut juga biner. Binerisasi dokumen juga dapat diartikan sebagai proses merubah bentuk dokumen yang semula sebesar 256 bit tingkat keabuan menjadi dokumen hitam atau putih. Dokumen itu sendiri bisa berupa citra (*image*) ataupun data.

Tahapan analisa isi dokumen merupakan serangkaian proses yang akan menggabungkan beberapa tahapan yang berbeda untuk mendapatkan isi dari dokumen. Tahapan yang paling penting adalah tahap binerisasi dokumen, yang di dalamnya juga terkandung binerisasi teks. Kesalahan pada tahap ini akan mempengaruhi hasil pada tahapan selanjutnya.

Sebelum adanya proses binerisasi dokumen atau *thresholding*, piksel pada sebuah citra akan ditandai sebagai sebuah obyek piksel jika nilainya lebih besar dari pada nilai di sekitarnya. Parameter utama dalam proses *thresholding* adalah pemilihan nilai dari *threshold*. Beberapa penelitian dengan tema yang sama, dapat diklasifikasikan dalam enam kategori [1]. Klasifikasi algoritma *thresholding* dilakukan berdasarkan informasi yang dimanipulasi oleh masing-masing algoritma tersebut [1]. Keenam kelompok algoritma *thresholding* tersebut adalah sebagai berikut : *histogram shape-based methods*, *clustering-based methods*, *entropy-based methods*, *object attribute-based methods*, *spatial methods*, *local methods*. Kemudian keenam kategori algoritma *thresholding* diuji kinerjanya berdasarkan lima kriteria, yaitu : *misclassification error*, *edge mismatch*, *relative foreground area error*, *modified Hausdorf error*, *region nonuniformity*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa *clustering-based methods* dan *local methods* memiliki

kinerja yang terbaik untuk proses binerisasi citra dokumen [1].

Pada penelitian lain, algoritma *thresholding* untuk proses binerisasi citra dokumen diklasifikasikan ke dalam dua pendekatan, yakni binerisasi global dan binerisasi lokal [2][3]. Pendekatan binerisasi global hanya mencari satu atau beberapa nilai *threshold* pada keseluruhan dokumen. Algoritma *thresholding* yang termasuk ke dalam kategori binerisasi global, antara lain : metode Otsu, metode Kapur, metode Li-Lee, metode Cheng-Cen, dan metode Isodata [4]. Teknik binerisasi global hanya memberikan hasil yang baik jika ada pemisah yang jelas antara dua kelas latar belakang (*background*) dan teks [2]. Sehingga jika citra dokumen memiliki derau yang tinggi, iluminasi yang tidak merata, tingkat warna yang tinggi, maka binerisasi global tidak memberikan hasil yang baik. Kelebihan binerisasi global adalah kecepatannya [3].

Teknik selanjutnya adalah binerisasi lokal, yakni suatu teknik untuk mencari nilai *threshold* dengan memperhitungkan spasial lokal dan intensitas karakteristik [3]. Teknik disebut juga dengan *local adaptive thresholding*. Beberapa metode yang termasuk kategori *local adaptive thresholding*, yaitu : metode Bernsen, metode Niblack, metode Sauvola, dan metode NICK [4]. Pada metode Bernsen, nilai *threshold* untuk setiap piksel ditentukan berdasarkan nilai tingkat keabuan tertinggi dan nilai tingkat keabuan terendah. Kelemahan metode Bernsen adalah ketika nilai kontras lebih rendah daripada nilai *threshold* dan ukuran *local window* harus ditentukan terlebih dahulu agar memberikan hasil yang baik [5]. Pada metode yang diajukan oleh Niblack, penghitungan piksel dari *threshold* dilakukan dengan cara menggeser kotak *windows* mengelilingi citra. Kelemahan metode Niblack adalah derau hitam dan penentuan *local window* secara manual [6]. Metode Sauvola merupakan pengembangan dari metode Niblack. Metode ini bertujuan untuk memecahkan masalah dari derau hitam yang dipengaruhi oleh nilai standard deviasi dengan menggunakan sejumlah nilai tingkat keabuan pada citra. Tetapi metode Sauvola tidak bisa mengatasi kontras yang rendah, dan *local window* juga masih ditentukan secara manual [7]. Metode NICK merupakan pengembangan dari metode Niblack

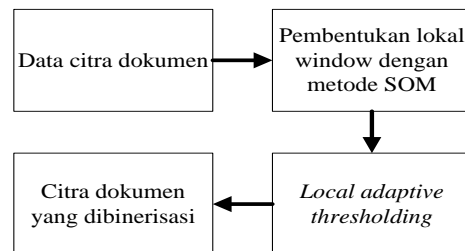
dan Sauvola. Metode NICK sebagai jawaban dari permasalahan metode Niblack terhadap derau hitam, sekaligus solusi terhadap kontras yang rendah yang tidak dapat diatasi oleh metode Sauvola [7]. Kelemahan metode NICK adalah penentuan *local window* yang ditentukan secara manual, yaitu 19 x 19 [4].

Secara umum ada dua faktor yang mempengaruhi kinerja metode binerisasi. Faktor pertama tingkat kualitas citra dokumen. Ada beberapa hal yang mempengaruhi tingkat kualitas citra dokumen, yaitu: warna sudah pudar, kontras yang rendah antara teks dan *background*, bentuk huruf teks pada *foreground*, noda-noda yang terdapat pada dokumen citra, goresan huruf yang tipis, dokumen yang dipindai melalui alat (*scanner*), atau dokumen yang ditangkap oleh kamera digital dengan iluminasi yang berbeda-beda, yang mana masing-masing akan menghasilkan hasil kualitas binerisasi yang berbeda-beda. Contoh dokumen dengan tingkat kesulitan tinggi adalah naskah kuno. Sedangkan faktor kedua efisiensi metode, faktor ini menyangkut seberapa cepat metode yang diusulkan dapat melakukan binerisasi dengan hasil yang tidak bias terhadap data uji yang berbeda-beda [8]. Metode binerisasi global tidak efektif untuk mengatasi faktor ini [2], sedangkan metode binerisasi lokal dapat menjadi solusi dari berbagai kesulitan dalam proses binerisasi yang telah diungkapkan sebelumnya. Akurasi dari binerisasi tergantung dari dua faktor, faktor pertama adalah kondisi umum dari dokumen gambar tersebut, dan faktor yang kedua adalah efisiensi metode yang digunakan untuk kondisi tersebut. Pada penelitian yang dilakukan oleh Bataineh, Abdullah, dan Omar mengajukan metode binerisasi lokal dengan pembagian citra dokumen ke dalam beberapa *window* secara adaptif. Penentuan ukuran *window* berdasarkan jumlah piksel berwarna merah dan hitam [9]. Jika jumlah piksel warna merah lebih dari jumlah piksel warna hitam, maka *local window* dibentuk. Metode ini telah berhasil menyelesaikan permasalahan dalam dokumen manuskrip seperti pencahayaan yang kurang, dan pembacaan pada tulisan yang tipis. Tetapi metode ini kurang efektif bila probabilitas piksel warna merah sangat sedikit dibandingkan probabilitas piksel warna hitam. Jadi untuk citra

dokumen yang berwarna hitam putih atau abu-abu hanya tercipta satu *window* saja. Sehingga diperlukan metode baru yang dapat membentuk *local window* secara otomatis.

Pada penelitian ini diusulkan sebuah algoritma baru teknik *thresholding* pembentukan *local window* secara otomatis dengan metode SOM. Metode *threshold* yang digunakan adalah *local adaptive thresholding*.

OTOMASI PEMBENTUKAN LOCAL WINDOW



Gambar 1. Diagram blok langkah-langkah penelitian

Metode untuk membentuk *local window* secara otomatis dan menentukan nilai *threshold* di setiap *local window* terdiri atas dua tahapan : tahap pertama, yaitu citra dokumen dibagi oleh metode SOM ke dalam beberapa *local window* sesuai dengan karakter citra dokumen; tahap kedua adalah menentukan nilai *thresholding* di setiap *local window*. Tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1 .

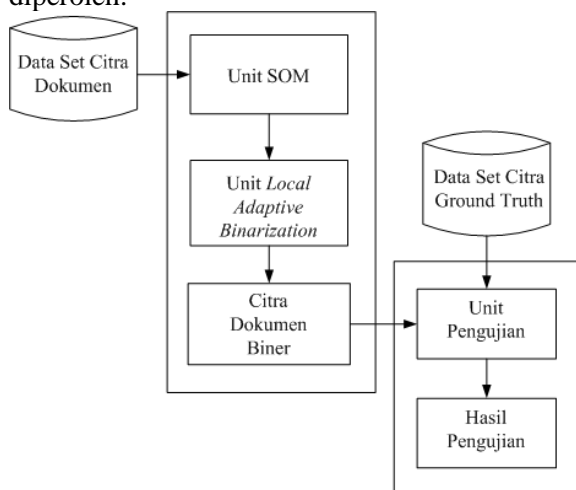
Rancangan Sistem

Sistem dikembangkan untuk menghasilkan citra biner dari citra masukan dengan menggunakan klasifikasi SOM. Citra masukan berupa citra dokumen teks yang memiliki nilai histogram yang berbeda.

Perangkat lunak yang digunakan untuk menguji metode yang diusulkan adalah MATLAB 2010a. Arsitektur sistem yang dibangun pada percobaan diilustrasikan seperti pada Gambar 2. Sistem ini terdiri atas dua sub sistem, yaitu sub sistem binerisasi dan sub sistem evaluasi. Sub sistem binerisasi akan menghasilkan citra dokumen biner sesuai masukan dari data set, hasil dari sub sistem ini

akan dimasukkan ke sub sistem evaluasi untuk dibandingkan dengan citra dokumen *ground truth*. Evaluasi dilakukan berdasarkan analisa kinerja bukan visualisasi karena evaluasi berdasarkan visualisasi memiliki kelemahan [9].

Sub sistem binerisasi terdiri atas unit SOM dan unit *local adaptive binarization*. Unit SOM akan membuat *local window* dari setiap citra dokumen secara otomatis. Setelah *local window* terbentuk, unit *local adaptive binerization* akan mencari nilai *thresholding* di setiap *local window*. Citra dokumen biner dihasilkan berdasarkan nilai *thresholding* yang diperoleh.



Gambar 2. Arsitektur Sistem

Unit pengujian akan menerima masukan citra dokumen biner. Kemudian, citra dokumen biner diukur akurasi dan dibandingkan kedekatannya dengan data citra *ground truth*. Setelah dinilai tingkat kedekatannya dan akurasi, hasil pengujian ditampilkan.

Pembentukan *Local Window* dengan metode SOM

Self-organizing maps merupakan metode jaringan syaraf tiruan untuk memetakan pola dari suatu ciri dengan pengaturan yang dilakukan secara otomatis. Metode ini pertama kali dikembangkan oleh Professor Teuvo Kohonen sehingga sering juga disebut dengan Kohonen-SOM.

Langkah-langkah pembelajaran *Self-Organizing Maps* adalah sebagai berikut:

- a. Inisialisasi semua *weight*.

- b. Tentukan parameter *neighbourhood*.
- c. Tentukan parameter untuk *learning rate*.
- d. Selama kondisi berhenti belum terpenuhi, lakukan langkah e sampai h.
- e. Untuk setiap input vektor x , lakukan langkah sampai h.
- f. Untuk setiap j , hitung *distance* dengan perhitungan:

$$D(j) = \sum_i (w_{ij} - x_i)^2 \quad (1)$$

- g. Cari index j dimana $D(j)$ bernilai minimum.
- h. Untuk setiap j dalam *neighborhood* dari j dan untuk setiap i , lakukan perhitungan:

$$w_{ij}(\text{new}) = w_{ij}(\text{old}) + \alpha [x_i - w_{ij}(\text{old})] \quad (2)$$

- i. Update *learning rate* dari *self-organized maps*.
- j. Update radius *neighborhood*.
- k. Cek apakah *stopping condition* terpenuhi, bila *true*, lanjut ke langkah a.
- l. Simpan bobot akhir.

Setelah metode SOM diaplikasikan pada citra dokumen, akan dihasilkan banyak *cluster* dalam citra dokumen tersebut. Jika cluster yang dihasilkan berjumlah lebih dari dua, maka bagi citra dokumen menjadi empat *window* baru. Pada keempat *window* baru ini, kembali diaplikasikan metode SOM dan dihitung jumlah *cluster* yang dihasilkan. Jika *cluster* yang dihasilkan berjumlah lebih dari dua, maka bagi image dokumen menjadi empat *window* baru. Begitu seterusnya hingga dihasilkan *local window* dengan jumlah cluster maksimal 2 pada tiap *window*.

Local Adaptive Binarization

Sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Niblack, Sauvola, NICK, dan Bataineh digunakan dua faktor dalam metode ini yakni *mean value* (mg) untuk setiap piksel gambar dan *adaptive standard deviation* (*Adaptive*). Pada metode Niblack, properti yang berbeda dari setiap *window* berpengaruh terhadap binerisasi, dimana derau binerisasi ditemukan disetiap *window* yang kosong. Untuk menyelesaikan masalah tersebut digunakan global mean value yang akan menangani

masalah nilai-nilai ekstrim dari gambar yang disebabkan oleh derau. Dalam representasi gambar, nilai kontras dari gambar dinotasikan oleh standard deviasi. Ketika nilai dari standard deviasi terlalu kecil yang mengindikasikan kontras dari gambar rendah maka nilai dari standard deviasi tidak efektif digunakan dalam proses binerisasi.

Untuk mengatasi hal tersebut, dalam penelitian ini mengadopsi nilai standar deviasi dari setiap gambar, setiap nilai aras keabuan ditetapkan nilai yang tetap di dalam rentang [0,1], di mana nilai skala minimum adalah 0 dan nilai skala maksimum adalah 1. Kemudian dituliskan sebagai formula sebagai berikut :

$$T = m_w - \frac{m_w^2 - \sigma_w}{(m_g + \sigma_w) + (\sigma_{Adaptive} + \sigma_w)} \quad (3)$$

di mana, T adalah nilai dari *thresholding*, m_w nilai rata-rata dari piksel *window*, σ_w adalah standard deviasi dari piksel *window*, m_g adalah nilai rata-rata dari semua piksel dalam gambar, dan $\sigma_{Adaptive}$ adalah standard deviasi adaptive dari *window*. Nilai $\sigma_{Adaptive}$ dari diperoleh berdasarkan formula :

$$\sigma_{Adaptive} = \frac{\sigma_w - \sigma_{min}}{\sigma_{max} - \sigma_{min}} \quad (4)$$

di mana σ_w adalah standard deviasi dari piksel *window*, σ_{min} nilai minimum standard deviasi, σ_{max} adalah nilai maksimum standard deviasi dari semua *window* dalam gambar. Pada beberapa metode sebelumnya tentang lokal binerisasi, ukuran dari *window* telah didefinisikan terlebih dahulu. Padahal hal tersebut tidak semuanya sesuai untuk beberapa karakteristik dan ukuran gambar. Pada kasus dengan definisi *window* kecil akan efektif untuk menghilangkan derau, tetapi akan menghilangkan teks dengan ukuran yang besar. Sebaliknya, untuk *window* yang didefinisikan besar akan cocok untuk mengidentifikasi teks atau gambar yang besar, tetapi akan bermasalah dengan derau.

HASIL UJI COBA DAN PEMBAHASAN

Data Citra

Citra yang akan diuji pada penelitian ini adalah lima citra dokumen cetak seperti pada Gambar 3.

Good quality test data is the key to the success of applications. Being able to generate test data quickly for a range of test cases will save organizations time and money. Testing is often performed on copies of production databases, which can lead to lost productivity during the testing process and/or exposure of sensitive live data. Grid-Tools uses data profiling to build a picture of how your data is related and then generates or creates new "synthetic" test data with the characteristics of production data. The generated data is also enriched with coverage techniques to ensure all combinations of data exist automatically. Likewise, across all databases and across the entire enterprise, the relational and business integrity and dependencies are always maintained.

a

Good quality test data is the key to the success of new and existing applications. Being able to generate test data quickly for a range of test cases will save organizations time and money. Testing is often performed on copies of production databases, which can lead to lost productivity during the testing process and/or exposure of sensitive live data. Grid-Tools uses data profiling to build a picture of how your data is related and then generates or creates new "synthetic" test data with the characteristics of production data. The generated data is also enriched with coverage techniques to ensure all combinations of data exist automatically. Likewise, across all databases and across the entire enterprise, the relational and business integrity and dependencies are always maintained.

b

b. Tentukan parameter *neighbourhood*
 c. Tentukan parameter untuk *learning rate*
 d. Selama *stopping condition* belum terpenuhi, lakukan langkah 5 sampai
 e. Untuk setiap *input vector* x , lakukan langkah 6 sampai 8
 f. Untuk setiap i , hitung *distance* dengan perhitungan:

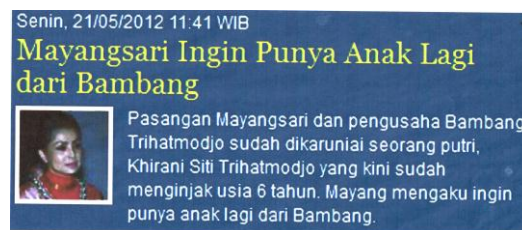
$$D(i) = \sum (w_j - x_j)^2$$

 g. Cari index J dimana $D(J)$ bernilai minimum
 h. Untuk setiap j dalam *neighbourhood* dari J dan untuk setiap i , lakukan $w_j(\text{new}) = w_j(\text{old}) + \alpha [x_i - w_j(\text{old})]$

c



d



e

Gambar 3. Citra Dokumen Masukan

Berdasarkan data hasil uji coba, selanjutnya kinerja metode yang diusulkan dievaluasi dengan menggunakan parameter *precision (P)*, *recall (R)*, *f-mean*, *mean square error (MSE)*, dan *peak signal noise ratio (PSNR)*. Parameter *f-mean* dan PSNR dipilih karena *Document Image Binarization Contest (DIBCO) 2009* juga menggunakannya untuk menilai metode yang diusulkan oleh para kontestan [10]

Hasil pengukuran *f-mean* menunjukkan keakuratan citra biner. *F-mean* dirumuskan dengan:

$$F - mean = \frac{2 \times recall \times precision}{recall + precision}, \quad (5)$$

di mana *precision* adalah $\frac{TP}{TP+FP}$ sedangkan *recall* adalah $\frac{TP}{TP+FN}$. TP adalah nilai *true positive*, TN adalah nilai *true negative*, FN adalah nilai *false negative*, dan FP adalah nilai *false positive*.

Untuk mengukur kedekatan antara citra biner dengan citra *ground truth*, digunakan rumus PSNR. Adapun rumus PSNR adalah :

$$PSNR = 10 \log \left(\frac{C^2}{MSE} \right), \quad (6)$$

di mana C adalah nilai maksimal *gray-scale* dari dokumen citra masukan. Sedangkan MSE didapatkan dari persamaan berikut :

$$MSE = \sum_{x,y}^{M,N} \frac{(I(x,y) - I(x,Y))^2}{Mn} \quad (7)$$

Dari kelima citra yang diujikan pada sistem yang telah dibuat, didapatkan hasil seperti terlihat pada Tabel 1. Dari Tabel 1 terlihat bahwa nilai *precision* dan *recall* sangat bervariasi dengan nilai *precision* tertinggi 0.97 dan nilai *recall* tertinggi 0.91, sedangkan nilai *precision* terendah 0.92 dan nilai *recall* terendah sebesar 0.07. Citra dokumen yang telah dibinerisasi ditampilkan pada Gambar 4.

Good quality test data is the key to the success of applications. Being able to generate test data quickly for a range of test cases will save organizations time and money. Testing is often performed on copies of production databases, which can lead to lost productivity during the testing process and/or exposure of sensitive live data. Grid-Tools uses data profiling to build a picture of how your data is related and then generates or creates new "synthetic" test data with the characteristics of production data. The generated data is also enriched with coverage techniques to ensure all combinations of data exist automatically. Likewise, across all databases and across the entire enterprise, the relational and business integrity and dependencies are always maintained.

Good quality test data is the key to the success of research and testing applications. Being able to generate test data quickly for a range of test cases will save organizations time and money. Testing is often performed on copies of production databases, which can lead to lost productivity during the testing process and/or exposure of sensitive live data. Grid-Tools uses data profiling to build a picture of how your data is related and then generates or creates new "synthetic" test data with the characteristics of production data. The generated data is also enriched with coverage techniques to ensure all combinations of data exist automatically. Likewise, across all databases and across the entire enterprise, the relational and business integrity and dependencies are always maintained.

b. Tentukan parameter *neighbourhood*.
 c. Tentukan parameter untuk *learning rate*.
 d. Selama *stopping condition* belum terpenuhi, lakukan langkah e.
 e. Untuk setiap *input vector* x , lakukan langkah b sampai d.
 f. Untuk setiap j , hitung *distance* dengan perhitungan:

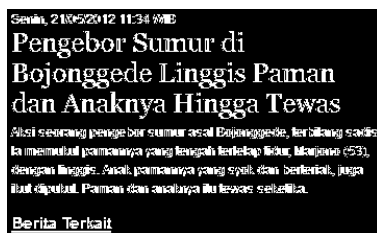
$$D(x) = \sum_k (w_k - x_k)^2$$

 g. Cari index J dimana $D(J)$ bernilai minimum.
 h. Untuk setiap j dalam *neighbourhood* dari J dan untuk setiap w_k (*new*) = w_k (*old*) + $\alpha [x_k - w_k$ (*old*)]

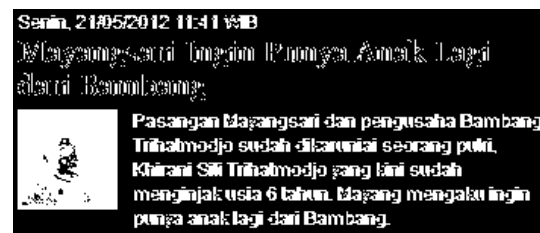
a

b

c



d



e

Gambar 4. Citra Dokumen Hasil Thresholding

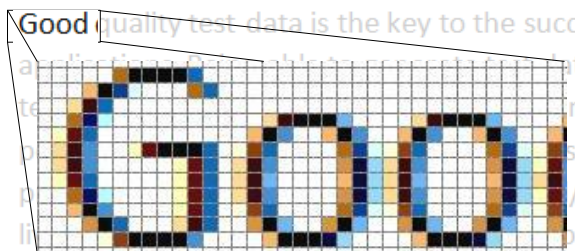
Tabel 1. Hasil Uji Coba

| Citra | Precision | Re-call | F-mean (%) | MSE | PSNR |
|-------|-----------|---------|------------|------|-------|
| 1 | 0.77 | 0.78 | 77.45 | 0.07 | 59.64 |
| 2 | 0.07 | 0.40 | 12.28 | 0.92 | 48.51 |
| 3 | 0.97 | 0.91 | 94.98 | 0.09 | 58.35 |
| 4 | 0.94 | 0.85 | 89.65 | 0.17 | 55.81 |
| 5 | 0.06 | 0.48 | 11.39 | 0.89 | 48.62 |

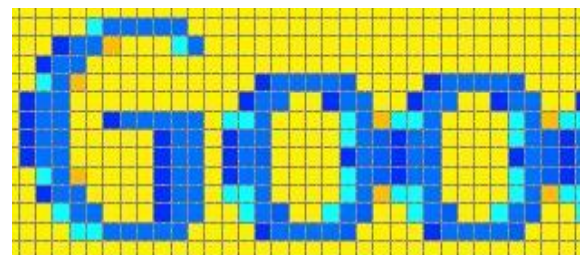
SOM bergantung pada parameter pembobotan awal karena hal tersebut akan mempengaruhi kedekatan dengan tetangganya. Nilai kedekatan tersebut juga dipengaruhi oleh pemilihan parameter alpha dimana untuk alpha bernilai kecil akan memperjauh jarak dengan

tetangganya begitu juga sebaliknya. Hal lain yang mempengaruhi adalah banyaknya iterasi, karena jumlah dari iterasi tersebut akan menentukan apakah semua ketetanggan tersebut dapat terbentuk dengan sempurna sehingga menghasilkan hasil kluster yang sempurna. Gambar 5 adalah contoh dari citra dokumen asli dan Gambar 6 adalah contoh dari pembentukan *local window* dengan metode SOM. Sedangkan Gambar 7 dan Gambar 8 adalah pola sebaran sebelum dan sesudah pembentukan *local window*.

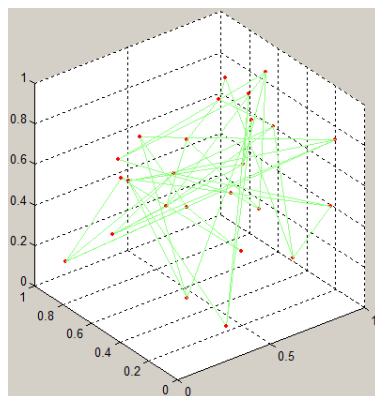
Metode yang diusulkan masih memiliki kelemahan terhadap citra dokumen yang memiliki kontras rendah, background dengan warna yang bervariasi, dan huruf-huruf yang tipis.



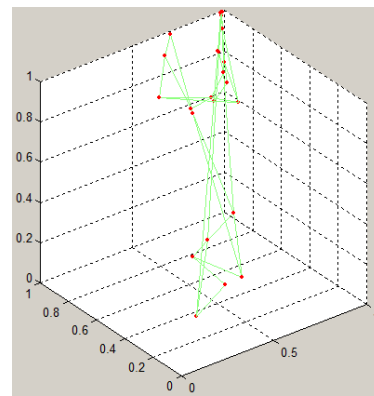
Gambar 5. Informasi Pixel Dari Potongan Citra



Gambar 6. Informasi Pixel Hasil Kluster SOM



Gambar 7. Persebaran Pixel Citra Asli



Gambar 8. Persebaran Pixel Citra Hasil Kluster

KESIMPULAN

Dalam penelitian ini dilakukan analisis SOM dalam melakukan kluster citra terdekat untuk menentukan *window* yang selanjutnya akan diklasifikasikan berdasarkan *window* yang sama. Hasil dari proses klasifikasi selanjutnya akan dilakukan proses binerisasi dengan teknik *local adaptive thresholding*.

Setelah didapatkan hasil dari proses tersebut selanjutnya akan dilakukan pengujian untuk mengetahui keberhasilan dari SOM. Pengujian dilakukan dengan menggunakan parameter-parameter *precision (P)*, *recall (R)*, *f-mean*, MSE, dan PSNR untuk mengetahui kedekatan dengan citra awal.

Berdasarkan hasil uji coba dan analisis yang telah dilakukan dalam penelitian ini, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. *Local window* dapat dibentuk dari hasil proses kluster menggunakan SOM.
2. Nilai *precision* dan *recall* sangat bervariasi dengan nilai *precision* tertinggi 0.97 dan nilai *recall* tertinggi 0.91. sedangkan nilai *precision* terendah 0.92 dan nilai *recall* terendah sebesar 0.07.
3. Nilai *f-mean* sebesar 57,15 % dan PSNR sebesar 54,18 db.

Hasil ini kedepannya dapat digunakan sebagai landasan untuk pengembangan *local adaptive thresholding* pada citra dokumen dengan histogram yang berbeda-beda, disamping itu hasil dari penelitian ini dapat digunakan untuk mengembangkan perangkat lunak OCR.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Sezgin, M., Sankur, B., Survey Over Image Thresholding Techniques and Quantitative Performance Evaluation, *Journal of Electronic Imaging*, 13:146–168, 2004.
- [2] Gatos, B., Pratikakis, I., Perantonis, S.J., Adaptive Degraded Document Image Binarization, *Pattern Recognition*, 39:317–327, 2006.
- [3] Shafait, F., Keysers, D., Breuel, Thomas M., Efficient Implementation of Local Adaptive Thresholding Techniques Using Integral Images, *Proceeding of SPIE-IS&T Electronic Imaging, SPIE on Document Recognition and Retrieval XV*, 2008.
- [4] Kefali, A., Sari, T., Sellami, M., Evaluation of several binarization techniques for old Arabic documents images. *The First International Symposium on Modeling and Implementing Complex Systems*, hal. 88–99, 2010.
- [5] Ye, X., Cheriet, M., Stroke-Model-Based Character Extraction from Gray-Level Document Images, *IEEE transactions on Image Processing*, 10:1152–1161, 2001.
- [6] Guo, X.M., The Segmentation Algorithm for Hand Vein Images Based on Improved Niblack Algorithm, *Advanced Materials Research*, 532:1558–1562, 2012.
- [7] Khurshid, K., Siddiqi, I., Faure, C., Vincent N., Comparison of Niblack Inspired Binarization Methods for Ancient Documents, *Proceedings of SPIE-IS&T Electronic Imaging on Document Recognition and Retrieval*, 2009.
- [8] Ntogas, N., Veintzas, D., A Binarization Algorithm for Historical Manuscripts, *Proceedings of 12th WSEAS International Conference on Communications*, hal. 41–51, 2008.
- [9] Bataineh B., Abdullah S. N. H. S., Omar K., An Adaptive Local Binarization Method For Document Images Based On A Novel Thresholding Method And Dynamic Windows, *Pattern Recognition Letters*, 32: 1805–1813, 2011.
- [10] DIBCO 2009, *Document Image Binarization Contest 2009*, 2009, URL: <http://users.iit.demokritos.gr/~bgat/DIBC02009/>, diakses 2 Mei 2012.