

Three-level Local Thresholding Berbasis Metode Otsu untuk Segmentasi Leukosit pada Citra Leukemia Limfoblastik Akut

Eka Prakarsa Mandyartha¹, Chastine Fatichah²

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Kampus ITS Keputih, Sukolilo, Surabaya, 60111, Jawa Timur
E-mail: ¹ekaprakarsa@gmail.com, ²chastine@cs.its.ac.id

Masuk: 13 Juli 2015; Direvisi: 30 Juli 2015; Diterima: 30 Juli 2015

Abstract. Segmentation of Acute Lymphoblastic Leukemia (ALL) images can be used to identify the presence of ALL disease. In this paper, three-level local thresholdings based on Otsu method is presented for leucocytes segmentation in ALL image. Firstly, a method based on Gram-Schmidt orthogonalization theory is applied to partition the input image into several sub-images. The proposed method extends Otsu's bi-level thresholding to three-level thresholding method to find two local threshold values that maximize between-class variance. Using the two local threshold values and three-level local thresholding technique then segmenting each of sub-images into three regions, e.g. nucleus, cytoplasm, and background. To evaluate the performance of the proposed method, 32 peripheral blood smear images are used. The performance of the proposed method is compared with manually segmented ground truth using Zijdenbos similarity index (ZSI), precision, and recall. An experimental evaluation demonstrates superior performance over three-level global thresholding for ALL image segmentation.

Keywords: three-level local thresholding, acute lymphoblastic leukemia, three-level Otsu thresholding, gram-schmidt orthogonalization

Abstrak. Segmentasi citra Limfoblastik Leukemia Akut (LLA) dapat digunakan untuk mengidentifikasi kehadiran penyakit LLA. Pada penelitian ini diusulkan metode three-level local thresholding berbasis metode Otsu untuk segmentasi leukosit pada citra LLA. Pertama-tama, metode berbasis teori ortogonalisasi Gram-Schmidt diaplikasikan untuk membagi citra LLA menjadi sub-sub citra. Metode yang diusulkan memperluas metode bi-level thresholding Otsu ke dalam kasus three-level thresholding untuk pencarian dua nilai ambang lokal tiap sub-citra yang memaksimalkan varian antar kelas. Dengan nilai ambang jamak lokal tersebut, teknik three-level local thresholding selanjutnya mensegmentasi tiap sub-citra ke dalam tiga region, yaitu nukelus, sitoplasma, dan latar belakang. Untuk mengevaluasi performa metode usulan, 32 citra uji digunakan. Performa metode yang diusulkan dibandingkan dengan citra segmentasi manual menggunakan Zijdenbos similarity index (ZSI), presisi, dan recall. Hasil uji coba menunjukkan performa three-level local thresholding lebih unggul daripada metode three-level global thresholding untuk segmentasi citra LLA.

Kata Kunci: three-level local thresholding, leukemia limfoblastik akut, three-level Otsu thresholding, ortogonalisasi gram-schmidt

1. Pendahuluan

Leukemia limfoblastik akut (LLA) merupakan penyakit leukemia akut yang ditemukan pada sel darah putih (leukosit) jenis limfosit. Kehadiran LLA ditandai oleh perbanyakan abnormal sel limfosit pada sumsum tulang (Larson, dkk., 2008). Pemeriksaan awal laboratorium dilakukan dengan mengobservasi morfologi leukosit secara manual untuk mendeteksi kehadiran LLA (Albitar, dkk., 2008). Observasi secara manual tersebut bergantung pada pengalaman ahli hematologi dan membutuhkan waktu yang lama. Oleh karena itu, sistem otomatis pengidentifikasi LLA dapat meningkatkan akurasi identifikasi dan mengurangi waktu yang dibutuhkan (Rezatofighi, dkk., 2011). Segmentasi leukosit merupakan tahap awal dan krusial dalam sistem otomatis pengidentifikasi LLA. Segmentasi leukosit bertujuan mengekstrak *region*

nukleus dan sitoplasma dari objek lain, yaitu eritrosit dan latar belakang. Metode segmentasi leukosit yang akurat dibutuhkan untuk meningkatkan akurasi deteksi LLA.

Beberapa metode segmentasi leukosit telah diusulkan. Misalnya, (Piuri, dkk., 2004) mengkombinasikan metode deteksi tepi, dan *filtering* untuk mensegmentasi leukosit. (Madhloom, dkk., 2012) mengembangkan sistem otomatis untuk mensegmentasi leukosit pada citra LLA berbasis operasi morfologi citra biner. (Scotti, 2006), (Mohapatra, dkk., 2014), dan (Wang, dkk., 2009) memperkenalkan teknik *image clustering* untuk mengekstrak leukosit dari objek lainnya pada citra mikroskopis darah. Penelitian yang dilakukan oleh (Rezatofighi, dkk., 2011) menggabungkan metode ortogonalisasi Gram-Schmidt dan *parametric deformable model* untuk mensegmentasi leukosit. Metode Gram-Schmidt digunakan untuk mensegmentasi nukleus, sedangkan *parametric deformable model* diaplikasikan untuk mensegmentasi sitoplasma. (Faticah, dkk., 2012) memperkenalkan metode segmentasi leukosit menggunakan skema *interest-based ordering* dalam operasi morfologi *fuzzy* pada citra *grayscale*. Pendekatan lain mengusulkan teknik *thresholding* untuk mensegmentasi leukosit. Teknik *thresholding* memisahkan objek yang diinginkan dari objek lainnya berdasarkan nilai ambang tertentu. (Putzu, dkk., 2014) mengembangkan sistem otomatis pengidentifikasi LLA. Segmentasi sitoplasma direalisasikan menggunakan metode segitiga *Zack* berbasis teknik *bi-level thresholding*. Kombinasi antara citra biner yang diperoleh dari komponen *green* pada ruang warna RGB dan citra biner yang diperoleh dari komponen *a** pada ruang warna CIELab digunakan untuk mensegmentasi nukleus.

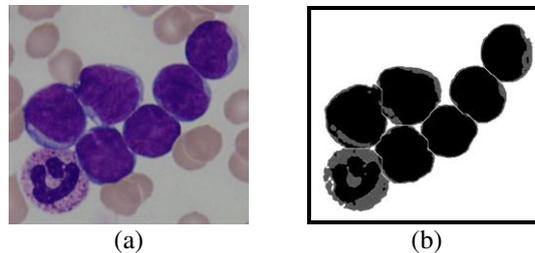
Single thresholding atau biasa disebut dengan *bi-level thresholding*, mengelompokkan piksel citra ke dalam dua *region*, yaitu objek dan latar belakang, berdasarkan sebuah nilai ambang. Berbeda dengan *bi-level thresholding*, teknik *multilevel thresholding* mengelompokkan piksel citra ke dalam lebih dari dua *region* yaitu objek-objek dan latar belakang menggunakan nilai ambang jamak, sehingga hasil segmentasinya lebih baik daripada *bi-level thresholding*. Namun demikian, *multilevel thresholding* merupakan metode *global thresholding* yang menentukan nilai ambang berdasarkan histogram semua piksel citra. Teknik tersebut tidak dapat digunakan pada semua kasus untuk mensegmentasi leukosit dengan baik. Bila piksel *region* leukosit hanya merupakan bagian kecil dari total piksel citra, maka akan terjadi kesalahan segmentasi. Teknik *multilevel local thresholding* lebih cocok untuk kasus tersebut karena nilai ambang ditentukan berdasarkan histogram masing-masing *region* citra.

Pada penelitian ini, teknik *three-level local thresholding* berbasis metode Otsu untuk segmentasi leukosit pada citra LLA diusulkan. Teknik *three-level local thresholding* adalah teknik *multilevel local thresholding* yang membagi citra ke dalam tiga *level*. *Three-level local thresholding* mempartisi citra LLA menjadi sub-sub citra. Tiap sub-citra berisi *region* leukosit. Metode berbasis teori ortogonalisasi Gram-Schmidt diaplikasikan untuk mempartisi citra LLA. Metode Otsu merupakan salah satu teknik *bi-level thresholding* terhandal (Gao, dkk., 2010) sehingga dipakai secara luas untuk mensegmentasi citra. Metode Otsu menyelesaikan permasalahan pemilihan nilai ambang menggunakan analisis diskriminan berdasarkan histogram citra. Nilai ambang memisahkan dua kelompok piksel dan ditentukan ketika varian antar dua kelompok tersebut maksimum. Metode yang diusulkan memperluas metode *bi-level thresholding* Otsu ke dalam kasus *three-level thresholding* untuk pencarian dua nilai ambang lokal tiap sub-citra yang memaksimumkan varian antar kelas. Dengan nilai ambang jamak lokal tersebut, teknik *three-level local thresholding* selanjutnya mensegmentasi nukleus dan sitoplasma tiap sub-citra.

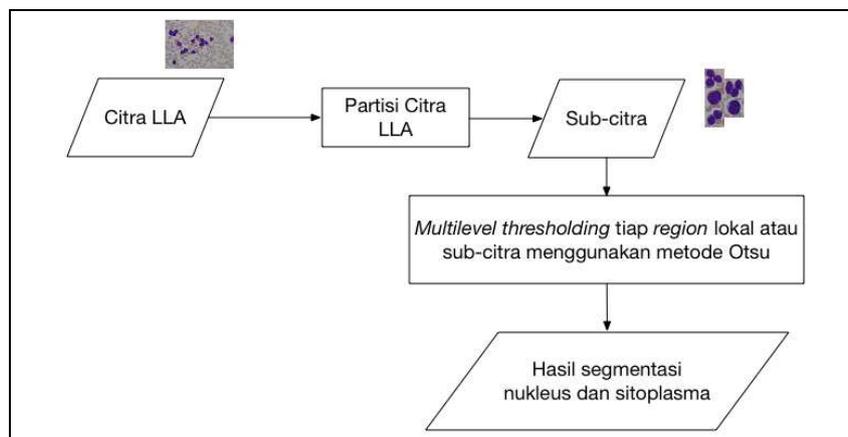
2. Segmentasi Leukosit

Sistem otomatis pengidentifikasi LLA digunakan untuk membantu ahli hematologi mendeteksi kehadiran LLA dengan lebih mudah, akurat, dan cepat. Ada empat proses dalam sistem otomatis pengidentifikasi LLA yaitu segmentasi leukosit, ekstraksi fitur leukosit, dan klasifikasi LLA. Salah satu proses terpenting adalah segmentasi leukosit. Citra *input* pada sistem otomatis ini, biasanya, adalah citra mikroskopis sampel darah. Tahapan pertama, pada sistem otomatis pengidentifikasi LLA, menjadi fokus pada penelitian ini, yaitu proses

segmentasi leukosit sehingga diperoleh region nukleus dan sitoplasma. Segmentasi leukosit yang mensegmen citra ke dalam dua region ditunjukkan pada Gambar 1. *Region* nukleus diindikasikan oleh warna hitam, sedangkan *region* sitoplasma diindikasikan pada warna keabuan.



Gambar 1. Segmentasi leukosit (a) citra input (b) citra leukosit yang tersegmentasi



Gambar 2. Diagram metode yang diusulkan

3. Metode Usulan

Metode yang diusulkan terdiri dari dua fase: pertama-tama, citra *input* dipartisi menjadi sejumlah sub-citra. Selanjutnya, berdasarkan informasi histogram masing-masing sub-citra, *three-level thresholding* diaplikasikan menggunakan metode Otsu. Dua nilai ambang lokal digunakan untuk membagi citra ke dalam tiga bagian (*three-level*) yaitu nukleus, sitoplasma, dan latar belakang. Nilai ambang lokal adalah nilai ambang pada masing-masing sub-citra. Proses tersebut diulang hingga semua sub-citra tersegmentasi. Secara umum, metode yang diusulkan ditunjukkan oleh Gambar 2.

3.1. Partisi Citra LLA

Partisi citra LLA bertujuan untuk membagi citra LLA menjadi sub-sub citra, dengan tiap sub-citra berisi objek leukosit. Objek-objek yang akan dipartisi ditentukan berdasarkan prakiraan lokasi leukosit. Prakiraan lokasi leukosit paling mudah diketahui dari lokasi nukleusnya karena piksel nukleus memiliki karakteristik intensitas warna yang paling gelap dari semua piksel leukosit. Metode berbasis teori ortogonalisasi Gram-Schmidt digunakan untuk menentukan prakiraan lokasi leukosit.

Citra komposit prakiraan lokasi leukosit diperoleh dari *inner product* antara vektor bobot w dengan intensitas warna RGB citra *input*. Vektor bobot w diperoleh menggunakan teknik ortogonalisasi Gram-Schmidt yang ditunjukkan oleh Persamaan (1). Vektor u_1 dan u_2 didapat menggunakan Persamaan (2). Vektor v_1 , v_2 , dan v_3 didefinisikan pada intensitas warna RGB citra. Vektor v_1 merupakan rata-rata komponen R, G, dan B nukleus. Vektor v_2 , dan v_3 merupakan rata-rata komponen R, G, dan B *region* sitoplasma dan latar belakang. Vektor v_1 , v_2 , dan v_3 diperoleh dari sebuah sampel citra LLA dan nilainya ditunjukkan pada Persamaan (3).

Operator proyeksi $proj(u,v)$ adalah proyeksi vektor v pada vektor u yang secara umum didefinisikan pada Persamaan (4).

$$w = v_3 - proj(u_1, v_3) - proj(u_2, v_3) \tag{1}$$

$$u_1 = v_1, \tag{2}$$

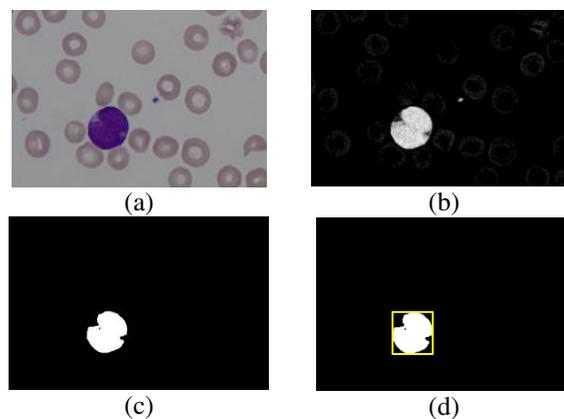
$$u_2 = v_2 - proj(u_1, v_2) \tag{3}$$

$$v_1 = [61 \ 80 \ 122]; v_2 = [164 \ 165 \ 165]; v_3 = [245 \ 225 \ 224] \tag{3}$$

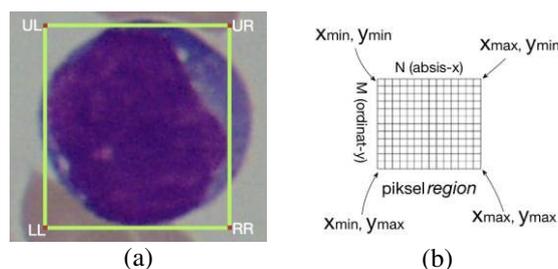
$$proj(u,v) = \frac{\langle u,v \rangle}{\langle u,u \rangle} u = \langle u,v \rangle \frac{u}{\langle u,u \rangle} \tag{4}$$

Inner product antara vektor bobot w dengan vektor intensitas warna RGB citra *input* (Gambar 3a) menghasilkan citra komposit (Gambar 3b) yang memiliki intensitas warna maksimum (terang) pada *region* berwarna violet dan intensitas warna minimum (gelap) pada *region* lain. Nilai ambang sebesar 0.5 diaplikasikan pada citra komposit tersebut sehingga didapatkan citra prakiraan leukosit (Gambar 3c).

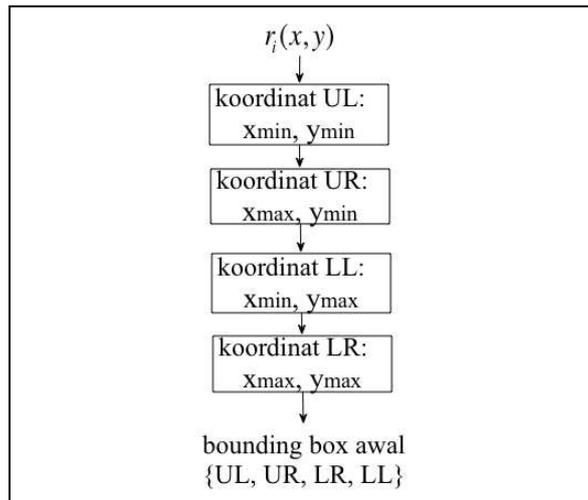
Misalkan citra prakiraan leukosit adalah $r(x,y)$, maka $r_i(x,y)$ adalah komponen terhubung (*region-region*) yang terdapat pada $r(x,y)$, dengan $i=1, 2, \dots, n$; n adalah jumlah *region*; atau $r_i(x,y) \in r(x,y)$. Berdasarkan citra prakiraan leukosit tersebut, diperoleh *bounding box* tiap $r_i(x,y)$. *Bounding box* adalah kotak imajiner yang mengelilingi $r_i(x,y)$. *Bounding box* tiap $r_i(x,y)$ ditentukan berdasarkan koordinat spasial piksel *upper-left* (UL), *upper-right*(UR), *lower-left* (LL), dan *lower-right* (LR). Misalkan ukuran citra $r_i(x,y)$ adalah $M \times N$, dengan M adalah jumlah baris piksel dan N adalah jumlah kolom piksel, maka ilustrasi *bounding box* $r_i(x,y)$ ditunjukkan oleh Gambar 3d dan Gambar 4. Alur penentuan *bounding box* tiap *region* $r_i(x,y)$ ditunjukkan oleh Gambar 5.



Gambar 3. (a) citra *input* (b) citra hasil *inner product* antara citra *input* RGB dengan vektor bobot w yang dihitung menggunakan metode Gram-Schmidt (c) citra prakiraan leukosit setelah diaplikasikan nilai ambang sebesar 0.5 (d) *bounding box* komponen terhubung (*region*) ditunjukkan oleh kotak kuning

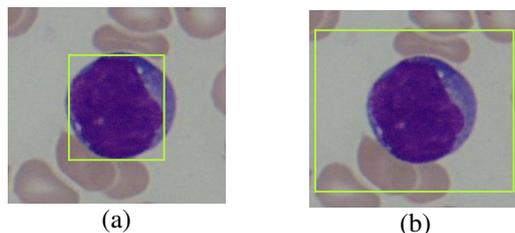


Gambar 4. Ilustrasi *bounding box*



Gambar 5. Alur penentuan *bounding box*

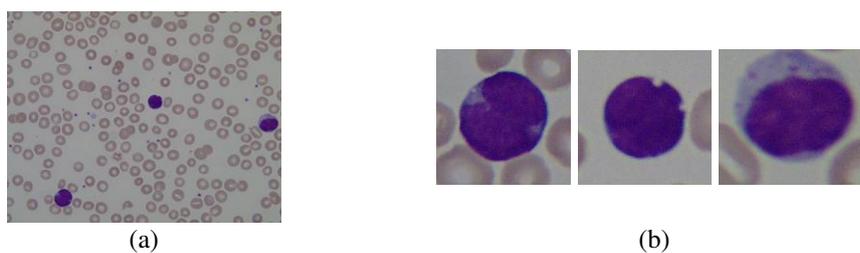
Bounding box yang diperoleh tersebut hanya mengelilingi area nukleus (Gambar 6a). Untuk mencakup area seluruh sel, yaitu area nukleus dan sitoplasma, maka ukuran *bounding box* diatur kembali dengan melebarkannya. Masing-masing koordinat spasial *bounding box* (UL, UR, LL, LR) diperlebar dengan menambahkan k piksel (Gambar 6b). Nilai $k=30$ diperoleh dari rata-rata lebar piksel sitoplasma. Partisi citra LLA menjadi sub-sub citra dilakukan berdasarkan *bounding box* yang telah diperlebar. Gambar 7 mengilustrasikan sub-citra yang telah dipartisi.



(a)

(b)

Gambar 6. (a) *bounding box* sebelum diperlebar. (b) *bounding box* setelah diperlebar ukurannya sebesar k piksel, $k=30$



(a)

(b)

Gambar 7. (a) citra *input* (b) sub-citra

3.2. Three-level Thresholding Sub-citra menggunakan Metode Otsu

Three-level thresholding mensegmentasi sub-citra dengan dua nilai ambang lokal (masing-masing sub-citra) yang membagi piksel citra ke dalam tiga *region* yaitu latar belakang, nukleus dan sitoplasma. Nilai ambang lokal ditentukan pada komponen b^* dari ruang warna CIE Lab. Komponen b^* dalam ruang warna CIE Lab dipilih selain untuk mengurangi pengaruh iluminasi citra, juga dipilih karena *region* leukosit cenderung berwarna biru sehingga dapat dibedakan dari latar belakang.

Metode Otsu yang digunakan untuk menentukan sebuah nilai ambang yang membagi piksel ke dalam dua kelas (*bi-level*), dapat diturunkan untuk kasus segmentasi yang membagi

piksel ke dalam tiga kelas (*three-level*) menggunakan nilai ambang jamak (lebih dari sebuah nilai ambang). Pendekatan Otsu tersebut berbasis histogram, yaitu informasi yang didapat dengan mudah dari sebuah citra. Pada penelitian ini, dua nilai ambang yang membagi *region* sub-citra menjadi tiga kelas digunakan, nilai ambang jamak diperoleh ketika varian masing-masing kelasnya maksimum.

Metode Otsu untuk kasus *three-level thresholding* didemonstrasikan oleh Persamaan (5), dengan σ^2 adalah varian antar kelas, th adalah nilai ambang, ω_i dan μ_i menyatakan jumlah kumulatif probabilitas kemunculan *gray-level* dan rata-rata kumulatifnya untuk kelas ke- i , sedangkan μ_T merupakan penjumlahan hasil kali jumlah kumulatif probabilitas kemunculan *gray-level* dan rata-rata kumulatifnya dari tiap kelas. Nilai ω_i dan μ_i diperoleh menggunakan Persamaan (6) dan Persamaan (7), dengan H adalah histogram distribusi intensitas piksel citra, $h(s)$ adalah jumlah piksel *gray-level* s pada histogram H , Np adalah jumlah piksel sub-citra, $\min(H)$ dan $\max(H)$ adalah intensitas minimum dan maksimum *gray-level* pada histogram H , dan $P(s)$ adalah probabilitas kemunculan *gray-level* s pada histogram $h(s)$ yang dihitung menggunakan Persamaan (8). μ_T dihitung menggunakan Persamaan (9). Metode Otsu kemudian mencari nilai ambang th optimal yang memaksimalkan varian antar kelas σ^2 (Persamaan (10)), dengan th_1 dan th_2 adalah nilai ambang optimalnya.

$$\sigma^2(th) = \sum_{i=1}^3 \sigma_i = \sum_{i=1}^3 \omega_i (\mu_i - \mu_T)^2 \quad (5)$$

$$\omega_1(th) = \sum_{s=\min(H)}^{th_1} P(s), \quad \omega_2(th) = \sum_{s=th_1+1}^{th_2} P(s), \quad \omega_3(th) = \sum_{s=th_2+1}^{\max(H)} P(s) \quad (6)$$

$$\mu_1 = \sum_{s=\min(H)}^{th_1} \frac{sP(s)}{\omega_1(th)}, \quad \mu_2 = \sum_{s=th_1+1}^{th_2} \frac{sP(s)}{\omega_2(th)}, \quad \mu_3 = \sum_{s=th_2+1}^{\max(H)} \frac{sP(s)}{\omega_3(th)} \quad (7)$$

$$P(s) = \frac{h(s)}{Np}, \quad \sum_{i=1}^{Np} P(s) = 1 \quad (8)$$

$$\mu_T = \sum_{i=1}^3 \omega_i \mu_i \quad (9)$$

$$th_1, th_2 = \text{Arg}(\text{Max}_{\min(H) \leq th \leq \max(H)} \{\sigma^2(th)\}) \quad (10)$$

3.2.1. Ekstraksi Nukleus dan Sitoplasma

Region nukleus dan sitoplasma dari citra LLA diperoleh berdasarkan nilai ambang lokal th_1 dan th_2 , menggunakan Persamaan (11), dengan $g(x, y)$ adalah intensitas piksel sub-citra, $R1$ dan $R2$ adalah *region* nukleus dan sitoplasma, sedangkan $R3$ adalah piksel latar belakang. Gambar 8c dan Gambar 8d masing-masing adalah *region* sitoplasma dan nukleus tiap sub-citra (Gambar 8b) dari citra LLA (Gambar 8a). Hasil *thresholding* citra LLA ditunjukkan oleh Gambar 8e. Pada Gambar 8e, nukleus ditandai oleh warna hitam, sedangkan sitoplasma ditandai warna keabuan.

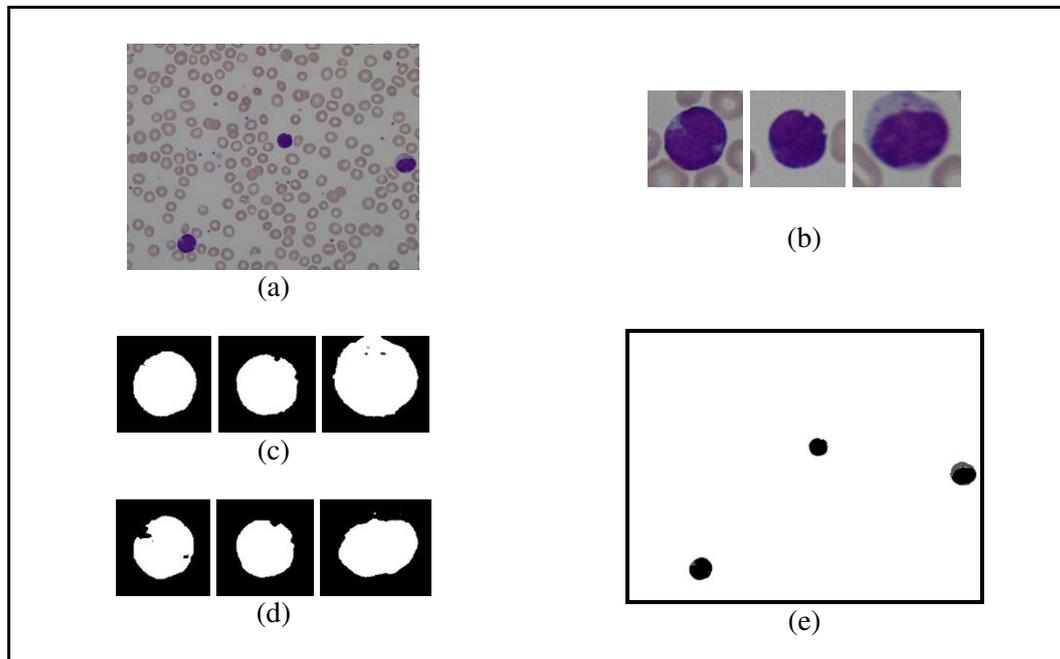
$$g(x, y) = \begin{cases} R1 & \text{bila } g(x, y) \leq th_1 \\ R2 & \text{bila } g(x, y) \leq th_2 \\ R3 & \text{bila } g(x, y) > th_2 \end{cases} \quad (11)$$

3.2.2. Identifikasi dan Pemisahan *Touching Cell*

Permasalahan pada citra leukemia adalah kehadiran sitoplasma yang saling bersentuhan (*touching cell*) atau grup sel, sehingga pemisahan grup sel tersebut perlu dilakukan. Untuk

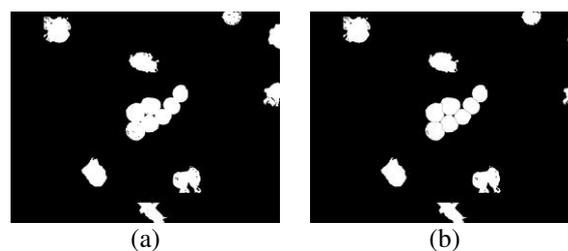
mendeteksi *region* yang termasuk *touching cell* digunakan pengukuran *roundness* sel karena *touching cell* dapat diidentifikasi melalui analisis bentuk. *Roundness* dihitung menggunakan Persamaan (12). Sel yang tidak bersentuhan berbentuk lebih bundar daripada *touching cell*.

$$roundness = \frac{4 * \pi * area}{perimeter^2} \quad (12)$$



Gambar 8. (a) citra *original* (b) sub-citra (c) hasil *thresholding* sitoplasma (d) hasil *thresholding* nukleus (e) hasil *thresholding* sub-citra digabungkan

Roundness menyatakan *circularity* objek, yaitu rasio antara area dengan perimeter. *Roundness* bernilai satu untuk objek yang berbentuk bundar, sedangkan bernilai kurang dari satu untuk objek yang menjauhi bentuk bundar. Pada penelitian ini digunakan nilai ambang *roundness* sebesar 0,8 untuk memisahkan *region* yang merupakan *touching cell* dan yang bukan *touching cell* seperti yang dilakukan oleh (Putzu, dkk., 2014). *Region* sitoplasma dengan *roundness* lebih besar dari nilai ambang diklasifikasikan sebagai sel non-*touching* (*individual*), sedangkan *region* sitoplasma dengan *roundness* kurang dari nilai ambang diklasifikasikan sebagai *touching cell*. Proses ini membagi citra menjadi dua bagian. Hanya citra yang diklasifikasikan sebagai *touching cell* yang akan diproses selanjutnya untuk pemisahan. Pemisahan *touching cell* dilakukan menggunakan algoritma segmentasi *watershed* berbasis transformasi jarak *euclidean*. Hasil identifikasi dan pemisahan *touching cell* ditunjukkan oleh Gambar 9.



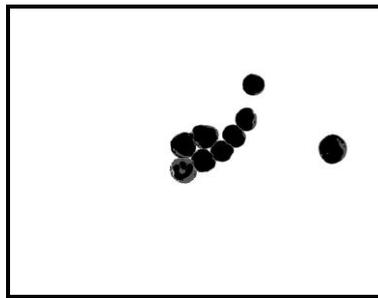
Gambar 9. Identifikasi dan pemisahan *touching cell* (a) identifikasi *touching cell* (b) hasil pemisahan menggunakan algoritma *watershed*

3.2.3. Image Cleaning

Image cleaning terdiri dari penghapusan semua *region* sel darah putih yang terdapat pada tepi citra dan semua komponen abnormal (*region* sel darah putih cacat pewarnaan), bertujuan untuk mengurangi *error* pada tahap klasifikasi. Penghapusan citra yang berada di tepi merupakan operasi sederhana, sedangkan penghapusan komponen abnormal merupakan proses yang lebih kompleks karena membutuhkan analisis geometri *region* sel darah putih. Pertama, ukuran area dan *convex area* dihitung untuk masing-masing sel darah putih. Selanjutnya kombinasi area dan *convex area* digunakan untuk menghitung nilai *solidity* yang digunakan untuk memisahkan komponen abnormal. *Solidity* mengukur kepadatan objek. *Solidity* didefinisikan sebagai rasio antara objek area dengan area *convex hull* objek (Persamaan (13)).

$$solidity = \frac{area}{convex_area} \quad (13)$$

Nilai *solidity* 1 menandakan objek yang solid, dan nilai kurang dari 1 menandakan objek dengan *boundary irregular* (atau terdapat *holes*). Nilai ambang *solidity* yang digunakan pada penelitian ini berdasar pada metode usulan (Putzu, 2014) yaitu 0,9. Semua objek bernilai *solidity* di bawah nilai ambang akan dihapus. Hasil segmentasi nukleus dan sitoplasma ditunjukkan oleh Gambar 10.



Gambar 10. Hasil *image cleaning*

4. Hasil Uji Coba

4.1. Data Uji Coba

Untuk mengetahui performa metode *three-level local thresholding* (TLTH), digunakan sebanyak 32 citra uji yang diperoleh dari basis data ALL-IDB1, yang disediakan oleh (Labati, 2011). Citra uji tersebut terdiri dari sel-sel LLA dan non-LLA dengan resolusi citra 1712x1368 piksel. Beberapa sel LLA dijumpai dalam grup sel atau *touching cell*. Hasil segmentasi dari metode usulan dibandingkan dengan citra yang disegmentasi secara manual. Citra yang disegmentasi secara manual tersebut dianggap sebagai hasil segmentasi yang benar (*ground truth*). Perhitungan manual jumlah sel darah putih berdasar pada jumlah sel limfosit yang dicantumkan pada *file xyz* yang disertakan dalam basis data citra, ditambah dengan jumlah sel non-limfosit yang diidentifikasi berdasarkan pengamatan manusia (manual).

4.2. Evaluasi Hasil Segmentasi

Hasil segmentasi metode yang diusulkan dibandingkan dengan citra *ground truth* yang disegmentasi manual yang bertujuan untuk mengklasifikasikan piksel ROI sel darah putih sebagai *true positive*, *false negative*, atau *false positive*, yang direpresentasikan ke dalam Zijdenbos Similarity Index (ZSI), presisi, dan *recall*. ZSI didefinisikan sebagai rasio dua kali interseksi area antara hasil segmentasi dan citra *ground truth* dengan jumlah dari keduanya. ZSI dihitung menggunakan Persamaan (14), dengan A merepresentasikan piksel hasil segmentasi metode yang diusulkan dan G merepresentasikan piksel citra *ground truth*. Dengan menggunakan *true positive* (TP), *false negative* (FN), dan *false positive* (FP), presisi (P) dan *recall* (R) dapat dihitung menggunakan Persamaan (15).

$$ZSI = \frac{2 \times |A \cap G|}{|A| + |G|} \quad (14)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (15)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}$$

Nilai ZSI yang lebih besar dari 0,7 mengindikasikan similaritas tinggi yaitu kemiripan (*good match*) antar dua region. Presisi dapat merepresentasikan *over-segmentation*, sedangkan *recall* atau bisa disebut juga sensitivitas dapat merepresentasikan *under-segmentation*.

4.2.1. Hasil Uji Coba Perbandingan Akurasi Metode Usulan dengan Metode *Three-level Global Thresholding*

Tabel 1 dan Tabel 2 menunjukkan perbandingan rata-rata akurasi hasil segmentasi sitoplasma dan nukleus (presisi (P), *recall* (R), dan ZSI) menggunakan metode yang diusulkan (TLTH) dan metode *three-level global thresholding* (TGTH). TLTH dan TGTH menggunakan dua nilai ambang yang ditentukan pada komponen b^* dalam ruang warna CIE Lab. Pada TGTH, nilai ambang ditentukan berdasarkan histogram keseluruhan piksel citra LLA. Baik pada TLTH maupun TGTH, ekstraksi *region* sitoplasma dan nukleus menggunakan Persamaan (11). Gambar 12 menunjukkan contoh perbandingan hasil segmentasi metode TLTH dan TGTH. *Region* nukleus ditunjukkan dengan warna hitam, sedangkan sitoplasma dengan warna keabuan.

Tabel 1. Rata-rata Akurasi Hasil Segmentasi Sitoplasma beserta Standar Deviasinya

| | Akurasi Segmentasi Sitoplasma | | |
|------|-------------------------------|----------------|----------------|
| | Presisi | Recall | ZSI |
| TLTH | 0.911 ± 0.0744 | 0.938 ± 0.1005 | 0.920 ± 0.0727 |
| TGTH | 0.162 ± 0.1814 | 0.997 ± 0.0057 | 0.244 ± 0.2291 |

Tabel 2. Rata-rata Akurasi Hasil Segmentasi Nukleus beserta Standar Deviasinya

| | Akurasi Segmentasi Nukleus | | |
|------|----------------------------|---------------|---------------|
| | Presisi | Recall | ZSI |
| TLTH | 0.911 ± 0.080 | 0.940 ± 0.083 | 0.922 ± 0.066 |
| TGTH | 0.640 ± 0.154 | 0.998 ± 0.002 | 0.769 ± 0.120 |

Berdasarkan Tabel 1, performa hasil segmentasi sitoplasma menggunakan metode yang diusulkan memiliki rata-rata presisi tertinggi dibandingkan dengan hasil segmentasi sitoplasma menggunakan metode TGTH, yaitu sebesar 0.911. Begitu pula dengan ZSI rata-rata, metode yang diusulkan pada penelitian ini memiliki nilai tertinggi dibandingkan TGTH yaitu sebesar 0.92, sedangkan *recall* tertinggi diperoleh oleh TGTH. Meskipun segmentasi sitoplasma dengan TGTH memiliki nilai *recall* tinggi, namun presisinya rendah, hanya 0.162, yang berarti rasio *false positive* yang tinggi, sehingga rata-rata hasilnya *over-segmentation*.

Pada Tabel 2, dibuktikan bahwa hasil segmentasi nukleus menggunakan metode yang diusulkan juga memiliki rata-rata presisi tertinggi dibandingkan dengan hasil segmentasi nukleus menggunakan TGTH, yaitu sebesar 0.911. Begitu pula dengan ZSI rata-rata, metode yang diusulkan pada penelitian ini memiliki nilai tertinggi dibandingkan TGTH yaitu sebesar 0.922, sedangkan *recall* tertinggi diperoleh oleh TGTH. Sebagai tambahan, rata-rata akurasi (*recall*, presisi, dan ZSI) segmentasi nukleus, baik menggunakan TLTH maupun TGTH, lebih tinggi dibandingkan rata-rata akurasi segmentasi sitoplasmanya karena jumlah piksel nukleus lebih banyak dibandingkan sitoplasma sekaligus memiliki intensitas warna yang sebagian besar homogen terutama sel-sel limfosit.

Namun demikian, pada citra yang ditunjukkan oleh Gambar 12 pada baris pertama, teknik *three-level global thresholding* menghasilkan hasil segmentasi terbaik dari semua citra. Citra tersebut memiliki jumlah piksel leukosit dibanding piksel latar belakang dan eritrosit lebih

banyak dibandingkan citra uji lainnya. Ini membuktikan bahwa teknik TGTH berhasil mensegmentasi citra LLA dengan baik bila jumlah piksel leukosit sebanding dengan jumlah piksel latar belakang dan eritrosit. Hal yang berbeda ditunjukkan oleh Gambar 12 pada baris kedua dan ketiga, teknik TGTH tidak dapat mensegmentasi sitoplasma dan nukleus dengan baik bila jumlah pikselnya hanya bagian kecil dari total piksel citra LLA.

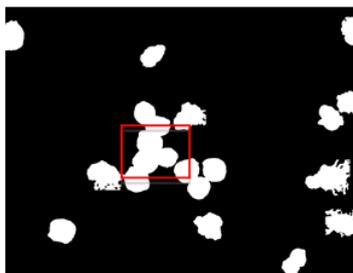
4.2.2. Hasil Uji Coba Pemisahan *Touching Cell*

Untuk mengetahui performa algoritma *watershed* dalam pemisahan *touching cell*, jumlah sel tunggal hasil pemisahan algoritma *watershed* dan jumlah sel tunggal yang dihitung secara manual pada *touching cell* dibandingkan. Perbandingan perhitungan jumlah sel tunggal pada *touching cell* menggunakan *watershed* dengan perhitungan manual dapat dilihat dalam Tabel 3.

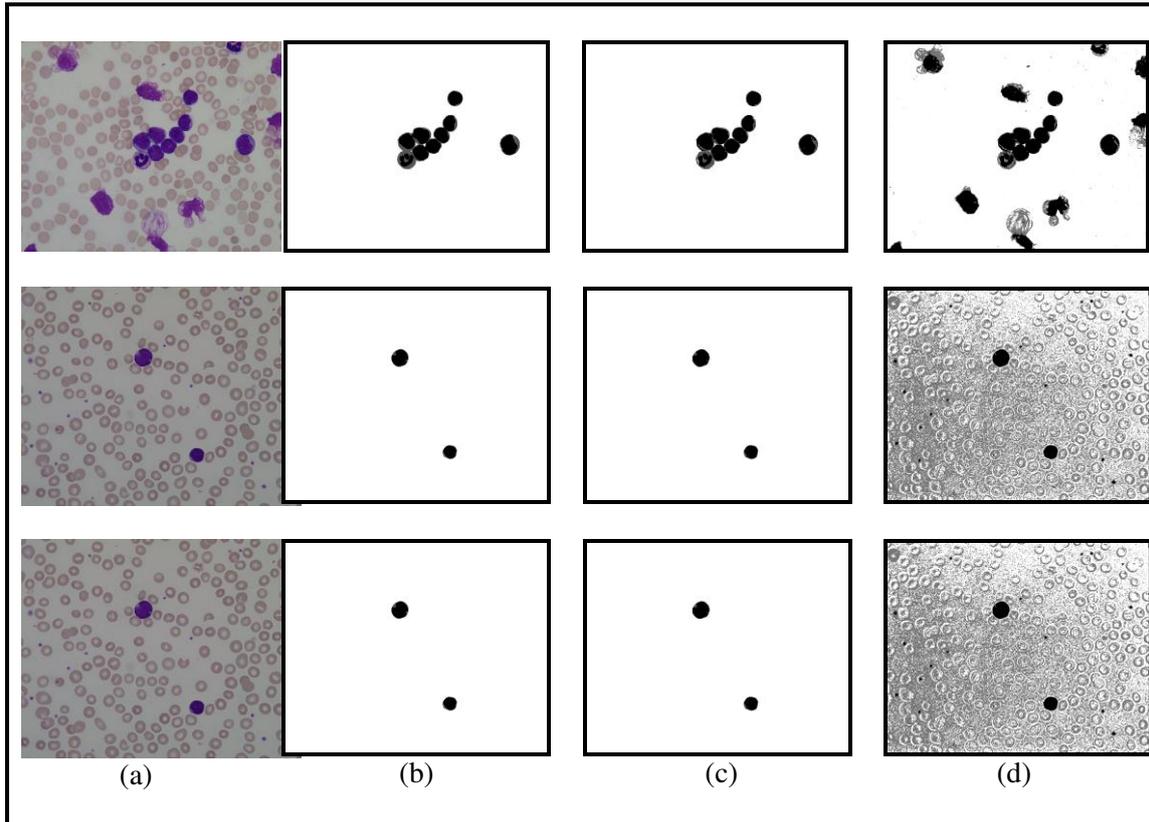
Tabel 3. Perbandingan perhitungan jumlah sel tunggal menggunakan algoritma *watershed* dengan perhitungan manual

| Citra | Jumlah sel tunggal pada <i>touching cell</i> | |
|-------|--|--------|
| | <i>Watershed</i> | Manual |
| Im1 | 7 | 7 |
| Im3 | 8 | 8 |
| Im4 | 5 | 5 |
| Im5 | 11 | 11 |
| Im6 | 14 | 14 |
| Im7 | 5 | 5 |
| Im8 | 10 | 10 |
| Im9 | 2 | 2 |
| Im10 | 4 | 4 |
| Im11 | 5 | 5 |
| Im12 | 4 | 4 |
| Im13 | 6 | 6 |
| Im14 | 3 | 3 |
| Im15 | 12 | 12 |
| Im16 | 4 | 4 |
| Im17 | 3 | 3 |
| Im18 | 5 | 5 |
| Im19 | 7 | 9 |

Tabel 3 membuktikan bahwa hasil pemisahan *touching cell* menggunakan algoritma segmentasi *watershed* menggunakan transformasi jarak *euclidean*, memberikan hasil yang sangat baik. Hal berbeda ditunjukkan oleh citra Im19, hanya 7 dari 9 sel yang berhasil dipisahkan. Untuk menganalisisnya, Gambar 11 memberikan ilustrasinya. Pada Gambar 11, *rectangle* merah yang mengelilingi salah satu area pada *region touching cell*, menunjukkan bahwa pada area tersebut tidak terdapat area pemisah antar tiga sel tunggal, sehingga algoritma *watershed* menganggap *catchment basin* berada di tengah sel. Hal tersebut berakibat tiga sel tidak dapat dipisahkan.



Gambar 11. Citra Im19 sebelum proses pemisahan *touching cell*



Gambar 12. Hasil Uji Coba Segmentasi Leukosit (a) Citra *original* (b) citra *ground truthnya* (c) TLTH dan (d) TGTH

5. Kesimpulan dan Saran

Three-level local thresholding berbasis metode Otsu diusulkan untuk meningkatkan akurasi segmentasi nukleus dan sitoplasma. Metode yang diusulkan, pertama-tama melakukan partisi citra berdasarkan prakiraan leukosit, yang mudah didapat dari lokasi di sekitar nukleus. Teknik *local thresholding* menggunakan dua nilai ambang yang membagi citra ke dalam tiga level (*three-level*) diaplikasikan pada masing-masing sub-citra hasil partisi citra untuk segmentasi nukleus dan sitoplasma. Performa metode yang diusulkan diuji menggunakan 32 citra uji LLA. Hasil segmentasinya dibandingkan dengan citra yang disegmentasi manual. Hasil uji coba membuktikan bahwa akurasi metode usulan lebih tinggi 277,05% dibandingkan metode TGTH. Keunggulan metode yang diusulkan (TLTH) yaitu bila terdapat situasi jumlah piksel *region* leukosit, sitoplasma maupun nukleus, yang merupakan bagian kecil daripada piksel-piksel objek lainnya, TLTH mampu mensegmentasi lebih baik daripada teknik *global thresholding*.

Penelitian selanjutnya diharapkan mengembangkan metode ini dengan jumlah nilai ambang yang adaptif, disesuaikan dengan distribusi intensitas tiap sub-citra, untuk memperbaiki hasil segmentasi sel non-limfosit, misalnya basofil atau neutrofil.

Referensi

- Albitar, M., Giles, F.J. & Kantarjian, H.M. 2008. Diagnosis of Acute Lymphoblastic Leukemia. Dalam E.H. Estey, S.H. Faderl, dan H.M. Kantarjian (Eds.), *Acute Leukemias* (hlm. 119-130). New York: Springer Berlin Heidelberg.
- Fatichah, C., Tangel, M. L., Widyanto, M. R., Dong, F., & Hirota, K. 2012. Interest-Based Ordering for Fuzzy Morphology on White Blood Cell Image Segmentation. *JACIII*, 16, (1): 76-86.

- Gao, H., Xu, W., Sun, J., & Tang, Y. 2010. Three-level thresholding for image segmentation through an improved quantum-behaved particle swarm algorithm. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 59(4): 934-946.
- Labati, R. D., Piuri, V., & Scotti, F. 2011, "All-IDB: The Acute Lymphoblastic Leukemia Image Database for Image Processing", Proceedings of the 18th IEEE ICIP International Conference on Image Processing, Eds: Macq, B., dan Schelkens, P., IEEE Signal Processing Society, Brussels, hal. 2045-2048.
- Larson, R.A. & Anastasi, J. 2008. Acute Lymphoblastic Leukemia: Clinical Presentation, Diagnosis, and Classification. Dalam E.H. Estey, S.H. Faderl, dan H.M. Kantarjian (Eds.), *Acute Leukemias* (hlm. 109-118). New York: Springer Berlin Heidelberg.
- Madhloom, H. T., Kareem, S. A., & Ariffin, H. 2012. An Image Processing Application for the Localization and Segmentation of Lymphoblast Cell using Peripheral Blood Images. *Journal of medical systems*, 36(4): 2149-2158.
- Mohapatra, S., Patra, D., & Satpathy, S. 2014. An Ensemble Classifier System for Early Diagnosis of Acute Lymphoblastic Leukemia in Blood Microscopic Images. *Neural Computing and Applications*, 24(7-8): 1887-1904.
- Piuri, V., & Scotti, F. (2004), "Morphological Classification of Blood Leucocytes by Microscope Images", *Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications*, Eds: Alippi, C. et al., IEEE, Boston, hal. 103-108.
- Putzu, L., Caocci, G., & Di Ruberto, C. 2014. Leucocyte Classification for Leukaemia Detection using Image Processing Techniques. *Artificial Intelligence in Medicine*, 62(3): 179-191.
- Rezatofghi, S. H. & Soltanian-Zadeh, H. 2011. Automatic Recognition of Five Types of White Blood Cells in Peripheral Blood. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 35(4): 333-343.
- Scotti, F. (2006), "Robust Segmentation and Measurements Techniques of White Cells in Blood Microscope Images", *Proceedings of the 2006 IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, Eds: Daponte, P. et al., IEEE Instrumentation and Measurement Society, Sorrento, hal. 43-48.
- Wang, E. Y., Gou, Z., Miao, A. M., Peng, S. Q., Niu, Z. Y., & Shi, X. L. (2009), "Recognition of Blood Cell Images based on Color Fuzzy Clustering", dalam *Fuzzy Information and Engineering Volume 2*, eds. Cao, B., Li, T., dan Zhang, C., Springer Berlin Heidelberg, New York, hal. 69-75.