INISIALISASI KLASTER BERBASIS VARIAN MAKSIMUM TERNORMALISASI PADA *FUZZY C-MEANS* UNTUK SEGMENTASI SEL DARAH PUTIH PADA CITRA MIKROSKOPIS LEUKEMIA

Sarimuddin¹, Chastine Fatichah², Nanik Suciati³

¹Universitas Negeri 19 November Kolaka

^{1,2,3}Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Email: sarimuddin85@gmail.com¹, chastine.fatichah@gmail.com², nanik@its-sby.edu

ABSTRAK

Leukemia adalah salah satu jenis kanker. Penyakit ini ditandai dengan produksi sel darah putih berlebih yang menyebabkan fungsi darah normal terganggu. Untuk mendeteksi penyakit tersebut dilakukan dengan menganalisis bentuk, populasi dan jenis sel darah. Segmentasi menjadi tahapan terpenting dalam proses identifikasi. Sel darah putih yang terdiri dari inti sel dan sitoplasma seringkali membentuk region dengan batasan yang tidak jelas sehingga sulit membedakan jenis penyakit leukemia. *Fuzzy C-Means* merupakan salah satu metode kluster yang mampu memisahkan inti sel dan sitoplasma terhadap *background*. Pemilihan nilai acak pada FCM sering terjebak dalam lokal optima, sehingga berakibat pada hasil segmentasi tidak akurat. Penelitian ini mengusulkan sebuah metode inisialisasi kluster yang berbasis varian maksimum ternormalisasi (IKVMT) pada *Fuzzy C-Means* untuk segmentasi sel darah putih pada citra mikroskopis leukemia. IKVMT digunakan untuk inisialisasi kluster pada FCM dari dimensi fitur data *point*. Selanjutnya, FCM melakukan klusterisasi citra berdasarkan IKVMT hingga diperoleh hasil kluster yang dapat memisahkan inti sel dan sitoplasma terhadap *background*. Dataset diperoleh dari berbagai sumber dengan variasi warna beragam berjumlah 35 citra. Diolah berdasarkan metode usulan dengan menggunakan pendekatan *relative foreground area error* (RAE) dan *misclassification error* (ME) sebagai hasil evaluasi. Pengujian diperoleh hasil segmentasi untuk sel keseluruhan citra dengan rata-rata RAE mencapai 4,2807 dan ME mencapai 0,6081 sedangkan segmentasi inti sel untuk keseluruhan citra RAE mencapai 3,85 dan ME 0,53. Untuk efisiensi waktu eksekusi rata-rata metode usulan berkisar antara 12,30 detik. Hasil ini menunjukkan bahwa metode usulan dapat menangani masalah variasi pewarnaan dengan komputasi yang rendah.

Kata Kunci: Fuzzy C-Means, Leukemia, Segmentasi.

ABSTRACT

Leukemia is one type of cancer. This disease characterized by excessive production of white blood cells that cause impaired blood function. This disease can be detect by analyzing the shape, populations and types of blood cells. Segmentation becomes the most important stages in the identification process. White blood cells are made up of the nucleus and cytoplasm that usually be a region form with no clear boundaries, so difficult to distinguish between types of leukemia. Fuzzy C-Means clustering is one of clustering method that is able to separate the nucleus and cytoplasm from the background. Random initialization values at FCM can be trapped in local optima, which can result inaccurate segmentation results. This study proposes a cluster initialization method based on normalized maximum variance (IKVMT) in Fuzzy C-Means for the segmentation of white blood cells in the microscopic image of leukemia. IKVMT used to initialize the cluster in FCM of dimensional data feature point. Furthermore, FCM clusters the image based on cluster initialization to obtain results that can separate the nucleus and the cytoplasm from the background image. The dataset was obtained from a variety of sources with a variety of color variations with a number of 35 images. Processed by the proposed method by using an approach foreground area relative

error (RAE) and the misclassification error (ME) as a result of the evaluation. Based on the testing, the results of the overall segmentation obtained an average of RAE is 4.2807 and an average of ME is 0.6081, while the segmentation of nucleus for all image an average of RAE is 3.856 and an average of ME is 0,53. The average time efficiency of the proposed method is 12,30 seconds. These results indicate that the method can be used for the variations in coloration problem with low computation.

Keywords: Fuzzy C-Means, Leukemia, Segmentation

1. Pendahuluan

Leukemia adalah salah satu penyebab kematian di antarabeberapa jenis kanker. Umumnya, jenis kanker ini banyak diderita oleh anak-anak dan dewasa muda di bawah usia 20 tahun. Secara umum dikenal sebagai kanker darah. Diperkirakan 350.000 orang didiagnosa leukemia dengan mencapai angka kematian sekitar 257.000 setiap tahunnya. Meskipun penyakit tersebut dapat diobati, tetapi proses diagnosa penyakit tersebut harus dilakukan dengan sangat teliti. Untuk mendiagnosis penyakit ini, dibutuhkan ahli patologi untuk melakukan proses indikatif, evaluasi jumlah dan kematangan sel yang berbeda dalam darah [1]. Manusia normal memiliki 3 jenis sel darah yaitu sel darah merah (*erythrocyte*), sel darah putih (*leukocyte*) dan keping darah. Diagnosa penyakit leukemia dilakukan oleh ahli patologi dengan melakukan pengamatan pada bentuk, populasi dan jenis sel darah. Konsentrasi, lama pewarnaan, dan perbedaan suhu dapat menyebabkan warna pada citra mikroskopis leukemia menjadi beragam [2].

Pada saat ini, terdapat beberapa penelitian sistem otomatis yang dapat mendeteksi penyakit leukemia melalui citra mikroskopis. Tahap segmentasi pada sistem ini merupakan tahap yang krusial. Keberhasilan deteksi penyakit erat kaitannya dengan keakuratan segmentasi, Karena semakin akurat hasil segmentasi untuk memisahkan objek dan *background*, maka semakin banyak informasi yang bisa dibangun dan dikembangkan ke tahap identifikasi jenis penyakit leukemia. Secara umum metode segmentasi sel darah putih

penyakit leukemia menggunakan *thresholding*, operasi morfologi [3], teknik klusterisasi [4] dan kombinasi beberapa metode.

Scotti, 2006 menggunakan klusterisasi warna pada ruang warna $L^*a^*b^*$ secara *unsupervised* [5]. Wang, dkk, 2009 dan Viswanathan, 2015 melakukan klusterisasi warna berdasarkan warna-warna yang dimiliki oleh sel darah merah, sel darah putih dan keping darah menggunakan *Fuzzy C-Means* (FCM) [6][7]. Algoritma *Fuzzy* ini memiliki kemampuan untuk memecahkan masalah batas yang tidak jelas antar objek.

FCM adalah sebuah teknik klusterisasi yang sederhana dan mudah dalam mengaplikasikannya. Namun pemilihan nilai inisialisasi secara acak yang dilakukan oleh FCM memungkinkan akan terjebak pada lokal optima, sehingga penentuan titik pusat klasternya menjadi kurang optimal, waktu komputasi lama dan konvergen pada lokal optima [8]. Untuk mengatasi masalah tersebut dengan menggunakan teknik inisialisasi klaster yang tepat.

Terdapat beberapa penelitian tentang teknik inisialisasi titik pusat klaster dalam FCM. Beberapa diantaranya adalah *Firefly* [4] dan *Harmony Search* [9]. Penelitian ini menggunakan algoritma inisialisasi klaster berbasis varian maksimum [10]. Algoritma ini hasilnya lebih baik dibandingkan dengan inisialisasi klaster secara acak oleh *K-Means* standar pada dataset *random data point*. Hal ini karena dataset yang dibentuk *random data point* memiliki banyak varian data. Salah satu tahapan algoritma ini yaitu mencari nilai median dengan varian

maksimum data *point* yang kemudian diurutkan secara *ascending*.

Segmentasi citra mikroskopis leukemia yang dilakukan oleh Madhloom, (2012) dapat menentukan antara daerah kandidat objek dan *background* (non objek)[3]. Akan tetapi berpengaruh pada dominasi salah satu varian data, karena objek yang kecil memiliki varian data sedikit. Akibatnya pada nilai median antar kelompok (*subset*) akan memiliki nilai data *point* yang sama. Sehingga tidak cocok diterapkan algoritma inisialisasiklaster berbasis varian maksimum secara langsung. Untuk itu diperlukan normalisasi varian data sebelum melakukan inisialisasiklaster.

Penelitian ini mengusulkan sebuah metode inisialisasiklaster berbasis varian maksimum ternormalisasi (IKVMT) pada *Fuzzy C-Means* (FCM) untuk segmentasi sel darah putih pada citra mikroskopis leukemia. IKVMT digunakan untuk menentukan inisialisasiklaster pada FCM berdasarkan pencarian nilai median dari hasil normalisasi varian maksimum fitur data *point*. Intensitas citra RGB berdasarkan ROI objek dari hasil operasi morfologi yang dijadikan sebagai fitur data *point*. Selanjutnya, FCM melakukan segmentasi sel darah putih penyakit leukemia berdasarkan inisialisasiklaster IKVMT sehingga memperoleh hasil segmentasi yang dapat memisahkan inti sel dan sitoplasma terhadap *background*. Metode yang diusulkan *robust* terhadap variasi pewarnaan citra mikroskopis leukemia serta waktu segmentasi yang efisien.

2. Kajian Pustaka

A. Leukemia

Leukemia merupakan kanker yang terjadi pada sel darah manusia. Penyakit ini ditandai dengan produksi sel darah putih berlebih dan tidak terkendali yang menyebabkan fungsi normal darah terganggu. Gejala umum yang ditimbulkan oleh penderita penyakit leukemia diantara

anemia, kesulitan bernapas dan lain sebagainya. Penyakit leukemia terdiri dari empat jenis ALL, AML, CLL dan CML.

B. Citra Mikroskopis Sel Darah

Citra mikroskopis merupakan visualisasi dari dokumentasi kamera mikroskop. Sel darah merah, sel darah putih, kepingan darah dan *background* menjadi komponen dalam terpenting citra. Banyak unsur yang dapat ditemukan dalam pengamatan citra mikroskopis, salah satunya mendeteksi penyakit leukemia. Citra sel darah diambil dari sampel darah, yaitu setetes darah yang telah dikeringkan (*smear*) kemudian dilakukan proses *staining* atau pemberian zat warna pada sampel darah. Proses pewarnaan ini bertujuan untuk mendapatkan visualisasi sel lebih baik pada pengamatan oleh mikroskop. Perbedaan kondisi pada proses ini, seperti konsentrasi, suhu dan lama pewarnaan, akan menyebabkan variasi warna pada citra mikroskopis sel darah [2].

C. Segmentasi Citra Mikroskopis Leukemia

Segmentasi menjadi tahapan terpenting

Gambar 1. Citra mikroskopis dengan variasi warna beragam

untuk mengidentifikasi jenis sel darah putih penyakit leukemia. Karena semakin akurat segmentasi untuk memisahkan antara inti sel dan sitoplasma terhadap *background* maka semakin banyak fitur yang bisa dikembangkan ketahap identifikasi.

Teknik klasterisasi merupakan satu dari sekian metode yang mampu mengatasi masalah citra yang memiliki keberagaman

warna. FCM (*Fuzzy C-Means*) salah satu metode klaster yang mampu melakukan pemisahan inti sel dan sitoplasma terhadap *background*. FCM mengelompokkan data dengan memperhitungkan derajat keanggotaan.

D. Ruang Warna

Red, *Green*, dan *Blue* (RGB) merupakan Komponen warna dasar citra digital. Setiap warna dasar memiliki rentang 0-255 setiap kanalnya sehingga jika dikombinasikan akan menjadi 16.777.216 jenis warna. Secara umum citra digital dapat direpresenstasikan dalam bentuk matriks tiga dimensi $I(x,y, kanal)$ dimana x dan y adalah koordinat dari piksel dan kanal merupakan komponen warna (RGB) [11].

Ruang warna *HueSaturationValue* (HSV) diciptakan oleh Alvy Ray Smith pada tahun 1978. Model warna HSV merupakan perpaduan warna yang populer karena konsisten terhadap persepsi pandangan mata manusia. Selain itu HSV sering digunakan dalam bidang pengolahan citra dan visi komputer, terutama dalam melakukan segmentasi citra [12]. Ruang warna HSV adalah sistem koordinat yang dirancang dari RGB bentuk kubus. HSV secara geometris dirancang dalam bentuk heksagonal (*hexcone*) [12]. Istilah *hexcone* yang dipakai oleh Smith dalam makalah aslinya [13].

E. Inisialisasi Klaster Berbasis Varian Maksimum Ternormalisasi (IKVMT)

Inisialisasi klaster merupakan salah satu algoritma pemecahan masalah pada penentuan inisialisasi klaster awal pada FCM [10]. Al-daoud mengembangkan algoritma inisialisasi klaster dengan melakukan pencarian nilai median pada setiap kelompok (*subset*). Ide utama algoritma ini adalah mencari dimensi fitur data *point* dengan varian maksimum.

Varian adalah jumlah kuadrat selisih nilai data observasi dari nilai rata-ratanya, kemudian dibagi dengan jumlah

observasinya. Istilah varian pertama kali diperkenalkan oleh Fisher (1918). Varian memiliki simbol (σ^2) varian populasi (s^2) dan varian sampel [14].

Pada umumnya, dalam mengolah suatu data simbol yang digunakan adalah varian sampel. Dimana n adalah jumlah data sedangkan y adalah data. Rumus varian sampel dapat diformulasikan pada persamaan 1 berikut.

$$S^2 = \frac{\sum X_{ij}^2 - \frac{(\sum X_{ij})^2}{n}}{n - 1} \quad (1)$$

Langkah-langkah dari algoritma inisialisasi klaster adalah sebagai berikut :

- 1) Untuk sebuah data dengan dimensi (d), hitung varian data pada masing-masing dimensi fitur data point;
- 2) Mencari kolom (fitur data point) yang memiliki nilai varian maksimum yang disebut sebagai *cvmax* kemudian diurutkan secara *ascending*;
- 3) Membagi point data *cvmax* ke dalam subset K , dimana K adalah jumlah klaster;
- 4) Mencari nilai median pada masing-masing subset (Kelompok);
- 5) Gunakan poin data yang sesuai (vektor) untuk masing-masing median untuk inisialisasi pusat klaster;

F. Algoritma Fuzzy C-Means

Fuzzy C-Means (FCM) merupakan model pengelempokan *Soft Clustering* yang dapat menjadi anggota dari semua kelas. Konsep dasar FCM, pertama menentukan pusat klaster yang akan menandai lokasi rata-rata untuk setiap klaster. Pada klaster awal pusat klaster masih belum akurat. Untuk memperbaiki tingkat keakuratan harus dilakukan secara berulang pada pusat klaster dan nilai keanggotaan. Perulangan ini didasarkan pada minimalisasi fungsi objektif yang menggambarkan jarak dari titik data yang diberikan oleh *fuzzy* tersebut.

Algoritma FCM Pertama kali diperkenalkan oleh dum (1974). Algoritma ini sudah banyak dikembangkan oleh

peneliti lain. Namun pengembangan dari Berzek (1981) yang paling banyak digunakan. *Fuzzy C-Means* bersifat sederhana, mudah diimplementasikan, dan memiliki kemampuan pada pengelompokan data yang besar. Langkah-langkah algoritma FCM adalah sebagai berikut:

- 1) Pilih jumlah klaster c ;
- 2) Inisialisasi titik pusat klaster $v_1, v_2, \dots, v_c$ dengan menggunakan nilai acak. Dimana total nilai $v = 1$;
- 3) Menghitung komponen pada fuzzy matriks partisi U_{ij} dengan persamaan (2);

$$U_{ij} = \frac{D(X_i, C_j)^{\frac{-2}{m-1}}}{\sum_{i=1}^k (\|X_i, C_j\|)^{\frac{2}{m-1}}}, \quad (2)$$

dimana D adalah jarak data x_i titik pusat klaster c_j , w adalah bobot fuzzy vektor

- 4) Update titik pusat klaster V_j dengan persamaan (2), dimana n adalah jumlah data;

$$V_j = \frac{\sum_{i=1}^n U_{ij}^m \cdot X_i}{\sum_{i=1}^n U_{ij}^m}, \quad (3)$$

- 5) Hitung fungsi objektif dengan persamaan;

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{i=1}^n U_{ij}^m \|X_i - V_j\|^2, \quad (4)$$

- 6) Ulangi tahap 3 dan 4 hingga jumlah iterasi (t) melebihi batas, atau fungsi objektif memenuhi persamaan. Dimana $\varepsilon = 0.001$;

$$\|J_{new} - J_{old}\| < \varepsilon \quad (5)$$

3. Metodologi

A. ROI Objek Menggunakan Morfologi

Langkah Awal dari proses ini adalah konversi warna dari RGB ke HSV. Tujuannya adalah mereduksi pencahayaan pada citra[2]. Dari ketiga ruang warna pada HSV tersebut perlu dilakukan kombinasi ruang warna HSV. Tujuannya kontur objek sel darah putih yang terdiri dari inti sel dan sitoplasma dipastikan terambil secara menyeluruh. Kombinasi layar H dan layar S oleh Madhloom, (2012) digunakan dalam rekonstruksi citra untuk

mendapatkan area sel darah putih. Namun kombinasi kedua layar tersebut masih menyisakan artefak-artefak yaitu sel darah merah yang intensitasnya menyerupai sitoplasma. Untuk mereduksi artefak tersebut dilakukan dengan operasi morfologi *opening* pada struktur elemen yang telah ditentukan [3].

B. Pembersihan Sel Darah Abnormal Dan Tepi

Pada umumnya sel darah putih memiliki bentuk yang bulat, akan tetapi ada beberapa sel yang saling bersentuhan (grup sel), sehingga perlu dilakukan pemisahan sel yang bersentuhan[15]. Tujuannya agar bentuk sel dapat dianalisis. Metode *watershed* merupakan salah satu metode yang tepat untuk pemisahan sel yang bersentuhan. Setelah sel darah putih berhasil dipisahkan, tahap selanjutnya adalah pembersihan citra abnormal dan pembersihan tepi. Penghapusan citra pada daerah tepi merupakan operasi yang sederhana dengan menggunakan perintah *imclearborder*, sedangkan penghapusan komponen abnormal merupakan proses yang lebih kompleks karena menghitung bentuk bundar (*roundness*) [15] pada setiap objek dengan menganalisis *circularity* objek. Persamaan *roundness* dapat dilihat pada persamaan 6.

$$Roundness = \frac{4 * \pi * area}{Perimeter^2}, \quad (6)$$

C. Inisialisasi Klaster Berbasis Varian Maksimum Ternormalisasi

Setelah mendapatkan citra ROI sel langkah selanjutnya dengan inisialisasi klaster berbasis varian maksimum ternormalisasi. Dimana didalamnya terdiri dari 2 tahap proses. Tahap pertama yaitu menormalisasi varian data.

Langkah-langkah melakukan inisialisasi klaster berbasis varian maksimum ternormalisasi adalah mengkonversi citra ROI sel kedalam rentang [0 1]. Tahap selanjutnya mengubah citra dari bentuk matriks ($m \times n$) kedalam

bentuk vektor $(1 \dots n)$. seperti pada contoh kasus pada citra 256×256 akan ada 65.536 piksel (titik data) disetiap kanal R, G, dan B atau dapat dilihat pada Gambar 2. Dimana *background* bernilai 1 dan objek (inti sel dan sitoplasma) selain 1. Telah ditemukan keseluruhan data didominasi oleh salah satu varian data yaitu bernilai 1 pada setiap kanalnya. sehingga perlu dilakukan normalisasi

a			b		
R	G	B	R	G	B
0.976769	0.650948	0.102497	0.011878	0.368951	0.118475
0.01188	0.36895	0.11848	0.660941	0.477837	0.97928
0.190619	0.260208	0.292632	1	1	1
0.624468	0.971524	0.414954			
0.66094	0.47784	0.97928			
1	0.070393	1			
1	1	1			
1	1	1			
1	1	1			

Gambar 2. Urutan data berdasarkan *varians maksimum* b) Inisialisasi klaster

varian data. Tujuannya yaitu mengurangi dominasi salah satu varian data pada dimensi fitur data *point* agar memiliki keterwakilan pada tiap inisialisasi klaster. Langkah normalisasi adalah memisahkan objek (selain 1) didefinisikan sebagai (*data objek*) dan *background* didefinisikan sebagai (*temp data*). Dimana *background* masing-masing bernilai 1 sedangkan sebaliknya sebagai *data objek* pada setiap data poin R, G, dan B. Selanjutnya menghitung jumlah baris pada *data objek*. Kemudian menambahkan *temp data* kedalam *data objek* sebanyak $\frac{1}{2}$ jumlah baris yang diperoleh dari *data objek*. Hasil normalisasi *background* didefinisikan sebagai varian data.

Setelah sudah didapatkan varian data langkah selanjutnya inisialisasi klaster berbasis varian maksimum dengan mencari nilai varian maksimum pada fitur data *point* yang sebelum sudah dilakukan oleh normalisasi varian data. Selanjutnya mengikuti langkah - langkah IKVMT sebelumnya.

D. Klasterisasi Menggunakan Fuzzy C-

Gambar 3 Flowchart klasterisasi menggunakan FCM berdasarkan IKVMT

Means

Klasterisasi menggunakan FCM langkah pertama adalah konversi data (citra ROI sel) kedalam rentang 0 sampai dengan 1. Tahap selanjutnya mengambil nilai intensitas R, G dan B disetiap piksel. Pada contoh kasus citra 256×256 akan ada 65.536 piksel (*data point*) disetiap kanal R, G, dan B. Kemudian menghitung derajat keanggotaan pada setiap data terhadap inisialisasi klaster yang telah didapatkan sebelumnya. Selanjutnya menghitung perubahan matriks partisi kemudian melakukan perhitungan kembali titik pusat klaster. Setelah titik pusat klaster telah didapatkan, selanjutnya menghitung

kembali fungsi objektif dengan menggunakan persamaan 4. Terakhir adalah mengecek kondisi sampai mendapatkan ϵ (eror minimum) atau maksimum iterasi. Jika ϵ langkah tersebut belum terpenuhi maka diulangi dengan menghitung kembali derajat keanggotaan sampai mendapat konvergen [4].

E. Penentuan Objek Berdasarkan Hasil Kluster

Penentuan objek dari hasil kluster bertujuan memisahkan inti sel, sitoplasma dan *background*. Tahap-tahap pemisahan yang pertama adalah mencari rata-rata intensitas ROI sel berdasarkan citra kluster. Tujuannya untuk mengetahui posisi masing-masing objek terhadap klasternya. Diasumsikan bahwa rata-rata intensitas yang paling rendah adalah inti sel kemudian sitoplasma dan terakhir adalah *background*. Tahap selanjutnya dengan mengurutkan posisi kluster berdasarkan rata-rata intensitas yang telah didapatkan mulai yang terkecil sampai terbesar. Hasil pengurutan posisi kluster menjadikan posisi pertama adalah kandidat inti sel kemudian kandidat sitoplasma dan yang ketiga *background*.

4. Uji Coba Dan Analisis Hasil

A. Lingkungan Uji Coba

Implementasi pengujian menggunakan perangkat keras CPU Amd A8, 2 GHz dan RAM 8GB sedangkan perangkat lunak menggunakan windows 10 64 bit dan matlab R2015a. Dataset yang digunakan citra mikroskopis leukemia yang digunakan dalam penelitian ini yaitu dengan jumlah 35 citra. Diantaranya terdiri dari 25 citra yang diambil dari (Labati, 2011) dan 10 citra diambil dari berbagai sumber yang memiliki variasi warna yang beragam.

B. Skenario Uji Coba Penentuan ROI menggunakan Morfologi

Langkah awal skenario ini adalah melakukan konversi RGB kedalam ruang warna HSV. Tujuannya mereduksi

pengaruh pencahayaan akibat variasi pewarnaan. Kemudian langkah selanjutnya adalah operasi morfologi *opening*. Secara umum operasi morfologi membutuhkan struktur elemen (SE). Dari beberapa percobaan yang dilakukan penelitian ini menggunakan parameter dengan SE sama dengan 20. Dimana kontur objek sel darah putih sudah terambil secara keseluruhan.

Gambar 4. (a) Citra hasil operasi morfologi (b) Hasil pembersihan sel darah putih abnormal dan tepi

C. Uji Coba Pembersihan Sel Darah Putih Abnormal dan Tepi

Pada citra sel darah putih penyakit leukemia seringkali dijumpai citra cacat yang abnormal dan sel darah putih yang berada ditepi citra[17]. Hal ini dapat menurunkan performa saat melakukan proses identifikasi penyakit. Penelitian ini menggunakan dua tahap, yakni pertama *imclearborder* yang bertujuan membersihkan citra sel darah putih yang berada tepi. Tahap selanjutnya Pembersihan sel darah putih abnormal[17] dengan menggunakan persamaan 6. Ciri umum, Sel normal dapat dilihat dari bentuknya bundar (*roundness*) sedangkan sel abnormal memiliki bentuk tidak bundar. Pada penelitian ini menggunakan *threshold* 0.86 untuk menentukan sel normal dan sel abnormal. Objek yang diatask *threshold* dijadikan sebagai sel darah putih normal sedangkan dibawah dari *threshold* dijadikan sebagai sel abnormal. Hasil uji coba penentuan *roundness* objek dan pembersihan citra dapat dilihat pada Gambar 4.

D. Uji Coba Klasterisasi FCM Dengan Menggunakan IKVMT

Uji coba ini adalah pengujian metode usulan menggunakan citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia dengan variasi warna beragam. Tujuannya membagi daerah inti sel dan sitoplasma terhadap *background*. Pertama normalisasi varian data bertujuan mengurangi pengaruh dari salah satu dari varian data. Kedua inisialisasi kluster dengan varian maksimum bertujuan menentukan inisialisasi kluster yang tepat untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi waktu segmentasi. Tahap Terakhir adalah klasterisasi menggunakan FCM dan IKVMT yang telah didapat sebelumnya. Hasil uji coba ditunjukkan pada Gambar 5.

Gambar 5. Hasil klasterisasi FCM menggunakan IKVMT

E. Uji Coba Penentuan Sel Darah Putih

Gambar 6. (a) Hasil kluster dengan FCM-IKVTM (b) Hasil Segmentasi

Berdasarkan Hasil Kluster Penentuan sel darah putih berdasarkan hasil kluster merupakan tahapan terakhir dari penelitian ini. Pada tahap ini bertujuan untuk menentukan objek sel dan *background*. Pada Gambar 6(a) merupakan salah satu artefak yang berbentuk bulat sehingga tidak dapat terhapus oleh melakukan perhitungan *roundness* (tingkat bulat) sehingga perlu dilakukan penentuan

sel darah putih dengan memperhitungkan rata-rata intensitas ROI sel terhadap hasil kluster. Pada Gambar 6(b) merupakan hasil dari proses penentuan Sel darah putih keseluruhan berdasarkan hasil kluster.

F. Skenario Uji Coba Inisialisasi Kluster

Berdasarkan skenario uji coba pada Tabel 1, menunjukkan bahwa evaluasi hasil pada Gambar 4 citra 1 (pertama) dengan dilakukan lima kali percobaan, ditemukan fakta bahwa ada perbedaan antara inisialisasi kluster berbasis varian maksimum ternormalisasi (IKVMT) dan FCM (nilai acak). Perbedaan tersebut dapat dilihat dari jarak antara inisialisasi pusat kluster yang dihasilkan terhadap rata-rata intensitas (inti sel, sitoplasma dan *background*) dan fluktuasi setiap kali percobaan dilakukan. Hasil jarak inisialisasi pusat kluster menggunakan IKVMT memiliki jarak lebih dekat terhadap rata-rata intensitas kanal inti sel, sitoplasma dan *background* dibandingkan dengan FCM (nilai acak).

Tabel 1. Rata-rata intensitas RGB tiap kanal

Citra	Kanal		
	R	G	B
Inti sel	0,26558	0,08040	0,26558
Sitoplasma	0,47311	0,38836	0,47311
Background	1	1	1

Sedangkan fluktuasi pada setiap kali percobaan jarak inisialisasi pusat kluster menggunakan IKVMT memiliki nilai konstan sedangkan FCM (nilai acak) berubah-ubah setiap dilakukan percobaan.

G. Pembahasan Hasil

Dari beberapa percobaan dilakukan diketahui bahwa akibat proses *staining* (variasi pewarnaan) berpengaruh terhadap hasil segmentasi. *staining* direduksi menggunakan HSV yang kemudian dilanjutkan dengan operasi morfologi. Dimana HSV bekerja untuk mereduksi

pengaruh pencahayaan citra akibat variasi pewarnaan dan operasi morfologi dapat menentukan kandidat objek secara keseluruhan. Namun ada beberapa kontur objek yang hilang ataupun *noise* bersentuhan dengan objek, sehingga mempengaruhi hasil segmentasi.

Inisialisasi kluster secara acak berpengaruh terhadap akurasi dan efisiensi waktu eksekusi. Apabila nilai acak berada jauh dari titik konvergen. Maka akan berpengaruh pada jumlah iterasi dan juga terjebak pada lokal optima. Karena semakin banyak jumlah iterasi pada setiap komputasi semakin lama waktu dibutuhkan sedangkan semakin sedikit jumlah iterasi semakin sedikit waktu juga yang dibutuhkan proses komputasi dalam pengolahan citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia.

5. Kesimpulan dan Saran

A. Kesimpulan

Inisialisasi kluster berbasis varian maksimum ternormalisasi (IKVMT) berhasil meningkatkan akurasi dan

efisiensi waktu segmentasi citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia. IKVMT juga mampu mengatasi masalah pemberian nilai acak oleh *Fuzzy C-Means* yang sering terjebak dalam lokal optima. Hasil Segmentasi sel secara keseluruhan dengan rata-rata RAE mencapai 4.2807 dan ME mencapai 0.6081 sedangkan segmentasi inti sel dengan rata-rata untuk keseluruhan citra adalah RAE mencapai RAE 3.856, ME 0.53. Untuk efisiensi waktu eksekusi rata-rata metode IKVMT mampu mengifisiensi waktu segmetansi dengan rata-rata berkisar antara 12.30 detik.

B. Saran

Perlu adanya penelitian lebih lanjut pada proses penentuan ROI menggunakan operasi morfologi, karena ada beberapa sitoplasma yang hilang akibat dari proses ini yang disebabkan struktur elemen yang tidak merata untuk seluruh citra. Selanjutnya Peningkatan parameter *roundness* (tingkat bulat) yang optimum mempertahankan objek yang hilang.

Tabel 2. Perbandingan inisialisasi kluster FCM (random) dan IKVMT

Perocobaan	FCM (Nilai Acak)			IKVMT		
	R	G	B	R	G	B
1	0,97261	0,96613	0,97924	0,24706	0,05882	0,43922
	0,97274	0,96630	0,97934	0,35294	0,19216	0,50588
	0,97282	0,96639	0,97940	1,00000	1,00000	1,00000
2	0,97273	0,96628	0,97933	0,24706	0,05882	0,43922
	0,97282	0,96639	0,97940	0,35294	0,19216	0,50588
	0,97265	0,96618	0,97928	1,00000	1,00000	1,00000
3	0,97277	0,96633	0,97937	0,24706	0,05882	0,43922
	0,97273	0,96628	0,97933	0,35294	0,19216	0,50588
	0,97279	0,96635	0,97937	1,00000	1,00000	1,00000
4	0,97270	0,96624	0,97932	0,24706	0,05882	0,43922
	0,97272	0,96625	0,97932	0,35294	0,19216	0,50588
	0,97276	0,96633	0,97936	1,00000	1,00000	1,00000
5	0,97286	0,96645	0,97944	0,24706	0,05882	0,43922
	0,97271	0,96624	0,97931	0,35294	0,19216	0,50588
	0,97266	0,96621	0,97929	1,00000	1,00000	1,00000

Daftar Pustaka

- [1] M. Fatma, "Leukemia Image Segmentation using K-Means Clustering and HSI Color Image Segmentation," vol. 94, no. 12, pp. 6–9, 2014.
- [2] D.-C. Huang, K.-D. Hung, and Y.-K. Chan, "A computer assisted method for leukocyte nucleus segmentation and recognition in blood smear images," *J. Syst. Softw.*, vol. 85, no. 9, pp. 2104–2118, 2012.
- [3] H. T. Madhlom, S. A. Kareem, and H. Ariffin, "An image processing application for the localization and segmentation of lymphoblast cell using peripheral blood images," *J. Med. Syst.*, vol. 36, no. 4, pp. 2149–2158, 2012.
- [4] R. I. H. Waleed Alomoush, Siti Norul Huda Sheikh Abdullah, Shanorbanun Sahran, "Mri Brain Segmentation Via Hybrid Firefly," *Recognition, Pattern Sci. Inf. Selangor, D E Lumpur, Kuala*, vol. 61, no. 1, 2014.
- [5] F. Scotti, "Robust segmentation and measurements techniques of white cells in blood microscope images," *IEEE Instrum. Meas. Technol. Conf.*, no. April, pp. 43–48, 2006.
- [6] S. P. Wang En-yong, Zhengpin Gou, Ai-min Miao and X. S. Zhen-yang Niu, *Recognition of Blood Cell Images Based on Color Fuzzy Clustering*. 2009.
- [7] P. Viswanathan, "Fuzzy C Means Detection of Leukemia Based on Morphological Contour Segmentation," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 58, pp. 84–90, 2015.
- [8] P. Jitpakdee, "Image Clustering using Fuzzy-based Firefly Algorithm."
- [9] O. Moh, R. Mandava, and D. Ramachandram, "Harmony Search-based Cluster Initialization for Fuzzy C-Means Segmentation of MR Images," pp. 1–6, 2009.
- [10] M. B. Al-daoud, "A New Algorithm for Cluster Initialization," *Int. J. Comput. Information, Mechatronics, Syst. Sci. Eng.*, vol. 1, no. 4, pp. 1026–1028, 2007.
- [11] K. K. Sareen, G. K. Knopf, and R. Canas, "Hierarchical data clustering approach for segmenting colored three-dimensional point clouds of building interiors.," *Opt. Eng.*, vol. 50, no. 7, p. 77003, 2011.
- [12] V. Chernov, J. Alander, and V. Bochko, "Integer-based accurate conversion between RGB and HSV color spaces," *Comput. Electr. Eng.*, vol. 46, pp. 328–337, 2015.
- [13] A. R. Smith, "Color gamut transform pairs," *ACM SIGGRAPH Comput. Graph.*, vol. 12, no. 3, pp. 12–19, 1978.
- [14] M. F. Quadratullah, • *Statistika Terapan*. Yogyakarta, 2014.
- [15] E. P. Mandyartha and C. Fatichah, "Three-level Local Thresholding Berbasis Metode Otsu untuk Segmentasi Leukosit pada Citra Leukemia Limfoblastik Akut," pp. 43–54, 2015.
- [16] I. I. Conference and I. Processing, "ALL-IDB: THE ACUTE LYMPHOBLASTIC LEUKEMIA IMAGE DATABASE FOR IMAGE PROCESSING Ruggero Donida Labati, Vincenzo Piuri, Fabio Scotti Università degli Studi di Milano, Department of Information Technology," pp. 2045–2048, 2011.
- [17] C. Fatichah, M. L. Tangel, M. R. Widyanto, F. Dong, and K. Hirota, "Interest-based ordering for fuzzy morphology on white blood cell image segmentation," *J. Adv. Comput. Intell. Intell. Informatics*, vol. 16, no. 1, pp. 76–86, 2012.