

Kinerja Algoritme Pengelompokan *Fuzzy C-Means* pada Segmentasi Citra Leukosit

Khakim Assidiqi Nur Hudaya¹, Budi Sunarko², Anan Nugroho^{3*}

Intisari—Segmentasi citra merupakan salah satu tahap paling penting dalam *computer-aided diagnosis* yang berpotensi mempercepat proses diagnosis leukemia. Leukemia merupakan salah satu penyakit mematikan yang masuk ke dalam kategori kanker darah. Umumnya, pendeteksian leukemia limfoblastik akut (LLA) dilakukan secara manual di rumah sakit dengan cara menghitung secara manual sel leukosit yang terdapat pada citra apusan darah tepi hasil pewarnaan dengan metode *immunohistochemical* (IHC). Sayangnya, proses diagnosis manual memakan waktu 3–24 jam hingga hasil dapat diketahui dan cenderung tidak akurat karena tingkat kelelahan operator. Hasil yang tidak akurat dapat mengakibatkan kesalahan diagnosis yang berakibat fatal pada pasien. Sebuah metode segmentasi citra yang diusulkan oleh Vogado mampu mencapai akurasi 98,5% untuk menyegmentasi *dataset ALL-IDB2*. Namun, metode ini menggunakan algoritme pengelompokan *k-means* yang tidak optimal dalam menangani masukan citra yang memiliki intensitas derau yang tinggi. Dalam makalah ini, *fuzzy c-means* diterapkan guna mengetahui perubahan kinerja pada metode segmentasi tersebut. *Dataset* yang digunakan adalah ALL-IDB2 yang berjumlah 260 citra dengan ukuran masing-masing citra adalah 257×257 piksel dalam format *tagged image file* (TIF). Tahap awal metode ini adalah membagi citra *dataset* leukemia akut ALL-IDB2 menjadi skema warna *cyan, magenta, yellow, key* (CMYK) dan L^*a^*b yang kemudian mensubstraksi komponen M, yaitu dikurangkan dengan komponen *b. Hasil pengurangan tersebut kemudian dipisahkan dengan algoritme *fuzzy c-means* (FCM), yang kemudian menghasilkan keluaran citra yang hanya mengandung bagian nukleus dan latar belakang. Keluaran metode ini kemudian dievaluasi dan diukur menggunakan metrik *accuracy, specificity, sensitivity, kappa index, dice-coefficient* dan *time complexity*. Hasil analisis menunjukkan bahwa perubahan algoritme pengelompokan pada metode segmentasi citra tersebut tidak memberikan perubahan hasil yang signifikan, dengan rincian peningkatan terjadi pada metrik *specificity* dan *precision* rata-rata 0,1-0,4%, waktu eksekusi bertambah lama rata-rata 23,10%, dan penurunan terjadi pada metrik *accuracy*, yaitu turun menjadi 95,4238% dan nilai *dice-coefficient* 79,3682%. Maka, dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritme FCM pada metode segmentasi yang diusulkan tidak memberikan peningkatan kinerja yang optimal.

Kata Kunci—Segmentasi Citra, *Clustering*, Leukemia, *K-Means*, *Fuzzy C-Means*.

I. PENDAHULUAN

Leukemia merupakan salah satu penyakit mematikan yang masuk ke dalam kategori kanker darah [1]. Leukemia

^{1,2,3} Jurusan Teknik Elektro, Universitas Negeri Semarang, Jl. Taman Siswa, Sekaran, Kota Semarang, INDONESIA 50229 (telp: 024-8508093); e-mail: ¹khakim.a@students.unnes.ac.id, ²budi.sunarko@mail.unnes.ac.id, ³anannugroho@mail.unnes.ac.id
*Penulis Korespondensi

[Diterima: 22 November 2021, Revisi: 4 Januari 2022]

menempati posisi ke-8 dari banyaknya jumlah insiden dan menempati posisi ke-9 untuk banyaknya jumlah kematian pada tingkat dunia [2]. Umumnya, pendeteksian leukemia limfoblastik akut (LLA) dilakukan secara manual di rumah sakit dengan cara menghitung sel leukosit yang terdapat pada citra apusan darah tepi hasil pewarnaan dengan metode *immunohistochemical* (IHC). Sayangnya, proses diagnosis manual memakan waktu 3–24 jam hingga hasil dapat diketahui [3]. Saat ini, terdapat *computer-aided diagnosis* (CAD) yang mampu mendiagnosis leukemia dalam waktu 5–15 menit dengan akurasi mencapai 97% [4], [5].

Segmentasi merupakan bagian terpenting dalam sistem diagnosis otomatis LLA. Referensi [1] mengusulkan sebuah metode segmentasi leukosit otomatis yang berhasil mendapatkan penilaian hasil terbaik kedua dari lima belas metode yang diuji pada sebuah penelitian yang dilakukan pada empat *dataset* berbeda [6]. Metode tersebut mengonversi citra berwarna menjadi skema warna *cyan, magenta, yellow, key* (CMYK) dan L^*a^*b . Kemudian diterapkan penyesuaian kontras pada komponen M dari skema warna CMYK dan *b dari skema warna L^*a^*b , dilanjutkan dengan penggunaan filter median 7×7 guna menghilangkan derau yang ada pada citra. Selanjutnya, komponen *b dikurangi dengan komponen M agar didapatkan citra leukosit yang kontras. Citra ini digunakan sebagai masukan pada algoritme pengelompokan *k-means* (KM), yang akan membaginya menjadi tiga bagian, yaitu nukleus, sitoplasma, dan latar belakang. Warna terang (mendekati putih) diklasifikasikan sebagai nukleus, sedangkan warna yang lebih gelap dikategorikan sebagai sitoplasma dan latar belakang. Terakhir, operasi morfologi (dilasi dan erosi) diterapkan untuk mengurangi derau pada tahap sebelumnya.

Teknik berbasis pengelompokan merupakan teknik yang umum digunakan untuk memisahkan data menjadi beberapa gugus yang memiliki kesamaan karakteristik. Pengelompokan KM termasuk ke dalam teknik pengelompokan *partitioned* yang tiap gugus tercipta karena bantuan dari *centroid*. KM menjadi teknik iterasi yang paling umum digunakan karena kemudahannya dalam implementasi. Meski sederhana dan umum digunakan, sayangnya teknik ini memiliki beberapa kekurangan. Sebagai contoh, nilai *k* harus ditentukan terlebih dahulu atau berpotensi kehilangan gugus-gugus kecil. Selain itu, KM juga tidak andal dalam menangani derau [7]. Beberapa percobaan telah dilakukan untuk meningkatkan efisiensi dari algoritme KM, seperti versi modifikasi dari KM bernama *moving k-means* (MKM), yang bertujuan agar nilai daya tahan dari tiap klaster tetap sama sehingga klaster dengan nilai daya tahan yang rendah tidak bergabung dengan klaster bernilai daya tahan tinggi [8]. Kemudian, algoritme *enhanced moving k-means* (EMKM) diusulkan untuk meningkatkan kinerja KM, terutama guna menghindari titik sentral yang terjebak pada

lokasi *local optimum* [9]. Walaupun telah banyak ditingkatkan, algoritme EMKM masih berbasis pada algoritme KM yang kurang andal dalam mengatasi derau. Sebuah algoritme pengelompokan berbasis logika samar diusulkan dengan nama *fuzzy c-means* (FCM) [10]. Dalam FCM, setiap titik memiliki derajat kepemilikan terhadap semua gugus. Tiap gugus berarti penting bagi setiap titik, yang dinilai dari derajat kepemilikannya. Pada [9], algoritme pengelompokan FCM berhasil unggul dari KM dalam metrik pengukuran *mean square error* (MSE) pada lima jenis citra uji yang berbeda. FCM mendapatkan nilai MSE sebesar 314,432, yang dinilai lebih baik dari KM, yaitu sebesar 320,731.

Sampai makalah ini ditulis, terdapat beberapa penelitian terkait segmentasi citra, baik menggunakan metode *clustering* maupun morfologi. Pengelompokan KM diterapkan pada citra skema warna L^*a^*b guna memisahkan leukosit dan kemudian mengklasifikasikan citra ke dalam empat tipe leukemia [11]. Praproses dilakukan untuk mengonversi citra *red, green, blue* (RGB) ke skema warna L^*a^*b . Kemudian, algoritme pengelompokan KM diterapkan untuk menyegmentasi citra ke dalam tiga kelompok, yaitu nukleus, latar belakang, dan beberapa elemen lain, seperti sitoplasma dan sel darah merah. Kelompok gugus yang memiliki warna biru paling banyak ditentukan sebagai inti nukleus.

Referensi [1] mengonversi citra berwarna menjadi skema warna CMYK dan L^*a^*b . Kemudian, diterapkan penyesuaian kontras pada komponen M dari skema warna CMYK dan *b dari skema warna L^*a^*b . Diterapkan juga filter median 7×7 guna menghilangkan derau. Selanjutnya, komponen *b dikurangi dengan komponen M. Hal ini bertujuan agar diperoleh citra leukosit yang kontras. Citra ini digunakan sebagai masukan pada algoritme KM yang akan membagi citra menjadi tiga bagian, yaitu nukleus, sitoplasma, dan latar belakang. Warna terang (mendekati putih) diklasifikasikan sebagai nukleus. Terakhir, operasi morfologi (dilasi dan erosi) diterapkan untuk mengurangi derau pada tahap sebelumnya.

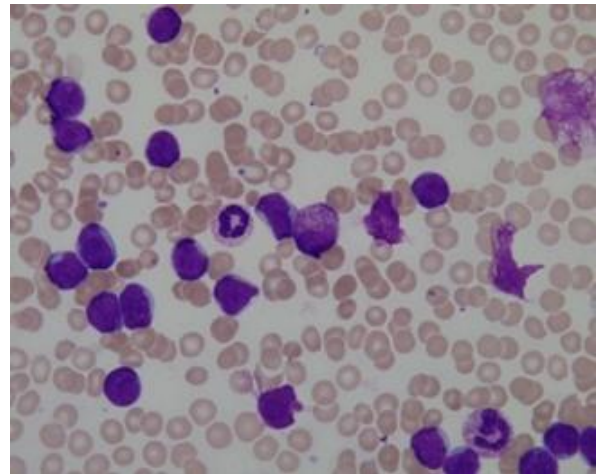
Penelitian lain menerapkan filter median diikuti dengan *masking* guna mengurangi ketajaman citra, kemudian skema warna citra diubah dari RGB ke L^*a^*b [12]. Selanjutnya, langkah segmentasi dilakukan dalam dua tahap. Segmentasi yang pertama dicapai dengan versi perbaikan dari teknik *fuzzy-clustering*, yaitu pengelompokan Gustafson-Kessel, diikuti dengan klasifikasi tetangga terdekat di ruang L^*a^*b .

Pada sebuah penelitian digunakan metode segmentasi *thresholding* Otsu untuk menghasilkan citra biner guna memisahkan sel darah merah dan parasit malaria [13]. Metode tersebut berhasil mencapai 94,60% akurasi pada klasifikasi. Meskipun cukup baik, beberapa kesalahan segmentasi terjadi, yang disebabkan oleh hilangnya banyak informasi penting saat proses konversi ke dalam citra *grayscale*.

II. METODOLOGI

A. Area Studi dan Data

Dataset yang digunakan dalam makalah ini merupakan data sekunder ALL-IDB2, yang merupakan *dataset* ALL-IDB yang telah dikategorikan. Gbr. 1 menunjukkan citra *dataset* ALL-IDB. Citra diambil menggunakan kamera PowerShot G5



Gbr. 1 Citra *dataset* ALL-IDB.

beresolusi 2.592×1.944 dalam format JPG. Kemudian, terdapat data yang telah diberi label oleh ahli berjumlah 260 citra dengan ukuran masing-masing citra 257×257 piksel dalam format *tagged image file* (TIF). Data ini dipublikasi oleh Fakultas Teknologi Informasi Università degli Studi di Milano, yang diambil dari Rumah Sakit S. Gerardo, Monza, Italy, kemudian diklasifikasi oleh Prof. Andrea Biondi dan Dr. Oscar Maglia dari The Tettamanti Research Center.

B. Praproses Citra

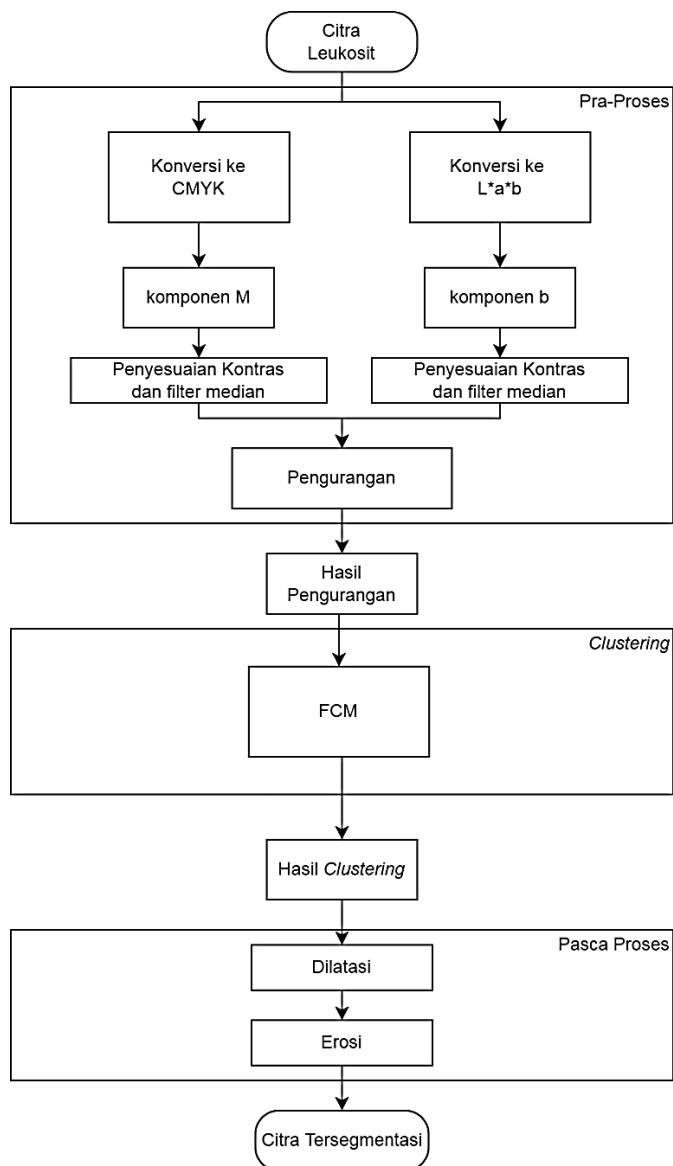
Metode yang diusulkan memiliki diagram alir yang terbagi menjadi tiga tahap utama, seperti tampak pada Gbr. 2. Pertama, program bekerja dengan mengonversi citra berwarna menjadi skema warna CMYK dan L^*a^*b . Kemudian diterapkan penyesuaian kontras ke dalam komponen M dari skema warna CMYK dan *b dari skema warna L^*a^*b , dilanjutkan dengan penggunaan filter median 7×7 guna menghilangkan derau yang ada pada citra masukan. Selanjutnya, komponen *b dikurangi dengan komponen M, agar didapatkan citra leukosit yang kontras. Citra ini digunakan sebagai masukan pada algoritme FCM.

C. Clustering

Secara sederhana, algoritme FCM diawali dengan menentukan jumlah kluster yang akan digunakan, kemudian secara acak menempatkan setiap data piksel ke dalam beberapa kluster. Kemudian, titik *centroid* ditentukan kembali menggunakan (1) hingga kondisi tertentu terpenuhi. Hasil keluaran dari algoritme *clustering* tersebut adalah data yang terbagi menjadi tiga bagian, yaitu nukleus, sitoplasma, dan latar belakang. Citra hasil algoritme pengelompokan akan menghasilkan citra biner dengan rentang nilai 0 sampai 255. Warna terang dilambangkan dengan nilai 255 dan warna gelap dilambangkan dengan nilai 0. Kluster yang memiliki rentang warna paling tinggi atau warna terang diklasifikasikan sebagai nukleus. Bagian nukleus akan disimpan pada variabel baru dan dilanjutkan pada tahap pascaproses.

D. Pascapemrosesan Citra

Pada tahap ini dilakukan operasi morfologi untuk mengurangi derau pada tahap sebelumnya. Operasi ini meliputi

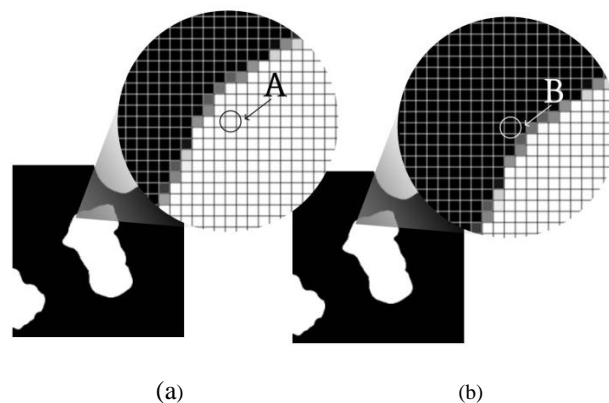


Gbr. 2 Diagram alir metode yang diusulkan.

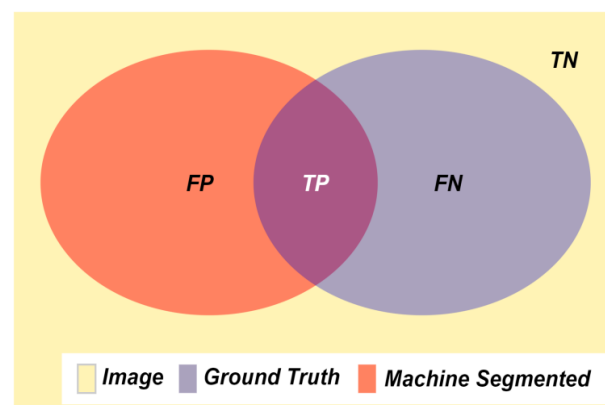
dilasi, dengan nilai *masking* sebesar 7 piksel berbentuk *disc*, dan erosi, dengan nilai *masking* 3 piksel berbentuk *ball*.

E. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data yang digunakan merupakan pengukuran *overlap validation measurement*, yaitu dengan membandingkan dua hasil segmentasi citra dengan mengukur keterkaitan dan kemiripan keduanya. Tatkala salah satu dari citra tersebut merupakan citra yang ditinjau kinerjanya, maka lainnya merupakan hasil yang diharapkan, atau bisa disebut *ground truth* (GT). Evaluasi ini akan menerapkan analisis kuantitatif guna mendapatkan hasil pengukuran kinerja sebuah algoritme tanpa dipengaruhi faktor kelalaian manusia, mengingat analisis dilakukan secara otomatis dengan membandingkan GT tiap piksel. Metrik yang digunakan dalam makalah ini adalah *accuracy* (*A*), *specificity* (*S*), *precision* (*P*), *recall* (*R*), *dice-coefficient* (*DC*), dan *kappa index* (*K*). Pengukuran diawali dengan membandingkan setiap piksel pada



Gbr. 3 Pembedingan *ground truth* dan citra hasil segmentasi, (a) citra hasil segmentasi, (b) *ground truth*.



Gbr. 4 Diagram bagian TP, TN, FP, dan FN.

citra hasil segmentasi, ditunjukkan pada Gbr. 3(a), dengan piksel pada citra GT, ditunjukkan oleh Gbr. 3(b). Ketika nilai piksel hasil segmentasi citra sama dengan GT, maka piksel tersebut dianggap sebagai *true positive* (TP) atau bagian yang benar. Sebaliknya, jika setiap piksel hasil segmentasi tidak sama dengan GT, maka piksel tersebut dikategorikan sebagai *false positive* (FP) atau *false negative* (FN), seperti ditunjukkan pada Gbr. 4 [14].

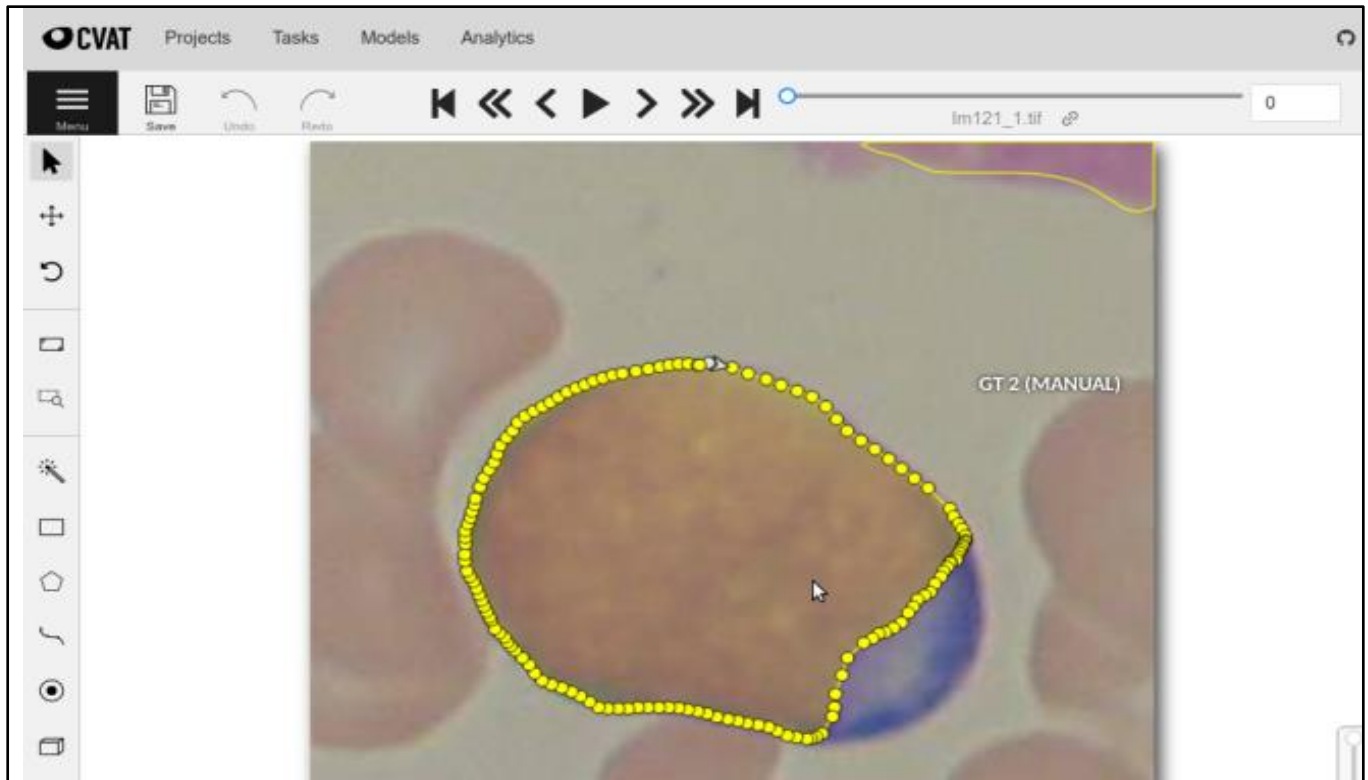
Nilai *A* mendefinisikan jumlah piksel yang positif dan negatif yang berhasil dikelompokkan dibagi dengan jumlah semua nilai yang diteliti. Kemudian, nilai tersebut direpresentasikan dalam (1).

$$A = \frac{TP+TN}{TP+FN+TN+FP} \tag{1}$$

Nilai *S* merepresentasikan persentase piksel yang berhasil ditentukan sebagai negatif dibagi dengan keseluruhan jumlah sampel yang bernilai positif. Proses tersebut dapat direpresentasikan dengan (2). Jika dilihat ke dalam skala diagnosis leukemia, nilai *S* berarti metode segmentasi ini akan sensitif terhadap data yang tidak terkena leukemia.

$$S = \frac{TN}{TN+FP} \tag{2}$$

Pengukuran *P* dan *R* merepresentasikan persamaan jumlah piksel yang disegmentasi secara otomatis dan citra referensi GT. *P* merefleksikan proporsi antara hasil TP dan hubungannya dengan semua prediksi yang positif, sebagaimana tertera pada



Gbr. 5 Proses pembuatan *ground truth* menggunakan CVAT.

(3), sedangkan nilai R merupakan pembagian dari TP dengan jumlah dari FN dan TP, seperti pada (4).

$$P = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$R = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

Nilai DC digunakan untuk memverifikasi leukosit tersegmentasi secara benar atau tidak. Untuk setiap sel leukosit yang tersegmentasi, DC dihitung menggunakan (5).

$$DC = \frac{2 \times TP}{2 \times (TP+FP+FN)} \quad (5)$$

Metrik lainnya yang digunakan adalah *kappa index* (K), yang merefleksikan nilai pada *confusion matrix*.

$$K = \frac{\theta_1 - \theta_2}{1 - \theta_2} \quad (6)$$

dengan θ_1 dinyatakan dalam (7) dan θ_2 dalam (8).

$$\theta_1 = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (7)$$

$$\theta_2 = \frac{((TP+FN) \times (TP+FP)) + ((TN+FN) \times (TN+FP))}{(TP+TN+FP+FN)^2} \quad (8)$$

Skala nilai dari metrik pengukuran A , S , P , R , DC , dan K diseragamkan menjadi dalam satuan persen, atau antara 0 sampai 100. Kemudian, metrik *time complexity* (T) menggunakan satuan waktu yang umum digunakan, yaitu detik.

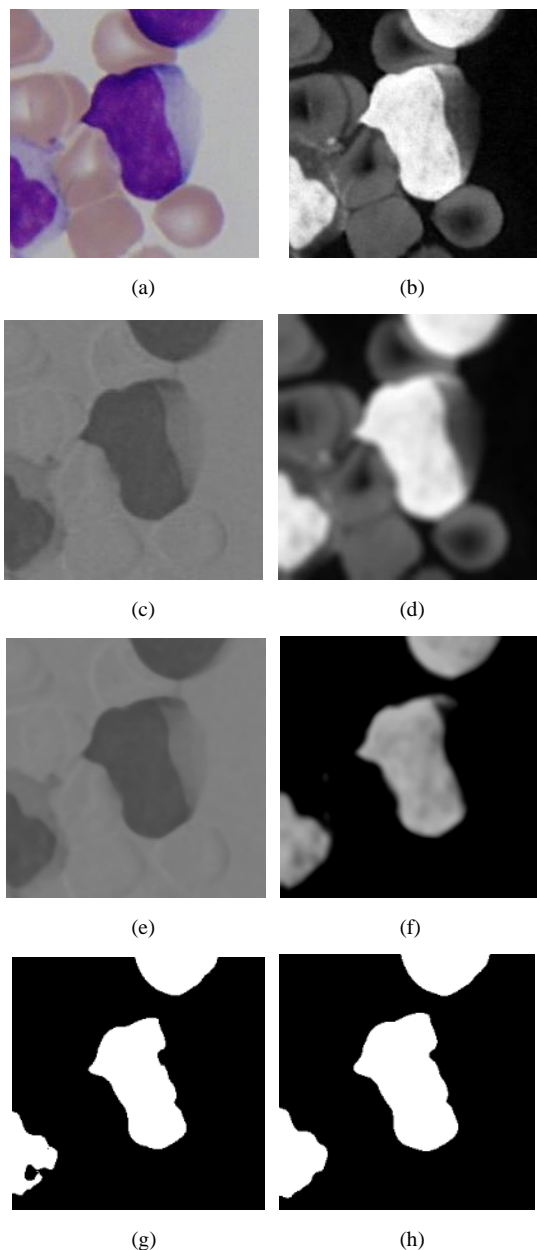
F. Uji Coba

Bahasa pemrograman Python versi 3.6.9 digunakan untuk menuliskan algoritme segmentasi citra tersebut menjadi sebuah

program komputer. Perangkat lunak Google Colab digunakan dalam proses penulisan program (*coding*) yang diakses melalui peramban web Google Chrome versi 76 yang terpasang pada sistem operasi Microsoft Windows 7 64 bit. Program segmentasi citra ini membutuhkan beberapa *library* tambahan, seperti Open CV versi 4.1.0, Numpy versi 1.16.3, Sklearn versi 0.16.0, dan Fuzzy-c-means versi 1.2.4. Program tersebut dijalankan pada Google Colab yang merupakan *virtual machine* dengan spesifikasi standar dua buah vCPU yang masing-masing berkecepatan 2,2 GHz dan RAM dengan kapasitas 13 GB. Hasil eksekusi kemudian dibandingkan dengan sumber asli metode segmentasi [1], yang ditulis dalam bahasa C dan digunakan dalam MATLAB. Penelitian dilakukan melalui analisis citra hasil keluaran program dan hasil diagnosis asli oleh pakar yang telah ditentukan dalam GT pada *dataset* ALL-IDB2. GT, seperti pada Gbr. 5, dibuat menggunakan program Computer Vision Annotation Tool (CVAT).

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah program dijalankan pada 260 citra, diambil satu contoh citra untuk dianalisis secara lebih detail. Gbr. 6(a) merupakan citra *dataset* asli yang diproses oleh kedua metode. Kemudian, pada Gbr. 6(b), ditampilkan citra komponen M dari citra asli yang telah dikonversi ke dalam skema warna CMYK. Gbr. 6(c) merupakan komponen *b dari citra asli yang telah dikonversi ke dalam skema warna CIELAB; Gbr. 6(d) adalah citra setelah penerapan *contrast adjustment* dan filter median pada komponen M; dan Gbr. 6(e) adalah citra setelah penerapan *contrast adjustment* dan filter median pada komponen *b. Gbr.



Gbr. 6 Perbandingan citra, (a) citra asli, (b) komponen M dari CMYK, (c) komponen *b dari CIELAB, (d) penerapan *contrast adjustment* dan filter median pada komponen M, (e) penerapan *contrast adjustment* dan filter median pada komponen* b, (f) hasil pengurangan antara b* - M, (g) hasil *clustering* FCM, (h) hasil akhir segmentasi.

6(f) menunjukkan hasil subtraksi antara komponen *b dan M; lalu Gbr. 6(g) adalah citra setelah melalui pemrosesan algoritme FCM; sedangkan Gbr. 6(h) merupakan hasil akhir metode segmentasi yang diusulkan.

Kemudian, nilai hasil eksekusi metode pada [1] dan hasil metode gubahan disajikan pada Tabel I. Nilai hasil evaluasi citra leukosit tersebut diperoleh dengan mencatat satu per satu hasil eksekusi tiap citra, kemudian mengambil rata-rata dari seluruh citra leukosit yang diuji coba.

Pada metrik pengukuran *S* dan *P*, metode gubahan yang diusulkan berhasil unggul dari metode asli dengan nilai 98,79% dan 94,41%. Naiknya nilai *S* menunjukkan bahwa metode

TABEL I
EFEKTIVITAS ALGORITME PADA DATASET ALL-IDB2

Metrik	Metode pada [1]	Metode Gubahan
<i>A</i> (%)	95,4238	95,1645
<i>S</i> (%)	98,6772	98,7880
<i>P</i> (%)	94,0286	94,4084
<i>R</i> (%)	83,4178	81,7165
<i>K</i> (%)	85,3030	84,3539
<i>DC</i> (%)	79,3682	78,1263
<i>T</i> (detik)	3,5753	4,3287

gubahan memiliki hasil yang lebih baik jika diberi tugas untuk menyegmentasi hanya bagian latar belakang (TN) saja. sementara itu, naiknya nilai *P* merefleksikan hubungan proporsional antara nilai piksel yang terdeteksi benar (TP) dengan nilai piksel positif lain (TP + FP). Analisis juga menunjukkan penurunan pada beberapa metrik lain, yaitu *A*, *R*, *DC*, dan *K*. Secara teknis, penurunan akurasi berarti menurunnya jumlah kecocokan piksel yang saling tumpang tindih antara hasil segmentasi otomatis dan GT, atau dengan kata lain, semakin banyak jumlah bagian pada citra hasil segmentasi otomatis yang tidak sesuai dengan yang diharapkan.

Terdapat beberapa faktor yang menyebabkan penurunan nilai tersebut, yaitu algoritme pengelompokan FCM terletak pada bagian antara praproses dan operasi morfologi. Hal ini berarti masukan data pengelompokan sudah mengalami penyederhanaan berupa pengurangan, pemisahan warna, dan filter median, sehingga derau cenderung sudah dihilangkan, seperti yang tertampil pada Gbr. 6(f). Hal ini berkaitan dengan temuan yang menyebutkan bahwa FCM lebih andal dalam menangani derau [15]. Karena pada metode dalam [1], citra sudah diproses sebelumnya, bahkan sudah dikurangi menjadi hanya satu kanal warna (*grayscale*), maka fungsi penentuan titik *centroid* menggunakan perhitungan samar tidak banyak berguna dan cenderung hanya menambah waktu eksekusi suatu algoritme.

Hasil penelitian juga menunjukkan bahwa waktu operasi metode bertambah lama rata-rata 23,10% atau antara 0,5–0,8 detik. Hal ini terjadi karena FCM merupakan algoritme yang berbasis pada kalkulasi iterasi samar, sehingga setiap objek tidak hanya memiliki satu gugus, tetapi juga mungkin memiliki banyak gugus dengan beragam derajat kepemilikan. Berdasarkan (9), algoritme FCM memerlukan tahap tambahan, yaitu menghitung bobot setiap elemen (*w*) setiap kali iterasi dilakukan. Hal ini menjadi penyebab FCM memerlukan waktu pemrosesan yang lebih lama daripada KM.

$$J = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c w_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \tag{9}$$

Sebagai contoh, pada KM setiap objek hanya memiliki kepemilikan gugus antara 1 atau 0, tetapi pada FCM dapat berada di antara 1 dan 0. Kepemilikan gugus yang berganda ini tentu berpengaruh terhadap jumlah iterasi yang menambah waktu komputasi. Semakin banyak iterasi, semakin lama waktu yang diperlukan. Temuan ini selaras dengan penelitian sebelumnya [15].

Meskipun terjadi penurunan, perubahan nilai yang terjadi tidaklah terlalu signifikan. Tercatat rata-rata perubahan hanya

berkisar antara 0,01% sampai 0,61% dan waktu hanya berubah 0,5–0,8 detik. Namun, perubahan waktu tercatat cukup besar terpengaruh untuk resolusi citra yang relatif lebih besar dari data yang diuji coba.

IV. KESIMPULAN

Pada makalah ini telah dilakukan upaya menganalisis dampak perubahan kinerja pada segmentasi citra darah putih leukemia. Pengubahan algoritme *clustering* KM menjadi FCM diterapkan pada metode segmentasi penelitian sebelumnya. Gubahan metode ini diuji dengan menggunakan 260 citra pada *dataset* ALL-IDB2. Analisis dilihat dari enam metrik pengukuran, yaitu *accuracy*, *specificity*, *precision*, *recall*, *dice-coefficient*, dan *kappa index*. Setelah dilakukan pengujian, hasil penelitian menunjukkan peningkatan nilai metrik *specificity* dan *precision*, serta penurunan pada metrik lainnya. Maka, dapat disimpulkan bahwa terjadi penurunan kinerja karena data masukan metode *clustering* sudah mengalami penyederhanaan berupa pengurangan dan filter median (pada tahap pra-proses), yang berarti derau cenderung sudah dihilangkan. Selain itu penggunaan algoritme FCM justru menambah waktu eksekusi program (*time complexity*). Oleh karena itu, penerapan algoritme FCM pada metode segmentasi penelitian sebelumnya tidak memberikan hasil yang optimal. Penelitian lanjutan yang dapat dilakukan adalah menganalisis pengaruh pengubahan ke dalam algoritme KM yang telah disempurnakan, seperti EMKM. Selain itu, pengujian pada set data yang berbeda juga dapat menjadi tema penelitian selanjutnya.

KONFLIK KEPENTINGAN

Selama penulisan dan jalannya penelitian ini, penulis tidak memiliki konflik dengan berbagai pihak manapun. Setiap informasi yang disampaikan merupakan hasil asli sebagaimana yang didapatkan saat melakukan penelitian dan tidak dipengaruhi oleh opini atau kepentingan pribadi.

KONTRIBUSI PENULIS

Penelitian ini merupakan penelitian kolaboratif yang dilakukan oleh tiga penulis. Berikut merupakan pembagian kontribusi masing-masing penulis yang terlibat dalam penelitian ini. Konseptualisasi, Khakim Assidiqi Nur Hudaya dan Budi Sunarko; penulisan—penyusunan draf asli dan administrasi, Khakim Assidiqi Nur Hudaya dan Anan Nugroho; perangkat lunak dan pengumpulan data, Khakim Assidiqi Nur Hudaya; pengawasan dan validasi, Budi Sunarko.

REFERENSI

- [1] L.H.S. Vogado, dkk., "Leukemia Diagnosis in Blood Slides Using Transfer Learning in CNNs and SVM for Classification," *J. Eng. Appl. Artif. Intell.*, Vol. 72, hal. 415–422, Jun. 2018.
- [2] (2021) American Cancer Society website, [Online], <https://www.lls.org/facts-and-statistics/facts-and-statistics-overview/facts-and-statistics>, tanggal akses: 2-Mei-2021.
- [3] I. Naz, dkk., "Robust Discrimination of Leukocytes Protuberant Types for Early Diagnosis of Leukemia," *J. Mech. Med. Biol.*, Vol. 19, No. 6, hal. 1-17, 2019.
- [4] E.W. Abdulhay, dkk., "Computer Aided Solution for Automatic Segmenting and Measurements of Blood Leucocytes Using Static Microscope Images," *J. Med. Syst.*, Vol. 42, No. 4, hal. 1-12, 2018.
- [5] A. Nugroho, R. Hidayat, dan H.A. Nugroho, "Thyroid Ultrasound Image Segmentation: A Review," *IEEE 5th Int. Conf. Sci. Technol. (ICST)*, 2019, hal. 1-6.
- [6] A.R. Andrade, dkk., "Recent Computational Methods for White Blood Cell Nuclei Segmentation: A Comparative Study," *Comput. Methods Programs in Biomed.*, Vol. 173, hal. 1–14, 2019.
- [7] M. Ahmed, R. Seraj, dan S.M.S. Islam, "The K-Means Algorithm: A Comprehensive Survey and Performance Evaluation," *Electron.*, Vol. 9, No. 8, hal. 1-12, 2020.
- [8] M.Y. Mashor, "Hybrid Training Algorithm for RBF Network," *Int. J. Comput., Internet, Manage.*, Vol. 8, No. 2, hal. 50-65, 2000.
- [9] F.U. Siddiqui dan N.A.M. Isa, "Enhanced Moving K-Means (EMKM) Algorithm for Image Segmentation," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, Vol. 57, No. 2, hal. 833–841, 2011.
- [10] J.C. Dunn, "A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters," *J. Cybern.*, Vol. 3, No. 3, hal. 32-57, 1973.
- [11] S. Agaian, M. Madhukar, dan A.T. Chronopoulos, "Automated Screening System for Acute Myelogenous Leukemia Detection in Blood Microscopic Images," *IEEE Syst. J.*, Vol. 8, No. 3, hal. 995-1004, 2014.
- [12] S. Mohapatra, D. Patra, S. Kumar, dan S. Satpathy, "Lymphocyte Image Segmentation Using Functional Link Neural Architecture for Acute Leukemia Detection," *Biomed. Eng. Lett.*, Vol. 2, No. 2, hal. 100-110, 2012.
- [13] B. Sunarko, dkk., "Red Blood Cell Classification on Thin Blood Smear Images for Malaria Diagnosis," *J. Phys.: Conf. Ser.*, Vol. 1444, hal. 1-8, 2020.
- [14] A. Nugroho, R. Hidayat, H.A. Nugroho, dan J. Debayle, "Ultrasound Object Detection Using Morphological Region-based Active Contour: An Application System," *Int. J. Innov. Learn. (IJIL)*, Vol. 29, No. 4, hal. 412-430, 2021.
- [15] D.J. Bora, "Performance Comparison of K-Means Algorithm and FCM Algorithm with Respect to Color Image Segmentation," *Int. J. Emerg. Technol., Adv. Eng.*, Vol. 7, No. 8, hal. 460-470, 2017.