

Segmentasi dan Penghitungan Otomatis Sel Darah Merah pada Citra Mikroskopis Menggunakan Transformasi Watershed Berbasis Kanal Saturasi

Abdul Rafi Radityo Hutomo
Program Studi Teknik Informatika
Sekolah Teknik Elektro dan Informatika
Institut Teknologi Bandung
Bandung, Indonesia
13522089@std.stei.itb.ac.id

Abstract—Penghitungan jumlah sel darah merah (*Red Blood Cells* atau RBC) merupakan prosedur diagnostik fundamental untuk mendeteksi berbagai kondisi medis seperti anemia dan polisitemia. Metode penghitungan manual melalui mikroskop membutuhkan waktu lama dan rentan terhadap kesalahan manusia, terutama akibat kelelahan visual. Tantangan utama dalam otomatisasi proses ini menggunakan pengolahan citra digital adalah fenomena oklusi (sel yang saling menumpuk) dan karakteristik *central pallor* (bagian tengah sel yang pucat) yang sering menyebabkan kesalahan segmentasi pada metode berbasis intensitas cahaya biasa.

Makalah ini mengusulkan pendekatan hibrida untuk segmentasi dan penghitungan sel darah otomatis tanpa menggunakan pembelajaran mendalam (*Deep Learning*). Metode yang diusulkan memanfaatkan ruang warna HSV, dengan fokus pada ekstraksi kanal Saturasi (*S-channel*) yang terbukti lebih efektif dalam membedakan pigmen sel darah dari latar belakang dibandingkan citra *grayscale*. Untuk mengatasi masalah sel yang berimpitan, diterapkan Algoritma Transformasi Watershed yang dikendalikan oleh penanda (*Marker-controlled Watershed*) berbasis Transformasi Jarak Euclidean. Hasil eksperimen pada dataset citra mikroskopis menunjukkan bahwa metode ini mampu memisahkan sel yang menempel secara akurat dan menghitung jumlah sel dengan presisi tinggi, menawarkan solusi yang efisien secara komputasi untuk diagnosis medis berbantuan komputer.

Index Terms—Penghitungan Sel Darah, Segmentasi Citra Medis, Transformasi Watershed, Ruang Warna HSV, Kanal Saturasi.

I. PENDAHULUAN

Analisis citra darah mikroskopis memainkan peran vital dalam diagnosis klinis modern. Parameter darah seperti jumlah sel darah merah (*Red Blood Cells* - RBC) adalah indikator utama untuk mendeteksi berbagai kelainan patologis, termasuk anemia, leukemia, dan polisitemia. Secara konvensional, perhitungan sel dilakukan secara manual oleh ahli patologi menggunakan hemometer, sebuah proses yang tidak hanya memakan waktu tetapi juga sangat bergantung pada subjektivitas pengamat dan rentan terhadap kelelahan visual.

Otomatisasi penghitungan sel melalui pengolahan citra digital menawarkan solusi untuk meningkatkan kecepatan dan konsistensi diagnosis. Namun, pengembangan algoritma yang *robust* menghadapi dua tantangan teknis utama. Pertama

adalah variabilitas morfologi sel, khususnya fenomena *central pallor*. Karena bentuk RBC yang bikonkaf (cekung di tengah), bagian pusat sel seringkali tampak jauh lebih terang daripada tepinya. Metode binarisasi berbasis intensitas cahaya (*grayscale thresholding*) sering kali gagal mendeteksi bagian tengah ini sebagai objek, mengakibatkan sel terdeteksi sebagai cincin ("donat") atau terpecah menjadi beberapa fragmen.

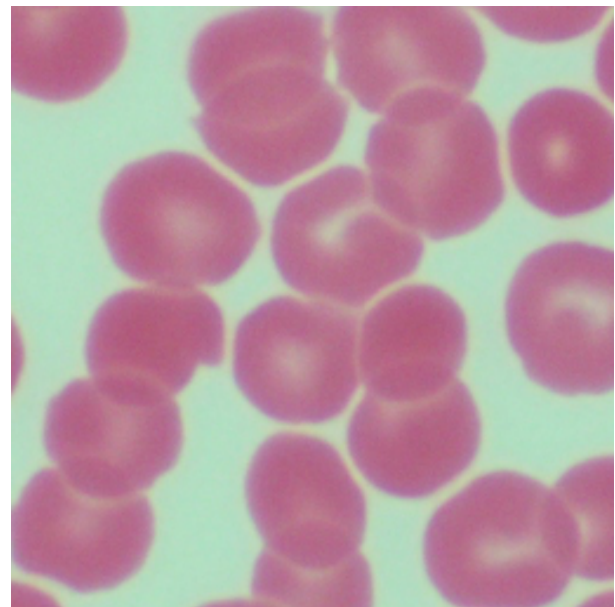


Fig. 1. Contoh citra mikroskopis sediaan apusan darah. Tantangan segmentasi terlihat jelas pada (a) variasi intensitas bagian tengah sel (*central pallor*) dan (b) tingginya tingkat oklusi antar sel yang saling menumpuk.

Tantangan kedua, dan yang paling signifikan, adalah oklusi atau tumpang tindih antar sel, seperti yang diilustrasikan pada Gbr. 1. Dalam sediaan apusan darah dengan kepadatan tinggi, sel-sel cenderung bergerombol. Metode deteksi kontur sederhana akan menganggap gerombolan sel ini sebagai satu objek tunggal yang besar, yang menyebabkan kesalahan perhitungan (*under-counting*) yang signifikan.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, makalah ini men-

gusulkan metode segmentasi otomatis yang memanfaatkan karakteristik kromatis sel. Alih-alih menggunakan intensitas cahaya, diekstraksi informasi dari kanal Saturasi (*S-channel*) pada ruang warna HSV. Pendekatan ini didasarkan pada observasi bahwa meskipun bagian tengah sel tampak pucat (intensitas tinggi), ia tetap memiliki saturasi warna yang lebih tinggi dibandingkan latar belakang mikroskopis yang akromatik. Selanjutnya, untuk memisahkan sel yang saling menempel, diterapkan algoritma Transformasi Watershed yang diinisialisasi menggunakan penanda dari Transformasi Jarak (*Distance Transform*). Pendekatan ini bertujuan untuk menghasilkan sistem penghitungan sel yang akurat, efisien, dan tahan terhadap variasi pencahayaan tanpa memerlukan komputasi berat seperti pada jaringan saraf tiruan (*Deep Learning*).

II. LANDASAN TEORI

Pada bagian ini, diuraikan prinsip-prinsip fundamental pengolahan citra digital yang menjadi dasar metode yang diusulkan. Pembahasan mencakup representasi ruang warna, teknik binarisasi otomatis, serta algoritma segmentasi berbasis morfologi dan topografi.

A. Ruang Warna HSV (*Hue, Saturation, Value*)

Model warna HSV merupakan representasi alternatif dari model RGB yang dirancang agar lebih selaras dengan cara persepsi visual manusia dalam menginterpretasikan warna. Berbeda dengan RGB yang mencampurkan informasi kromatisitas dan intensitas cahaya pada ketiga kanalanya, HSV memisahkan komponen-komponen tersebut secara eksplisit, seperti diilustrasikan pada Gbr. 2.

- **Hue (H):** Merepresentasikan jenis warna murni (misalnya merah, hijau, biru) yang diukur sebagai sudut dalam lingkaran warna ($0^\circ - 360^\circ$).
- **Saturation (S):** Merepresentasikan "kemurnian" atau intensitas warna tersebut. Nilai saturasi berkisar dari 0 (abu-abu/akromatik) hingga 1 (warna jenuh penuh). Kanal ini sering digunakan untuk memisahkan objek berwarna dari latar belakang yang netral.
- **Value (V):** Merepresentasikan kecerahan (brightness) cahaya.

Pemisahan ini menjadikan ruang warna HSV lebih tangguh (*robust*) terhadap variasi pencahayaan eksternal dibandingkan model RGB.

B. Metode Otsu (*Automatic Thresholding*)

Metode Otsu adalah teknik binarisasi citra non-parametrik yang digunakan untuk menentukan nilai *threshold* optimal secara otomatis. Metode ini mengasumsikan bahwa histogram citra mengandung dua kelas piksel (latar depan dan latar belakang) atau bersifat bi-modal.

Algoritma Otsu bekerja dengan mencari nilai ambang t yang meminimalkan *within-class variance*, $\sigma_w^2(t)$, yang didefinisikan sebagai rata-rata terbobot dari varians kedua kelas:

$$\sigma_w^2(t) = \omega_0(t)\sigma_0^2(t) + \omega_1(t)\sigma_1^2(t) \quad (1)$$

Visualisasi Ruang Warna HSV (Bidang H-S)

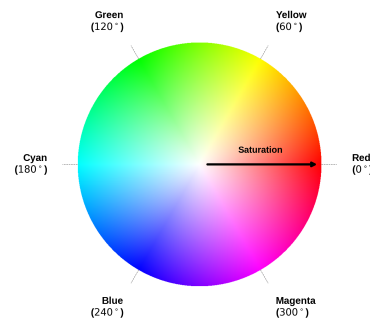


Fig. 2. Visualisasi bidang H-S pada ruang warna HSV. Sudut merepresentasikan Hue (jenis warna), dan jarak dari pusat merepresentasikan Saturation (kemurnian warna).

Di mana ω_0, ω_1 adalah probabilitas kemunculan masing-masing kelas, dan σ_0^2, σ_1^2 adalah varians dari masing-masing kelas tersebut.

C. Transformasi Jarak (*Distance Transform*)

Transformasi Jarak (Euclidean Distance Transform - EDT) adalah operasi yang diterapkan pada citra biner untuk menghasilkan peta jarak. Untuk setiap piksel *foreground*, algoritma menghitung jarak Euclidean terpendek ke piksel *background* terdekat.

Secara matematis, untuk citra biner B , nilai peta jarak $D(p)$ pada piksel p adalah:

$$D(p) = \min_{q \notin B} \sqrt{(x_p - x_q)^2 + (y_p - y_q)^2} \quad (2)$$

Hasil dari transformasi ini adalah citra di mana nilai piksel meningkat seiring jaraknya dari batas objek. Titik maksimum lokal (puncak) pada peta jarak sering digunakan untuk mengidentifikasi pusat geometris atau kerangka (*skeleton*) dari objek-objek dalam citra.

D. Transformasi Watershed

Transformasi Watershed adalah metode segmentasi citra yang terinspirasi dari konsep topografi dalam geografi. Citra (biasanya representasi gradien atau invers dari peta jarak) diperlakukan sebagai permukaan relief 3D, di mana nilai intensitas piksel merepresentasikan ketinggian.

Seperti diilustrasikan pada Gbr. 3, area dengan intensitas rendah dianggap sebagai lembah atau cekungan penampungan (*catchment basins*). Algoritma mensimulasikan proses pembanjiran air yang dimulai dari titik minimum lokal di setiap cekungan. Saat air dari cekungan yang berbeda bertemu, sebuah "bendungan" dibangun untuk mencegah pencampuran. Bendungan-bendungan inilah yang kemudian membentuk garis batas segmentasi (*watershed lines*).

Kelemahan utama Watershed standar adalah kecenderungan terjadinya over-segmentasi akibat *noise* pada citra yang menciptakan banyak minima lokal palsu. Untuk mengatasi hal ini,

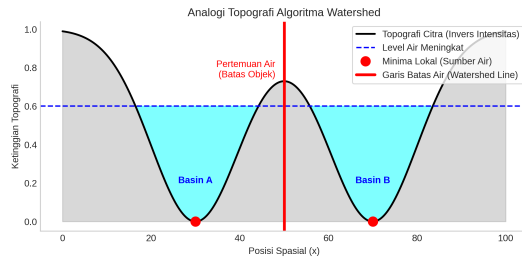


Fig. 3. Analogi topografi algoritma Watershed. Minima lokal berfungsi sebagai sumber air yang mengisi cekungan (*basins*). Garis batas air (*watershed line*) terbentuk di lokasi pertemuan air dari cekungan yang berbeda.

sering digunakan pendekatan *Marker-controlled Watershed*, di mana lokasi awal pembanjiran ditentukan secara eksplisit menggunakan penanda (*markers*) yang telah diidentifikasi sebelumnya, bukan berdasarkan seluruh minima lokal pada citra.

III. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan pendekatan pengolahan citra bertingkat (*multi-stage image processing*) untuk melakukan segmentasi dan penghitungan sel darah. Secara umum, alur sistem terdiri dari tiga tahapan utama: pra-pemrosesan berbasis warna, pembangkitan penanda objek, dan segmentasi berbasis topografi. Diagram alur sistem secara keseluruhan disajikan pada Gbr. 4.

A. Pra-pemrosesan: Ekstraksi Kanal Saturasi

Tahap awal bertujuan untuk menonjolkan fitur sel darah dari latar belakang. Citra masukan format RGB I_{RGB} dikonversi ke ruang warna HSV. Berbeda dengan pendekatan konvensional yang menggunakan citra *grayscale* (I_{gray}), penelitian ini secara spesifik mengekstraksi kanal Saturasi (S).

Pemilihan kanal S didasarkan pada karakteristik optik sedimen apusan darah. Bagian tengah sel darah merah (*central pallor*) sering kali memiliki intensitas cahaya yang tinggi (putih), menyerupai latar belakang. Hal ini menyebabkan metode *grayscale* mendeteksi sel sebagai cincin berlubang. Namun, pada kanal Saturasi, area tersebut tetap mempertahankan nilai kromatisitas yang berbeda dari latar belakang yang murni akromatik. Oleh karena itu, kanal S memberikan representasi objek yang lebih solid dan utuh.

B. Binarisasi dan Perbaikan Morfologi

Masker biner $B(x,y)$ dihasilkan dengan menerapkan metode *Otsu Thresholding* pada citra S . Metode ini secara otomatis menghitung nilai ambang T yang memisahkan piksel sel (saturasi tinggi) dan latar belakang (saturasi rendah).

Untuk menghilangkan *noise* berupa titik-titik kecil atau artefak pewarnaan, diterapkan operasi morfologi *Opening* (erosi diikuti dilasi) dengan elemen penstruktur kernel persegi ukuran 3×3 . Langkah ini juga berfungsi untuk menghaluskan tepi objek sel yang kasar.

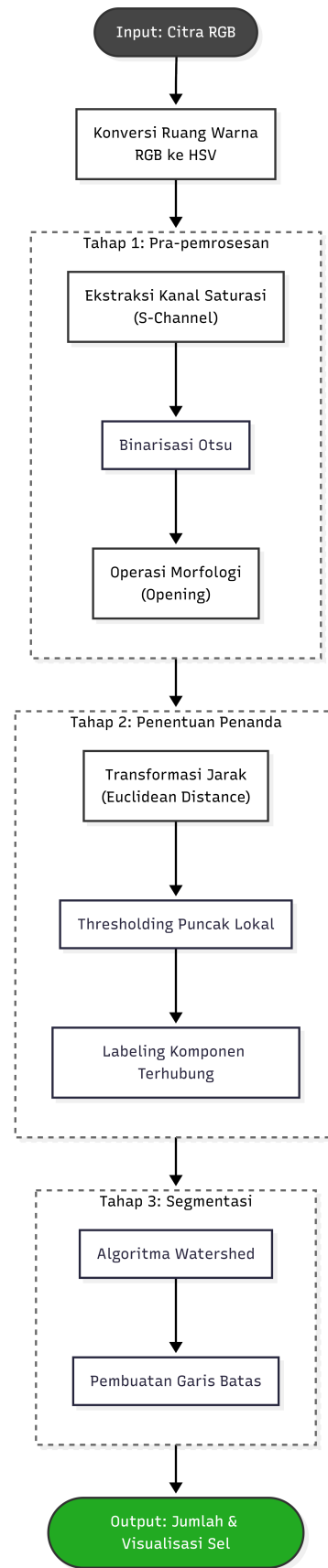


Fig. 4. Diagram alur metode yang diusulkan. Proses dimulai dengan ekstraksi fitur warna (Saturasi) dan dilanjutkan dengan pemisahan objek menggunakan Watershed.

C. Pembangkitan Penanda (Marker Generation)

Langkah krusial dalam metode ini adalah menentukan lokasi pasti dari setiap sel sebelum segmentasi dilakukan, terutama untuk sel yang saling menumpuk. Proses ini dilakukan melalui tiga langkah:

- 1) **Sure Background:** Area yang dipastikan sebagai latar belakang diperoleh dengan melakukan dilasi pada citra biner.
- 2) **Sure Foreground:** Area yang dipastikan sebagai inti sel diperoleh menggunakan Transformasi Jarak (*Distance Transform*). Operasi ini menghitung jarak setiap piksel biner ke piksel nol terdekat. Puncak lokal (nilai maksimum) dari peta jarak ini dianggap sebagai pusat massa sel.
- 3) **Unknown Region:** Area ketidakpastian (perbatasan antar sel yang menempel) diperoleh dengan mengurangi area *Sure Background* dengan *Sure Foreground*.

Area *Sure Foreground* kemudian diberi label angka unik (1, 2, ..., n) menggunakan algoritma *Connected Components*. Label inilah yang berfungsi sebagai "penanda" atau benih awal air untuk algoritma Watershed.

D. Segmentasi Watershed dan Perhitungan

Algoritma Watershed dijalankan pada citra gradien dengan menggunakan penanda yang telah dibangkitkan. Algoritma akan "membanjiri" area dari titik penanda menuju area *Unknown Region*. Pertemuan air dari dua penanda yang berbeda akan membentuk garis batas (*watershed line*).

Garis batas ini secara efektif memisahkan sel-sel yang sebelumnya tampak menyatu menjadi entitas individu. Tahap akhir adalah proses perhitungan (*counting*), di mana sistem menghitung jumlah label unik yang terbentuk setelah proses segmentasi selesai.

IV. HASIL DAN ANALISIS

Pada bagian ini, disajikan evaluasi kinerja sistem terhadap dataset citra mikroskopis sel darah. Analisis dibagi menjadi dua bagian: analisis kualitatif melalui visualisasi tahapan pemrosesan dan analisis kuantitatif berdasarkan akurasi perhitungan.

A. Analisis Kualitatif Visual

Untuk memvalidasi efektivitas metode, dilakukan visualisasi pada dua sampel representatif: *image-108* (kepadatan rendah dengan campuran sel darah putih) dan *image-77* (kepadatan tinggi dengan oklusi berat).

Seperti terlihat pada Gbr. 5, penggunaan kanal Saturasi memberikan keuntungan signifikan. Sel darah putih (WBC) yang memiliki struktur inti kompleks tetap terdeteksi sebagai objek solid, sehingga tidak memecah segmentasi. Sementara itu, pada Gbr. 6, terlihat keterbatasan metode Watershed. Ketika oklusi terjadi secara vertikal (sel menumpuk tepat di atas sel lain), peta jarak tidak dapat membentuk lembah pemisah, yang berakibat pada *under-segmentation*.

B. Analisis Kuantitatif Akurasi

Evaluasi kuantitatif dilakukan dengan membandingkan hasil hitungan sistem terhadap perhitungan manual (*Ground Truth*). Akurasi dihitung menggunakan rumus $1 - \frac{|Manual - Sistem|}{Manual}$. Hasil pengujian disajikan pada Tabel I.

TABLE I
PERBANDINGAN HASIL PERHITUNGAN MANUAL VS SISTEM

Nama Berkas	Kondisi Citra	Manual	Sistem	Akurasi
dataset/image-10.png	Overlap sedang	20	20	100%
dataset/image-103.png	Overlap rendah (RBC)	22	21	95.5%
dataset/image-4.png	Tidak tumpang tindih	18	19	94.4%
dataset/image-100.png	Overlap + WBC	23	19	82.6%
dataset/image-108.png	Overlap rendah (Mix)	11	12	90.9%
dataset/image-77.png	Sangat tumpang tindih	19	17	89.5%
Rata-rata		18.8	18.0	92.1%

Berdasarkan Tabel I, sistem mencapai akurasi rata-rata sebesar **92.1%**. Kinerja sempurna (100%) dicapai pada *image-10.png* yang memiliki tingkat oklusi sedang namun batas antar sel masih terlihat jelas.

Beberapa kesalahan deteksi yang terjadi dapat dikategorikan menjadi dua:

- 1) **Over-counting:** Terjadi pada *image-4* dan *image-108* (selisih +1). Hal ini disebabkan oleh artefak *noise* kecil pada latar belakang yang memiliki saturasi cukup tinggi sehingga lolos dari operasi morfologi dan dianggap sebagai sel kecil.
- 2) **Under-counting:** Terjadi dominan pada *image-100* dan *image-77*. Hal ini disebabkan oleh oklusi berat di mana tumpukan sel dianggap sebagai satu objek besar oleh algoritma Watershed.

Meskipun demikian, akurasi di atas 90% menunjukkan bahwa metode berbasis Saturasi dan Watershed ini cukup andal untuk melakukan estimasi jumlah sel secara cepat tanpa memerlukan komputasi berat.

C. Perbandingan dengan Metode Konvensional

Untuk menyoroti signifikansi dari metode yang diusulkan, dilakukan perbandingan terhadap metode deteksi kontur konvensional berbasis *Grayscale Thresholding*. Hasil perbandingan visual pada sampel dengan tingkat oklusi tinggi disajikan pada Gbr. 7.

Pada Gbr. 7-A, metode konvensional hanya mengandalkan batas luar objek. Akibatnya, sekumpulan sel yang saling bersentuhan dianggap sebagai satu komponen terhubung tunggal (*single connected component*). Hal ini menyebabkan fenomena *under-counting* yang parah, di mana jumlah sel yang terdeteksi jauh lebih sedikit dari jumlah sebenarnya.

Sebaliknya, pada Gbr. 7-B, metode Watershed yang diinisialisasi dengan penanda jarak mampu melakukan segmentasi internal. Algoritma tidak hanya melihat batas luar, tetapi juga struktur topologi di dalam objek. Hasilnya, kluster sel yang padat dapat dipecah menjadi unit-unit individu, meningkatkan akurasi perhitungan secara drastis pada sampel dengan densitas tinggi.

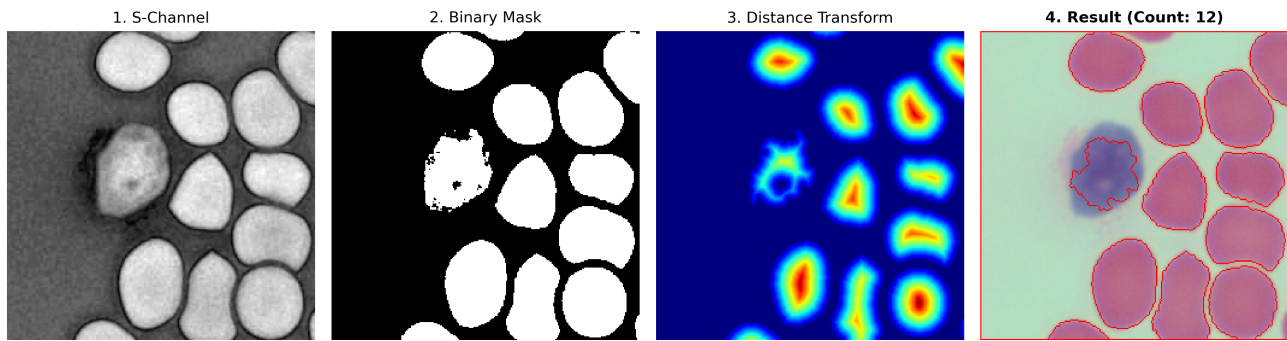


Fig. 5. Visualisasi proses pada sampel *image-108.png*. (1) Kanal Saturasi berhasil menangkap inti sel darah putih (WBC) dan merah (RBC) sebagai objek yang setara. (3) Transformasi Jarak menghasilkan puncak yang jelas untuk setiap sel, memungkinkan (4) segmentasi yang akurat meskipun terdapat sel yang berdekatan.

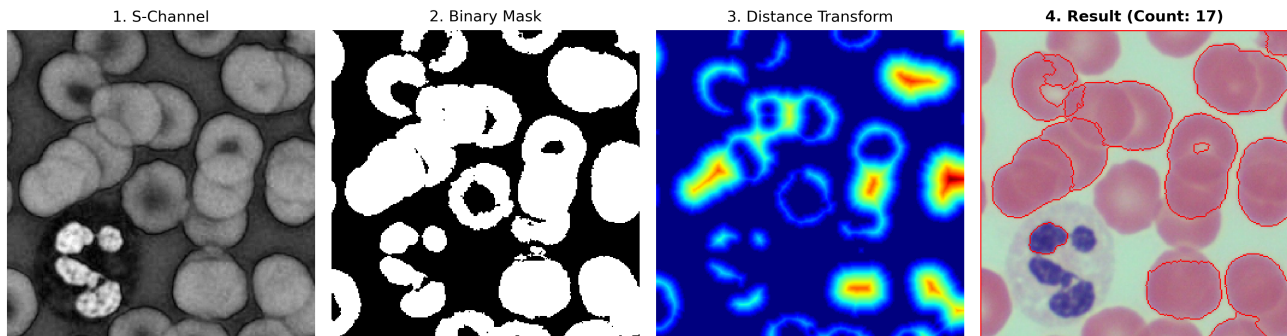


Fig. 6. Visualisasi proses pada sampel *image-77.png* (kasus ekstrem). Pada area dengan tumpukan sel yang sangat padat, Transformasi Jarak (3) terkadang gagal memisahkan puncak individual, menyebabkan beberapa sel terhitung sebagai satu objek pada hasil akhir (4).

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil perancangan dan pengujian sistem penghitungan sel darah otomatis, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

- 1) Pemanfaatan kanal Saturasi (*S-channel*) pada ruang warna HSV terbukti lebih efektif dibandingkan penggunaan citra *grayscale* untuk segmentasi sel darah merah. Metode ini berhasil mengatasi masalah *central pallor* (bagian tengah sel yang pucat), sehingga mencegah terjadinya *over-segmentation* di mana satu sel terdeteksi sebagai cincin atau dua objek terpisah.
- 2) Penerapan algoritma *Marker-controlled Watershed* yang diinisialisasi dengan Transformasi Jarak (*Distance Transform*) mampu memisahkan sel-sel yang saling bersentuhan atau tumpang tindih ringan. Hal ini mengatasi kelemahan metode deteksi kontur konvensional yang cenderung menggabungkan gerombolan sel menjadi satu objek.
- 3) Secara kuantitatif, sistem menghasilkan akurasi rata-rata sebesar **92.1%** pada dataset uji. Kinerja sistem sangat optimal pada citra dengan tingkat kepadatan rendah hingga menengah, namun mengalami penurunan akurasi pada kasus oklusi ekstrem di mana sel menumpuk secara vertikal.

B. Saran

Untuk pengembangan penelitian selanjutnya, disarankan beberapa perbaikan sebagai berikut:

- 1) Untuk menangani kasus oklusi berat (tumpukan vertikal) yang gagal dipisahkan oleh Watershed, pendekatan berbasis pembelajaran mendalam (*Deep Learning*) seperti arsitektur U-Net atau Mask R-CNN dapat dipertimbangkan karena kemampuannya mempelajari fitur semantik yang lebih kompleks.
- 2) Pengembangan fitur klasifikasi sel untuk membedakan secara spesifik antara Sel Darah Merah (RBC) dan Sel Darah Putih (WBC) berdasarkan analisis ukuran area dan rasio aspek, sehingga sistem dapat memberikan laporan Hitung Darah Lengkap (*Complete Blood Count*) yang lebih komprehensif.

REFERENCES

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 4th ed. New York, NY, USA: Pearson, 2018.
- [2] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, 1979.
- [3] S. Beucher and F. Meyer, "The Morphological Approach to Segmentation: The Watershed Transformation," in *Mathematical Morphology in Image Processing*, E. R. Dougherty, Ed. New York: Marcel Dekker, 1993, pp. 433-481.

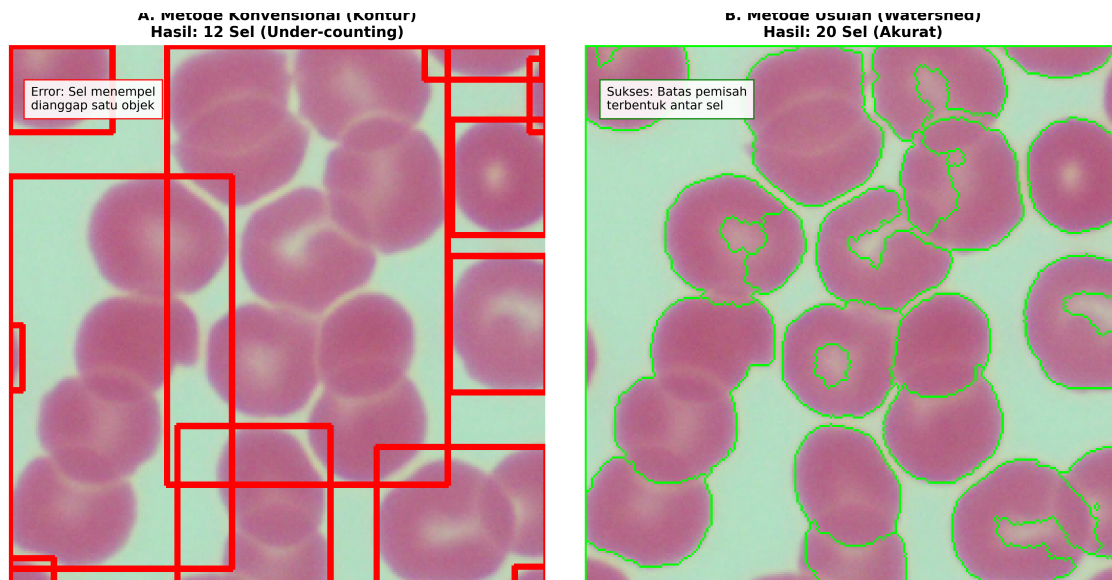


Fig. 7. Perbandingan kinerja segmentasi. (A) Metode deteksi kontur konvensional gagal memisahkan sel yang berimpitan, mendeteksinya sebagai satu *bounding box* besar (garis merah), menyebabkan kesalahan hitung signifikan. (B) Metode Transformasi Watershed yang diusulkan berhasil membangun garis batas pemisah (garis hijau) di antara sel-sel yang menempel, menghasilkan perhitungan yang jauh lebih mendekati kondisi aktual.

- [4] R. Munir, "Warna (Bagian 1)" Slide Kuliah IF4073 Pemrosesan Citra Digital, Program Studi Teknik Informatika, Institut Teknologi Bandung, 2025. [Daring]. Tersedia: <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Citra/2025-2026/16-Warna-bagian1-2025.pdf>.

Dengan ini saya menyatakan bahwa makalah yang saya tulis ini adalah tulisan saya sendiri, bukan saduran, atau terjemahan dari makalah orang lain, dan bukan plagiasi.

Bandung, 24 Desember 2025

Abdul Rafi Radityo Hutomo
NIM 13522089