

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

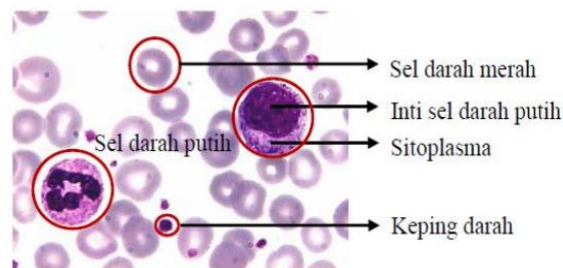
2.1 Landasan Teori

2.1.1 Sel Darah Putih

Darah adalah salah satu komponen utama dalam tubuh manusia yang berbentuk cairan koloid suspensi dan memiliki fungsi yang sangat penting dalam mendukung berbagai aktivitas biologis tubuh. Secara fisiologis, darah berperan dalam mendistribusikan zat-zat penting, seperti oksigen dan zat gizi ke seluruh sel tubuh, serta membawa hasil metabolisme ke organ ekskresi, seperti ginjal dan paru-paru, untuk dikeluarkan. Selain itu, darah tersusun atas plasma sebagai komponen utama, yang merupakan gabungan protein dan cairan elektrolit yang mengandung berbagai jenis sel darah. Plasma berperan sebagai medium transportasi zat-zat penting sekaligus membantu menjaga keseimbangan cairan tubuh secara keseluruhan (Hapantenda et al., 2020).

Plasma mengandung sel darah putih, atau leukosit, yang memiliki peran penting dalam menjaga sistem imun tubuh manusia (Wonohadidjojo, 2021). Leukosit bertugas melindungi tubuh dari infeksi dengan mengenali dan menghancurkan patogen seperti bakteri, virus, jamur, dan parasit (Hadiyoso & Aulia, 2023). Sel darah putih terdiri dari beberapa jenis, yaitu neutrofil, limfosit, monosit, eosinofil, dan basofil, yang masing-masing memiliki peran spesifik dalam menghadapi berbagai infeksi atau peradangan (Ardina & Rosalinda, 2018). Mekanisme kerja leukosit yang kompleks memungkinkan tubuh untuk mendeteksi, melawan, dan menghancurkan mikroorganisme penyebab penyakit serta menjaga kesehatan tubuh secara menyeluruh. Ketika tubuh mengalami intrusi yang menyebabkan infeksi, jumlah leukosit cenderung meningkat sebagai respons untuk mempertahankan sistem imun. Perubahan jumlah leukosit, baik peningkatan maupun penurunan, sering kali menjadi indikator adanya infeksi dalam tubuh (Danny et al., 2021). Infeksi bukanlah satu-satunya

faktor yang memengaruhi peningkatan jumlah leukosit. Kelainan dalam proliferasi sel agranulosit dapat memicu peningkatan jumlah leukosit, terutama limfosit atau monosit, yang seringkali disertai dengan penurunan jumlah jenis sel darah putih lainnya (Harto & Fatichah, 2017).



Gambar 2.1 Citra Mikroskopis Darah

Sumber: Hapantenda et al. (2020)

2.1.2 Segmentasi Citra

Segmentasi citra adalah proses pemisahan atau pengelompokan piksel-piksel pada citra menjadi beberapa segmen berdasarkan kesamaan tertentu seperti warna, tekstur, atau intensitas (Yu et al., 2023). Tujuan utama segmentasi adalah untuk menyederhanakan representasi citra agar lebih mudah dianalisis (Susilawati, 2018). Segmentasi citra sel darah putih dalam konteks medis membantu mengidentifikasi komponen spesifik dari darah yang relevan untuk diagnosis.

Segmentasi citra sel darah putih merupakan proses penting dalam analisis medis yang bertujuan untuk memisahkan sel darah putih dari komponen darah lainnya dalam citra mikroskopis (Subhan Bole Boly & Mutaqin Akbar, 2024). Proses ini memungkinkan identifikasi dan isolasi sel darah putih untuk kemudian diekstrak fitur-fiturnya seperti bentuk, ukuran, dan tekstur. Fitur-fitur ini digunakan untuk mengklasifikasikan sel darah putih ke dalam berbagai jenis seperti neutrofil, limfosit, dan monosit, yang membantu dalam diagnosis penyakit seperti infeksi, leukemia, dan gangguan sistem imun. Berbagai metode segmentasi dapat digunakan, mulai dari metode sederhana seperti *thresholding* hingga metode yang lebih kompleks seperti *deep learning*. Mengotomatiskan proses penghitungan

dan klasifikasi sel, segmentasi citra sel darah putih meningkatkan efisiensi dan akurasi diagnosis, memungkinkan deteksi dini penyakit, dan membantu dalam pemantauan perkembangan penyakit serta respon terhadap pengobatan.

2.1.2.1 *Ground truth*

Ground truth merupakan istilah yang digunakan untuk merujuk pada data acuan yang dianggap sebagai kebenaran absolut dalam proses evaluasi atau pelatihan suatu sistem berbasis kecerdasan buatan, terutama dalam bidang pengolahan citra, pengenalan pola, dan pembelajaran mesin. Data ini sering kali didapatkan melalui pelabelan manual oleh manusia yang ahli di bidangnya. *Ground truth* biasanya diperoleh melalui proses pelabelan manual oleh ahli atau anotator yang kompeten, sehingga dapat digunakan sebagai standar dalam menilai kinerja suatu algoritma (Peng & Zhang, 2020).

Ground truth sering kali berupa segmen, batas, atau label kelas yang ditentukan secara manual untuk setiap piksel, objek, atau wilayah tertentu dalam sebuah citra. *Ground truth* ini sangat penting karena berfungsi sebagai dasar untuk mengukur akurasi dari metode segmentasi, klasifikasi, atau deteksi yang sedang dikembangkan (Athanasiou et al., 2023). Dengan membandingkan hasil keluaran sistem terhadap *Ground truth*, peneliti dapat menghitung metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score, dan IoU.

Persamaan nilai akurasi, presisi, recall, F1 score, dan IoU sebagai berikut (Pardede & Hardiansah, 2022):

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad 2.1$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \quad 2.2$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad 2.3$$

$$F1 - Score = \frac{2 \cdot Presisi \cdot Recall}{Presisi + Recall} \quad 2.4$$

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad 2.5$$

Keterangan:

- *TP (True Positive)*: Piksel yang diprediksi sebagai bagian objek dan memang benar objek (sesuai *ground truth*).
- *TN (True Negative)*: Piksel yang diprediksi sebagai *background* dan memang *background*.
- *FP (False Positive)*: Piksel yang diprediksi sebagai objek, tapi ternyata *background*.
- *FN (False Negative)*: Piksel yang diprediksi *background*, tapi ternyata objek.

2.1.2.2 Sharpening

Penajaman citra (*image sharpening*) merupakan salah satu teknik dalam pengolahan citra digital yang bertujuan untuk mempertegas struktur atau detail objek dalam citra, seperti tepi (*edges*), garis, dan tekstur (Siregar, 2019). Teknik ini sangat penting terutama dalam tahap *preprocessing* citra, karena dapat meningkatkan kualitas visual serta mempermudah proses segmentasi, deteksi objek, dan analisis lebih lanjut. *Sharpening* bekerja dengan menyoroti perubahan intensitas piksel yang tinggi, yang sering kali terjadi pada batas antara objek yang berbeda dalam citra (Sathya et al., 2014).

2.1.2.3 Ruang Warna HSV

Ruang warna HSV (*Hue, Saturation, Value*) adalah representasi warna yang mendekati persepsi manusia terhadap warna (Siswanto et al., 2020). HSV memiliki beberapa makna, yaitu *Hue*, yang merepresentasikan warna dasar seperti merah, kuning, atau violet; *Saturation*, yang menunjukkan tingkat kejenuhan warna serta mengindikasikan jumlah kandungan warna putih dalam suatu warna; dan *Value*, yang menggambarkan intensitas cahaya yang diterima oleh mata tanpa memperhitungkan elemen warna (Panggabean et al., 2021; Setyawan &

Mendrofa, 2021; Wibawa et al., 2021). Segmentasi berbasis deteksi HSV dilakukan dengan menganalisis nilai warna pada setiap piksel citra, menggunakan parameter yang sesuai dengan karakteristik warna target (Areni et al., 2019). Pendekatan ini sering digunakan dalam segmentasi citra medis karena dapat memisahkan informasi warna dan intensitas, sehingga dapat mempermudah identifikasi bagian-bagian spesifik pada citra. Persamaan yang digunakan untuk menghitung *Hue*, *Saturation*, dan *Value* sebagai berikut (Setyawan & Mendrofa, 2021).

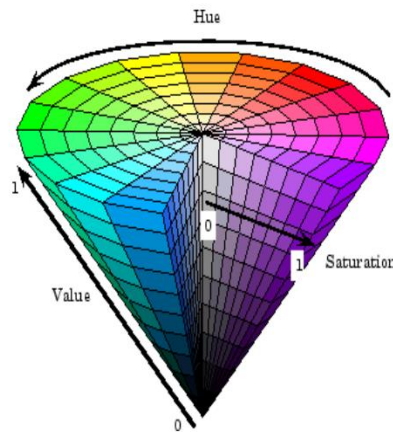
$$r = \frac{R}{(R + G + B)}, \quad g = \frac{G}{(R + G + B)}, \quad b = \frac{B}{(R + G + B)} \quad (2.6)$$

$$V = \max(r, g, b) \quad (2.7)$$

$$S = \frac{\Delta}{\max(r, g, b)} \quad (2.8)$$

$$H = \begin{cases} 0^\circ, & \text{jika } \Delta = 0 \\ 60^\circ \times \left(\frac{G - B}{\Delta} \bmod 6 \right), & \text{jika } V = R \\ 60^\circ \times \left(\frac{B - R}{\Delta} + 2 \right), & \text{jika } V = G \\ 60^\circ \times \left(\frac{R - G}{\Delta} + 4 \right), & \text{jika } V = b \end{cases} \quad (2.9)$$

$$\Delta = V - \min(R, G, B) \quad (2.10)$$



Gambar 2.2 Ruang Warna HSV

Sumber: Siswanto et al. (2020)

2.1.2.4 *Grabcut*

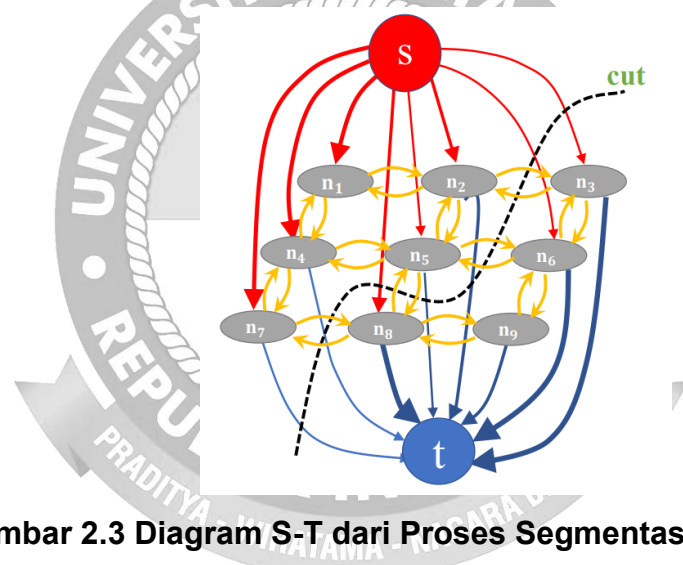
Grabcut adalah algoritma segmentasi citra berbasis graf yang dikembangkan oleh Carsten Rother, Vladimir Kolmogorov, dan Andrew Blake pada tahun 2004 (Sanjaya et al., 2020). Algoritma ini dirancang untuk melakukan segmentasi semi-otomatis pada gambar, khususnya dalam memisahkan objek utama (*foreground*) dari latar belakang (*background*) (Hidayat & Maki, 2022). *Grabcut* memberikan keleluasaan bagi pengguna untuk memberikan masukan awal berupa kotak pembatas (*bounding box*) yang mengelilingi objek target, lalu algoritma akan memperbaiki hasil segmentasi melalui iterasi.

Grabcut merupakan pengembangan dari algoritma *Graph Cuts*, tetapi dengan efisiensi komputasi yang lebih baik dan fleksibilitas yang lebih tinggi melalui pendekatan interaktif. Dalam algoritma ini, citra direpresentasikan sebagai graf, di mana setiap piksel menjadi sebuah simpul (*node*) dan hubungan antar piksel dihubungkan oleh sisi (*edge*). Bobot pada sisi ini menggambarkan kemiripan atau perbedaan antar piksel berdasarkan nilai warna dan keterhubungan posisinya dalam gambar.

Salah satu konsep utama dalam algoritma ini adalah *cut* pada suatu graf. *Cut* adalah proses memisahkan graf menjadi dua himpunan simpul yang tidak saling tumpang tindih, dengan memutus sisi-sisi yang menghubungkan kedua bagian tersebut. *Minimum cut* atau pemotongan minimum adalah strategi untuk menemukan pemisahan dengan jumlah bobot sisi terkecil, sehingga batas antara objek dan latar belakang menjadi seoptimal mungkin.

Untuk membedakan piksel objek dan latar belakang, *Grabcut* menggunakan pendekatan berbasis *Gaussian Mixture Model* (GMM). *Gaussian Mixture Model* adalah model yang merepresentasikan warna-warna piksel sebagai gabungan dari beberapa distribusi *Gaussian*. *Grabcut* melatih dua model GMM secara terpisah, masing-masing untuk area latar belakang dan area objek, agar dapat mengenali pola warna yang berbeda di antara keduanya.

Proses segmentasi dalam *Grabcut* dilakukan secara iteratif, yaitu dengan memperbarui parameter GMM berdasarkan hasil klasifikasi sebelumnya, lalu menyusun ulang graf dan melakukan segmentasi kembali menggunakan metode *min-cut/max-flow*. Setiap iterasi bertujuan untuk menyempurnakan pemisahan antara objek dan latar belakang hingga hasilnya stabil. Dengan pendekatan ini, *Grabcut* mampu menghasilkan segmentasi yang halus dan presisi, bahkan dalam gambar dengan detail dan latar belakang yang kompleks.



Gambar 2.3 Diagram S-T dari Proses Segmentasi *Grabcut*

Sumber: Wang et al. (2023)

Dalam diagram ini, terdapat dua node utama: S (*source*) yang mewakili bagian *foreground* atau objek yang ingin dipertahankan, dan T (*target/sink*) yang mewakili *background* atau latar belakang. Setiap piksel pada gambar diwakili oleh simpul-simpul kecil (dalam diagram diberi label n_1 hingga n_9) yang terhubung ke S dan T dengan garis berwarna merah dan biru. Garis merah menunjukkan koneksi antara node piksel dengan S (kemungkinan besar piksel tersebut termasuk *foreground*), sedangkan garis biru menunjukkan koneksi dengan T (kemungkinan besar termasuk *background*). Selain itu, antar simpul piksel juga terdapat koneksi dua arah berwarna kuning yang mencerminkan kemiripan visual antar piksel bertetangga. Hubungan ini digunakan untuk menjaga agar piksel yang mirip

cenderung berada dalam segmen yang sama, dengan mempertahankan konsistensi lokal dalam segmentasi.

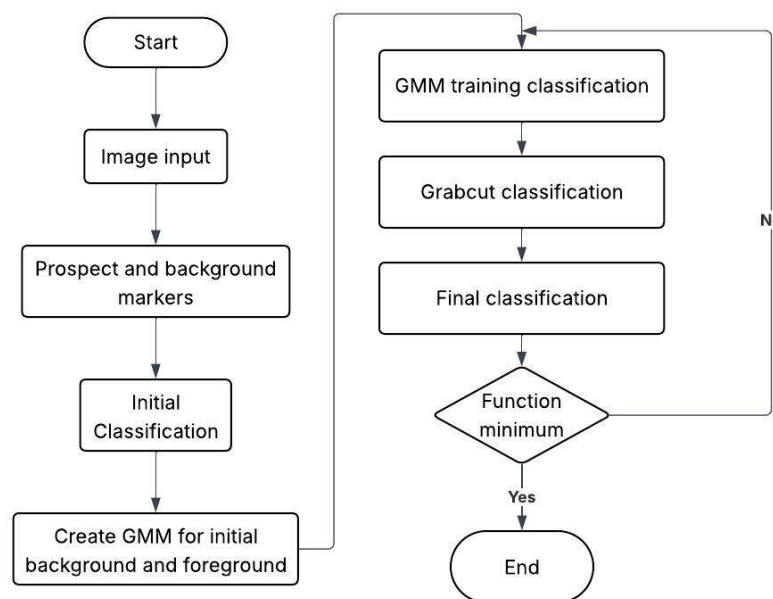
Proses segmentasi *Grabcut* diformulasikan sebagai masalah minimisasi energi. Tujuannya adalah untuk menemukan label terbaik untuk setiap piksel (apakah termasuk *foreground* atau *background*) dengan meminimalkan fungsi energi gabungan yang melibatkan dua komponen: kesesuaian data (*data term*) dan kehalusan (*smoothness term*).

$$E(L, \theta, z) = U(L, \theta, z) + V(L, z) \quad (2.11)$$

Keterangan:

- E : Energi total yang ingin diminimalkan
- U : *Data term*, yaitu seberapa cocok warna piksel dengan model *foreground* atau *background*
- V : *Smoothness term*, yaitu seberapa mirip warna piksel-piksel yang bertetangga
- L : label piksel (*foreground* atau *background*)
- z : fitur warna setiap piksel (RGB)
- θ : parameter model GMM (*Gaussian Mixture Model*)

Komponen energi data (U) memastikan bahwa setiap piksel diklasifikasikan ke dalam objek atau latar belakang berdasarkan warna. Sementara itu, energi kehalusan (V) menjaga agar piksel-piksel yang berdekatan dan memiliki warna serupa mendapatkan label yang sama, sehingga hasil segmentasi menjadi halus dan tidak terputus-putus. Proses *Grabcut* dilakukan secara iteratif sebagai berikut.



Gambar 2.4 Flowchart of the Grabcut algorithm

Sumber: Pang et al. (2024)

Grabcut juga mendukung interaksi pengguna untuk memperbaiki hasil segmentasi dengan menandai bagian tertentu dari objek atau latar belakang. Algoritma ini banyak digunakan dalam aplikasi seperti penghapusan latar belakang gambar, pemrosesan citra medis, dan anotasi data untuk pelatihan model kecerdasan buatan (Pang et al., 2024).

2.1.2.5 Otsu Threshold

Otsu Threshold adalah sebuah metode segmentasi citra yang digunakan untuk mengubah citra *grayscale* menjadi citra biner secara otomatis, tanpa perlu menentukan nilai ambang (*threshold*) secara manual. Metode ini dikembangkan oleh Nobuyuki *Otsu* pada tahun 1979 dan hingga kini menjadi salah satu teknik paling populer dalam pemrosesan citra digital. Tujuan utama dari *Otsu Thresholding* adalah memisahkan objek utama (*foreground*) dari latar belakang (*background*) dengan cara menentukan nilai *threshold* yang memaksimalkan perbedaan antara kedua kelas tersebut. Algoritma ini bekerja dengan menghitung nilai variansi antar kelas

(*inter-class variance*) untuk semua kemungkinan nilai *threshold*, lalu memilih nilai *threshold* yang menghasilkan variansi antar kelas terbesar.

Otsu Thresholding dimulai dengan menghitung histogram dari citra *grayscale* dan menentukan probabilitas kemunculan setiap tingkat keabuan. Algoritma ini membagi piksel menjadi dua kelompok: satu untuk piksel yang intensitasnya kurang dari atau sama dengan nilai ambang, dan satu lagi untuk piksel yang lebih tinggi. Dilanjut dengan menghitung rata-rata dan probabilitas dari masing-masing kelas tersebut. Jadi probabilitas setiap piksel pada level ke i dinyatakan dengan persamaan berikut (Medinah et al., 2020).

$$p_i = \frac{n_i}{N} \quad (2.12)$$

Keterangan :

p_i = Probabilitas piksel ke- i

n_i = Jumlah piksel dengan tingkat keabuan i

N = Total jumlah piksel pada citra

2.1.2.6 Operasi Morfologi

Operasi morfologi dalam pemrosesan citra mencakup operasi seperti erosi, dilasi, *opening*, dan *closing*. Teknik ini digunakan untuk memperbaiki hasil segmentasi dengan menghilangkan *noise* atau merapikan tepi objek (Sutariawan et al., 2019). Operasi morfologi dalam segmentasi sel darah putih dapat membantu memperjelas batas antar komponen citra (Sihombing et al., 2018). Operasi morfologi bertujuan untuk mendapatkan informasi terkait bentuk sebuah citra dengan menggunakan bentuk dan ukuran elemen penyusun tertentu sebagai acuannya. Operasi morfologi selalu melibatkan dua komponen utama, yaitu citra (I) dan elemen pembentuk (E) yang dikenal sebagai *structuring element*. Operasi morfologi memiliki dua operator utama, yaitu dilasi (*dilation*) dan erosi (*erosion*), yang berfungsi mengekstraksi komponen tertentu dari sebuah citra (Susanto, 2019). Kedua operator dasar tersebut, dapat diperoleh dua operator tambahan, yaitu *opening* dan *closing*, yang berfungsi untuk merapikan

batas subinterval dari komponen yang telah diekstraksi. Dilasi merupakan proses dalam citra digital yang bertujuan menambahkan piksel pada batas objek. Proses ini dilakukan dengan memperluas tepi objek dalam gambar melalui penambahan piksel. Operasi ini menghasilkan citra dengan ukuran yang lebih besar dibandingkan citra asli. Dilasi dapat ditulis dengan menggunakan persamaan.

$$A \oplus B = \{z \mid (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \quad (2.13)$$

Himpunan kosong $\{\emptyset\}$ dan B , yang merupakan struktur elemen, menjadi dasar dalam operasi ini. Dilasi A oleh B dapat didefinisikan sebagai himpunan yang mencakup semua posisi asal struktur elemen, di mana refleksi dan translasi dari B memiliki setidaknya satu bagian yang beririsan dengan A . Sebaliknya, erosi adalah operasi yang berkebalikan dengan dilasi. Proses erosi menyebabkan ukuran citra menjadi lebih kecil dengan cara menggeser piksel pada tepi objek yang diolah. Penambahan atau penghapusan piksel ditentukan oleh ukuran serta bentuk elemen struktural yang digunakan dalam pemrosesan citra (Sholihah & Harjoko, 2021). Persamaan erosi dapat dilihat pada persamaan (2.4), di mana erosi A oleh B menghasilkan himpunan semua posisi asal struktur elemen, dengan translasi B sepenuhnya berada di dalam area *non-background* A .

$$A \ominus B = \{z \mid (B)_z \cap A^c \neq \emptyset\} \quad (2.14)$$

Opening merupakan kombinasi operasi pada citra digital yang melibatkan proses erosi yang diikuti dengan dilasi. Operasi ini dirancang untuk memperhalus tepi objek, memisahkan objek-objek yang saling bersinggungan, serta menghapus objek-objek yang ukurannya lebih kecil dibandingkan elemen struktur yang digunakan (Nurdinawati et al., 2021). Operasi ini direpresentasikan sebagai $A \circ B$, yang menunjukkan proses erosi diikuti oleh dilasi. Operasi *closing* dapat dijelaskan melalui persamaan (2.15)

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (2.15)$$

2.2 Hasil Penelitian Terdahulu

Sejumlah penelitian telah dikerjakan untuk melakukan segmentasi objek sel darah putih. Tabel 2.1 menunjukkan beberapa hasil penelitian sebelumnya beserta metode klasifikasi yang diusulkan.

Tabel 2.1 Hasil Penelitian Terdahulu

No	Nama Peneliti (Tahun)	Judul	Metode	Hasil
1.	Dicky Hidayat dan Wikky Fawwaz Al Maki (2022)	Deteksi Glaukoma menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network</i> dan <i>Grabcut Segmentation</i>	<i>Convolutional Neural Network</i> dan <i>Grabcut Segmentation</i>	Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem deteksi glaukoma menggunakan gambar retina dengan metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) dan teknik <i>preprocessing</i> berupa <i>Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization</i> (CLAHE) serta segmentasi <i>Grabcut</i> . Hasilnya menunjukkan bahwa model CNN dengan arsitektur InceptionV3 mencapai akurasi terbaik sebesar 75.71%, dengan metrik evaluasi lainnya seperti precision sebesar 75.47%, recall 76.19%, dan F1-score 75.82%. Penelitian ini menunjukkan potensi penggunaan teknik

				pengolahan citra dan pembelajaran mendalam dalam mendeteksi glaukoma secara efektif.
2.	Andrey Kartika Widhy Hapantenda, Ardy Januantoro, Indah Listiowarni (2020)	Studi Independen Komparasi Segmentasi Sel Darah Putih menggunakan Ruang Warna HSV dengan CIE-L*A*B	Orto-gonalisasi Gram-Schmidt dalam dua ruang warna HSV dan CIE-L*A*B	Penelitian ini membandingkan segmentasi sel darah putih pada diagnosis Leukemia Limfoblastik Akut (LLA) menggunakan ruang warna HSV dan CIE-Lab. Melalui metode ortogonalisasi Gram-Schmidt, didapatkan bahwa ruang warna HSV memiliki akurasi lebih tinggi (precision 0,958 dan recall 0,959) dibandingkan CIE-Lab. Temuan ini menunjukkan bahwa HSV lebih efektif untuk segmentasi sel darah putih dan bermanfaat bagi penelitian lanjutan dalam deteksi LLA.
3.	Dwi Syamsuifin Alham dan Darlis	Segmentasi dan Perhitungan Sel Darah Putih	Operasi Morfologi dan Transformasi	Penelitian ini mengusulkan metode kombinasi operasi morfologi serta transformasi <i>watershed</i> untuk mendeteksi dan

	Herumurti (2019)	mengguna- kan Operasi Morfologi dan Transforma- si <i>Watershed</i>	<i>Water- shed</i>	menghitung sel darah putih pada citra mikroskopis leukemia. Melakukan konversi ke ruang warna HSV dan operasi morfologi untuk menghilangkan objek non-sel darah putih, metode ini menghasilkan akurasi segmentasi 97.67%. Metode ini efektif dan akurat untuk segmentasi sel pada diagnosa leukemia tanpa memerlukan alat mahal.
4.	Muslim Alamsyah (2019)	Segmentasi Citra Iris Mata mengguna- kan Metode Otsu <i>Threshold- ing</i>	<i>Otsu Threshold -ing</i>	Penelitian ini berhasil menerapkan metode segmentasi tiga kelas menggunakan <i>Otsu Thresholding</i> untuk citra iris mata, mencapai akurasi tinggi sebesar 99.07% dan Area <i>Under Curve</i> (AUC) 99.07% pada kurva karakteristik operasi relatif (ROC). Metode ini dapat membedakan antara latar belakang, objek TBD (<i>To Be Determined</i>), dan latar depan dengan baik, menawarkan solusi yang lebih akurat dan cepat

				dalam diagnosa kesehatan dibandingkan metode laboratorium tradisional yang mahal dan memakan waktu lama. Hasil ini menunjukkan potensi metode <i>Otsu</i> dalam dukungan keputusan di bidang kesehatan melalui analisis citra iris mata.
5.	B. Lalitha dan T. Ramashri (2019)	<i>Brain MRI Image Segmentation using Grabcut Algorithm</i>	<i>Grabcut</i>	Penelitian ini mengembangkan metode segmentasi gambar MRI untuk deteksi tumor otak menggunakan algoritma <i>Grabcut</i> , yang mengurangi interaksi pengguna dan meningkatkan efisiensi dibandingkan metode tradisional. Algoritma ini memanfaatkan informasi tekstur dan tepi untuk memisahkan area tumor dari jaringan otak yang normal dengan akurasi yang lebih baik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode <i>Grabcut</i> mencapai akurasi rata-rata 98%, dengan nilai precision sebesar 99%,

				recall 99.1%, dan F1 Score 99.43% untuk deteksi tumor. Metode ini juga menunjukkan kemampuan untuk mendeteksi tumor secara otomatis dengan waktu pemrosesan yang lebih cepat dan jumlah iterasi yang lebih sedikit dibandingkan dengan algoritma <i>graph-cut</i>, sehingga meningkatkan kecepatan diagnosa dan meminimalkan kesalahan pada klasifikasi antara area tumor dan non-tumor.
--	--	--	--	---

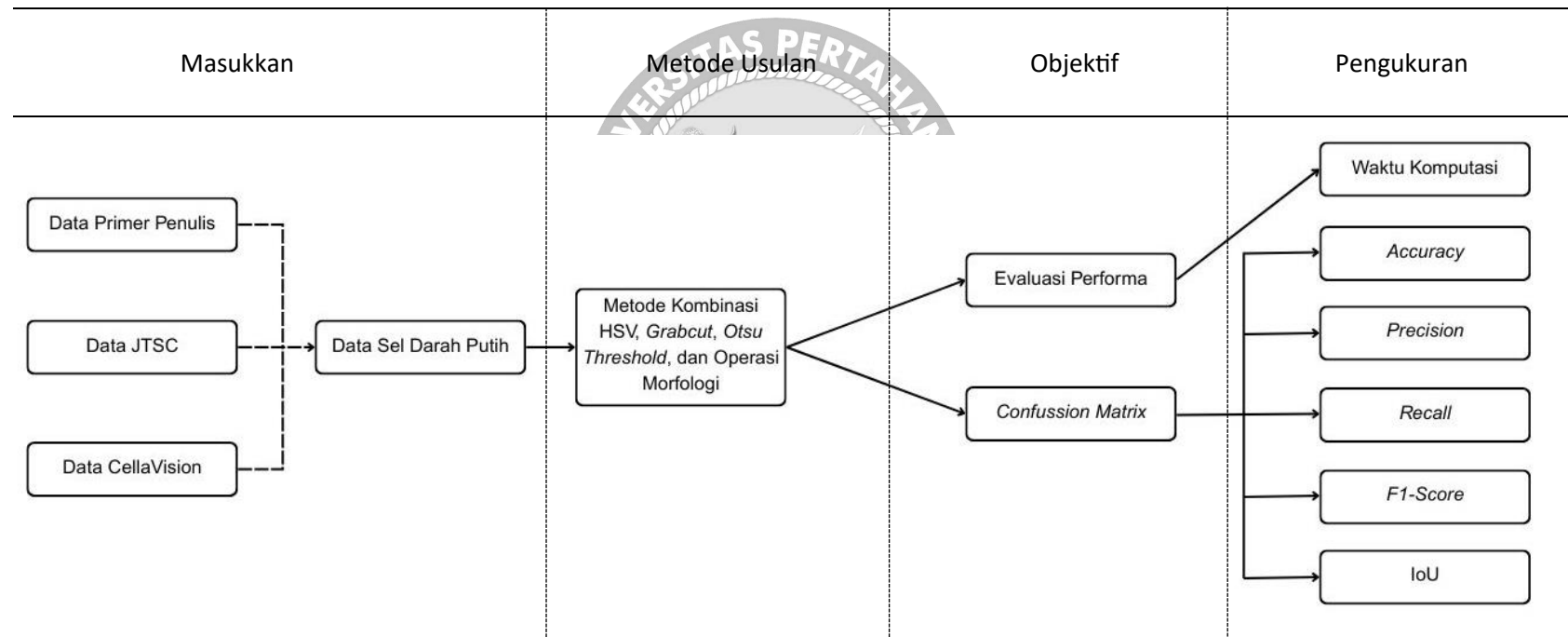
Sumber: diolah oleh peneliti

Berbagai penelitian sebelumnya dalam bidang segmentasi citra medis menunjukkan bahwa masing-masing metode memiliki keunggulan, namun juga tidak lepas dari keterbatasan yang signifikan. Penelitian oleh Dicky Hidayat dan Wikky Fawwaz Al Maki (2022) yang menggunakan metode CNN dan *Grabcut* mengalami kendala dari sisi jumlah data yang terbatas, akurasi yang belum memadai untuk aplikasi klinis, serta proses segmentasi yang masih terlalu sederhana dan rentan terhadap noise. Sementara itu, studi oleh Andrey Kartika Widhy Hapantenda dkk. (2020) yang membandingkan ruang warna HSV dan CIE-Lab menunjukkan bahwa keterbatasan pada ruang warna yang diuji dan asumsi yang digunakan dalam pemilihan ROI awal membuat hasil segmentasi kurang fleksibel terhadap variasi citra dan pencahayaan. Penelitian Dwi Syamsuifin Alham dan Darlis Herumurti (2019) yang mengandalkan operasi morfologi dan transformasi watershed menunjukkan kelemahan

dalam membedakan objek yang saling menempel, kesulitan menangani citra berkontras rendah, serta ketergantungan pada preprocessing yang tepat. Pada sisi lain, pendekatan Otsu Threshold yang digunakan oleh Muslim Alamsyah (2019) juga menunjukkan keterbatasan dari segi ukuran dataset, performa yang tidak konsisten, serta kurangnya tahap preprocessing lanjutan yang penting untuk meningkatkan hasil segmentasi. Terakhir, penelitian oleh B. Lalitha dan T. Ramashri (2019) yang menggunakan algoritma *Grabcut* untuk segmentasi citra MRI masih sangat bergantung pada input manual dan belum mampu mengatasi secara otomatis kondisi citra dengan noise tinggi atau kontras rendah, serta kurang tervalidasi secara klinis. Berdasarkan kelemahan-kelemahan ini, dipilihlah pendekatan gabungan antara metode HSV untuk pemisahan warna yang lebih representatif, *Grabcut* untuk segmentasi awal berbasis objek, Otsu Threshold untuk penentuan ambang adaptif, dan Operasi Morfologi untuk penyempurnaan hasil akhir. Kombinasi ini diharapkan dapat saling melengkapi dan menghasilkan segmentasi citra medis yang lebih akurat, robust, dan aplikatif dalam berbagai kondisi citra.

2.3 Kerangka Berpikir

Kerangka berpikir dalam penelitian ini dapat digambarkan sebagai berikut:



Gambar 2.5 Kerangka Berpikir

Sumber: diolah oleh peneliti