

Analisis Perbandingan Metode Thresholding untuk Segmentasi Citra Medis

Akbar Al Fattah and 13522036

Program Studi Teknik Informatika

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

Institut Teknologi Bandung, Jl. Ganesha 10 Bandung 40132, Indonesia

Abstract— Medical image segmentation plays a crucial role in supporting accurate diagnosis and analysis in clinical practice. One of the simplest yet widely used segmentation techniques is thresholding, which separates objects from the background based on pixel intensity values. Despite its simplicity, numerous thresholding methods have been developed to address challenges such as noise, non-uniform illumination, and complex anatomical structures commonly found in medical images.

This paper presents a comparative analysis of eight thresholding methods, namely Otsu, Adaptive Mean, Adaptive Gaussian, Triangle, Yen, Li, Minimum, and Mean, applied to grayscale medical images in the form of brain CT scans. The comparison is conducted both visually and quantitatively using several evaluation metrics, including white pixel percentage, entropy, edge density, and the number of connected components.

Experimental results demonstrate that each thresholding method exhibits distinct characteristics. Otsu provides the most balanced performance in terms of segmentation stability and noise suppression. Adaptive thresholding methods preserve fine structural details but introduce significant noise and fragmentation. Meanwhile, Li and Minimum methods generate simpler and more homogeneous segmentations with minimal connected components. These findings indicate that no single thresholding method is universally optimal, and the selection of an appropriate method should be tailored to the specific objectives and characteristics of the medical imaging task.

Keywords— Image Segmentation, Medical Image Processing, Thresholding, CT Scan

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi di bidang medis telah membawa perubahan signifikan dalam proses diagnosis dan analisis penyakit. Salah satu teknologi yang berkembang pesat adalah pemrosesan citra medis (*medical image processing*), yang memungkinkan tenaga medis untuk melakukan analisis yang lebih akurat dan efisien terhadap kondisi pasien. Citra medis seperti *X-ray*, *CT scan*, *MRI*, dan *ultrasound* menjadi sumber informasi penting dalam proses diagnosis berbagai penyakit.

Segmentasi citra medis merupakan salah satu tahapan krusial dalam analisis citra medis. Segmentasi bertujuan untuk memisahkan objek atau *region of interest* (ROI) dari bagian lain yang tidak relevan dalam citra. Proses segmentasi yang akurat sangat penting karena akan mempengaruhi tahapan selanjutnya seperti deteksi,

klasifikasi dan diagnosis penyakit. Kesalahan dalam segmentasi dapat mengakibatkan kesalahan diagnosis yang berpotensi membahayakan nyawa pasien.

Thresholding merupakan salah satu metode segmentasi citra yang paling sederhana namun efektif. Metode ini bekerja dengan cara memisahkan piksel-piksel dalam citra berdasarkan nilai intensitasnya. Meskipun konsepnya sederhana, terdapat berbagai varian metode *thresholding* yang telah dikembangkan untuk mengatasi berbagai tantangan dalam segmentasi citra medis, seperti variasi pencahayaan, *noise*, dan kompleksitas struktur anatomis.

Berbagai metode *thresholding* telah dikembangkan oleh para peneliti, mulai dari metode global seperti Otsu hingga metode adaptif yang dapat menyesuaikan *threshold* berdasarkan karakteristik lokal citra. Setiap metode memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing tergantung pada karakteristik citra yang diproses. Oleh karena itu, pemilihan metode *thresholding* yang tepat menjadi sangat penting untuk mendapatkan hasil segmentasi yang optimal.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis perbandingan terhadap berbagai metode *thresholding* yang umum digunakan dalam segmentasi citra medis. Dengan memahami karakteristik, kelebihan, dan kekurangan masing-masing metode, diharapkan dapat memberikan panduan bagi praktisi dan peneliti dalam memilih metode yang paling sesuai untuk aplikasi spesifik mereka.

II. LANDASAN TEORI

A. Citra Medis

Citra medis adalah representasi visual dari interior tubuh manusia untuk keperluan analisis klinis dan intervensi medis. Menurut Suetens (2017), citra medis diperoleh melalui berbagai modalitas pencitraan yang memanfaatkan berbagai fenomena fisik untuk menghasilkan visualisasi struktur dan fungsi organ tubuh.

Citra medis memiliki karakteristik khusus yang membedakannya dari citra natural pada umumnya, seperti variasi kontras yang tinggi, keberadaan *noise*, dan kompleksitas struktur anatomis yang memerlukan teknik pemrosesan khusus.

Berbagai modalitas citra medis yang umum digunakan dalam praktik klinis di antaranya adalah

1. *X-Ray* (Radiografi)

Menggunakan radiasi sinar-X untuk menghasilkan citra proyeksi struktur internal

tubuh. Efektif untuk pencitraan tulang dan deteksi abnormalitas pada organ dalam (Bushberg et al., 2020).

2. *Computed Tomography* (CT)

Menghasilkan citra cross-sectional menggunakan sinar-X dari berbagai sudut. Memberikan informasi 3D dengan resolusi spasial tinggi.

3. *Magnetic Resonance Imaging* (MRI)

Memanfaatkan medan magnet dan gelombang radio untuk menghasilkan citra detail jaringan lunak. Sangat baik untuk pencitraan otak, tulang belakang, dan jaringan lunak lainnya.

4. *Ultrasound* (USG)

Menggunakan gelombang suara frekuensi tinggi untuk menghasilkan citra real-time. Aman dan non-invasif, sering digunakan untuk pencitraan janin dan organ abdomen.

Namun, pemrosesan citra medis tidak selalu berjalan dengan mulus. Ada beberapa tantangan dalam melakukan pemrosesan citra. Tantangan-tantangan tersebut di antaranya adalah:

1. Citra medis sering mengandung *noise* yang dapat berasal dari peralatan pencitraan atau kondisi akuisisi (Deserno, 2011)
2. Pencahayaan tidak merata dan artefak dapat mempengaruhi kualitas citra
3. Struktur anatomis yang kompleks memerlukan metode segmentasi yang rumit.
4. Perbedaan anatomi antarindividu membuat generalisasi algoritma menjadi sangat menantang

B. Segmentasi Citra

Segmentasi citra adalah proses membagi citra menjadi beberapa daerah yang memiliki karakteristik serupa. Menurut Shapiro dan Stockman (2001), segmentasi adalah "proses partisi dari sebuah citra menjadi daerah-daerah yang tidak saling tumpang tindih".

Dalam konteks citra medis, segmentasi bertujuan untuk mengidentifikasi dan memisahkan struktur anatomis atau patologi tertentu dari bagian lain dalam citra (Pham et al., 2000).

Metode segmentasi citra dapat dikategorikan menjadi beberapa cara, yaitu:

1. *Thresholding*

Metode *thresholding* adalah metode segmentasi citra dengan cara memisahkan objek berdasarkan nilai intensitas piksel dengan menggunakan satu atau beberapa nilai *threshold*.

2. *Edge detection*

Metode *edge detection* adalah metode segmentasi citra dengan cara mendeteksi

diskontinuitas dalam intensitas citra untuk mengidentifikasi batas objek.

3. *Region detection*

Metode *region detection* adalah metode segmentasi citra dengan cara mengelompokkan piksel-piksel yang memiliki karakteristik serupa ke dalam region yang sama, seperti *region growing* dan *region splitting*.

4. *Clustering*

Menggunakan algoritma clustering seperti K-means atau Fuzzy C-means untuk mengelompokkan piksel.

5. *Deep Learning*

Metode modern yang menggunakan neural networks seperti U-Net atau Mask R-CNN untuk segmentasi otomatis (Hesamian et al., 2019).

C. *Thresholding*

Thresholding adalah teknik segmentasi citra paling sederhana yang mengkonversi citra *grayscale* menjadi citra biner dengan membandingkan intensitas setiap piksel terhadap nilai *threshold* T . Secara matematis, *thresholding* dapat didefinisikan sebagai (Sezgin & Sankur, 2004):

$$g(x,y) = 1, \text{ jika } f(x,y) \geq T, 0, \text{ jika } f(x,y) < T$$

dengan $f(x,y)$ adalah citra input, $g(x,y)$ adalah citra keluaran biner, dan T adalah nilai *threshold*.

D. Metode *Thresholding*

1. Metode Otsu

Metode Otsu merupakan metode *thresholding* global yang menentukan nilai ambang optimal dengan memaksimalkan variansi antar kelas antara piksel latar belakang dan objek. Metode ini efektif untuk citra dengan histogram bimodal dan banyak digunakan karena kestabilan serta kesederhanaannya.

2. *Adaptive Mean*

Adaptive Mean adalah metode *thresholding* lokal yang menentukan nilai ambang berdasarkan rata-rata intensitas piksel pada area sekitar setiap piksel. Metode ini cocok untuk citra dengan pencahayaan tidak merata, namun cenderung menghasilkan *noise* yang tinggi.

3. *Adaptive Gaussian*

Metode ini merupakan pengembangan dari *Adaptive Mean*, di mana nilai ambang dihitung menggunakan bobot Gaussian pada area lokal. *Adaptive Gaussian* lebih sensitif terhadap detail dan tepi objek, tetapi dapat menyebabkan fragmentasi berlebih pada citra medis.

4. *Triangle*

Metode *Triangle* menentukan nilai *threshold* berdasarkan bentuk histogram dengan menarik garis antara puncak histogram dan ujung histogram terjauh. Metode ini sederhana dan cocok untuk segmentasi kasar pada citra

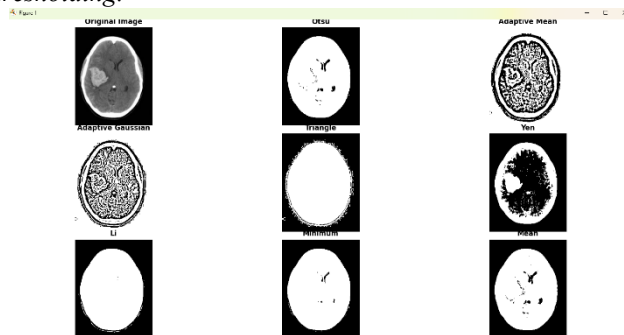
- dengan distribusi intensitas yang tidak simetris.
5. Yen
Metode Yen menentukan threshold dengan memaksimalkan entropi antara dua kelas piksel. Metode ini efektif dalam menonjolkan area tertentu dengan kontras tinggi, namun kurang stabil untuk segmentasi global karena fragmentasi yang tinggi.
 6. Li
Metode Li menggunakan pendekatan minimum cross-entropy untuk menentukan nilai threshold secara iteratif. Metode ini menghasilkan segmentasi yang relatif halus dan stabil, cocok untuk citra medis dengan tingkat noise rendah hingga sedang.
 7. Minimum
Metode Minimum menentukan nilai ambang berdasarkan titik minimum di antara dua puncak histogram. Metode ini efektif untuk citra dengan histogram bimodal yang jelas, namun kurang optimal jika distribusi intensitas tumpang tindih.
 8. Mean
Metode Mean menggunakan nilai rata-rata intensitas seluruh citra sebagai threshold. Metode ini sangat sederhana dan cepat, tetapi sensitif terhadap noise dan variasi intensitas, sehingga kurang cocok untuk citra medis yang kompleks.

III. IMPLEMENTASI

Implementasi kode untuk program ini dapat diakses di pranala *GitHub* pada bagian akhir dari makalah ini.

IV. HASIL ANALISIS

Hasil eksperimen divisualisasikan dalam dua bentuk utama yaitu Grafik perbandingan metrik evaluasi dan visualisasi hasil segmentasi citra untuk setiap metode *thresholding*.

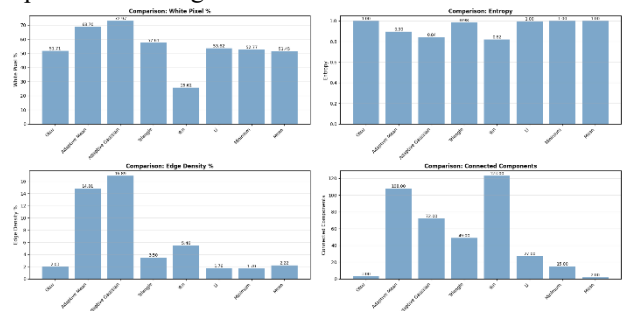


Gambar 1: Hasil eksekusi program menggunakan gambar *CT scan* otak.

Pada hasil eksekusi program di atas, metode Otsu menghasilkan segmentasi yang relatif stabil dengan objek utama (bagian otak) tersegmentasi dengan baik. Area latar belakang terpisah dengan jelas, dan *noise* relatif minim. Metode ini cocok untuk citra dengan distribusi intensitas bimodal. Metode *adaptive mean dan gaussian*

menghasilkan segmentasi yang sangat detail, namun juga memperlihatkan **noise yang tinggi**. Hal ini terlihat dari banyaknya area kecil tersegmentasi di dalam otak.

Adaptive Gaussian menghasilkan detail tepi paling kuat, tetapi konsekuensinya adalah fragmentasi yang berlebihan. Metode Triangle cenderung menghasilkan segmentasi global yang sederhana, di mana sebagian besar area objek utama menjadi putih. Detail internal objek relatif hilang, sehingga metode ini lebih cocok untuk segmentasi kasar (*coarse segmentation*). Metode Yen menonjolkan area dengan intensitas tertentu secara agresif, menghasilkan segmentasi yang fokus pada bagian tertentu dari objek, namun dengan fragmentasi yang cukup tinggi. Metode Li menghasilkan segmentasi yang cukup bersih dengan noise yang relatif rendah, meskipun beberapa detail kecil masih hilang. Hasilnya cenderung homogen dan stabil. Metode minimum dan mean menghasilkan segmentasi yang sangat sederhana dengan area putih dominan. Detail struktural di dalam objek tidak banyak dipertahankan, namun metode ini unggul dalam menghasilkan citra dengan sedikit komponen terhubung.



Gambar 2: Grafik perbandingan kuantitatif dari 8 metode *thresholding*.

Berdasarkan grafik perbandingan, metode *Adaptive Gaussian* memiliki persentase piksel putih tertinggi (~72.97%), sedangkan metode Yen memiliki nilai terendah (~25.61%).

Nilai *White Pixel %* yang terlalu tinggi mengindikasikan *oversegmentation*, sedangkan nilai yang terlalu rendah berpotensi kehilangan area objek penting.

Entropy merepresentasikan tingkat informasi atau kompleksitas citra hasil segmentasi.

Metode Otsu, Li, Minimum, dan Mean menunjukkan nilai entropy tertinggi (1.00), yang mengindikasikan keseimbangan distribusi piksel hitam dan putih. Sebaliknya, *Adaptive Gaussian* dan Yen memiliki *entropy* lebih rendah, menunjukkan distribusi piksel yang tidak seimbang.

Edge Density tertinggi dihasilkan oleh *Adaptive Gaussian* (16.89%) dan *Adaptive Mean* (14.81%), menandakan kemampuan tinggi dalam mendeteksi detail tepi.

Namun, *Edge Density* yang tinggi juga berkorelasi dengan peningkatan noise. Metode Li, Minimum, dan Otsu memiliki *Edge Density* rendah, menunjukkan segmentasi yang lebih halus dan bersih.

Jumlah *Connected Components* mencerminkan tingkat fragmentasi hasil segmentasi.

Metode Yen dan *Adaptive Mean* menghasilkan jumlah komponen tertinggi, menandakan segmentasi yang terfragmentasi.

Sebaliknya, metode Mean, Otsu, dan Minimum menghasilkan jumlah komponen yang sangat sedikit, sehingga lebih cocok untuk segmentasi objek utama tanpa fragmentasi berlebih.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil eksperimen dan analisis yang telah dilakukan pada Bab IV, dapat disimpulkan bahwa metode *thresholding* memiliki pengaruh yang signifikan terhadap kualitas segmentasi citra medis. Setiap metode menunjukkan karakteristik yang berbeda dalam hal detail, stabilitas, dan kompleksitas hasil segmentasi.

Metode Otsu menunjukkan performa yang paling seimbang secara keseluruhan. Metode ini mampu memisahkan objek utama dari latar belakang dengan baik, menghasilkan *entropy* tinggi, jumlah *connected components* yang rendah, serta *noise* yang relatif minimal. Hal ini menjadikan Otsu sebagai metode yang paling stabil dan andal untuk segmentasi citra medis dengan distribusi intensitas yang relatif homogen.

Metode *Adaptive Mean* dan *Adaptive Gaussian* unggul dalam mempertahankan detail struktural dan tepi objek, yang ditunjukkan oleh nilai *edge density* yang tinggi. Namun, metode ini juga menghasilkan fragmentasi dan *noise* yang cukup besar, sehingga kurang sesuai untuk segmentasi objek utama tanpa proses pasca-segmentasi tambahan.

Metode Li dan Minimum menghasilkan segmentasi yang sederhana dan homogen dengan jumlah komponen terhubung yang rendah. Meskipun detail internal objek cenderung berkurang, metode ini efektif untuk aplikasi yang membutuhkan segmentasi kasar dengan tingkat fragmentasi minimal.

Sementara itu, metode Yen mampu menyoroti area dengan intensitas tertentu secara agresif, tetapi menghasilkan jumlah komponen terhubung yang tinggi sehingga kurang stabil untuk segmentasi global citra medis.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa tidak terdapat satu metode *thresholding* yang unggul mutlak untuk semua kondisi, dan pemilihan metode harus disesuaikan dengan tujuan analisis citra medis yang diinginkan.

PRANALA GITHUB

<https://github.com/DeltDev/Makalah-PCD-1>

REFERENSI

- Suetens, P. (2017). *Fundamentals of Medical Imaging* (3rd ed.). Cambridge University Press.
- Deserno, T. M. (2011). *Biomedical Image Processing*. Springer.
- Shapiro, L. G., & Stockman, G. C. (2001). *Computer Vision*. Prentice Hall.

Pham, D. L., Xu, C., & Prince, J. L. (2000). Current methods in medical image segmentation. *Annual Review of Biomedical Engineering*, 2(1), 315-337.

Hesamian, M. H., Jia, W., He, X., & Kennedy, P. (2019). Deep learning techniques for medical image segmentation: Achievements and challenges. *Journal of Digital Imaging*, 32(4), 582-596.

Sezgin, M., & Sankur, B. (2004). Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of Electronic Imaging*, 13(1), 146-168.

PERNYATAAN

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

Akbar Al Fattah
13522036