

## PEMILIHAN METODE SEGMENTASI PADA CITRA ULTRASONOGRAFI OVARIUM

Eliyani<sup>1)</sup>, Fakhul Nizam<sup>2)</sup>

<sup>1,2)</sup>Jurusan Teknik Elektro– Universitas Muhammadiyah Gresik

<sup>1</sup>[eliyani@umg.ac.id](mailto:eliyani@umg.ac.id), <sup>2</sup>[fakhulnizam@umg.ac.id](mailto:fakhulnizam@umg.ac.id)

JL. Sumatra No 101, Gresik 61121, Jawa Timur

### ABSTRAK

Penelitian ini membandingkan metode segmentasi untuk mengenali folikel pada citra ultrasonografi ovarium, metode segmentasi yang paling baik akan digunakan untuk proses perhitungan jumlah folikel. Penilaian kinerja metode segmentasi active contour dan active contour without edge dievaluasi menggunakan Probabilistic Rand Index (PRI) dan Global Consistency Error (GCE). Hasil penelitian ini menunjukkan metode segmentasi yang terbaik adalah active contour without edge karena memiliki nilai PRI lebih tinggi dan pada nilai GCE lebih rendah dari pada hasil metode segmentasi active contour.

**Kata kunci:** active contour, active contour without edge.

### ABSTRACT

*This study compares the segmentation method to identify follicles on ovarian ultrasound images; the best segmentation method is used to calculate the number of follicles. The performance assessment of active contour and active contour without edge segmentation methods was evaluated using Probabilistic Rand Index (PRI) and Global Consistency Error (GCE). This study indicates that the best segmentation method is active contour without edge because it has a higher PRI value and a lower GCE value than the results of the active contour.*

**Keywords:** active contour, active contour without edge.

## 1. PENDAHULUAN

National Survey of Family Growth menunjukkan persentase perempuan pada usia 15 - 44 tahun di Amerika mengalami gangguan fertilitas sebanyak 12,1% [1]. Perempuan Indonesia berumur 30-34 tahun mengalami gangguan fertilitas sebanyak 15%, usia 35 - 39 tahun mengalami gangguan fertilitas sebanyak 30%, meningkat 55% pada usia 40 - 44 tahun [2]. Riset kesehatan dasar pada tahun 2013, Badan

Penelitian dan Pengembangan Kesehatan Kementerian Republik Indonesia menyatakan pasangan infertilitas di Indonesia adalah 15 – 25 % dari seluruh pasangan yang ada sebanyak 98,3 % [3]. Berdasarkan data pada tahun 2017, Perhimpunan Fertilisasi In Vitro Indonesia, terdapat 2.055 wanita dan 1.712 pria yang mengalami gangguan fertilitas.

Gangguan fertilitas menyebabkan kesulitan memperoleh kehamilan, beberapa

perempuan akan melakukan konsultasi dengan dokter kandungan untuk mengatasi gangguan fertilitas. Gangguan fertilitas dapat diketahui dari hasil wawancara pasien tentang siklus masa subur, hasil laboratorium reproduksi serta hasil gambar ultrasonografi ovarium. Pemeriksaan cepat dan murah dapat dilakukan menggunakan ultrasonografi ovarium dibandingkan pemeriksaan di laboratorium [4]. Dokter menghitung secara manual jumlah folikel yang terlihat dari gambar ultrasonografi ovarium, pemantuan jumlah folikel sangat bermanfaat bagi wanita yang ingin program hamil. Pasien sulit hamil jika memiliki jumlah folikel lebih dari 12 dengan ukuran kecil.

Keterbaruan pada penelitian ini adalah memilih metode segmentasi berdasarkan hasil analisis nilai *Probabilistic Rand Index* (PRI) dan *Global Consistency Error* (GCE) serta hasil segmentasi pada penelitian ini dapat menunjukkan jumlah folikel yang lebih baik dengan cara mengenali folikel yang menempel. Beberapa penelitian sebelumnya metode komputasi menghasilkan segmentasi yang berlebihan sehingga ada kesalahan jumlah folikel yang menempel. Penelitian ini akan membantu dokter untuk perhitungan otomatis jumlah folikel pada gambar ultrasonografi ovarium, penelitian ini membandingkan metode segmentasi untuk mengenali folikel pada citra ultrasonografi ovarium, metode segmentasi yang paling baik akan digunakan untuk proses

perhitungan jumlah folikel. Metode segmentasi yang digunakan *active contour* dan *active contour without edge*. Kinerja model segmentasi akan diuji pada dataset citra ultrasonografi ovarium pada pasien RSUD Sakina Idaman Yogyakarta.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

Segmentasi merupakan proses membagi citra menjadi beberapa wilayah yang memiliki tampilan visual yang cukup homogen atau yang sesuai dengan objek atau bagian objek [5]. Segmentasi citra bertujuan mengambil informasi yang terdapat di dalam suatu citra, membagi suatu citra ke dalam sejumlah area atau objek. Idealnya, langkah segmentasi tersebut dihentikan pada saat objek yang diinginkan sudah berhasil dipisahkan. Algoritma segmentasi untuk citra monochrome biasanya berdasarkan pada satu dari dua sifat nilai *gray level* yaitu diskontinuitas dan similaritas. Diskontinuitas, pendekatan yang dilakukan adalah memisahkan citra berdasarkan terjadinya perubahan nilai *gray level* yang drastis. Sedangkan pada similaritas, pendekatan dilakukan berdasarkan *thresholding*, *region growing*, *region spitting* dan *merging* [6]. Secara umum metode segmentasi dapat dikelompokkan menjadi empat yakni : 1) *thresholding*, 2) *shapebased*, 3) *region growing*, dan 4) *clustering* [5]–[9].

Kajian pustaka segmentasi gambar ultrasonografi ovarium, salah satunya metode segmentasi dengan *region growing*, [10]

melakukan dalam tiga tahapan yaitu identifikasi *homogeneous region*, *region growing* dan ekstraksi folikel. Identifikasi *homogeneous region* dicapai dengan menggunakan *adaptive neighborhood median* memfilter *noise* pada gambar ultrasonografi ovarium. Identifikasi *homogeneous region* dianggap sebagai perkiraan dari folikel dan *region growing* digunakan memperluas perkiraan ke batas folikel sebenarnya. Proses berulang menumbuhkan setiap wilayah homogen. Proses iteratif, pixel individual digabung dengan wilayah homogen jika memenuhi dua penggabungan kriteria. Kedua kriteria didasarkan pada intensitas piksel individual dan bobot gradien. Daerah diidentifikasi dalam upaya untuk menghapus wilayah yang tidak sesuai dengan folikel sebenarnya.

Metode segmentasi *region growing* yang dilakukan [10] menggabungkan beberapa pixel dengan *thresholding* memiliki kondisi konektivitas atau kriteria daerah homogenitas, tetapi hanya dapat bekerja dengan baik pada daerah homogen serta membutuhkan operator untuk menentukan daerah akan tersegmentasi. Segmentasi folikel menggunakan deteksi tepi dengan metode Canny telah dilakukan [11]. Deteksi tepi Canny merupakan algoritma pendeteksi tepi dapat mendeteksi tepi menggunakan kriteria-kriteria sesuai keinginan agar hasil optimal, langkah deteksi tepi Canny adalah komputasi gradien pada sumbu x dan y,

komputasi *magnitude* dan orientasi gradien, selanjutnya *non maximum suppression*, kalkulasi *threshold* tinggi dan rendah serta *hysteresis thresholding*. [11] menghilangkan *noise* yang ada pada citra menggunakan *filter gaussian*. Hasil citra tampak sedikit buram mendapatkan tepi citra sebenarnya. Langkah selanjutnya menemukan *edge strength* dengan cara mencari gradien citra. Metode Sobel menggunakan pendekatan 2D *spatial gradien*, sehingga *absolute magnitude gradient (edge strength)* dapat ditemukan. Menentukan arah tepian (*edge direction*) digunakan untuk menghubungkan dengan arah dari piksel citra. Menerapkan *nonmaximum suppression* dengan *maxima local* saja yang ditandai sebagai tepian, langkah ini bertujuan untuk mengkonversi tepian yang masih *blur* dari hasil *magnitude gradient* sehingga menghasilkan tepian yang tajam. Canny menggunakan *thresholding* ganda dimana tepian nilai yang lebih besar dari *thresholding* atas (*high thresholding*) ditandai sebagai titik kuat, tepian dengan nilai yang lebih kecil dari *thresholding* bawah (*low thresholding*) akan dihapus, dan tepian dengan nilai piksel antara *thresholding* atas dengan *thresholding* bawah akan ditandai sebagai tepian yang lemah.

Metode segmentasi citra ultrasonografi ovarium dengan *watershed* [12] menghasilkan segmentasi yang berlebihan sehingga ada folikel yang menempel tidak terdeteksi dengan baik, menyelesaikan masalah segmentasi yang

berlebihan dapat dilakukan pemrosesan awal mengurangi *noise* dengan *contourlet transform*, sedangkan [13] pada pemrosesan awal melakukan *histogram equalization* serta *negative transformation*, hasil deteksi terdapat folikel ukuran kecil tidak dikenali.

Menurut Hiremart dan Tegnor, metode *thresholding* yang optimal untuk citra ultrasonografi ovarium yang dilakukan [10] dengan estimasi batas ovarium tidak menghasilkan hasil yang efektif [13].

Yinhui Deng dan Ping Chen mengembangkan metode *region growing* untuk deteksi folikel tetapi membutuhkan titik yang dipilih secara manual oleh dokter [12]. Palak Mehrotra dan Chandan Chakraborty menggunakan morfologi *open* dan operasi *close*, mengekstrak ciri dari citra USG dengan menggunakan *tophat transform* dan *scanline thresholding* untuk menyegmentasikan citra ultrasonografi ovarium untuk mengurangi tingkat kesalahan dengan deteksi manual [14].

Segmentasi citra ultrasonografi ovarium menggunakan *scanline threshold* dan menggunakan ciri geometrik dilakukan oleh [15], segmentasi citra ultrasonografi ovarium menggunakan *scanline threshold* dengan 30 data input gambar ultrasonografi ovarium dengan pengukuran kesalahan menggunakan *mean square error* telah dilakukan [14], sedangkan [16] segmentasi citra ultrasonografi ovarium untuk mengenali kista menggunakan *scanline*

*threshold* dengan 25 data input gambar ultrasonografi ovarium. Segmentasi pada citra ultrasonografi ovarium telah dilakukan [17] dengan menggunakan modifikasi *otsu thresholding*.

### 2.1. Active Contour

*Active contour (AC)* mengembangkan sebuah kurva membentuk suatu *contour* yang merupakan tepian suatu obyek dalam citra tersebut. Kurva awal dibuat sebagai acuan pengembangan kurva berikutnya. Misalnya dimulai dengan kurva di sekitar objek yang akan dideteksi, kurva bergerak ke arah dalam dan ke arah luar di bawah batas dari citra dan harus berhenti pada batas tepi obyek. Semua model *active contour*, deteksi tepi digunakan untuk menghentikan perkembangan kurva pada batas-batas objek yang diinginkan. Biasanya adalah fungsi tepi positif dan regular  $g(|\nabla U_0|)$  ditunjukkan oleh Persamaan (1), diturunkan menjadi  $\lim_{t \rightarrow g(t)} = 0$ .

$$g(|\nabla U_0|) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * U_0|^2} \quad (1)$$

Dimana  $G_\sigma * U_0$  adalah konvolusi dari citra  $U_0$  dengan Gaussian  $G_\sigma(x, y) = \sigma^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{|x^2+y^2|}{4\sigma}\right)$ . Suatu fungsi  $g(|\nabla U_0|)$  akan selalu positif di wilayah homogen, dan mendekati nol pada tepian kurva. Perkembangan kurva dengan variasi dari rata-rata pergerakan kelengkungan dengan fungsi tepi  $g(|\nabla U_0|)$

sebagai faktor tambahan dalam kecepatan. Untuk persamaan energi eksternal ditunjukkan oleh Persamaan (2), untuk menghitung fungsi jarak maka gunakan perhitungan energi internal seperti pada Persamaan (3).

$$\varepsilon_{g,\lambda,v}(\phi) = \lambda.L_g(\phi) + V.A_g(\phi) \quad (2)$$

$$\varepsilon(\phi) = \mu.P(\phi) + \varepsilon_m(\phi) \quad (3)$$

Semua model *snake* klasik atau model *active contour* bergantung pada fungsi tepi  $g$  ini, tergantung pada gradien citra  $|\nabla U_0|$ , untuk menghentikan evolusi kurva. Oleh karena itu, model ini hanya dapat mendeteksi obyek dengan tepi yang didefinisikan oleh gradien. Dalam pelatihan gradien diskrit dibatasi dan kemudian menghentikan fungsi  $g$  tidak pernah nol di tepi, dan kurva dapat melewati tepian. Di sisi lain, jika citra  $U_0$  *noise* maka penghalusan menggunakan gaussian harus kuat yang akan memperhalus tepi [18].

## 2.2. Active Contour Without Edge

*Active Contour Without Edge* (ACWE) merupakan metode segmentasi citra yang dikembangkan oleh Chan dan Vese, sebagai salah satu modifikasi dari segmentasi *active Contour* [19], [20]. Metode *active contour* konvensional menggunakan konsep gradien tepi untuk menemukan objeknya sehingga membutuhkan energi yang cukup besar proses segmentasi dan menggunakan tepian objek yang didefinisikan oleh gradien gambar untuk

menghentikan iterasi. Hal ini dinilai kurang efektif oleh Chan dan Vese. Beberapa kasus gambar seperti gambar berkontras rendah, objek bervariasi, objek dengan beda intensitas, kontur yang halus dan noise yang tinggi juga masih belum bisa disegmentasi dengan baik oleh *active contour*, oleh karena itu dikembangkan metode untuk meminimalkan energi yang dibutuhkan dan tidak bergantung pada gradien citra. Pada dasarnya ACWE melakukan perbandingan antara total nilai dari *inside energy* dan *outside energy*.

*Inside energy* adalah total kuadrat dari selisih setiap piksel yang tersebar di dalam area kurva dengan rata-rata piksel yang berada dalam area kurva ( $C_1$ ). *Outside energy* adalah total kuadrat setiap piksel yang tersebar di luar area kurva ( $C_2$ ) dimana  $u_0(x,y)$  merepresentasikan nilai piksel pada citra  $f(x,y)$ .  $C$  merupakan variabel dari kurva dimana nilai  $C_1$  dan  $C_2$  bergantung pada lokasi piksel terhadap kurva  $C$  di dalam citra  $u_0$ . Algoritma *active contour without edge* pada penelitian ini dapat dilihat urutannya sebagai berikut :

1. Inisialisasi area *mask* dianggap sebagai area objek awal (*inside index*) sedangkan di luar dianggap sebagai area background (*outside index*) dengan bentuk persegi.
2. Hitung nilai *Euclidean Distance (ED)* setiap piksel terhadap mask dan negatif mask. Konsep *euclidean distance* adalah mencari jarak dari suatu titik  $(x_1, y_1)$  terhadap

$(x_2, y_2)$ .

$$ED = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (4)$$

Keterangan

$x_1$  = Koordinat piksel  $x$  pada titik  $a$

$y_1$  = Koordinat piksel  $y$  pada titik  $a$

$x_2$  = Koordinat piksel  $x$  pada titik  $b$

$y_2$  = Koordinat piksel  $y$  pada titik  $b$

- Gunakan *level set method formula* untuk mendapatkan batas-batas antara area di luar kurva dan area di dalam kurva  $C$ .

$$C \subset \Omega \begin{cases} C = \partial\omega = \{(x, y) \in \Omega : \phi(x, y) = 0\}, \\ \text{inside}(C) = \omega = \{(x, y) \in \Omega : \phi(x, y) > 0\}, \\ \text{outside}(C) = \frac{\Omega}{\omega} = \{(x, y) \in \Omega : \phi(x, y) < 0\}, \end{cases} \quad (5)$$

nilai phi ( $\phi$ ) diterapkan dalam *level set method* untuk mendapatkan *inside index* dan *outside index*.  $\Omega$  merupakan citra dimana  $C \subset \Omega, \omega \subset \Omega, C \subset \partial\omega$ .  $\omega$  merepresentasikan area objek sehingga didapatkan *inside* ( $C$ ) adalah area  $\omega$ , sedangkan *outside* ( $C$ ) adalah area  $\frac{\Omega}{\omega}$ . Area *inside* adalah area ketika nilai  $\phi > 0$  dan *outside* adalah area ketika nilai  $\phi < 0$ .

- Hitung bentuk komplemen nilai piksel  $u_0(x, y)$  dengan Persamaan (6).

$$u_0(x, y)^c = 255 - u_0(x, y) \quad (6)$$

- Ubah variabel  $C$  ke variabel  $\phi$  dengan menggunakan fungsi *heaviside*  $H$  dan fungsi *dirac* satu dimensi menjadi Persamaan (7).

$$(\phi(x, y)) \begin{cases} 1, \text{jika } \phi > \varepsilon \\ 0, \text{jika } \phi < \varepsilon \end{cases} \quad (7)$$

$$\delta(\phi) = \frac{d}{dz} H(\phi) = \frac{\varepsilon}{\pi(\varepsilon^2 + \phi^2)} \quad (8)$$

- Hitung nilai  $C_1$  berdasarkan pembagian nilai pembagian nilai perkalian piksel komplemen piksel terhadap fungsi *heaviside* (area dalam kurva).

$$C_1 = \frac{\text{sum}(\text{inside}(C))}{\text{length}(\text{inside}(C))} \quad (9)$$

$$C_1 = \frac{(\sum u_0(x, y)^c)(H(\phi(x, y)))}{\sum u_0((x, y) \in \Omega : \phi(x, y) \geq 0)^c}$$

- Hitung nilai  $C_2$  melalui pembagian nilai perkalian piksel komplemen piksel terhadap fungsi inversi *heaviside* (area luar kurva).

$$C_2 = \frac{\text{sum}(\text{outside}(C))}{\text{length}(\text{outside}(C))} \quad (10)$$

$$C_2 = \frac{(\sum u_0(x, y)^c)(1 - H(\phi(x, y)))}{\sum u_0((x, y) \in \Omega : \phi(x, y) < 0)^c}$$

- Posisi dan area dari kurva / mask tersebut akan mengembangkan atau mengerucut sesuai dengan fungsi energi tiap piksel  $F(C_1, C_2, C)$  yang sudah diubah dengan fungsi *heaviside* dan *diract*.

$$F(C_1, C_2, C) = F(C_1, C_2, \phi) \quad (11)$$

$$\begin{aligned} &= \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy \\ &+ v \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) \\ &+ \lambda_1 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 H(\phi(x, y)) dx dy \\ &+ \lambda_2 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \end{aligned}$$

9. Konstanta variabel pelebaran atau pengerucutan kurva melibatkan  $H(\phi(x, y))$  dengan nilai adalah  $\varepsilon$  dan  $10^{-5}$ .

$$H(\phi) \begin{cases} 1, \text{jika } \phi > \varepsilon \\ 0, \text{jika } \phi < \varepsilon, \\ \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{\phi}{\varepsilon} + \frac{1}{\pi} \sin\left(\frac{\pi\phi}{\varepsilon}\right) \right], \text{jika } |\phi| \leq \varepsilon \end{cases} \quad (12)$$

10. Hitung nilai kappa, yakni informasi perbedaan ketetanggann setiap nilai piksel berdasarkan  $\phi$  dari citra  $f(x, y)$ .

$$Kappa(\phi) = \frac{KG}{\max(K, G)} \quad (13)$$

$$K = \frac{f_{xx} \cdot f_{yy} - 2f_{xy} \cdot f_x \cdot f_y \cdot f_{yy} + f_{yy} \cdot f_x^2}{f_y^2 + f_y^2 + \varepsilon^{1.5}} \quad (14)$$

$$G = \sqrt{f_x^2 + f_y^2} \quad (15)$$

$$f_x = f(x+1, y) - f(x-1, y) \quad (16)$$

$$f_y = f(x, y+1) - f(x, y-1) \quad (17)$$

$$f_{xx} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y) \quad (18)$$

$$f_{yy} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y) \quad (19)$$

$$f_{xy} = f(x+1, y-1) - f(x+1, y+1) + f(x-1, y-1) - f(x-1, y+1) \quad (20)$$

11. Hitung total energi citra pada setiap iterasi. Variabel  $\mu$  adalah konstanta dengan nilai 0.2.

$$F(x, y) = \frac{\mu \cdot Kappa(\phi)}{\max(Kappa(\phi))} + (F(C_1, C_2, C)) \quad (21)$$

12. Normalisasi total energi dengan membagi nilai total energi maksimum absolut total

energi.

$$F(x, y) = \frac{F(x, y)}{\max(|F(x, y)|)} \quad (22)$$

13. Nilai kurva lama ( $\phi_0$ ) akan diperbaharui dengan mengalikan nilai  $dt$  dengan energi ( $F(x, y)$ ). Hasil perkalian tersebut kemudian ditambahkan dengan nilai  $\phi_0$  sehingga menghasilkan  $\phi_1$  seperti persamaan dibawah ini. Besaran konstanta yang digunakan adalah 0.5.

$$\phi_1(x, y) = \phi_0(x, y) + dt \cdot F(x, y) \quad (23)$$

Jika nilai kurva lama ( $\phi_0$ ) dengan nilai kurva yang baru ( $\phi_1$ ) sama maka iterasi akan berhenti dan mendapatkan hasil segmentasi. Namun apabila kedua nilai tersebut masih berbeda atau berada diatas batas toleransi perbedaan nilai ( $\phi_0$ ) dan ( $\phi_1$ ), maka akan dilakukan perhitungan energi pada kurva yang baru. Proses perhitungan akan terus dilakukan hingga nilai sama untuk ( $\phi_0$ ) dan ( $\phi_1$ ), atau nilai energi sudah mendekati nilai 0. Nilai toleransi batas perbedaan ( $\phi_0$ ) dan ( $\phi_1$ ) adalah 0.0162. Kondisi berhenti lainnya apabila iterasi maksimum yang ditentukan telah tercapai [19].

### 2.3. Pengujian Hasil segmentasi

Pengujian metode segmentasi berdasarkan nilai *Probabilistic Rand Index* (PRI) dan *Global Consistency Error* (GCE) untuk mengevaluasi

kinerja metode *active contour* dan *active contour without edge*.

*Probabilistic Rand Index* (PRI) merupakan *indeks rand* adalah fungsi yang mengubah membandingkan dua partisi dengan jumlah kelas yang mungkin berbeda. Formula untuk PRI didefinisikan dalam Persamaan (24).

$$PR(R_{test}, \{R_{GT}\}) = \frac{1}{\binom{n}{2}} \sum_{i < j} [c_{ij}p_{ij} + (1 - c_{ij})(1 - p_{ij})] \quad (24)$$

dimana  $R_{GT}$  adalah gambar *ground truth* yang dikelompokkan secara manual  $\{R_1, R_2, \dots, R_{GT}\}$  sesuai dengan gambar ovarium tersegmentasi  $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$  oleh algoritma. Himpunan semua segmentasi yang benar secara persepsi didefinisikan oleh angka acak  $p_{ij}$ ,  $C_{ij}$  menunjukkan peristiwa sepasang piksel 'i' dan 'j' memiliki label yang sama pada gambar uji  $R_{test}$ .

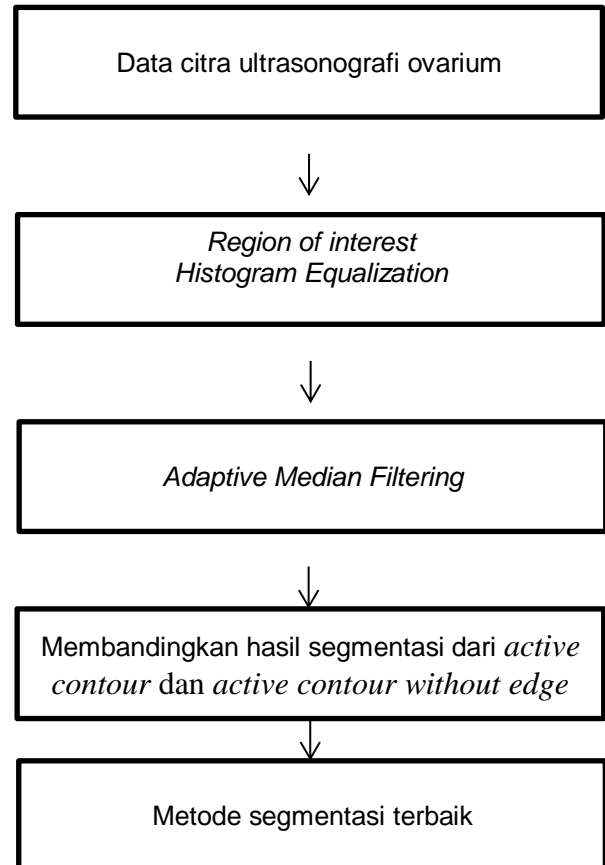
$$c_{ij} = I(L_i^{R_{test}} = L_j^{R_{test}}) \quad (25)$$

*Global Consistency Error* (GCE) adalah ukuran untuk menilai sejauh mana hasil segmentasi. GCE digunakan sebagai ukuran untuk bandingkan hasil dari metode segmentasi yang diusulkan ( $I_1$ ) untuk *ground Truth* ( $I_2$ ). Piksel  $p_a$  pada gambar tersegmentasi  $I_1$  dan  $I_2$  untuk *ground truth*, ukuran GCE menghasilkan output bernilai nyata dalam kisaran [0: 1], di mana nol menandakan tidak ada kesalahan.

$$GCE = \frac{1}{N} \min\{\sum_a P_a(I_1, I_2), \sum_a P_a(I_2, I_1)\} \quad (26)$$

### 3. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian yang dilakukan ditunjukkan pada Gambar 1 yang menguraikan urutan langkah yang dilakukan untuk mendapatkan metode segmentasi terbaik.



**Gambar 1.** Blok Diagram Pemilihan Metode Segmentasi Terbaik

Citra ultrasonografi ovarium terdapat *speckle noise*, maka untuk mengurangi *speckle noise* akan dilakukan *adaptive median filtering*. *Adaptive median filtering* dapat menangani operasi filter pada gambar rusak dengan *impuls noise*. *Adaptive median filtering* memperhalus *noise*, memberikan output citra jauh lebih baik dari standar *median filtering*. Langkah awal



menentukan nilai maksimum, minimum dan median untuk masing-masing ukuran window, sehingga menghasilkan matrik maksimum ( $Z_{max}$ ), matrik minimum ( $Z_{min}$ ), matrik median ( $Z_{median}$ ). *Adaptive median filter* bekerja pada 2 level yaitu [6].

Penelitian ini menggunakan metode segmentasi *active contour*, *active contour without edge* dan *watershed*. Hasil segmentasi akan dibandingkan menggunakan *probabilistic rand index* dan *global consistency*.

#### 4. HASIL PENELITIAN

Contoh citra ultrasonografi ovarium ditunjukkan pada Gambar 2 yang akan digunakan untuk analisis mendapatkan metode segmentasi yang terbaik.

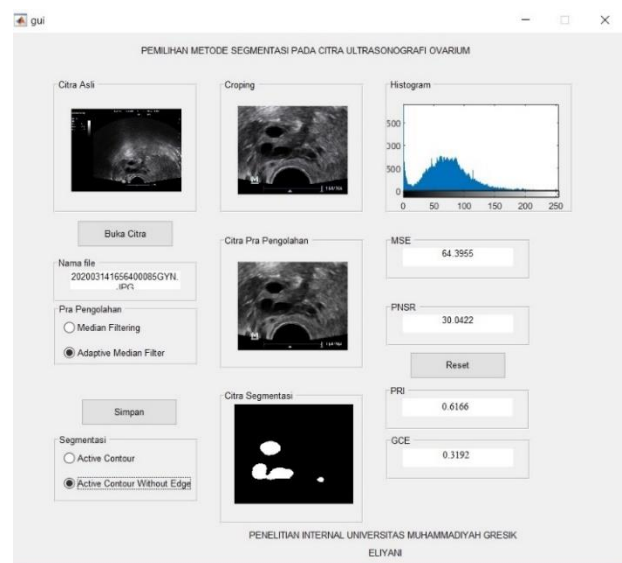


Gambar 2. Citra Ultrasonografi Ovarium

Gambar 3 menampilkan hasil penelitian dengan langkah awal akuisisi citra asli, selanjutnya melakukan pemilihan *region of interest* dengan cara cropping citra yang dibutuhkan, untuk mengetahui gambaran penyebaran nilai-nilai intensitas pixel dari citra

ultrasonografi ovarium maka dilakukan proses *histogram equalization*, langkah selanjutnya melakukan *filtering* untuk mengurangi noise pada citra ultrasonografi ovarium menggunakan *Adaptive Median Filtering (AMF)*.

Penilaian kinerja *active contour* dan *active contour without edge* dievaluasi menggunakan *Probabilistic Rand Index (PRI)* dan *Global Consistency Error (GCE)*. Setiap data citra uji akan dibandingkan nilai PRI dan GCE dari metode *active contour* dan *active contour without edge*. Metode segmentasi yang terbaik adalah metode yang memiliki nilai PRI lebih tinggi dari 50% keseluruhan data dan nilai GCE lebih rendah dari 50% keseluruhan data.



Gambar 3. Analisis Citra Ultrasonografi Ovarium.

Tabel 1 nilai *Probabilistic Rand Index* dan *Global Consistency Error* untuk 20 citra uji menggunakan *active contour*.

Tabel 1. Kinerja metode segmentasi *active contour*

Data	PRI	GCE
Citrauji1	0.5712	0.4635
Citrauji2	0.3221	0.2785
Citrauji3	0.4111	0.3761
Citrauji4	0.6151	0.5422
Citrauji5	0.2014	0.1482
Citrauji6	0.2615	0.1498
Citrauji7	0.4028	0.3853
Citrauji8	0.3514	0.2334
Citrauji9	0.8113	0.7937
Citrauji10	0.1517	0.0104
Citrauji11	0.6325	0.5675
Citrauji12	0.2413	0.1536
Citrauji13	0.5219	0.4785
Citrauji14	0.1125	0.0173
Citrauji15	0.3826	0.1136
Citrauji16	0.7215	0.5873
Citrauji17	0.2614	0.0701
Citrauji18	0.8216	0.7874
Citrauji19	0.3713	0.1125
Citrauji20	0.3218	0.2197

Tabel 2 nilai *Probabilistic Rand Index* (PRI) dan *Global Consistency Error* untuk 20 citra uji menggunakan *active contour without edge*. Tabel 2 hasil segmentasi *active contour without edge* nilai PRI lebih tinggi dari nilai GCE untuk setiap citra uji.

Tabel 2. Kinerja metode segmentasi *active contour without edge*.

Data	PRI	GCE
Citrauji1	0.6166	0.3192
Citrauji2	0.4651	0.1248
Citrauji3	0.5368	0.2191
Citrauji4	0.7037	0.4373
Citrauji5	0.3372	0.1294
Citrauji6	0.4759	0.2137
Citrauji7	0.5113	0.3427
Citrauji8	0.4827	0.2214
Citrauji9	0.9282	0.6119
Citrauji10	0.2697	0.1002
Citrauji11	0.7828	0.5219
Citrauji12	0.3252	0.1128
Citrauji13	0.6923	0.6337
Citrauji14	0.5868	0.0142
Citrauji15	0.4274	0.2192
Citrauji16	0.8186	0.5283
Citrauji17	0.3538	0.1108
Citrauji18	0.9892	0.1293
Citrauji19	0.2124	0.0192
Citrauji20	0.4985	0.1126

Tabel 3 nilai *Probabilistic Rand Index* (PRI) untuk citra uji menggunakan *active contour* mendapatkan nilai tertinggi pada 1 citra uji atau 5% dari keseluruhan data, sedangkan *active contour without edge* memiliki nilai PRI tertinggi pada 19 citra uji atau 95% dari keseluruhan data. Penelitian ini menunjukkan

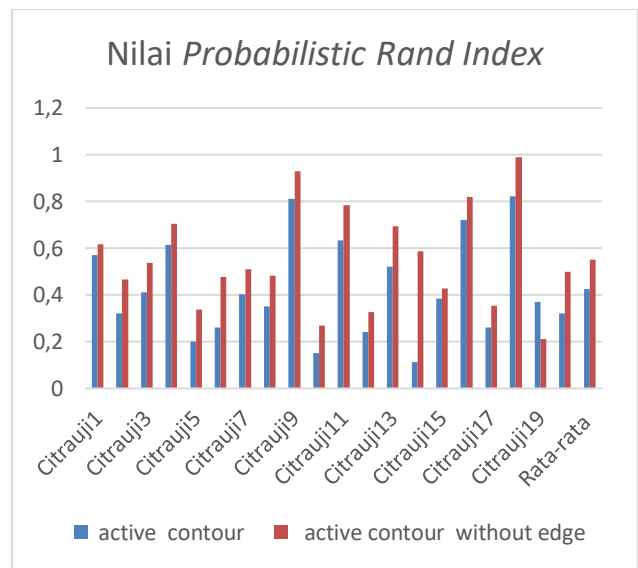
metode *active contour without edge* mendapatkan rata-rata tertinggi nilai PRI dari keseluruhan data. Rata-rata nilai PRI lebih tinggi *active contour without edge* dari pada *active contour* yaitu 0.55071. Kinerja *active contour without edge* lebih baik berdasarkan nilai PRI yang dihasilkan lebih tinggi dari pada *active contour*.

Tabel 3. Nilai *Probabilistic Rand Index*

Data	Active contour	Active contour without egde	PRI Tertinggi
Citrauji1	0.5712	0.6166	ACWE
Citrauji2	0.3221	0.4651	ACWE
Citrauji3	0.4111	0.5368	ACWE
Citrauji4	0.6151	0.7037	ACWE
Citrauji5	0.2014	0.3372	ACWE
Citrauji6	0.2615	0.4759	ACWE
Citrauji7	0.4028	0.5113	ACWE
Citrauji8	0.3514	0.4827	ACWE
Citrauji9	0.8113	0.9282	ACWE
Citrauji10	0.1517	0.2697	ACWE
Citrauji11	0.6325	0.7828	ACWE
Citrauji12	0.2413	0.3252	ACWE
Citrauji13	0.5219	0.6923	ACWE
Citrauji14	0.1125	0.5868	ACWE
Citrauji15	0.3826	0.4274	ACWE
Citrauji16	0.7215	0.8186	ACWE
Citrauji17	0.2614	0.3538	ACWE
Citrauji18	0.8216	0.9892	ACWE
Citrauji19	0.3713	0.2124	AC

Citrauji20	0.3218	0.4985	ACWE
Rata-rata	0.424	0.55071	

Gambar 4 diagram nilai *Probabilistic Rand Index* (PRI) untuk seluruh citra uji menggunakan *active contour* dan *active contour without edge*.



**Gambar 4.** Diagram Nilai *Probabilistic Rand Index*

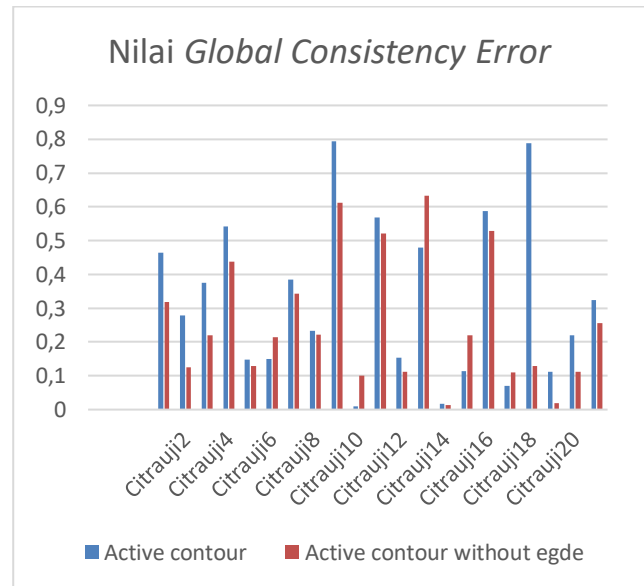
Tabel 4 nilai *Global Consistency Error* (GCE) untuk citra uji menggunakan *active contour* mendapatkan nilai terendah pada 5 citra uji atau 25% dari keseluruhan data, sedangkan *active contour without edge* memiliki nilai GCE terendah pada 15 citra uji atau 75% dari keseluruhan data. Rata-rata nilai GCE lebih rendah *active contour without edge* dari pada *active contour* yaitu 0.256. Kinerja *active contour without edge* lebih baik berdasarkan nilai GCE yang lebih rendah dari pada *active contour*.

Tabel 4. Nilai *Global Consistency Error*

Data	Active contour	Active contour without egde	GCE Terendah
Citrauji1	0.4635	0.3192	ACWE
Citrauji2	0.2785	0.1248	ACWE
Citrauji3	0.3761	0.2191	ACWE
Citrauji4	0.5422	0.4373	ACWE
Citrauji5	0.1482	0.1294	ACWE
Citrauji6	0.1498	0.2137	AC
Citrauji7	0.3853	0.3427	ACWE
Citrauji8	0.2334	0.2214	ACWE
Citrauji9	0.7937	0.6119	ACWE
Citrauji10	0.0104	0.1002	AC
Citrauji11	0.5675	0.5219	ACWE
Citrauji12	0.1536	0.1128	ACWE
Citrauji13	0.4785	0.6337	AC
Citrauji14	0.0173	0.0142	ACWE
Citrauji15	0.1136	0.2192	AC
Citrauji16	0.5873	0.5283	ACWE
Citrauji17	0.0701	0.1108	AC
Citrauji18	0.7874	0.1293	ACWE
Citrauji19	0.1125	0.0192	ACWE
Citrauji20	0.2197	0.1126	ACWE
Rata-rata	0.324	0.256	

Gambar 5 menunjukkan diagram nilai *Global Consistency Error* untuk seluruh citra uji

menggunakan *active contour* dan *active contour without edge*.



Gambar 5. Diagram Nilai *Global Consistency Error*

## 5. KESIMPULAN

*Active contour* membagi citra USG ovarium ke dalam beberapa daerah dan memisahkan daerah objek dan latar belakang dari USG ovarium. *Active contour* memiliki kekurangan yaitu tidak mengenali folikel ukuran kecil. *Active contour without edge* dapat mengenali folikel ukuran kecil. Penilaian kinerja metode segmentasi *active contour* dan *active contour without edge* dievaluasi menggunakan *Probabilistic Rand Index* (PRI) dan *Global Consistency Error* (GCE). Metode segmentasi yang terbaik adalah *active contour without edge* karena memiliki nilai PRI lebih tinggi dari pada *active contour*, serta *active contour without edge*

menghasilkan nilai GCE lebih rendah dari pada *active contour*.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Center for Disease Control and Prevention, “Infertility,” *Natl. Cent. Heal. Stat.*, vol. July 15, 2016.
- [2] Syamsiah, “Kesehatan Reproduksi,” *Yogyakarta*, 2010.
- [3] Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan Kementerian RI, “Riset Kesehatan Dasar,” 2013.
- [4] S. Kushwaha, “An Efficient Filtering Approach for Speckle Reduction in Ultrasound Images,” vol. 10, no. 3, hal. 1355–1367, 2017.
- [5] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*. New Jersey, USA: Prentice-Hall International Editions, 1989.
- [6] R. C. . Gonzalez dan R. E. Woods, “Digital image processing,” *Nueva Jersey*. hal. 976, 2008.
- [7] C. Solomon dan T. Breckon, *Fundamentals of Digital Image Processing*, 3rd ed., V. New Jersey: Wiley-Blackwell, 2011.
- [8] J. Zhang, K.-K. Ma, M.-H. Er, dan V. Chong, “Tumor Segmentation from Magnetic Resonance Imaging by Learning via one-class support vector machine,” *Int. Work. Adv. Image Technol. (IWAIT '04)*, hal. 207–211, 2004.
- [9] S. Shen dan W. Sandham, “MRI Fuzzy Segmentation of Brain Tissue Using Neighborhood Attraction With,” *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 9, no. 3, hal. 459–467, 2005.
- [10] B. Potočnik dan D. Zazula, “Automated analysis of a sequence of ovarian ultrasound images. Part I: Segmentation of single 2D images,” *Image Vis. Comput.*, vol. 20, no. 3, hal. 217–225, 2002.
- [11] P. S. Hiremath dan J. R. Tegnoor, “Automatic Detection of Follicles in Ultrasound Images of Ovaries using Active Contours Method,” *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Intell. Comput. Res.*, no. January, hal. 28–29, 2010.
- [12] Y. Deng, Y. Wang, dan Y. Shen, “An automated diagnostic system of polycystic ovary syndrome based on object growing,” *Artif. Intell. Med.*, vol. 51, no. 3, hal. 199–209, 2011.
- [13] P. S. Hiremath dan J. R. Tegnoor, “Fuzzy inference system for follicle detection in ultrasound images of ovaries,” *Soft Comput.*, vol. 18, no. 7, hal. 1353–1362, 2014.
- [14] P. Mehrotra, C. Chakraborty, B. Ghoshdastidar, S. Ghoshdastidar, dan K. Ghoshdastidar, “Automated ovarian

- follicle recognition for polycystic ovary syndrome,” *ICIIP 2011 - Proc. 2011 Int. Conf. Image Inf. Process.*, no. Iciip, hal. 0–3, 2011.
- [15] P. S. Hiremath dan J. R. Tegnoor, “Recognition of follicles in ultrasound images of ovaries using geometric features,” *2nd Int. Conf. Biomed. Pharm. Eng. ICBPE 2009 - Conf. Proc.*, 2009.
- [16] S. Rihana, H. Moussallem, C. Skaf, dan C. Yaacoub, “Automated algorithm for ovarian cysts detection in ultrasonogram,” *2013 2nd Int. Conf. Adv. Biomed. Eng. ICABME 2013*, no. 1, hal. 219–222, 2013.
- [17] R. Saranya dan S. U. Maheswari, “Follicle detection in ovary image using adaptive particle swarm optimization,” *J. Med. Imaging Heal. Informatics*, vol. 6, no. 1, hal. 125–132, 2016.
- [18] M. Kass, A. Witkin, dan D. Terzopoulos, “Snakes: Active contour models,” *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 1, no. 4, hal. 321–331, Jan 1988.
- [19] T. F. Chan dan L. A. Vese, “Active Contours Without Edges,” *Br. Dent. J.*, vol. 142, no. 2, hal. 73, 2001.
- [20] A. K. Mishra, P. W. Fieguth, dan D. A. Clausi, “Decoupled active contour (DAC) for boundary detection,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 33, no. 2, hal. 310–324, 2011.