

SIMPLIFIKASI MODEL CV TEREKULARISASI BERPADU OPERASI MORFOLOGI UNTUK DETEKSI OBJEK KANKER PADA CITRA USG

Anan Nugroho¹, Anas Fauzi², Budi Sunarko³, Hari Wibawanto⁴, Nur Iksan⁵

¹⁻⁵Jurusan Teknik Elektro, Universitas Negeri Semarang

¹anannugroho@mail.unnes.ac.id, ²anasfauzi41@students.unnes.ac.id, ³budi.sunarko@mail.unnes.ac.id,

⁴hariwibawanto@mail.unnes.ac.id, ⁵nur.iksan@mail.unnes.ac.id

Abstrak

Ultrasonografi (USG) merupakan metode pencitraan medis yang kerap digunakan untuk skrining objek kanker. Meski mudah dan non invasif, murah serta terjangkau, namun interpretasi citra USG sangat subjektif. Kerentanan terjadi variabilitas hasil diagnosis antar radiolog sangat tinggi. Kini *Computer Aided Diagnosis* (CAD) dikembangkan sebagai *second opinion reader* pada interpretasi citra USG agar diperoleh diagnosis yang objektif. Sistem CAD modern semisal pada mesin USG Samsung RS80A, masih menggunakan metode segmentasi manual untuk memilah dan melokalisasi objek kanker. Penggunaan dalam skala besar dan sering akan melelahkan dan berpotensi terjadi *human error*. Sehingga deteksi objek otomatis perlu diintegrasikan pada segmentasi CAD, mengingat skrining citra USG berjumlah banyak, berulang dan terus-menerus. Deteksi objek kanker pada citra USG tidak mudah karena objek-objek tersebut berkontras rendah dan bertepi kabur akibat gangguan derau speckle dan artefak. Studi ini mengusulkan teknik deteksi objek kanker otomatis berbasis simplifikasi model *active-contour* Chan-Vese (CV) yang teregularisasi dan dipadu operasi morfologi. Simplifikasi CV dilakukan untuk meminimalkan intervensi operator sehingga praktis. Regularisasi Gaussian diterapkan untuk menjaga stabilitas evolusi dan meringankan beban komputasi. Adapun operasi morfologi berperan untuk menspesifikasikan objek hasil deteksi. Performa kuantitatif diperoleh menggunakan skor *Intersection of Union* (IoU) antara objek-objek terdeteksi dengan *ground truth*-nya. Usulan metode divalidasi menggunakan 20 citra USG tiroid dan payudara dengan hasil rerata skor IoU mencapai 84,20%. Performa ini cukup menunjukkan bahwa usulan metode layak diimplementasikan pada sistem CAD sehingga diperoleh hasil diagnosis yang akurat dan rekomendasi klinis yang lebih objektif.

Kata kunci : CAD, USG, active-contour, Chan-Vese, kanker, IoU

1. Pendahuluan

Menurut data *Global Cancer Observatory* 2020 dari *World Health Organization* (WHO, 2020) tercatat sebanyak 396.914 jumlah kasus kanker yang terjadi di Indonesia dengan angka kejadian paling tinggi adalah kanker payudara pada wanita sebanyak 65.858 kasus. Penyebab utama kanker adalah tumbuhnya sel/jaringan abnormal yang tidak terkendali dan menyebar melalui pembuluh darah yang tumbuh membentuk massa tumor (P2PTM Kemenkes RI, 2019). Modalitas pencitraan medis berperan penting dalam prosedur pemeriksaan klinis untuk mengamati bagian dalam tubuh. Salah satunya yaitu modalitas USG yang banyak digunakan untuk menginvestigasi objek kanker karena biayanya terjangkau, non-invasif, praktis dan mudah digunakan (Mahmood & Srivastava, 2022). Lesi payudara (Rodríguez-Cristerna et al., 2018) dan nodul tiroid (Koundal et al., 2018) merupakan dua istilah objek kanker yang paling sering diskriminasi dengan USG. Meskipun memiliki sejumlah keunggulan, analisis visual USG sangat bergantung pada subjektivitas ahli yang mengakibatkan tingginya

variabilitas interpretasi dan rentannya perbedaan rekomendasi klinis antar radiolog (Arakeri et al., 2021). Oleh karena itu sistem CAD saat ini marak dikembangkan sebagai pendukung keputusan objektif bagi para radiolog dengan menerapkan algoritma pengolahan citra digital yang tepat (Takahashi & Kajikawa, 2017). Radiolog mendiagnosis keganasan kanker berdasarkan ciri-ciri bentuk, batas tepi, orientasi dan pola tekstur pada objek kanker (Rodríguez-Cristerna et al., 2018). Semua karakteristik ini dapat diperoleh dengan akurat jika objek kanker yang diselidiki berhasil dideteksi dengan tepat. Dan dengan semakin banyaknya kumpulan citra USG dari hasil skrining yang berulang, proses deteksi objek kanker secara manual akan melelahkan, membosankan, dan rentan terjadi *human error*. Sejauh ini penerapan metode pendeteksian objek kanker pada citra USG masih terintegrasi di dalam perangkat USG dan dilakukan secara manual dengan menginisialisasi *Region of Interest* (RoI) objek kanker (Kim et al., 2019) itulah sebabnya teknik deteksi objek otomatis merupakan faktor kunci dalam keberhasilan sistem CAD (Meiburger et al., 2018). Sebagaimana automasi

teknik segmentasi CAD juga ingin diwujudkan oleh (Nugroho et al., 2020).

Model CV (Chan & Vese, 2001) merupakan varian *active-contour* fundamental yang menginspirasi banyak model turunan lain untuk kepentingan deteksi dan segmentasi objek. Model ini bekerja secara global artinya berprinsip seperti *clustering* yang menginvestigasi keseluruhan objek di suatu bidang citra (Kashyap & Tiwari, 2018). Model-model turunan CV unggul karena tidak sensitif terhadap inisialisasi dan tahan terhadap gradien tepi objek yang samar (Jin & Weng, 2019). Sehingga inisialisasi kontur dapat ditempatkan sembarang dan model dapat secara responsif mendeteksi bentuk dengan atau tanpa gradien tepi yang tegas. Namun formulasi model CV melibatkan banyak parameter variabel dan konstanta yang mengharuskan adanya intervensi operator untuk melakukan penyesuaian manual. Penyesuaian parameter yang tidak tepat berakibat pada evolusi yang tidak beraturan dan tidak stabil. Hal ini tentu saja tidak sejalan dengan prinsip CAD yang syarat akan automasi dan kepraktisan. Selain itu model CV hanya memisahkan *background* dan *foreground* berdasarkan nilai rerata intensitas secara menyeluruh. Prinsip ini hanya berlaku pada kondisi citra dengan piksel-piksel yang homogen. Sementara kontras rendah serta inhomogenitas piksel karena derau speckle dan artefak membuat deteksi objek pada citra USG menjadi rumit (Koundal et al., 2018). Heterogenitas citra USG ini membuat objek kanker kurang dapat dibedakan dengan tegas terhadap objek non-kanker di sekitarnya.

Sebagai kontribusi solutif terhadap masalah di atas, simplifikasi model CV yang teregularisasi Gaussian dan dipadu operasi morfologi diusulkan pada studi ini. Simplifikasi dilakukan dengan meniadakan operasi divergensi dan fungsi Dirac kemudian menetapkan semua konstanta bernilai satu pada formulasi CV. Dengan demikian penyesuaian manual parameter dan variabel tak diperlukan lagi. Untuk mencegah instabilitas evolusi sebagai konsekuensi simplifikasi, maka prosedur regularisasi dengan *smoothing* Gaussian pada fungsi level set biner (Zhang et al., 2010) diterapkan. Regularisasi ini akan menghindari komputasi yang berat pada prosedur reinisialisasi di model-model *active-contour* konvensional. Dan untuk meminimalkan *misdeteksi* objek karena heterogenitas citra USG (Vasconcelos et al., 2019), serangkaian operasi morfologi dilibatkan sebagai finalisasi. Dengan paduan ini semua objek dapat dipisahkan dengan jelas dari *background* meskipun objek kanker yang dituju belum terdeteksi secara spesifik. Objek-objek kanker dideteksi secara khusus dengan komparasi nilai kesamaan area. Metode deteksi yang diusulkan divalidasi dengan citra USG payudara dan tiroid yang telah dilengkapi dengan *ground-truth* sebagai acuan perbandingan. Skor IoU (Rosebrock, 2016) ditetapkan sebagai metrik untuk menunjukkan performa kualitatif dari metode yang diusulkan.

Adapun tulisan ini tersusun pada sejumlah bab. Bagian II menjelaskan usulan metode yang terdiri dari simplifikasi model CV, regularisasi dan operasi morfologi. Hasil dan pembahasan dijelaskan di Bagian III, termasuk performa dan hasil evaluasinya. Terakhir, simpulan tulisan ini tersaji di Bagian IV.

2. Metodologi

2.1 Alat dan Bahan

Teknik deteksi yang diusulkan diujikan pada 20 citra primer USG dari lesi payudara dan nodul tiroid yang diperoleh dari Departemen Radiologi, Rumah Sakit Pusat (RSUP) dr. Sardjito dan Rumah Sakit Pusat Angkatan Udara (RSPAU) Hardjolukito Yogyakarta, Indonesia. Sebagai sampel pembahasan, empat citra USG diilustrasikan pada Gambar 1(a). Masing-masing citra disertai dengan kotak *ground-truth* yang menunjukkan lokasi objek kanker atas persetujuan radiolog. Citra berukuran 8 bit atau memiliki 2^8 level keabuan dengan resolusi berkisar 500 x 650 piksel. Mesin USG yang digunakan adalah General Electric (GE) dan SIEMENS dengan *probe* pindai berfrekuensi 7Mhz. Adapun sejumlah *tools* eksperimental yang digunakan adalah:

- Laptop *processor* Intel Pentium 2020M, RAM 4 GB pada *operating system* Windows 10, 64 bits,
- Bahasa pemrograman *Phyton 3* yang dijalankan dengan IDE Spyder versi 5.

2.2 Simplifikasi Model CV

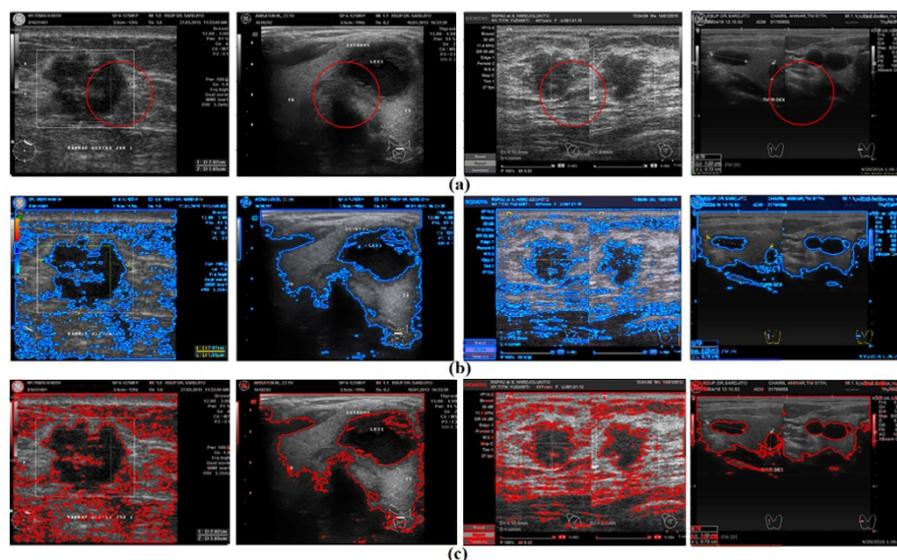
Diadopsi dari karya aslinya (Chan & Vese, 2001), model CV diformulasikan sebagai

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = [\mu \cdot \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda_1 (I - c_1)^2 - \lambda_2 (I - c_2)^2] \delta(\phi). \quad (1)$$

Dengan $\phi(x,y,t)$ merupakan fungsi level-set (Osher & Sethian, 1988) yang berubah waktu pada koordinat kartesian. Suatu kurva tertutup yang membentuk kontur pada bidang 2D direpresentasikan sebagai kumpulan titik-titik koordinat fungsi ϕ yang bernilai 0 di setiap waktu. Sementara koordinat ϕ yang bernilai negatif dan positif masing-masing merepresentasikan area bagian dalam dan luar kontur. Maka suatu kontur $C(x,y)$ yang diam dan tetap sepanjang waktu, pada fungsi ϕ dapat dinyatakan sebagai

$$\begin{cases} C = (x,y) \in \Omega : \phi(x,y) = 0, \\ \text{internal}(C) = (x,y) \in \Omega : \phi(x,y) < 0, \\ \text{eksternal}(C) = (x,y) \in \Omega : \phi(x,y) > 0. \end{cases} \quad (2)$$

Dengan Ω merupakan domain citra 2D. Notasi ∇ dan 'div' masing-masing adalah operator kalkulus gradien dan divergensi. Berperan sebagai teknik segmentasi pada suatu citra $I(x,y)$, model *active contour* CV merupakan kurva tertutup C yang terus



Gambar. 1 Hasil evolusi level-set. (a). Citra input dan *initial contour* (b). Output orisinal CV (c). Output simplifikasi CV

berdeformasi sepanjang waktu t dan baru berhenti saat titik-titik koordinat kurva tersebut berada tepat di tepi objek yang disegmen. Mula-mula ($t=0$), kurva berevolusi dari *initial contour* ϕ_0 sebagai sembarang bentuk geometri yang diletakkan di sekitar objek yang akan disegmen. Ilustrasi ϕ_0 dapat dilihat sebagai bentuk lingkaran hijau di Gambar 1(a). Adapun λ_1, λ_2 dan μ merupakan konstanta kendali evolusi kontur selama berdeformasi. Sedangkan $\delta(\phi)$ adalah fungsi Dirac (Chan & Vese, 2001) yaitu setiap fungsi yang memenuhi definisi

$$\delta(\phi) = \frac{a}{|\phi|} H(\phi), \quad H(\phi) = \begin{cases} 1 & \text{jika } \phi < 0 \\ 0 & \text{jika } \phi > 0. \end{cases} \quad (3)$$

Variabel c_1, c_2 pada persamaan (1) masing-masing adalah rerata intensitas piksel yang berada di area internal dan eksternal kontur C selama berdeformasi. Dengan memanfaatkan fungsi $H(\phi)$ di persamaan (3), c_1, c_2 diformulasikan sebagai

$$\begin{cases} c_1(\phi) = \frac{\iint I(x,y).H(\phi)dxdy}{\iint H(\phi)dxdy} & \text{pada } \phi < 0 \\ c_2(\phi) = \frac{\iint I(x,y).(1-H(\phi))dxdy}{\iint (1-H(\phi))dxdy} & \text{pada } \phi > 0 \end{cases} \quad (4)$$

Peran utama model CV di persamaan (1) terletak pada rerata intensitas c_1, c_2 yang masing-masing mewakili wilayah *background* dan *foreground*. Simplifikasi model CV dapat dilakukan dengan menetapkan $\lambda_1 = \lambda_2 = \mu = 1$ dan meniadakan fungsi Dirac $\delta(\phi)$ sehingga diperoleh

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \left(1 - \frac{c_1+c_2}{2}\right). \quad (5)$$

Detail penurunan persamaan (1) menjadi persamaan (5) dan sejumlah pertimbangan yang diambil di dalamnya, dapat merujuk pada (Nugroho et al., 2020). Perbandingan hasil evolusi level-set antara model CV orisinal dengan versi simplifikasinya diilustrasikan pada Gambar 1(b) dan (c). Secara matematis, persamaan (5) lebih menguntungkan karena terbebas dari penyesuaian sejumlah konstanta $\lambda_1, \lambda_2, \mu$ dan variabel $\delta(\phi)$.

Melalui simplifikasi ini, intervensi *user* dapat diminimalkan sehingga lebih praktis digunakan dengan tetap memberikan hasil output yang sama.

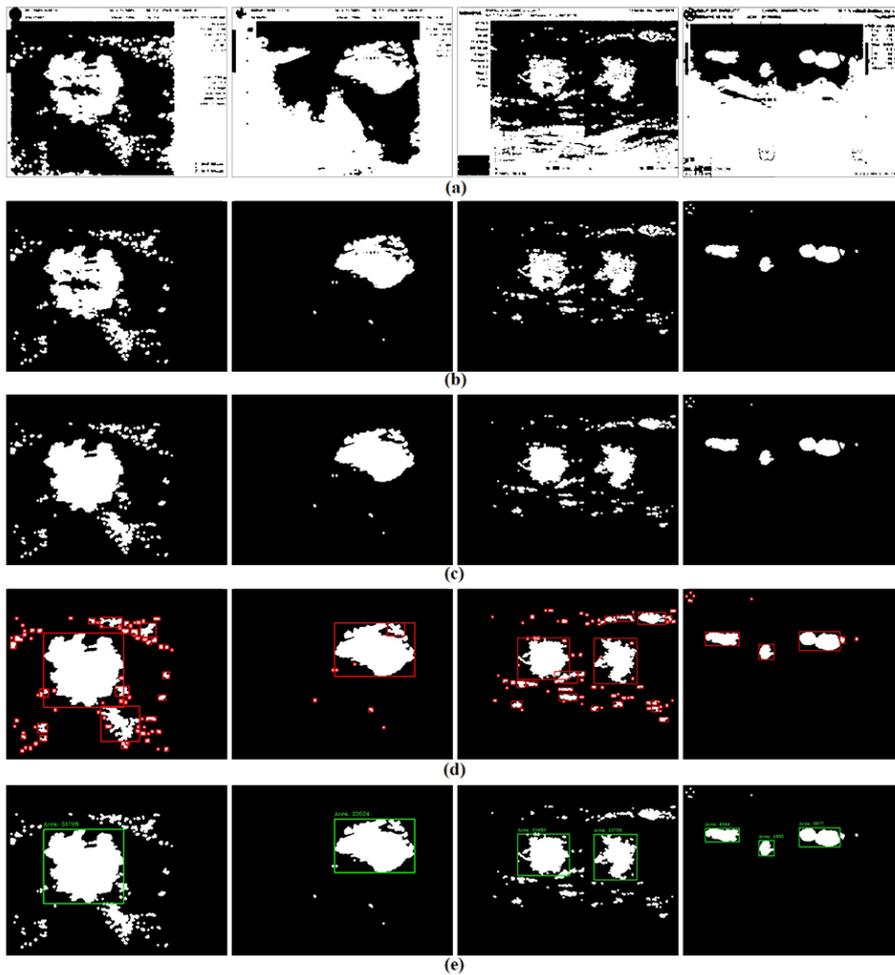
2.3 Regularisasi Gaussian pada Level Set Biner

Regularisasi memiliki peran penting dalam menjaga stabilitas evolusi pada model *active contour*. Tanpa regularisasi, fungsi level set akan berubah bentuk secara tidak teratur dan akan sulit untuk mencapai konvergensi (Soomro et al., 2018). Akibatnya, evolusi berlangsung untuk waktu yang lama, bahkan bisa tak terhentikan. Terinspirasi oleh (Zhang et al., 2010), evolusi model *active-contour* pada studi ini memanfaatkan filter Gaussian pada set level biner sebagai salah satu pilihan regularisasi yang digunakan. Tahapan regularisasi yang dimaksud adalah sebagai berikut

1. Inisialisasi level set ϕ_0 dengan memanfaatkan *initial contour* C_0 .

$$\phi_0 = \phi(x,y,0) = \begin{cases} -1, & \text{jika } (x,y) \in C_0 \\ 1, & \text{selainnya} \end{cases} \quad (6)$$
 dan C_0 sembarang kurva tertutup pada kawasan Ω .
2. *Update* perhitungan c_1, c_2 pada persamaan (4).
3. Evolusi model CV tersimplifikasi di persamaan (5).
4. Membinerkan fungsi level-set dengan mengubah $\phi = 1$ jika $\phi > 0$ dan $\phi = -1$ untuk selainnya.
5. Melakukan Gaussian *filtering* $\phi = \phi * G_\sigma$, dengan $1 < \sigma < 5$ adalah rentang deviasi kernel.
6. Cek apakah evolusi level set ϕ sudah konvergen? Jika belum, *return* ke langkah nomer 2.

Dengan stabilitas evolusi level-set yang terjaga, maka konvergensi semakin cepat tercapai sehingga efisiensi meningkat. Konvergensi merupakan tren evolusi *active contour* yang semakin mendekati batas objek yang hendak dideteksi. Suatu evolusi yang tak



Gambar. 2. Prosedur deteksi objek. (a). Citra biner output *opening*. (b). *Border clearing*. (c). *Filling*. (d). Lokalisasi *bounding box* setelah *labeling*. (e). Deteksi objek berbasis rasio luas area.

konvergen berarti *active contour* tersebut berdeformasi secara tidak beraturan. Adapun signifikansi regularisasi berbasis filter Gaussian dalam meningkatkan efisiensi evolusi *model CV* tersimplifikasi akan dilaporkan secara kualitatif pada bab Hasil dan Pembahasan.

2.4 Operasi Morfologi

Ketika fungsi ϕ pada persamaan (5) telah konvergen dan evolusi berhenti, maka area internal c_1 sebagai *foreground* serta eksternal c_2 sebagai *background* dapat direpresentasikan sebagai citra biner. Namun demikian, deteksi lesi payudara atau nodul tiroid pada citra biner bukanlah tugas yang sepele karena banyak sekali *foreground* yang tersebar di sekitar target objek. Oleh karenanya, sejumlah operasi morfologi diterapkan sebagai langkah lanjutan untuk mengurangi dan mengesampingkan *foreground* yang tidak diperlukan (Gonzalez & Woods, 2018).

Pertama operasi *opening* dilakukan untuk memastikan bahwa objek lesi atau nodul tak menempel dengan *foreground* lain di sekitarnya.

Output citra biner A_1 hasil *opening* diformulasikan sebagai

$$A_1 = A \circ B \quad (7)$$

dengan $A(x, y)$ merupakan input citra biner dan B adalah *disk structuring element* sebagai *kernel* standar di operasi morfologi. Gambar 2(a) menunjukkan citra biner hasil evolusi *CV* tersimplifikasi setelah diterapkan operasi *opening*. Kemudian dilanjutkan dengan operasi *border clearing* A_2 dan *filling* A_3 .

$$A_2 = A_1 \setminus D_{A_1}^{(i)}(F_1) \quad (8)$$

$$A_3 = [D_{(A_2)^c}^{(i)}(F_1)]^c \quad (9)$$

Notasi D adalah operasi *geodesic dilation* iteratif yang akan berhenti pada kondisi stabil di iterasi ke i (Soille, 2013). Adapun F_1 merupakan citra *marker* yang berukuran sama dengan citra input $I(x, y)$ dan memenuhi ketentuan

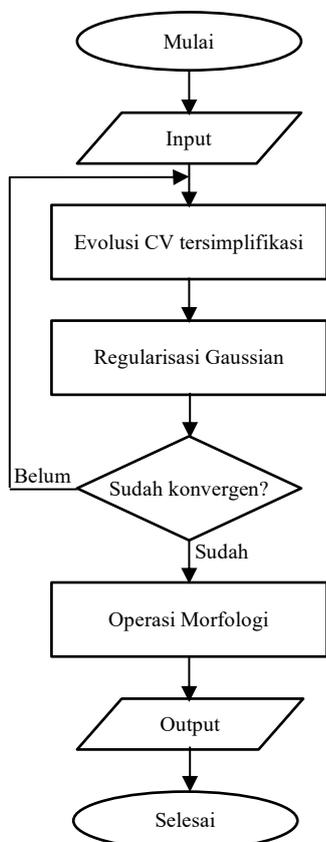
$$F_1 = \begin{cases} 1 & \text{untuk piksel di tepi citra } I \\ 0 & \text{untuk piksel selainnya.} \end{cases} \quad (10)$$

Identifikasi keseluruhan objek dilakukan dengan teknik *labeling* berdasar kategorisasi piksel-

piksel tetangga yang berada dalam area *foreground* yang sama (Gonzalez & Woods, 2018). Operasi *labeling* akan menghasilkan citra *mapping* sebagai

$$L(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{untuk } A_3(x, y) = 0 \\ 1, 2, \dots, n & \text{untuk } A_3(x, y) = 1. \end{cases} \quad (11)$$

L adalah citra hasil pemetaan dengan $L(x, y) = 0$ adalah *background*, $L(x, y) = 1$ merupakan hasil pelabelan objek pertama, $L(x, y) = 2$ pelabelan objek kedua dan seterusnya sampai objek terakhir terlabeli sebagai $L(x, y) = n$. Sehingga n menunjukkan jumlah total objek yang teridentifikasi. Setelah semua *foreground* terlabeli, maka informasi geometrik dari setiap objek seperti *centroid*, luas area, keliling, panjang diameter maksimal dan minimal, panjang sumbu mayor dan minor, dapat dengan mudah diperoleh. Lokalisasi menggunakan *bounding box* dapat dibuat berdasarkan lokasi piksel-piksel terluar di sisi kanan, kiri, atas dan bawah pada masing-masing objek berlabel tersebut. Gambar 2(b-d) masing-masing menunjukkan output citra biner hasil *border clearing*, *filling* dan *bounding box* pasca *labeling*. Adapun secara ringkas dan terstruktur proses deteksi objek kanker pada citra USG diilustrasikan sesuai skema Gambar 3.



Gambar. 3. Skema deteksi objek kanker pada citra USG.

Jika dilihat kembali pada Gambar 2(a), mayoritas lesi dan nodul USG nampak sebagai *foreground* dengan luasan objek terbesar diantara yang lain. Namun, objek kanker berkemungkinan lebih dari satu sehingga jika hanya berdasarkan

ukuran terbesar, objek kanker lainnya yang lebih kecil tak terdeteksi secara otomatis. Sehingga diperlukan rasio perbandingan antara luasan objek-objek kanker yang lebih kecil terhadap luasan objek kanker terbesarnya. Berdasarkan dataset di studi ini, rasio perbandingan objek kanker ditetapkan sebesar 0,7. Atau dapat dituliskan sebagai

$$\text{Objek kanker lesi \& nodul} = \frac{W_i}{W_{max}} \geq 0,7 \quad (12)$$

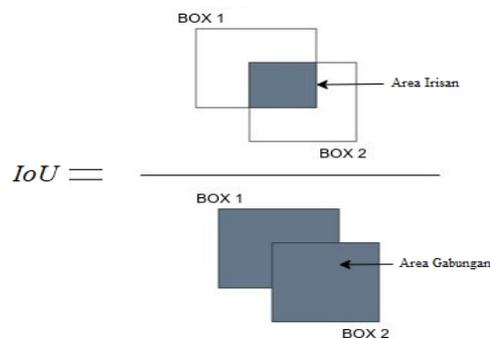
dengan W_i adalah luas wilayah objek ke- i yang terlokalisasi *bounding box* pasca *labeling* sedangkan $i = 1, 2, \dots, n$ mewakili satu persatu dari seluruh *foreground*. Adapun W_{max} adalah luasan objek terbesar di antara n *foreground*. Setiap luasan objek yang tidak memenuhi persamaan (12) tidak akan dideteksi sebagai lesi dan nodul. Hasil deteksi objek yang memenuhi persamaan ini ditunjukkan pada Gambar 2(e).

3. Hasil dan Pembahasan

Bab ini akan mendiskusikan performa simplifikasi model CV terregularisasi yang dipadu operasi morfologi sebagai metode deteksi objek kanker pada citra USG. Pengukuran performa terbagi menjadi dua yaitu pengukuran nilai efektivitas dan nilai efisiensi.

3.1 Pengukuran Efektivitas

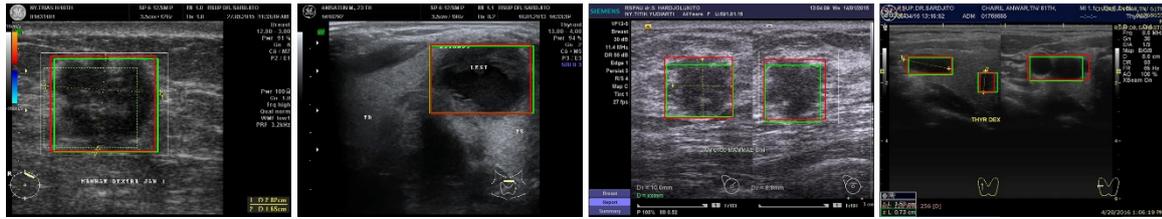
Dalam melakukan pengukuran efektivitas, persentase seberapa efektif sebuah metode dalam mendeteksi objek diukur berdasarkan nilai *overlapping* antara luasan *bounding box* objek terdeteksi dengan *bounding box ground-truth*. Persentase *overlapping* diukur menggunakan skor IoU yang membandingkan area irisan dengan area gabungan antara dua *bounding-box* sebagaimana terlihat pada Gambar 4 (Rosebrock, 2016).



Gambar. 4. IoU (*Intersection over Union*).

Mengadopsi konsep himpunan, IoU diformulasikan sebagai

$$IoU = \frac{BOX\ 1 \cap BOX\ 2}{BOX\ 1 \cup BOX\ 2} \times 100. \quad (13)$$



Gambar. 5. Area overlapping antara bounding box hasil deteksi objek (kotak hijau) dengan ground truth (kotak merah).

Tabel. 1. Performa simplifikasi model CV teregularisasi berpadu operasi morfologi.

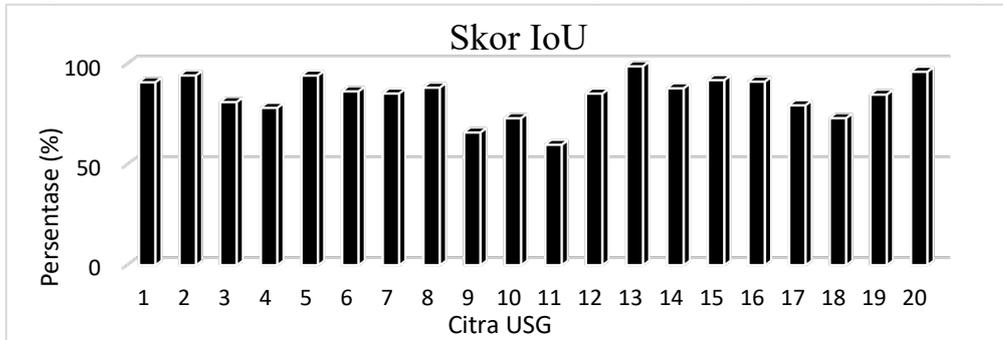
Sampel Citra USG	Jumlah Iterasi			Pewaktu CPU (sec)			Nilai IoU (%)
	Orisinal CV	Simplifikasi CV tak teregularisasi	Simplifikasi CV teregularisasi	Orisinal CV	Simplifikasi CV tak teregularisasi	Simplifikasi CV teregularisasi	
Citra 1	33	150	9	9.589	15.97	1,62	90.793
Citra 2	22	76	5	9.109	7.47	1,50	94.173
Citra 3	32	171	4	14.054	26.44	1,11	80.946
Citra 4	26	222	4	12.832	36.31	1,08	78.080

Keakuratan hasil deteksi ditunjukkan dengan skor IoU yang mendekati 100%, artinya luas irisan dan luas gabungan dari kedua bounding box bernilai kurang lebih sama. Visualisasi area overlap hasil deteksi citra sampel USG terhadap ground truth ditunjukkan pada Gambar 5. Skor IoU hasil deteksi objek kanker pada keempat sampel citra USG terangkum pada kolom paling kanan Tabel 1.

Dari keempat sampel USG tersebut, Citra 3 dan Citra 4 di dalamnya terdapat objek kanker lebih dari satu. Untuk deteksi tunggal objek, skor IoU >90% dan pada deteksi multipel objek skor IoU <90%. Jika dibandingkan, skor IoU untuk deteksi multipel objek lebih rendah dibandingkan untuk deteksi tunggal objek. Gambar 6 menunjukkan grafik hasil uji deteksi 20 citra USG dengan rerata skor IoU mencapai 84,20%. Nilai ini menunjukkan bahwa secara garis besar simplifikasi model CV teregularisasi berpadu operasi morfologi cukup efektif dalam mendeteksi objek kanker pada citra USG.

pada Tabel 1. Pada tabel tersebut juga menunjukkan signifikansi regularisasi berbasis filter Gaussian dalam meningkatkan efisiensi evolusi model CV tersimplifikasi. Skor iterasi dan waktu CPU diperoleh dari proses komputasi yang berjalan pada piranti pendukung sesuai rincian subbab Alat dan Bahan. Adapun sampel Citra 1, Citra 2, Citra 3 dan Citra 4 masing-masing ditunjukkan pada Gambar 1(a) urut dari kolom paling kiri ke kanan.

Dari kedua skor iterasi dan waktu komputasi citra sampel di Tabel 1, dapat diketahui bahwa regularisasi berbasis filter Gaussian pada fungsi level-set biner berperan besar dalam meningkatkan efisiensi simplifikasi model CV. Tanpa penerapan regularisasi ini, simplifikasi model CV masih memiliki beban komputasi yang tinggi dibanding versi orisinalnya. Fakta ini juga terlihat pada hasil uji deteksi objek kanker untuk 20 citra USG di Gambar 7 dan 8. Baik efisiensi dari nilai iterasi maupun beban komputasi, keduanya memiliki tren yang sama.



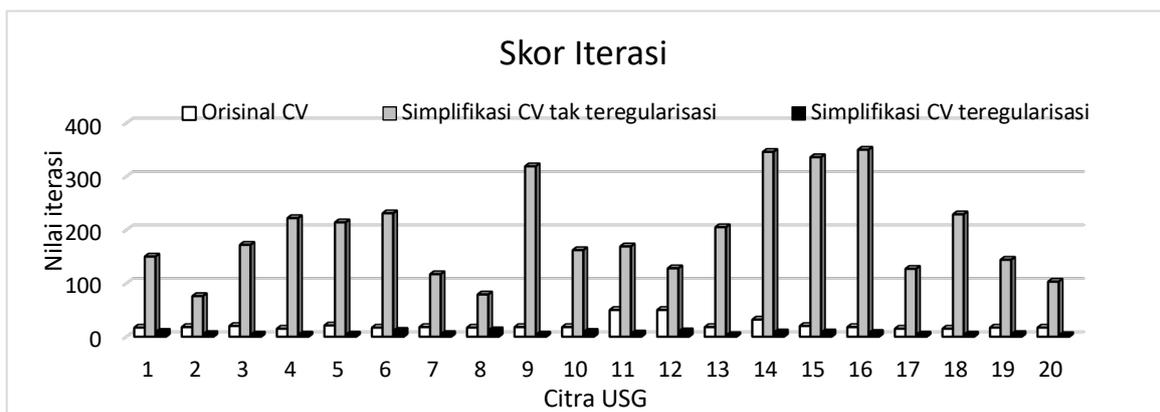
Gambar. 6. Hasil uji efektivitas pada 20 citra USG.

3.2 Pengukuran Efisiensi

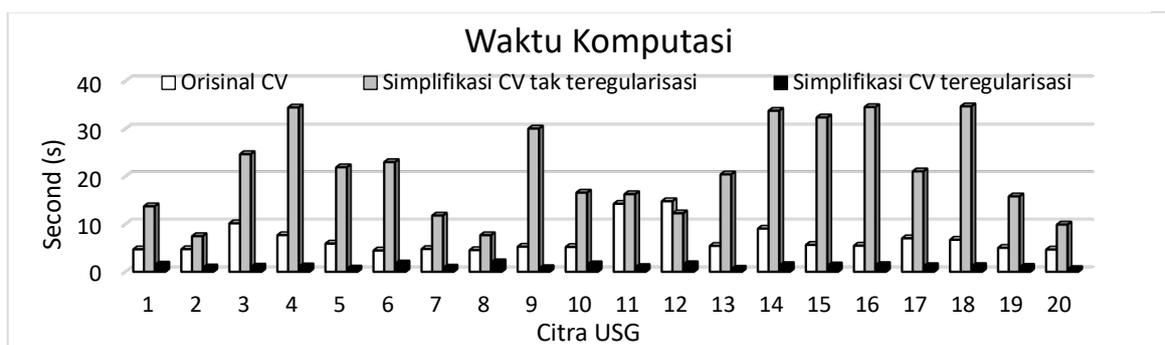
Nilai efisiensi diukur secara kuantitatif berdasarkan jumlah iterasi dan pewaktu komputasi CPU selama proses evolusi berlangsung (Nugroho et al., 2020). Perbandingan nilai efisiensi antara model CV orisinal dengan versi simplifikasinya ditunjukkan

3.3 Evaluasi Komparatif

Jika dibandingkan dengan model orisinal CV, stabilitas evolusi active contour cukup terkendali dengan parameter $\lambda_1, \lambda_2, \mu$ dan $\delta(\phi)$. Meniadakan parameter ini berkonsekuensi pada waktu evolusi yang lebih lama karena instabilitas deformasi kontur



Gambar. 7. Hasil uji efisiensi pada 20 citra USG berdasar nilai iterasi.



Gambar. 8. Hasil uji efisiensi pada 20 citra USG berdasar beban komputasi.

dalam mencapai kondisi konvergen. Rerata nilai iterasi dari uji deteksi 20 citra USG di Gambar 7 untuk model CV orinal mencapai 21,55. Pada simplifikasi model CV tak teregularisasi dan teregularisasi masing-masing rerata iterasinya adalah 193,95 dan 6,25. Sedangkan dari capaian waktu komputasi, rerata waktu CPU untuk model CV orinal, simplifikasi CV tak teregularisasi dan teregularisasi berturut-turut adalah 6,78 detik, 21,12 detik dan 1,18 detik. Ini menunjukkan bahwa teknik regularisasi Gaussian pada level set biner sangat berdaya dukung pada upaya simplifikasi model CV yang ditempuh. Terbukti regularisasi ini mampu menghemat beban komputasi model CV tersimplifikasi dibandingkan model CV orinal. Tanpa adanya simplifikasi setiap masukan citra USG memerlukan penyesuaian parameter $\lambda_1, \lambda_2, \mu$ dan $\delta(\phi)$, maka esensi deteksi objek kanker lesi payudara ataupun nodul tiroid yang seharusnya berjalan otomatis menjadi tak tercapai. Akibatnya proses investigasi objek kanker berjalan manual dan memayahkan operator. Lebih-lebih untuk input citra USG yang banyak dan proses deteksi yang berulang, akan rawan terjadi *human error*. Untuk itulah simplifikasi dilakukan dan tahapan regularisasi berperan untuk menekan beban komputasi.

4. Kesimpulan dan Saran

Studi ini berkontribusi dalam mengembangkan metode deteksi otomatis objek kanker pada citra USG menggunakan simplifikasi model CV teregularisasi

yang dipadu dengan operasi morfologi. Usulan metode mampu mendeteksi objek kanker secara efektif dan efisien. Nilai efektivitas terukur berdasarkan persentase skor IoU yang mencapai rerata 84,20%. Adapun nilai efisiensi mencapai rerata skor iterasi 6,25 dan rerata waktu komputasi 1,18 detik. Eksperimen ini tentu saja masih perlu diujicobakan pada dataset citra USG yang lebih banyak sehingga diperoleh skor performa yang lebih meyakinkan. Selain itu penelitian secara lebih luas pada dataset citra kanker selain modalitas USG juga perlu dilakukan. Adapun pengembangan lebih lanjut dari metode ini adalah meningkatkan fungsi simplifikasi CV sehingga tidak terbatas pada deteksi objek berbasis *bounding box*, namun ke tahapan segmentasi yang mampu melokalisasi objek kanker sesuai dengan bentuknya. Automasi teknik segmentasi objek kanker pada citra USG akan sangat mendukung sistem CAD yang lebih handal.

Daftar Pustaka:

Arakeri, M. P., Manvi, S. K., & others. (2021). Medical Imaging and Computer-Aided Diagnosis. In *Medical Imaging Methods* (pp. 45–56). CRC Press.

Chan, T. F., & Vese, L. A. (2001). Active contours without edges. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(2), 266–277. <https://doi.org/10.1109/83.902291>

Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital Image Processing, Hoboken*. NJ: Pearson.

- Jin, R., & Weng, G. (2019). Active contours driven by adaptive functions and fuzzy c-means energy for fast image segmentation. *Signal Processing*, 163, 1–10.
<https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2019.05.002>
- Kashyap, R., & Tiwari, V. (2018). Active contours using global models for medical image segmentation. *International Journal of Computational Systems Engineering*, 4(2–3), 195–201.
<https://doi.org/10.1504/IJCSYSE.2018.091404>
- Kim, H. L., Ha, E. J., & Han, M. (2019). Real-World Performance of Computer-Aided Diagnosis System for Thyroid Nodules Using Ultrasonography. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 45(10), 2672–2678.
<https://doi.org/10.1016/j.ultrasmedbio.2019.05.032>
- Koundal, D., Gupta, S., & Singh, S. (2018). Computer aided thyroid nodule detection system using medical ultrasound images. *Biomedical Signal Processing and Control*, 40, 117–130.
<https://doi.org/10.1016/j.bspc.2017.08.025>
- Mahmood, A., & Srivastava, R. (2022). Medical diagnosis of cancer. In *Understanding Cancer* (pp. 63–78). Elsevier.
<https://doi.org/10.1016/B978-0-323-99883-3.00017-2>
- Meiburger, K. M., Acharya, U. R., & Molinari, F. (2018). Automated localization and segmentation techniques for B-mode ultrasound images: A review. *Computers in Biology and Medicine*, 92, 210–235.
<https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2017.11.018>
- Nugroho, A., Hidayat, R., Nugroho, H. A., & Debayle, J. (2020). Combinatorial active contour bilateral filter for ultrasound image segmentation. *Journal of Medical Imaging*, 7(05).
<https://doi.org/10.1117/1.JMI.7.5.057003>
- Osher, S., & Sethian, J. A. (1988). Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations. *Journal of Computational Physics*, 79(1), 12–49.
- P2PTM Kemenkes RI. (2019). *Apa itu Kanker?* 05 Februari 2019.
<http://www.p2ptm.kemkes.go.id/infographic-p2ptm/penyakit-kanker-dan-kelainan-darah/page/10/apa-itu-kanker>
- Rodríguez-Cristerna, A., Gómez-Flores, W., & de Albuquerque Pereira, W. C. (2018). A computer-aided diagnosis system for breast ultrasound based on weighted BI-RADS classes. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 153, 33–40.
<https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2017.10.004>
- Rosebrock, A. (2016). Intersection over Union (IoU) for object detection. In *PyImageSearch*.
- Soille, P. (2013). *Morphological image analysis: principles and applications*. Springer Science & Business Media.
- Soomro, S., Soomro, T. A., & Choi, K. N. (2018). An Active Contour Model Based on Region Based Fitting Terms Driven by p-Laplace Length Regularization. *IEEE Access*, 6, 58272–58283.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2874812>
- Takahashi, R., & Kajikawa, Y. (2017). Computer-aided diagnosis: A survey with bibliometric analysis. *International Journal of Medical Informatics*, 101, 58–67.
<https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2017.02.004>
- Vasconcelos, F. F. X., Medeiros, A. G., Peixoto, S. A., & Reboucas Filho, P. P. (2019). Automatic skin lesions segmentation based on a new morphological approach via geodesic active contour. *Cognitive Systems Research*, 55, 44–59.
- WHO. (2020). *Indonesia - Global Cancer Observatory*.
<https://gco.iarc.fr/today/data/factsheets/populations/360-indonesia-fact-sheets.pdf>
- Zhang, K., Zhang, L., Song, H., & Zhou, W. (2010). Active contours with selective local or global segmentation: a new formulation and level set method. *Image and Vision Computing*, 28(4), 668–676.