DETEKSI OBYEK MENGGUNAKAN TEKNIK MULTIRESOLUSI UNTUK CITRA TUMOR TUBERCOLUSE

Indra Riyanto¹, Wihartini¹

¹ Fakultas Teknik Universitas Budi Luhur

indra@bl.ac.id, wihartini@bl.ac.id

ABSTRAK

Segmentasi adalah salah satu cara diagnostik yang penting untuk menemukan penyebaran tumor. Pada penelitian ini digunakan citra paru-paru yang sudah terinfeksi tumor tuberculose. Kemajuan teknologi di bidang pengolahan citra sudah sangat maju, sehingga dapat mendukung dalam penganalisaan tumor. Salah satunya adalah deteksi obyek menggunakan teknik multiresolusi. Sasaran dari penelitian ini adalah deteksi obyek menggunakan metode teknik multiresolusi wavelet a trous dan selanjutnya dilakukan proses segmentasi untuk mengidentifikasi penyebaran tumor pada skala yang berbeda. Untuk mendapatkan pengamatan yang lebih detail dapat dilakukan teknik threshold sehingga terlihat dengan jelas area penyebarannya.

Kata Kunci : Teknik multiresolusi, segmentasi dan threshold

1. PENDAHULUAN

Kemajuan Teknologi yang sangat pesat dewasa ini sangat mendukung kegiatan dibidang kedokteran. Meskipun dukungan teknologi ini sangat terasa manfaatnya tapi diagnosis tumor atau kanker hingga kini masih berdasarkan tanggapan subyektif ahli patologi anatomik. Maka tidak mengherankan bila dari sepotong jaringan yang dilihat oleh beberapa ahli patologi anatomik akan terdapat beberapa pendapat yang berbeda-beda. Pada beberapa keadaan diagnosis morfologik suatu tumor sangat sukar karena sesuatu sebab. Maka sangat penting agar para ahli klinik melakukan biopsi yang representatif yaitu dengan dukungan pengolahan citra.

Penelitian ini akan menggunakan teknik multiresolusi wavelet à Troust, Dengan teknik multiresolusi dapat diperoleh informasi yang lebih banyak. Guna mencapai maksud tersebut transformasi à Troust akan menguraikan citra asli c_0 kedalam citra aproksimasi atau disebut juga dengan produk skalar c_j ditambah citra-citra detil w_i dengan $i = 1, 2, \dots, j$, dimana j adalah skala tertinggi.

Karena untuk melakukan deteksi obyek dari satu set citra detil perlu persyaratan yaitu ukuran citra harus sama yang berarti bahwa dalam transformasinya ukuran citra tidak boleh berubah. Algoritma transformasi wavelet à Troust merupakan metoda yang tepat untuk digunakan dalam proses deteksi obyek. Selain itu sifat transformasi yang stasioner akan menghasilkan redundansi antara citra-citra detil pada masing-masing skala.

$$c_0 = c_j + w_1 + w_2 + \dots + w_j \quad (1)$$

dan

$$w_j = c_{j-1} - c_j \quad (2)$$

Gambar 1. Transformasi Wavelet à Troust sampai Level 2

Selanjutnya dilakukan proses *unsupervised classification*, atau segmentasi. Untuk mendapatkan detail area penyebaran

tumor dari citra digunakan teknik thresholding

2. DATA DAN METODOLOGI

Metode penelitian yang digunakan adalah metode pengenalan pola dengan menggunakan pengolahan citra digital (digital image processing) yaitu menggunakan teknik multiresolusi wavelet à trous dan segmentasi menggunakan *unsupervised classification*,

Penelitian ini akan membahas tentang identifikasi obyek citra tumor tuberculose seperti terlihat pada Gambar 1. dimana obyek penelitian adalah hasil biopsi yang akan diubah ke bentuk citra digital sehingga datanya bisa diolah.

Gambar 2. memperlihatkan citra tumor tuberculosis yang akan dianalisis menggunakan teknik multiresolusi dan klasifikasi. Bulatan hitam yang terlihat pada Gambar 2 adalah tumor tuberculose.

Gambar 2. Citra Asli Tumor Tbc

3. WAVELET À TROUS

3.1 Transformasi À Trou

Algoritma à trous adalah salah satu algoritma untuk identifikasi obyek pada skala yang berbeda yaitu menggunakan transformasi wavelet yang bersifat statis. Suatu transformasi wavelet untuk data diskrit dapat diperoleh melalui versi yang dikenal sebagai algoritma à trous (yang artinya: dengan lubang, atau "hole") (Holschneider *et al.*, 1989, Shensa, 1992) [11]. Algoritma à trous adalah "**non-dyadic resolution**". Ini adalah transformasi stasionair, karena tidak

dilakukan proses pengerutan citra. Transformasi wavelet suatu citra yang menggunakan algoritma seperti à trous dalam 1-dimensi akan menghasilkan satu set w_j pada skala $j = 1, 2, \dots, ns$, ns = skala tertinggi, yang berisi informasi detail dan satu produk skalar c_j berisi informasi citra. Baik w_j maupun c_j , keduanya mempunyai jumlah pixel yang sama dengan citra aslinya.

$$c_0(k) = c_{ns}(k) + \sum_{j=1}^{ns} w_j(k) \quad (3)$$

dimana ns = banyak skala,

Dengan memisalkan bahwa sample data $\{c_0(k)\}$ adalah produk skalar $f(x)$ di pixel k dengan fungsi penyekalaan $\phi(x)$ di translasi ke

$$\phi(x-k): c_0(k) = \langle f(x), \phi(x-k) \rangle \quad (4)$$

Maka produk skalar pada skala j , adalah sebagai berikut:

$$c_j(k) = \frac{1}{2^j} \left\langle f(x), \phi\left(\frac{x-k}{2^j}\right) \right\rangle \quad (5)$$

Jika persamaan dilasi untuk $\phi(x)$ adalah

$$\frac{1}{2} \phi\left(\frac{x}{2}\right) = \sum_n h(n) \phi(x-n) \quad (6)$$

Dari uraian diatas, secara umum persamaan produk skalar akan diperoleh sebagai berikut :

$$c_{j+1}(k) = \sum_n h(n) c_j(k + 2^j n) \quad (7)$$

Fungsi spline, bagian dari polynomial, mempunyai sifat aproksimasi data yang sangat mudah dikenal (Strang dan Nguyen, 1996). Kubik sentral B-spline $B_3(x)$ akan digunakan pada penelitian ini, yaitu :

$$h(n) = \{1/16 ; 1/4 ; 3/8 ; 1/4 ; 1/16\}; \quad (-2 \leq n \leq 2) \quad (8)$$

dan hasil wavelet dari perbedaan antara dua aproksimasi berikutnya adalah :

$$w_j(k) = c_{j-1}(k) - c_j(k) \quad (9)$$

Rumus (9) menyatakan korelasi dari citra detail w_{j-1} dengan w_j tersebut dapat dibuktikan secara analitis melalui uraian dibawah ini dengan menggunakan fungsi segitiga ϕ .

Terlihat dari persamaan (5), bagaimana produk skalar dapat diperoleh dari

skala rendah $j=0$ sampai skala tertinggi ns , yaitu skala tertinggi yang diinginkan.

$j=0$:

$$\begin{aligned} c_1(0) &= h(-2)c_0(-2) + h(-1)c_0(-1) + h(0)c_0(0) + h(1)c_0(1) + h(2)c_0(2) \\ c_1(1) &= h(-2)c_0(-1) + h(-1)c_0(0) + h(0)c_0(1) + h(1)c_0(2) + h(2)c_0(3) \end{aligned}$$

.....

$$c_1(k) = h(-2)c_0(k-2) + h(-1)c_0(k-1) + h(0)c_0(k-0) + h(1)c_0(k+1) + h(2)c_0(k+2)$$

$j=1$:

$$\begin{aligned} c_2(0) &= h(-2)c_1(-4) + h(-1)c_1(-2) + h(0)c_1(0) + h(1)c_1(2) + h(2)c_1(4) \\ c_2(1) &= h(-2)c_1(-3) + h(-1)c_1(-1) + h(0)c_1(1) + h(1)c_1(3) + h(2)c_1(5) \end{aligned}$$

.....

$$c_2(k) = h(-2)c_1(k-2) + h(-1)c_1(k-1) + h(0)c_1(k-0) + h(1)c_1(k+1) + h(2)c_1(k+2)$$

dimana k adalah lokasi piksel dalam satu dimensi dari 0 sd 255.

Jika harga $(k + 2^j n)$ dari $c_j(k + 2^j n)$ bernilai negatif, maka aturan "mirror" akan digunakan, yaitu :

$$c(k-n) = c(k+n) \quad (10)$$

Gambar 2, memperlihatkan bahwa harga pixel ke- k pada skala $(j+1)$ dipengaruhi oleh 5 harga dari pixel ke- $(k+2^j n)$. Hal ini menyebabkan obyek yang berbentuk sungai, akan kelihatan melebar pada skala yang lebih tinggi. Sedang obyek yang merupakan gerombolan besar atau kecil, akan berkurang atau membesar volumenya atau bahkan hilang pada skala yang lebih tinggi

c_0

Gambar 3. Lintasan Pproduk Skalar dari c_0 ke c_1 , dan c_1 ke c_2

Selanjutnya rekonstruksi citra dapat dilakukan dengan menggunakan formula:

$$c_0(k) = c_{ns} + \sum_{j=1}^{ns} w_j(k) \quad (11)$$

Transformasi wavelet à trous dengan skala $(j) = 3$, hasilnya ditunjukkan pada Gambar 4. Dari gambar terlihat satu set citra detail, yaitu w_1 , w_2 dan w_3 yang diperoleh dari perbedaan $c_{j-1} - c_j$ dimana $j=1..3$, dan satu citra aproksimasi dari skala tertinggi c_3 . Dari citra detail terlihat bahwa struktur obyek dengan frekuensi rendah seperti sungai terlihat lebih jelas pada citra detail skala tinggi.

Gambar 4. Transformasi Wavelet à trous

3.2 Segmentasi Citra

Proses segmentasi pada penelitian ini adalah *unsupervised classification* yang dilakukan setelah transformasi wavelet à trous. Transformasi dilakukan yaitu untuk melihat obyek-obyek pada skala yang berbeda. Hal ini dapat dilihat pada Tabel 1 yang menunjukkan nilai pixel per kelas dari citra c_0 . Dari tabel 1 terlihat bahwa nilai pixel kelas 2 dan kelas 3 sama sehingga menunjukkan hanya ada 2 kelas saja pada citra asli. Tabel 2, Tabel 3 dan Tabel 4 yang menunjukkan nilai pixel citra c_1 , c_2 dan c_3 dari hasil transformasi menunjukkan terjadi pengelompokan nilai menjadi 3 kelas. Pada skala yang berbeda yaitu skala 1, skala 2 dan

skala 3 dimana nilai pixel terlihat pada Tabel 2, Tabel 3 dan Tabel 4 apabila di amati terlihat terjadi pelebaran daerah cakupan pada setiap klasnya. Keadaan ini bisa di asumsikan seperti melihat obyek menggunakan mikroskop, makin dekat maka obyek akan terlihat makin besar.

Tabel 1. Nilai Pixel Hasil Klasifikasi c0

Klas	Nilai pixel
1	0 - 123
2	160 - 255
3	160 - 255

Tabel 2. Nilai Pixel Hasil Klasifikasi c1

Klas	Nilai pixel
1	19 - 78
2	79 - 165
3	165 - 255

Tabel 3. Nilai Pixel Hasil Klasifikasi c2

Klas	Nilai pixel
1	19 - 90
2	91 - 171
3	172 - 255

Tabel 4. Nilai Pixel Hasil Klasifikasi c3

Klas	Nilai pixel
1	19 - 123
2	124 - 181
3	182 - 255

Gambar 5 menunjukkan hasil klasifikasi dari citra aproksimasi c_3 .

Gambar 5. Hasil Klasifikasi c3

4. HASIL EXPERIMEN

Sasaran dari penelitian ini adalah akan mendeteksi penyebaran tumor pada paru-paru. Karena dari hasil klasifikasi pada c_0 dibanding dengan c_1 , c_2 dan c_3 , terlihat adanya pengelompokan klas dengan nilai pixel yang berbeda. Hal ini menunjukkan bahwa dengan skala yang berbeda dapat diamati informasi penyebarab tumor lebih banyak. Setelah dilakukan transformasi dan klasifikasi maka proses terakhir berdasarkan nilai keabuan pada segmen-segmen dilakukan proses thresholding pada citra aproksimasi untuk mendapatkan ibyek yang diamati

Gambar 6a) adalah hasil thresholding dari citra c_3 dengan nilai threshold 124-181 atau menunjukkan obyek klas 2. Sedang gambar 6b) menunjukkan obyek klas 1 dan gambar 6c) adalah gabungan obyek klas 1 dan klas 2 atau dengan nilai thresholding dari 19 – 181.

a)

b)

c)

Gambar 5. Hasil Threshold Citra c3 Pada klas 3

Gambar 6 menunjukkan bahwa bulatan–bulatan hitam yang di identifikasi sebagai tunor pada citra asli ternyata tampak menjadi 2 klas bila dilihat pada level yang lebih tinggi yaitu c1, c2 dan c3.

5. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian ini dapat ditarik kesimpulan bahwa :

- dalam deteksi obyek dibutuhkan pengamatan pada skala yang berbeda untuk dapat melihat penyebaran tumor yang sebelumnya tidak terlihat pada citra asli
- Pengamatan yang lebih detail dapat dilakukan dengan teknik thresholding untuk dapat melihat tepi dari suatu obyek.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Bruzzone, D.F. Prieto, and S.B. Serpico, “A Neural-Statistical Approach to Multitemporal and Multisource Remote Sensing Image Classification”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol 37, pp.1350-1358, May 1999.
- [2] Clark
- [3] A. Murni, A.K. Jain, and J. Rais, A Framework for Multidate Multisensor Image Interpretation, *Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'96)*, Lincoln, Nebraska, pp. 1851-1854, 1996.
- [4] S. Sardy, Wihartini, and S. Jatno, The Area Change Detection on Synthetic Aperture Radar Images by using Wavelet Transform, *Proceedings of the IASTED International Conference*, Marbella, Spain, September 4-7, 2001.
- [5] Wihartini and A. Murni, Informatioun Fusion Based on Multiresolution and Multisensor SAR and Optical Sensor Segmented Images, *Proceedings of the Map Asia Conference*, 2005