

Analisis Segmentasi Kerusakan Jaringan Histologi Ginjal Berbasis Model Fitur GLCM

Zainul Arifin ^{1*}, Lutfi Ali Muharom ², Ardhi Fathonisyam Putra Nusantara ³

^{1,2} Teknik Informatika; Universitas Muhammadiyah Jember; Jl. Karimata 49 Jember, (0331) 336728/ (0331) 337957; e-mail: kantorpusat@unmuhjember.ac.id.

³ Teknik Mesin; Universitas Muhammadiyah Jember; Jl. Karimata 49 Jember, (0331) 336728/ (0331) 337957; e-mail: kantorpusat@unmuhjember.ac.id.

* Korespondensi: e-mail: zainul.arifin@unmuhjember.ac.id

Diterima: 06 Juli 2022 ; Review: 07 Juli 2022; Disetujui: 15 Juli 2022

Cara sitasi: Arifin, Z., Muharom, LA, Nusantara, AFP, 2021. Analisis Segmentasi Kerusakan Jaringan Histologi Ginjal Berbasis Model Fitur GLCM. Information System for Educators and Professionals. Vol 6(1): 87 – 96.

Abstrak: Kongesti merupakan salah satu jenis kerusakan yang terjadi pada jaringan histologi ginjal, dimana terdapat darah secara berlebihan didalam pembuluh darah daerah tertentu. Pada penelitian ini akan melakukan analisis hasil kluster jaringan histologi ginjal menggunakan pendekatan fitur tekstur dengan metode gray level cooccurrence matrix (GLCM). Data citra yang digunakan sebanyak 50 citra training kongesti dan 50 citra training normal dengan ukuran 256 x 256 piksel, sedangkan citra uji menggunakan ukuran rata-rata 3000 x 3000 piksel. Uji dilakukan dengan kombinasi parameter kluster k train = 2 sampai dengan k train = 5 dan k test = 2 sampai k test = 5, dimana hasil uji dievaluasi menggunakan F-Score, sedangkan evaluasi shape similarity menggunakan hausdoorf distance. Nilai F-score lebih besar dari 0.7 mengindikasikan tingkat similaritas tinggi atau tingkat kemiripan (good match) antar dua region. Nilai rata-rata untuk Precision adalah 0.83, sedangkan untuk recall adalah 0.77, dan untuk FScore adalah 0.75, menunjukkan bahwa tingkat kemiripan dari hasil segmentasi dan ground thruth baik. Hasil dari hausdoorf distance adalah bahwa semua citra uji mempunyai nilai rata-rata dibawah 5. ini menunjukkan bahwa tingkat kemiripan antara hasil segmen dan ground thruth baik, karena rata-rata jaraknya atau nilai hausdoorf distance kecil.

Kata kunci: segmentasi, cluster, glcm, kongesti ginjal

Abstract: Congestion is a type of damage that occurs in renal histology tissue, where there is excessive blood in the blood vessels of certain areas. In this study, we will analyze the results of kidney histology tissue clusters using a texture feature approach with the gray level co-occurrence matrix (GLCM) method. The image data used are 50 congestion training images and 50 normal training images with a size of 256 x 256 pixels, while the test images use an average size of 3000 x 3000 pixels. The test is carried out with a combination of cluster parameters k train = 2 to k train = 5 and k test = 2 to k test = 5, where the test results are evaluated using the F-Score, while the evaluation of shape similarity uses the hausdoorf distance. The F-score value greater than 0.7 indicates a high level of similarity or a good match between the two regions. The average value for Precision is 0.83, while for recall is 0.77, and for FScore it is 0.75, indicating that the level of similarity between segmentation and ground thruth results is good. The results of the hausdoorf distance are that all test images have an average value below 5. This indicates that the level of similarity between the segment results and the ground thruth is good, because the average distance or the value of the hausdoorf distance is small.

Keywords: cluster, segmentation, glsm, kidney congestion

1. Pendahuluan

Ginjal merupakan salah satu organ tubuh yang sangat penting bagi manusia karena organ ini bekerja sebagai alat ekskresi utama untuk zat-zat yang tidak dibutuhkan oleh tubuh lagi. Dalam melaksanakan fungsi ekskresi, ginjal mendapat tugas yang berat mengingat hampir 25% dari seluruh aliran darah mengalir ke ginjal. Besarnya aliran darah yang menuju ginjal menyebabkan keterpaparan ginjal terhadap bahan atau zat – zat yang beredar dalam sirkulasi cukup tinggi. Akibatnya, bahan-bahan yang bersifat toksik akan mudah menyebabkan kerusakan jaringan ginjal dalam bentuk perubahan struktur dan fungsi ginjal. Keadaan inilah yang disebut sebagai nefropati toksik dan dapat mengenai glomerulus, tubulus, jaringan vaskuler, maupun jaringan interstial ginjal [1].

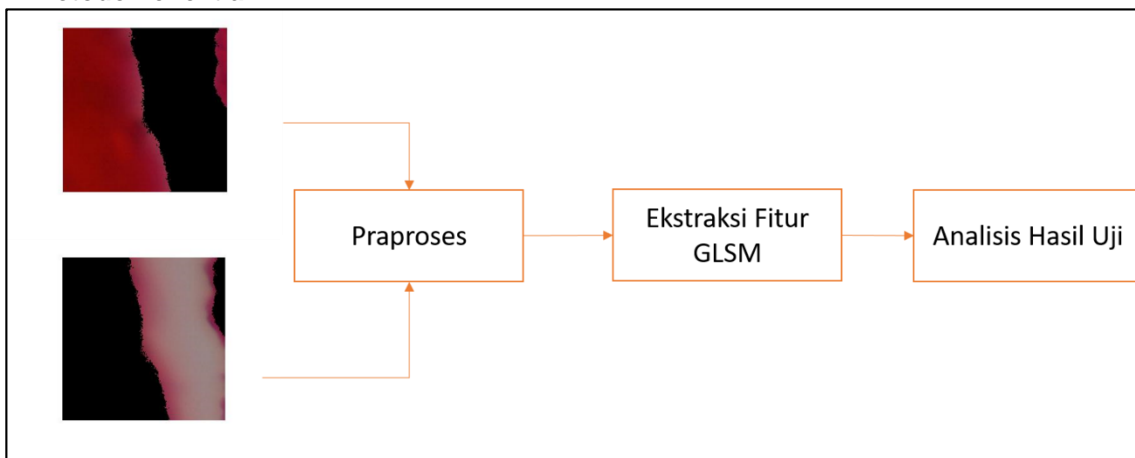
Glomerulus dan tubulus adalah bagian dari ginjal yang mudah mengalami kelainan sehingga akan berdampak secara morfologis dan fungsional jika terjadi kerusakan. Kerusakan dapat berupa nekrosis, proliferasi sel, infiltrasi sel radang, lolosnya protein, dan makromolekul lain dalam jumlah yang besar, serta dapat terjadi atrofi, fibrosis, edema, vakuolisasi tubulus, kongesti, dan pendarahan [2].

Kongestif biasa disebut juga hyperemia yaitu keadaan dimana terdapat darah secara berlebihan di dalam pembuluh darah pada daerah tertentu [1]. Atau juga biasa dikatakan adanya peningkatan volume darah pada jaringan atau bagian tubuh yang mengalami proses patologik, jika dilihat secara kasar, maka daerah jaringan atau organ yang mengalami kongestif akan tampak kelihatan merah tua atau ungu karena bertambahnya darah pada jaringan tersebut, Ketika sebuah jaringan meningkatkan aktivitas ada penurunan baik ditandai dalam tekanan parsial oksigen dan pH, peningkatan tekanan parsial karbon dioksida, dan peningkatan suhu dan konsentrasi ion kalium [3].

Analisa tekstur merupakan topik yang sedang hangat dibahas dalam penelitian dibidang visi computer dan citra digital. Didalamnya terdapat 4 masalah yang fundamental, yaitu klasifikasi citra berdasarkan konten tekstur; segmentasi citra kedalam region-region texture yang homogen, tekstur sintesis untuk aplikasi grafik; dan menentukan suatu bentuk didalam sebuah tekstur [4]. Pada awalnya klasifikasi tekstur menggunakan fitur statistic untuk ekstraksi cirinya, seperti Level Co-occurrence matrices (GLCM), hidden markov model, dan Gaussian markov random field, gabor fitur, kemudian ekstraksi ciri menggunakan pendekatan fourier (FFT), serta ekstraksi ciri dengan pendekatan textons [5].

Penerapan gray level cooccurrence matrix (GLCM) untuk ekstraksi fitur pada proses klasifikasi kerusakan jaringan ginjal [6] dan penerapan fitur tekstur glcm dan wavelet pada proses klasifikasi sub tipe sel karsinoma [7] [8] menjadi ide dasar dalam penelitian ini. Bagaimana menerapkan metode ekstraksi fitur dengan model GLCM. Yang menjadi fokus pada penelitian ini adalah pengambilan ekstraksi cirinya atau *feature extraction* dari hasil GLCM untuk identifikasi area kongesti pada jaringan histologi ginjal, kemudian hasilnya dievaluasi menggunakan *F-Score* dan *Hausdoorf Distance*.

2. Metode Penelitian



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Metode penelitian terdiri dari 3 buah tahapan utama, yaitu Praproses, Ekstraksi Fitur, dan Analisis hasil uji.

Data atau obyek penelitian ini adalah citra hasil pengamatan mikroskop jaringan histologi kelenjar ginjal tikus di fakultas kedokteran UII, atribut yang diteliti adalah citra histologi yang terdapat area kongesti dengan jumlah data sebanyak 7 citra preparat. Dari 7 buah preparat, citra yang dihasilkan adalah 100 buah, dimana terdiri dari 50 buah citra training kongesti dan 50 citra training normal dengan ukuran 256 x 256 piksel, sedangkan citra uji menggunakan ukuran rata-rata 3000 x 3000 piksel.

Tahap praproses adalah pengolahan citra histologi jaringan ginjal sehingga terbentuk segmen-segmen warna sebelum di lakukan proses fitur ekstraksi, atau lebih dikenal dengan proses preprocessing. Adapun langkah-langkah yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Konversi citra format RGB kedalam citra L^*a^*b
Proses ini bertujuan untuk dekomposisi warna jaringan histologi lebih jelas sehingga untuk proses segmentasi akan lebih jelas, dan sering digunakan untuk citra histologi H&E.
2. Segmentasi citra L^*a^*b menggunakan metode K-Mean. Proses kmean ini bertujuan untuk mencari area cluster kongesti dan normal, dimana selain kongesti maka diasumsikan termasuk area normal. Proses segmentasi ini bertujuan membentuk segmen – segmen berdasarkan kedekatan warnanya. Adapun proses algoritma kmean adalah sebagai berikut [9]:
 - a) Tentukan jumlah cluster
 - b) Inisialisasi k sebagai pusat cluster (beri nilai-nilai random)
 - c) Alokasikan setiap data atau obyek ke cluster terdekat. Kedekatan dua obyek ditentukan berdasarkan jarak antar kedua obyek tersebut. Jarak paling dekat antara satu data dengan satu cluster tertentu akan menentukan suatu data masuk ke dalam cluster yang mana. Untuk menghitung jarak dari pusat cluster ke tiap titik anggota cluster menggunakan rumus jarak euclidian distance.
 - d) Hitung kembali pusat cluster dengan anggota cluster yang sekarang. Pusat cluster adalah rata-rata semua data atau obyek dalam cluster.
 - e) Tugaskan lagi setiap obyek memakai pusat cluster yang baru. Jika pusat cluster sudah tidak berubah lagi, maka proses peng-cluster-an selesai.
 - f) Kembali ke langkah 3 sampai pusat cluster tidak berubah lagi.
3. Konversi citra hasil cluster ke dalam citra grayscale
Proses ini bertujuan untuk menghitung fitur statistik glcm pada masing-masing segmen, karena glcm adalah domain gray level.

Tahap ekstraksi fitur atau ekstraksi ciri merupakan langkah awal dalam melakukan klasifikasi dan interpretasi citra [10]. Proses ini berkaitan dengan kuantisasi karakteristik citra ke dalam sekelompok nilai ciri yang sesuai [11]. Dalam penelitian ini ekstraksi fitur yang digunakan adalah metode gray level coocurrence matrix atau GLCM, untuk menghitung fitur statistik GLCM terdapat 21 fitur statistik [12] dari masing-masing segmen hasil dari proses cluster kmean yang sudah di konversi ke citra grayscale. Fitur yang digunakan adalah fitur *autocorrelation*, *contras*, *correlation*, *cluster prom*, *cluster shade*, *dissimilarity*, *energy*, *entropy*, *homogeneity*, *max prob*, *sum of squares*, *sum average*, *sum variance*, *sum entropy*, *diff variance*, *diff entropy*, *inf measure*, *correlation 2*, *INV homogen*, *INN*, *IDM*.

Hasil segmentasi objek yang beririsan dengan groundtruth atau minimal 50% area disebut dengan true positif, jika kurang dari 50% maka disebut false positif. false negatif adalah jika groundtruth tidak bersentuhan dengan area hasil segmentasi, atau minimal 50% area yang berpotongan. Fscore didefinisikan sebagai rasio dua kali interseksi area antara hasil segmentasi dan citra groundtruth dengan jumlah dari kedua region tersebut [13]. Nilai Fscore dihitung menggunakan persamaan :

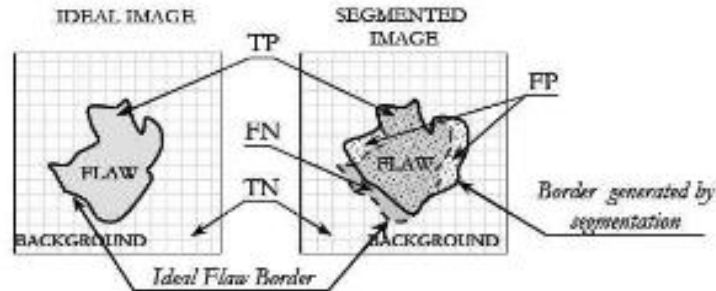
$$Fscore = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$

dengan,

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)}$$

dimana TP adalah true positif (nilai kebenaran antara hasil gambar ujicoba dengan groundtruth), TN adalah true negatif (nilai kebenaran antara hasil gambar ujicoba dengan background), FP adalah false positif (nilai ketidaktepatan antara hasil gambar ujicoba dengan groundtruth), dan FN adalah false positif (nilai ketidaktepatan antara hasil gambar ujicoba dengan background). Yang dihitung berdasarkan jumlah pixel yang dilingkupi [14]. Ilustrasi pembagian daerah TP, TN, FN, dan FP pada citra groundtruth kongesti dengan citra hasil segmentasi ditunjukkan pada gambar 2.



Gambar 2. Perbedaan citra hasil segmen dan citra groundtruth [14]

Hausdorff distance mengukur jarak berbasis nilai infimum/greatest lower bound dan supremum/greatest upper bound dari kedua objek [13], dimana semua variabel dari kedua objek tersebut mempunyai nilai compact/closed. Jika diberikan himpunan piksel groundtruth G dan himpunan piksel segmen prediksi S maka Hausdorff distance dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$H(G, S) = \max\{\sup_{x \in G} \inf_{y \in S} \|x - y\|, \sup_{y \in S} \inf_{x \in G} \|x - y\|\}$$

Untuk menghitung shape similarity semua segmen antara hasil segmen S dan ground truth G menggunakan jarak hausdorff distance adalah :

$$H_{object}(S, G) = \frac{1}{2} \left[\sum_{i=1}^{n_s} \omega_i H(G_i, S_i) + \sum_{i=1}^{n_g} \tilde{\omega}_i H(\tilde{G}_i, \tilde{S}_i) \right]$$

dimana,

$$\omega_i = |S_i| / \sum_{j=1}^{n_s} |S_j|$$

$$\tilde{\omega}_i = |\tilde{G}_i| / \sum_{j=1}^{n_g} |\tilde{G}_j|$$

keterangan :

- G_a = himpunan objek *ground truth* image a.
- S_a = himpunan hasil segmen objek image a.
- $S_i \in S_a$ = hasil segmen ke-i image a.
- $G_i \in G_a$ = objek *ground truth* overlap secara maksimal dengan S_i pada image a, jika tidak ada objek *ground truth* yang overlap dengan S_i , G_i didefinisikan sebagai objek *ground truth* $G \in G_a$ sebagai *minimum Hausdorff distance* dari S_i .
- $\tilde{G}_i \in G_a$ = objek *ground truth* ke-i image a.
- $\tilde{S}_i \in S_a$ = objek hasil segmen overlap maksimal dengan \tilde{G}_i pada image a, jika tidak ada hasil segmen yang overlap terhadap \tilde{G}_i , \tilde{S}_i didefinisikan objek hasil segmen $\tilde{S} \in S_a$ sebagai *minimum Hausdorff distance* dari \tilde{G}_i .
- $G = \cup_a G_a$ himpunan semua objek *ground truth*.
- $S = \cup_a S_a$ himpunan objek hasil segmen.
- n_s = total nomer dari objek hasil segmen S .
- n_g = total nomer objek *ground truth* G .

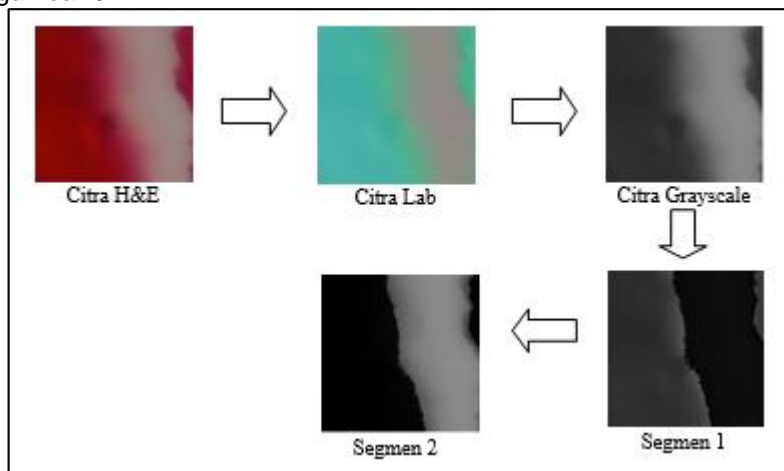
Setelah preprocessing maka tahap selanjutnya adalah ekstraksi ciri, yaitu proses mengambil fitur statistik pada masing-masing segmen hasil grayscale dari proses cluster kmean, hasil proses metode kmean akan terbentuk matriks indeks (Nx1) dengan baris matriks sebanyak N dan kolom matriks 1. Untuk menghitung fitur GLCM dari sebuah citra, data matriks yang

diproses harus berbentuk matriks square atau matiks (NxM), dimana N adalah baris pada matriks, dan M adalah kolom matriks. sehingga matriks awal yang berukuran (Nx1) harus di rubah kedalam matriks (NxM) tanpa merubah nilai piksel yang ada pada matriks. setelah sudah terbentuk matriks (NxM) maka bisa dihitung nilai fitur statistiknya untuk masing-masing segmen.

3. Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini disampaikan hasil dari preprocessing, ekstraksi ciri, dan evaluasi hasil penelitian. Preprocessing yang dilakukan yaitu mengkonversi citra ke bentuk grayscale. Ekstraksi ciri dilakukan dengan parameter GLCM, dan evaluasi hasil segmentasi adalah proses membandingkan hasil segmentasi citra uji dengan citra ground thruth dari ahli, dimana pada penelitian ini menggunakan 2 metode evaluasi yaitu Fscore, hoausdoorff distance.

Tahapan preprocessing pada ekstraksi ciri GLCM adalah citra H&E (RGB) yang terdiri dari area kongesti dan area normal berukuran 256x256 piksel dikonversi kedalam bentuk citra L*ab terlebih dahulu kemudian dari citra L*ab dijadikan citra grayscale karena metode glcm bekerja pada domain grayscale. Adapun contoh preprocessing ini bisa dilihat prosesnya masing-masing pada gambar 3.



Gambar 3. Preprocessing Citra

Setelah proses grayscale citra kemudian di cluster atau di kelompokkan menjadi 2 kelompok kelas, karena dalam penelitian ini hanya dibutuhkan 2 kelas yaitu kelas kongesti dan kelas normal, adapun metode untuk proses clustering yang digunakan metode K-Mean.

Tabel 1 menunjukkan hasil fitur kongesti sedangkan tabel 2 menunjukkan hasil ekstraksi fitur normal.

Tabel 1 Nilai Fitur Kongesti

| IDM | Energy | Entropy | Max prob | Dissimilarity | Cluster Shade | Kelas |
|-------|--------|---------|----------|---------------|---------------|-------|
| 0.360 | 0.160 | 0.546 | 0.252 | 0.372 | 0.543 | K |
| 0.284 | 0.354 | 0.326 | 0.425 | 0.188 | 0.597 | K |
| 0.516 | 0.351 | 0.333 | 0.333 | 0.191 | 0.576 | K |
| 0.539 | 0.034 | 0.853 | 0.053 | 0.753 | 0.825 | K |
| 0.434 | 0.108 | 0.643 | 0.173 | 0.473 | 0.606 | K |
| 0.615 | 0.049 | 0.792 | 0.053 | 0.656 | 0.621 | K |
| 0.394 | 0.041 | 0.819 | 0.044 | 0.709 | 0.556 | K |
| 0.354 | 0.112 | 0.635 | 0.176 | 0.467 | 0.658 | K |
| 0.403 | 0.026 | 0.866 | 0.047 | 0.771 | 0.575 | K |
| 0.207 | 0.310 | 0.372 | 0.321 | 0.234 | 0.591 | K |
| 0.318 | 0.011 | 0.938 | 0.019 | 0.894 | 0.444 | K |
| 0.354 | 1.000 | 0.000 | 1.000 | 0.000 | 0.596 | K |
| 0.218 | 0.019 | 0.896 | 0.050 | 0.828 | 0.414 | K |

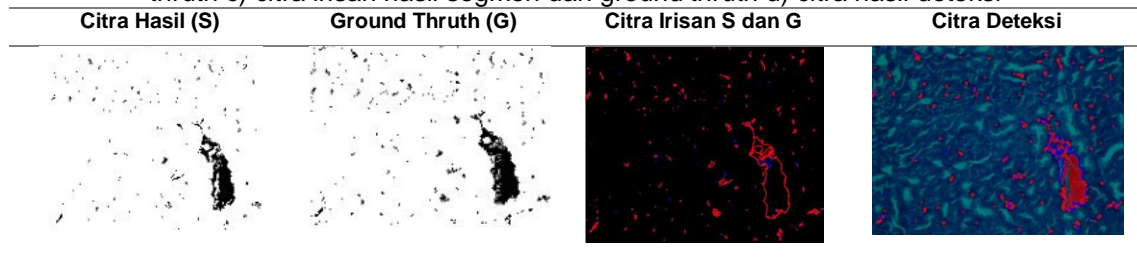
| | | | | | | |
|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|---|
| 0.550 | 0.056 | 0.763 | 0.041 | 0.608 | 0.575 | K |
| 0.182 | 0.034 | 0.840 | 0.079 | 0.744 | 0.410 | K |
| 0.614 | 0.067 | 0.737 | 0.053 | 0.573 | 0.539 | K |
| 0.178 | 0.011 | 0.928 | 0.041 | 0.885 | 0.508 | K |
| 0.304 | 0.004 | 0.970 | 0.000 | 0.944 | 0.674 | K |
| 0.303 | 0.026 | 0.865 | 0.057 | 0.773 | 0.496 | K |
| 0.292 | 0.231 | 0.454 | 0.314 | 0.295 | 0.555 | K |

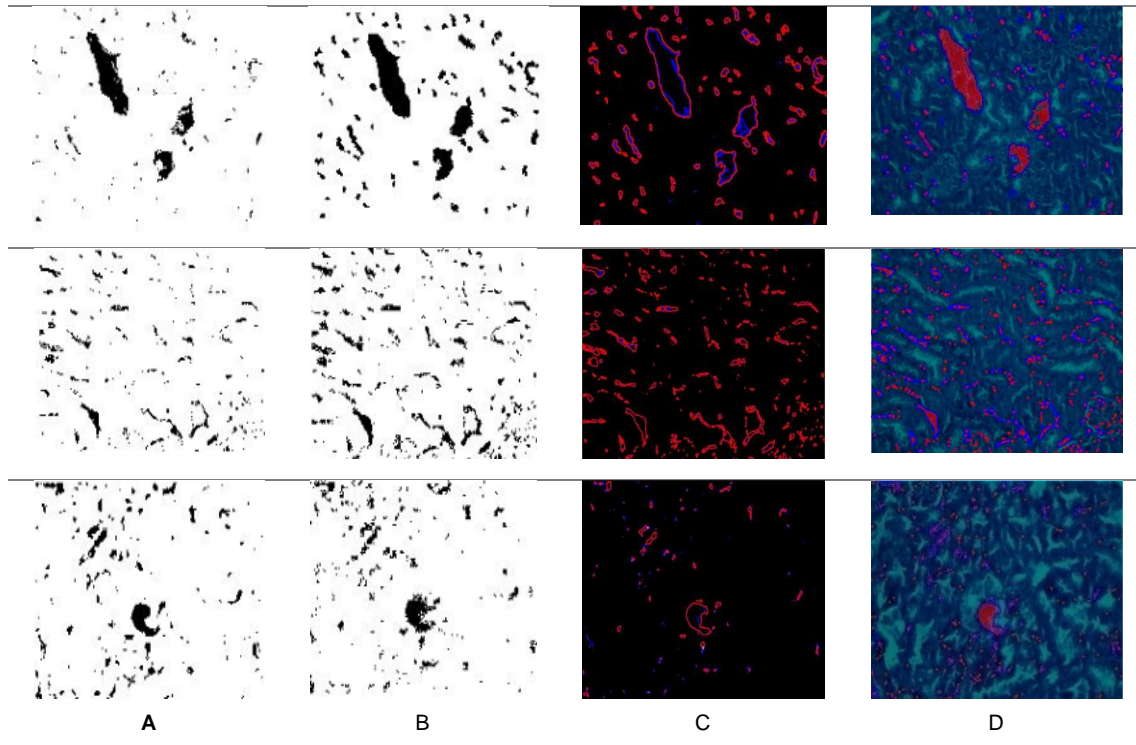
Tabel 2 Nilai Fitur Normal

| IDM | Energy | Entropy | Max prob | Dissimilarity | Cluster Shade | Kelas |
|--------------|--------|---------|----------|---------------|---------------|-------|
| 0.438 | 0.019 | 0.908 | 0.044 | 0.837 | 0.776 | N |
| 0.438 | 0.004 | 0.964 | 0.028 | 0.932 | 0.271 | N |
| 0.479 | 0.007 | 0.961 | 0.022 | 0.922 | 0.807 | N |
| 0.313 | 0.101 | 0.653 | 0.167 | 0.490 | 0.558 | N |
| 0.407 | 0.030 | 0.859 | 0.053 | 0.775 | 0.959 | N |
| 0.495 | 0.063 | 0.747 | 0.101 | 0.596 | 0.695 | N |
| 0.217 | 0.075 | 0.714 | 0.123 | 0.571 | 0.647 | N |
| 0.368 | 0.030 | 0.866 | 0.060 | 0.785 | 0.243 | N |
| 0.752 | 0.112 | 0.636 | 0.119 | 0.455 | 0.562 | N |
| 0.263 | 0.007 | 0.953 | 0.028 | 0.926 | 0.486 | N |
| 0.308 | 0.228 | 0.454 | 0.201 | 0.289 | 0.605 | N |
| 0.332 | 0.000 | 1.000 | 0.016 | 1.000 | 0.303 | N |
| 0.443 | 0.134 | 0.594 | 0.126 | 0.420 | 0.494 | N |
| 0.586 | 0.052 | 0.784 | 0.097 | 0.643 | 0.348 | N |
| 0.503 | 0.082 | 0.695 | 0.069 | 0.527 | 0.470 | N |
| 0.159 | 0.045 | 0.806 | 0.088 | 0.699 | 0.294 | N |
| 0.295 | 0.194 | 0.501 | 0.198 | 0.337 | 0.514 | N |
| 0.455 | 0.373 | 0.321 | 0.588 | 0.187 | 0.523 | N |
| 0.331 | 0.108 | 0.643 | 0.189 | 0.485 | 0.457 | N |
| 0.322 | 0.007 | 0.942 | 0.022 | 0.894 | 0.723 | N |

Berikut akan ditunjukkan analisa hasil segmentasi untuk 4 citra uji. Pada tabel 3 disajikan perbandingan antara citra hasil segmentasi dengan citra groundtruth.

Tabel 3 Perbandingan citra hasil segmen dan ground thruth, a) Hasil segmentasi b) Ground thruth c) citra irisan hasil segmen dan ground thruth d) citra hasil deteksi





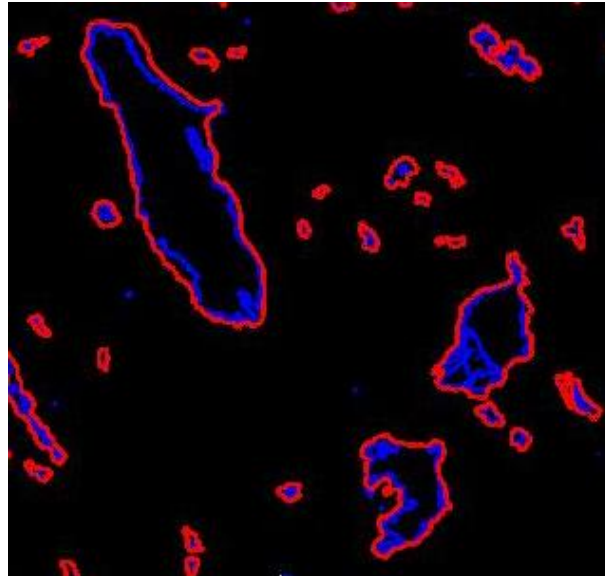
Dari tabel 3 untuk hasil segmen kongesti terlihat pada gambar (a), adalah area yang bernilai 0 atau warna hitam, sedangkan untuk selain kongesti bernilai 1 atau putih. begitu juga untuk area kongesti dan normal pada ground thruth pada gambar (b). untuk gambar (c) adalah area yang beririsan antara citra hasil dan ground thruth, dimana warna biru menunjukkan boundary hasil segmentasi uji, sedangkan warna merah menunjukkan boundary ground thruth. untuk gambar (d) adalah citra hasil deteksi. dari gambar diatas dapat dihitung ketepatan deteksi area kongesti dan normal menggunakan uji Fscore. Hasil perhitungan masing - masing uji bisa dilihat pada tabel 3.

Tabel 4 Tabel hasil perhitungan akurasi deteksi untuk 4 citra uji

| Citra Uji | TP | TN | FP | FN | Precision | Recall | FScore |
|--------------|--------|---------|-------|--------|-----------|--------|--------|
| 1 Citra Test | 180099 | 7115170 | 1137 | 79466 | 0.99 | 0.69 | 0.817 |
| 2 Citra Test | 302549 | 6726540 | 1232 | 345551 | 0.99 | 0.46 | 0.635 |
| 3 Citra Test | 345437 | 6969506 | 59914 | 1015 | 0.85 | 0.99 | 0.918 |
| 4 Citra Test | 7469 | 485783 | 7519 | 457 | 0.49 | 0.94 | 0.65 |

Nilai Fscore lebih besar dari 0.7 mengindikasikan tingkat similaritas tinggi atau tingkat kemiripan (good match) antar dua region. Dari tabel 4.14 didapat nilai rata-rata untuk Precision adalah 0.83, sedangkan untuk recall adalah 0.77, dan untuk FScore adalah 0.75. menunjukkan bahwa tingkat kemiripan dari hasil segmentasi dan ground thruth baik.

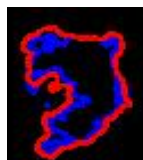
Shape similarity digunakan untuk analisa kemiripan suatu objek hasil segmentasi dengan ground thruth nya. hausdoorf distance digunakan untuk menghitung jarak antara dua buah objek yang saling beririsan. Seperti pada gambar 4.



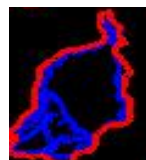
Gambar 4 Gambar citra yang saling beririsan antara citra hasil dan citra ground thruth

Dari gambar 4 terlihat area hasil segmen yang berwarna biru, sedangkan untuk area ground thruth berwarna merah, dan masing - masing boundary dihitung tingkat kemiripan dengan jarak hausdoorff. Untuk menghitung jarak hausdoorff masing-masing area yang terbentuk dilakukan beberapa langkah sbb :

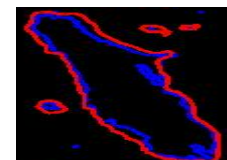
- Menentukan jumlah boundary dari citra ground thruth sebagai acuan menggunakan fungsi regionprop pada matlab
- Menentukan bounding box pada masing area yang terbentuk berdasarkan citra ground thruth yang bersesuaian.
- Cropping masing-masing area yang sudah terbentuk berdasarkan bounding box menjadi sub image agar mudah dihitung jarak hausdoorff nya.
- Hitung jarak hausdoorff pada masing-masing sub image.



A



B



C

Gambar 5 Citra sub image

Masing – masing citra pada gambar 5 dapat dihitung jarak hausdoorff nya. berikut hasil perhitungan jarak hausdoorff untuk semua citra uji yang ada tabel 5.

Tabel 5 Tabel jarak hausdoorff untuk 4 citra uji

| 1 Citra Test (412) | 2 Citra Test(78) | 3 Citra Test (477) | 4 Citra Test (102) |
|-----------------------|---------------------|-----------------------|-----------------------|
| 0.73 | 3.13 | 0.02 | 1.08 |
| 1.38 | 3.03 | 0.25 | 0.34 |
| 0.52 | 2.10 | 0.08 | 0.00 |
| 0.67 | 3.61 | 1.12 | 0.33 |
| 0.33 | 2.36 | 0.15 | 0.20 |
| 0.55 | 2.80 | 1.38 | 0.31 |

| | | | |
|------|------|------|------|
| 0.24 | 2.92 | 0.24 | 0.80 |
| 0.46 | 2.80 | 0.07 | 0.00 |
| 0.95 | 1.45 | 1.00 | 0.25 |
| 0.38 | 4.31 | 1.57 | 0.80 |
| 0.25 | 3.17 | 0.08 | 0.80 |
| 1.35 | 3.79 | 0.05 | 0.33 |
| 0.73 | 1.28 | 0.33 | 0.21 |
| 0.54 | 5.79 | 0.13 | 0.00 |

Untuk hasil perhitungan jarak hausdoorff masing-masing bounding box yang terbentuk pada setiap citra terlihat pada tabel 4.13, dimana citra 1 terdapat 412 area boundary, citra 2 78 area, citra 3 477 area, dan citra 4 sebanyak 102 area. Tingkat kemiripan suatu buah objek dikatakan baik jika jarak hausdoorff nya relatif kecil. Untuk menunjukkan nilai statistik dari semua jarak dari segmen yang terbentuk bisa dilihat pada tabel 6.

Tabel 6 Nilai statistik jarak hausdoorff yang terbentuk

| | Jumlah Objek | Rata-rata | Standart Dev | Minimum | Maksimum |
|--------------|--------------|-----------|--------------|---------|----------|
| 1 Citra Test | 412 | 0.52 | 0.34 | 0.16 | 4.82 |
| 2 Citra Test | 78 | 3.43 | 1.37 | 0.91 | 9.47 |
| Citra Test | 477 | 0.78 | 0.94 | 0.00 | 6.15 |
| Citra Test | 102 | 0.67 | 0.54 | 0.00 | 2.88 |

Untuk citra 1 nilai rata-rata nya jarak nya adalah 0.52, stdDev 0.34 dan untuk semua citra uji nilai rata-rata jaraknya dibawah 5. ini menunjukkan bahwa tingkat kemiripan antara hasil segmen dan ground thruth baik, karena rata-rata jarak nya kecil.

4. Kesimpulan

Dari hasil uji FScore dari 4 citra preparat didapat rata-rata nilai presisi = 0.83 , recall = 0.77, dan Fscore = 0.75. Hal ini menunjukkan bahwa tingkat akurasi dalam mendeteksi (precision) kongesti baik, tingkat akurasi segmen area (recall) nya juga baik. sehingga secara keseluruhan nilai akurasinya baik, ditunjukkan dengan hasil Fscore nya 0.75

Dari hasil uji shape similarity menggunakan metode hausdoorff didapat nilai rata-rata jaraknya 0.52 dan standart deviasinya 0.34. hal ini menunjukkan bahwa tingkat ketepatan segmentasi antara citra prediksi dan citra ground thruth baik, karena jarak hausdoorff nya kecil.

Referensi

- [1] V. Kumar and R. S. Ramzi S. Cotran, Buku Ajar Patologi Robbins, 2013.
- [2] L. F. Ndagu, A. A. G. Arjana and I. K. Berata, "Madu Berefek Protektif Terhadap Infiltrasi Sel Radang dan Perdarahan Ginjal Akibat Induksi Aspirin," *Indonesia Medicus Veterinus*, p. 102–114, 2013.
- [3] K. Sirinukunwattana, A. M. Khan and N. M. Rajpoot, "Cell words: Modelling the visual appearance of cells in histopathology images," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, p. 16–24, 2015.
- [4] A. K. Jain and F. Farrokhnia, "Unsupervised texture segmentation using Gabor filters," *Pattern Recognition*, p. 1167–1186, 1991.
- [5] M. Varma and A. Zisserman, "A statistical approach to material classification using image patch exemplars," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, p. 2032–2047, 2009.

- [6] T. Goudas, C. Doukas, A. Chatziioannou and I. Maglogiannis, "Advanced characterization of microscopic Kidney biopsies utilizing image analysis techniques," in *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2012.
- [7] F. Hong, C. Si, P. Gao and e. al., "The role of CYP2A5 in liver injury and fibrosis: chemical-specific difference," *Naunyn-Schmiedeberg's Arch Pharmacol* 389, p. 33–43, 2016.
- [8] P. Khurd, C. Bahlmann, P. Maday, A. Kamen, S. Gibbs-Strauss, E. M. Genega and J. V. Frangioni, "Computer-aided gleason grading of prostate cancer histopathological images using texton forests," in *2010 7th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro, ISBI 2010*, 2010.
- [9] D. T. Larose, *Data Mining Methods and Models*, John Wiley & Sons, 2006.
- [10] M. Tuceryan and A. K. Jain, "Texture Analysis," in *In Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, 1993, p. 235–276.
- [11] Y. Javed and M. M. Khan, "Image texture classification using textons," in *2011 7th International Conference on Emerging Technologies*, 2011.
- [12] R. M. Haralick, K. Shanmugam and I. Dinstein, "Textural features for image classification," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1993.
- [13] K. Sirinukunwattana, A. M. Khan and N. M. Rajpoot, "Cell words: Modelling the visual appearance of cells in histopathology images," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, p. 16–24, 2015.
- [14] A. Mardhiyah and A. Harjoko, "Metode Segmentasi Paru-paru dan Jantung Pada Citra X-Ray Thorax," *IJEIS*, p. 35–44, 2011.