

## BAB 4

### UJI COBA DAN EVALUASI

#### 4.1 Data dan Metode Pengujian

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai data yang digunakan dalam proses penelitian yang dilakukan oleh penulis. Selain itu, akan dilakukan juga pembahasan terkait metode pengujian akurasi yang digunakan untuk mengetahui tingkat keberhasilan dari metode segmentasi yang terpilih.

##### 4.1.1 Pengambilan Data

Data citra yang digunakan dalam penelitian kali ini merupakan citra jaringan saraf filter hijau. Citra tersebut diperoleh dari eksperimen drg. Didi Santosa, kandidat doktor pada Departemen Imunopatologi Bagian Patologi Anatomi Fakultas Kedokteran Universitas Indonesia.

Data citra yang digunakan diambil dengan kamera digital yang terintegrasi dengan mikroskop *fluorescent* Olympus BX5, dengan perangkat lunak DP2-BSW dari Olympus. Skala yang digunakan adalah 40 x pada lensa objektif dan 10 x pada lensa okuler.

##### 4.1.2 Deskripsi Data

Data pengujian yang digunakan berjumlah tiga citra jaringan saraf gigi manusia yang berupa citra filter hijau. Berhubung proses segmentasi jaringan saraf gigi merupakan hal yang jarang dilakukan, penulis belum dapat mengatakan bahwa seluruh jenis jaringan saraf gigi telah dapat diwakili oleh data yang ada. Oleh karena itu, sangat dimungkinkan untuk terjadi hasil yang kurang baik jika segmentasi dilakukan terhadap citra jaringan saraf gigi yang berbeda jauh karakteristiknya dengan citra jaringan saraf gigi yang digunakan dalam penelitian kali ini.

Seperti yang telah disebutkan sebelumnya, data ini merupakan data hasil eksperimen drg. Didi Santosa dengan menggunakan mikroskop *fluorescence* dan kamera digital yang sudah terintegrasi dengan mikroskop tersebut. Selain itu, terdapat data acuan berupa citra yang telah ditandai ROI (*Region of Interest*)-nya, yang juga merupakan hasil penelitian tersebut. Penandaan ROI pada citra acuan ini dilakukan secara manual oleh para dokter dan ahli patologi yang terlibat, dan hasilnya merupakan acuan bagi penulis untuk melakukan pengukuran keberhasilan. Sulit ditemukannya penelitian lain yang melakukan segmentasi paranodus terhadap citra jaringan saraf gigi, atau khususnya citra jaringan saraf gigi, merupakan alasan tidak dapat dilakukannya studi banding kinerja hasil segmentasi terpilih dengan metode segmentasi lainnya.

#### 4.1.3 Metode Pengujian dan Parameter Keberhasilan

Pengujian yang dilakukan pada penelitian kali ini bertujuan untuk mengetahui tingkat keberhasilan proses segmentasi yang dilakukan. Parameter keberhasilan tentunya diperlukan agar kinerja dari metode segmentasi yang dilakukan dalam tahap implementasi dapat diukur. Parameter keberhasilan yang digunakan berupa komputasi numerik dan bersifat kuantitatif. Pengukuran yang dilakukan pada hasil percobaan berlandaskan pada konsep statistik yang dinamakan konsep *False Negative*.

Berikut ini adalah definisi setiap elemen yang biasa digunakan untuk melakukan perhitungan statistik.

- $FN(C)$ , atau *False Negative* terhadap citra  $C$ , menyatakan jumlah ROI yang teridentifikasi pada citra acuan, tetapi tidak teridentifikasi pada citra hasil segmentasi pada penelitian ini.
- $FP(C)$ , atau *False Positive* terhadap citra  $C$ , menyatakan jumlah ROI yang tidak teridentifikasi pada citra acuan, tetapi teridentifikasi sebagai ROI pada citra hasil segmentasi pada penelitian ini.
- $TP(C)$ , atau *True Positive* terhadap citra  $C$ , menyatakan jumlah ROI yang teridentifikasi, baik pada citra acuan maupun pada citra hasil segmentasi pada penelitian ini.

- $TN(C)$ , atau *True Negative* terhadap citra  $C$ , menyatakan jumlah ROI yang tidak teridentifikasi, baik pada citra acuan maupun pada citra hasil segmentasi pada penelitian ini.

Adapun nilai  $TN(C)$  tidak dapat dihitung, karena pada citra acuan tidak terdapat ROI negatif.

Dalam penelitian ini, yang akan digunakan sebagai parameter keberhasilannya adalah nilai persentase *False Negative*, yang untuk mendapatkan nilainya digunakan persamaan 4.1 berikut ini.

$$FN(C)\% = \frac{FN(C)}{TP(C) + FN(C)} * 100$$

Biasanya selain persentase *False Negative*, penghitungan persentase *False Positive* juga dilakukan sehingga persentase *Overall Error* bisa diperoleh juga. Akan tetapi, pada penelitian ini hal tersebut tidak dapat dilakukan karena penghitungan persentase *False Positive* memerlukan nilai *True Negative*.

Selain itu dalam penelitian ini nilai persentase *sensitivity* juga akan digunakan sebagai persentase keberhasilan, yang untuk mendapatkan nilainya digunakan persamaan 4.2 berikut ini.

$$Sensitivity(C)\% = \frac{TP(C)}{TP(C) + FN(C)} * 100$$

## 4.2 Hasil Uji Coba dan Evaluasi Segmentasi

Penulis akan mencoba untuk membahas tentang hasil implementasi yang telah dilakukan pada bagian ini. Pada bagian ini, penulis akan mendeskripsikan hasil implementasi dalam bentuk tabel dan tulisan.

Pada tabel akan dipaparkan hasil dengan menggunakan metode *non-local enhancement* (NLE), *manual local enhancement* (MLE), dan *automated local enhancement* (ALE). Metode MLE dan NLE sama-sama membutuhkan bantuan dari pengguna dalam hal penentuan nilai *thresholding* dan spesifikasi ukuran paranodus.

### 4.2.1 Hasil Uji Coba Pendeteksian

Untuk melihat tingkat keberhasilan metode pendeteksian ROI pada citra masukan, hasil uji coba pendeteksian perlu didata. Hasil pendeteksian ROI yang berupa paranodus dibandingkan dengan ROI acuan yang diperoleh dari narasumber. Akan tetapi, pada acuan yang digunakan terdapat beberapa ROI yang tidak sesuai dengan kriteria yang dijelaskan pada bab 3.2. ROI acuan yang tidak sesuai tersebut adalah ROI yang hanya terdiri dari komponen tunggal, bukan berpasangan seperti yang didefinisikan pada paper acuan (Henry, et al., 2005) (Kazarinova-Noyes, et al., 2001). Penjelasan lengkap mengenai ROI komponen tunggal ini dijelaskan pada bab 4.3.2. Tabel 4.1 menunjukkan jumlah ROI acuan pada masing-masing citra masukan. Untuk selanjutnya, ROI acuan yang digunakan untuk penghitungan uji coba pendeteksian hanyalah ROI yang terdiri dari pasangan paranodus (kolom paling kanan Tabel 4.1).

**Tabel 4.1 Jumlah ROI Acuan**

Citra Masukan	Jumlah ROI Acuan (termasuk ROI dengan komponen tunggal)	Jumlah ROI Acuan (hanya ROI dengan komponen berpasangan)
Citra 1	10	10
Citra 2	4	2
Citra 3	5	4

Tabel 4.2 menunjukkan jumlah ROI benar yang terdeteksi, yang artinya berapa banyak ROI acuan yang berhasil dideteksi dengan menggunakan algoritma pendeteksian yang digunakan.

**Tabel 4.2 True Positive**

Citra Masukan	<i>Non-Local Enhancement (NLE)</i>	<i>Local Enhancement</i>	
		<i>Manual (MLE)</i>	<i>Automated (ALE)</i>
Jumlah ROI benar yang terdeteksi			
Citra 1	5	9	5
Citra 2	2	1	1
Citra 3	3	3	2

Pada citra 1, penggunaan MLE terlihat memberikan pengaruh yang signifikan, karena dari hanya 5 ROI yang terdeteksi menjadi 9 ROI dari total 10 ROI acuan. Penggunaan ALE, walau lebih buruk dibandingkan metode MLE, tetapi masih memberikan hasil sebanding dengan metode NLE, yaitu sebanyak 5 ROI yang terdeteksi.

Penggunaan metode NLE pada citra 2 berhasil mengenali 2 buah ROI dari 4 ROI acuan yang ada. Adapun implementasi metode *local enhancement* mereduksi jumlah ROI yang dikenali menjadi hanya 1 buah.

Pad citra 3, ROI yang berhasil dikenali dengan menggunakan metode NLE dan MLE adalah sebanyak 3 dari 5 buah ROI. Penggunaan metode ALE mengurangi jumlah ROI yang berhasil dideteksi menjadi 2 buah.

**Tabel 4.3 False Positive**

Citra Masukan	Non-Local Enhancement (NLE)	Local Enhancement	
		Manual (MLE)	Automated (ALE)
Jumlah ROI terdeteksi yang salah			
Citra 1	0	0	1
Citra 2	0	0	0
Citra 3	0	2	0

Pada pendeteksian yang menggunakan metode NLE, seluruh ROI yang berhasil terdeteksi merupakan ROI yang terdapat pada acuan. Dengan kata lain, pada citra hasil deteksi tidak terdapat ROI yang salah dikenali. Pada penggunaan metode MLE pada citra 3, terdapat 2 buah ROI terdeteksi yang ternyata tidak terdapat pada ROI acuan. Hal ini berarti metode pendeteksian salah mengenali obyek yang semestinya bukan merupakan ROI. Pada penggunaan metode ALE untuk citra 1, terdeteksi sebuah ROI yang ternyata tidak terdapat dalam ROI acuan.

Untuk penilaian level keberhasilan metode segmentasi yang berdasarkan *False Negative*, semakin kecil nilainya berarti semakin baik hasil metode segmentasi tersebut. Penghitungan nilai *False Negative* ditunjukkan pada Tabel 4.4.

**Tabel 4.4 Persentase *False Negative***

Citra Masukan	<i>Non-Local Enhancement (NLE)</i>	<i>Local Enhancement</i>	
		<i>Manual (MLE)</i>	<i>Automated (ALE)</i>
Persentase			
Citra 1	50%	10%	50%
Citra 2	0%	50%	50%
Citra 3	25%	25%	50%
Rata-rata	25%	28,33%	50%

Untuk penilaian level keberhasilan metode segmentasi yang berdasarkan *sensitivity*, semakin besar nilainya berarti semakin baik hasil metode segmentasi tersebut. Penghitungan nilai *sensitivity* ditunjukkan pada Tabel 4.5. Nilai dari *sensitivity* ini merupakan kebalikan dari nilai *False Negative*.

**Tabel 4.5 *Sensitivity***

Citra Masukan	<i>Non-Local Enhancement (NLE)</i>	<i>Local Enhancement</i>	
		<i>Manual (MLE)</i>	<i>Automated (ALE)</i>
Persentase			
Citra 1	50%	90%	50%
Citra 2	100%	50%	50%
Citra 3	75%	75%	50%
Rata-rata	75%	71,67%	50%

Terlihat dari data yang ditunjukkan pada Tabel 4.5 bahwa hasil dari algoritma metode NLE menunjukkan hasil yang stabil yaitu memiliki rata-rata 75%. Dengan kata lain, jumlah ROI yang tidak berhasil dideteksi oleh algoritma adalah sekitar seperempat dari keseluruhan ROI pada masing-masing citra yang dijadikan masukan.

Untuk pendeteksian paranodus dengan menggunakan metode MLE terlihat hasil yang beragam dengan rata-rata *sensitivity* sebesar 71,67%. Pada citra 1, terjadi kenaikan persentase menjadi 90% jika dibandingkan dengan hasil metode NLE. Pada citra 2, persentase turun menjadi 50%, dan pada citra 3 tidak terjadi perubahan persentase.

Pada metode ALE hasilnya lebih buruk dibandingkan dengan proses manualnya, dengan rata-rata *sensitivity* yang dihasilkan hanya mencapai 50%. Pada citra 1, terjadi penurunan persentase menjadi 50% jika dibandingkan dengan MLE. Penurunan persentase terjadi juga pada citra 3, yaitu sebesar 25% menjadi 50% jika dibandingkan metode MLE. Sedangkan pada citra 2, tidak terjadi perubahan persentase.

#### 4.2.2 Evaluasi Hasil Uji Coba Segmentasi

Bagian ini akan mengevaluasi hasil uji coba yang telah dibahas pada subbab 4.2.1 dan hasilnya akan menjadi masukan bagi analisis hasil pengujian pada subbab 4.3.

Seluruh ROI acuan untuk citra 1 tidak memiliki masalah, atau dapat dikatakan sesuai dengan *paper* atau rujukan yang ada. Tidak begitu baiknya hasil yang ditunjukkan oleh metode NLE disebabkan oleh perbedaan intensitas kehijauan yang dimiliki oleh paranodus, dan masalah ini dapat ditanggulangi dengan menggunakan metode *local enhancement*. Adapun sebab berkurangnya jumlah ROI yang berhasil dideteksi dengan metode ALE adalah belum sempurnanya masukan dari fungsi terotomatisasi.

Pada citra 2, setengah dari 4 ROI acuan yang ada merupakan jenis ROI yang dijelaskan pada subbab 4.3.2 poin 3, yaitu ROI hanya terdiri dari komponen tunggal. Jika ROI acuan dengan komponen tunggal tetap digunakan sebagai rujukan, hal ini dapat menyebabkan persentase keberhasilan pendeteksian menjadi kurang baik, karena persentase maksimal yang bisa didapatkan hanya sebesar 50%. Turunnya *sensitivity* pada MLE dan ALE disebabkan kelemahan metode *local enhancement*, yakni pendeteksian ROI yang berlokasi pada perpotongan antar citra kecil (dijelaskan pada subbab 4.3.2).

Pada citra 3, persentase *sensitivity* maksimal adalah 75%, atau dengan kata lain ROI maksimal yang berhasil dideteksi adalah sebanyak 3 dari 4 buah ROI. Kegagalan pendeteksian sebuah ROI adalah akibat dari kelemahan algoritma yang belum dapat menangani jika terdapat dua buah pasangan ROI yang bertetangga tetapi intensitas warnanya berbeda cukup besar. Selain itu, pada citra 3 dapat dilihat bahwa terjadi *trade-off* antara jumlah ROI benar yang terdeteksi dengan jumlah ROI terdeteksi yang

salah. Hal ini terlihat pada metode ALE, jumlah ROI yang terdeteksi terlihat semakin sedikit dibandingkan dengan MLE, dan jumlah non-ROI yang salah terdeteksi juga menjadi semakin sedikit.

Data yang terdapat pada Tabel 4.3 menunjukkan bahwa ROI terdeteksi yang salah relatif kecil. Hal ini disebabkan fungsi pengenalan bentuk (*shape recognition*) sederhana yang diimplementasikan cukup berhasil mengurangi kesalahan pengenalan paranodus, yakni komponen yang bukan ROI tetap dianggap bukan ROI oleh algoritma yang digunakan. Walaupun begitu, fungsi pengenalan bentuk yang digunakan masihlah sangat sederhana dan baru diaplikasikan pada citra masukan saja. Penggunaan fungsi pengenalan bentuk yang lebih maju sangat disarankan untuk ke pengembangan yang akan datang, tentunya disesuaikan dengan metode segmentasi yang digunakan dan bentuk komponen yang ingin dikenali.

### **4.3 Analisis Hasil Pengujian Pendeteksian Paranodus**

Bagian ini memiliki tiga pokok pembahasan, yakni analisis penyebab terjadinya kesalahan pendeteksian *false negative* dan *false positive*, dan ditutup dengan evaluasi terhadap hasil pengujian yang telah dilakukan.

#### **4.3.1 Komponen yang Menjadi Bagian dari *False Positive***

ROI yang menjadi bagian dari *false positive* biasanya diakibatkan oleh kelemahan penggunaan *thresholding* yang hanya mengacu pada tingkat intensitas warna. Padahal, penentuan ROI tidak hanya mengacu kepada spesifikasi intensitas, tetapi juga perlu dibandingkan dengan intensitas tetangga dari kandidat ROI tersebut. Jika intensitas dari piksel daerah tetangga relatif sama, maka daerah yang dimaksud bukanlah ROI yang diinginkan. Hal ini ditunjukkan oleh Gambar 4.1(a), terlihat bahwa daerah yang ditandai tidak memiliki karakteristik ROI jika dilihat dengan kasat mata. Akan tetapi, penggunaan *thresholding* menghasilkan citra yang memiliki karakteristik seperti ROI seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 4.1(b).



**Gambar 4.1 False Positive yang Berkaitan dengan Sensitivitas Algoritma**  
**(a) Pada citra masukan tidak terlihat ROI (b) Pada citra hasil *thresholding***  
**terlihat wilayah seperti ROI**

Walaupun begitu, tingkat kesalahan yang disebabkan oleh kelemahan ini bisa direduksi. Hal ini disebabkan kriteria penyeleksian paranodus yang cukup ketat sehingga dengan sendirinya cukup banyak kesalahan seperti ini menjadi tereliminasi dengan kriteria-kriteria tersebut.

Untuk metode dengan menggunakan *local enhancement*, kesalahan di atas juga dapat terjadi. Contohnya adalah terdapat kasus dimana ada suatu wilayah pada citra masukan dengan intensitas sangat rendah, akan tetapi intensitas wilayah tersebut menjadi tinggi setelah dilakukan fungsi transformasi intensitas. Jika karakteristik dari wilayah hasil transformasi tersebut menyerupai karakteristik ROI, maka program akan menganggapnya sebagai ROI.

#### **4.3.2 Komponen yang Menjadi Bagian dari False Negative**

ROI yang menjadi bagian dari *false negative* pada metode tanpa menggunakan *local enhancement* disebabkan oleh hal-hal berikut:

1. ROI memiliki intensitas kehijauan yang unik

Terdapat beberapa ROI yang gagal terdeteksi karena memiliki tingkat kehijauan yang berbeda dibandingkan dengan sebagian besar ROI lainnya. Contohnya dapat dilihat pada Gambar 4.2(b). ROI jenis ini biasanya dapat terdeteksi dengan melakukan *inverse* citra biner setelah tahap *thresholding*, lalu pada citra *inverse* tersebut dilakukan proses-proses yang diperlukan untuk

pendeteksian ROI seperti layaknya proses yang dilakukan pada citra *non-inverse*.

2. Tersambungnya pasangan komponen pada suatu ROI

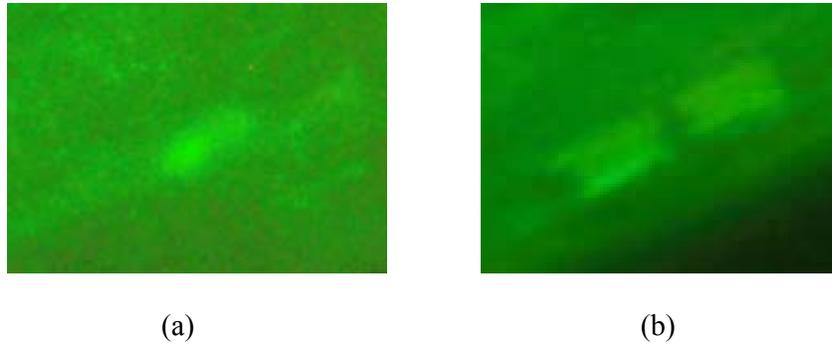
Terdapat kasus yang menunjukkan ROI gagal terdeteksi karena kedua buah komponen antara ROI tersebut masih belum terpisah. Kesalahan ini disebabkan rentang intensitas yang diterapkan pada tahap *thresholding* tidak dapat mensegmentasi paranodus secara sempurna. Hal ini ditunjukkan pada Gambar 4.2(a). Biasanya, kasus seperti ini dapat diatasi dengan melakukan operasi erosi ataupun *opening*, hal tersebut tidak selalu dapat dilakukan karena operasi tersebut dapat merusak struktur komponen yang lain, yang mengakibatkan komponen yang lain tersebut menjadi tidak terdeteksi.



**Gambar 4.2 False Negative (a) FN akibat komponen yang tidak terpisah sempurna (b) FN akibat intensitas kehijauan ROI yang berbeda dengan sebagian besar ROI lainnya**

3. Perbedaan jumlah komponen dalam suatu ROI

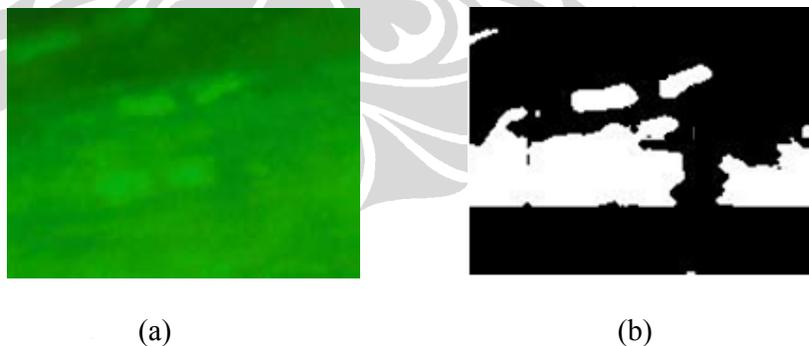
Berdasarkan *paper* acuan yang digunakan (Henry, et al., 2005) (Kazarinova-Noyes, et al., 2001), ROI hanya terdiri atas dua buah komponen seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.3(b). Akan tetapi pada citra acuan, walau hampir seluruh ROI terdiri dari dua buah komponen, terdapat juga ROI yang hanya terdiri atas komponen tunggal walaupun jumlahnya sangat sedikit seperti yang ditunjukkan Gambar 4.3(a). ROI seperti ini merupakan ROI perkiraan dari narasumber dan sifatnya belum valid 100% sehingga penulis tidak merancang algoritma untuk mendeteksi ROI jenis ini.



**Gambar 4.3 Perbedaan Jumlah Komponen dalam Suatu ROI (a) ROI yang terdiri dari sebuah komponen (b) ROI yang terdiri dari dua buah komponen**

Untuk proses dengan menggunakan metode *local enhancement*, terdapat beberapa faktor tambahan yang dapat menyebabkan terjadinya *false negative* sebagai berikut:

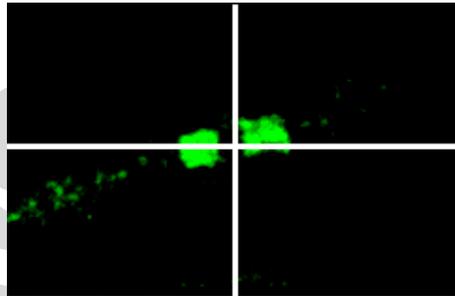
1. Terdapat ROI yang letaknya berdekatan, namun memiliki perbedaan intensitas yang cukup signifikan antara ROI tersebut seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.4(a). Hal ini menyebabkan salah satu ROI akan tidak terdeteksi karena ketika kontras dinaikkan, ROI tersebut akan menjadi tidak terlihat. Gambar 4.4(b) menunjukkan bahwa ROI di bagian bawah menjadi tidak dapat dikenali. Saran untuk menyelesaikan masalah ini adalah dengan menerapkan *local enhancement* menggunakan ukuran jendela yang lebih kecil.



**Gambar 4.4 Perbedaan Intensitas antara Dua Buah ROI yang Berdekatan (a) ROI pada citra masukan (b) Setelah dilakukan proses segmentasi, ROI yang memiliki kontras rendah menjadi tak terlihat.**

2. Terdapat ROI yang letaknya bertepatan dengan perpotongan antar citra kecil sehingga menjadi tidak terdeteksi. Saran untuk mengatasi masalah ini adalah

dengan cara melakukan *redetection* dengan letak jendela yang berbeda (*overlapping* detection). Akan tetapi, penggunaan jendela yang bergeser ini juga dapat mengakibatkan terdeteksinya ROI lain yang sebenarnya tidak diinginkan. Berhubung ROI yang berada di perpotongan jumlahnya hanya sedikit, maka penulis tidak melakukan alternatif tersebut karena peningkatan jumlah ROI yang terdeteksi tidak signifikan bertambahnya *error* dan semakin sulitnya kompleksitas program.



**Gambar 4.5 ROI yang Terletak pada Perpotongan antar Citra Kecil**

Gambar 4.5 menunjukkan contoh kegagalan pendeteksian yang diakibatkan ROI yang terletak pada perpotongan antar citra kecil. Pendeteksian yang dilakukan pada citra kecil tidak dapat mengenali ROI karena yang terdapat pada citra kecil tersebut bukanlah ROI yang lengkap.

#### **4.3.3 Kualitas, Kuantitas, dan *Ground Truth* Citra Masukan**

Kualitas citra masukan tidak dapat dipungkiri menjadi faktor yang sangat penting dalam menentukan keberhasilan proses pendeteksian pada suatu citra. Beberapa kriteria ideal untuk citra masukan adalah karakteristik antar citra yang relatif sama ataupun memiliki suatu perbandingan yang konsisten. Jika tidak, maka jumlah citra yang digunakan haruslah relatif banyak sehingga karakteristiknya dapat dipelajari melalui metode tertentu

Kualitas citra menjadi perhatian dari penulis, karena citra jaringan saraf yang berjenis *fluorescent* memang memiliki kekurangan dalam hal *noise* dan keseragaman intensitas latar. Walaupun begitu, citra masukan yang penulis dapatkan terlihat tidak

sebaik citra-citra lain yang juga berjenis *fluorescent* hasil eksplorasi melalui internet<sup>9</sup><sup>10</sup>. Ketidakseragaman latar pada citra *fluorescent* lain tersebut terlihat lebih baik dibandingkan citra masukan, yakni intensitas warna pada latar memiliki perbedaan signifikan dibandingkan dengan wilayah yang menjadi obyek..

Beberapa metode segmentasi, seperti *artificial neural network*, membutuhkan citra dengan kuantitas yang memadai (Nattkemper, 2004). Citra dengan jumlah yang memadai memungkinkan eksplorasi metode segmentasi yang lebih banyak lagi. Akan tetapi, citra dengan kualitas dan kuantitas yang memadai belum penulis peroleh pada penelitian kali ini. Hal ini disebabkan narasumber belum terlalu ahli dalam mengekstrak jaringan saraf yang digunakan dalam penelitian ini, sehingga citra-citra yang dihasilkan seringkali mempunyai karakteristik yang sangat berbeda antara satu dengan yang lainnya.

Untuk menentukan ROI acuan pun, narasumber mengatakan bahwa pendapat yang dikeluarkan belum tentu benar seratus persen. Hal ini menyebabkan persentase yang telah dipaparkan pada bab 4.2 juga dapat menjadi tidak seratus persen benar, karena bisa menjadi lebih tinggi jika ternyata algoritma berhasil mendeteksi ROI yang belum diidentifikasi sebelumnya, atau menjadi lebih rendah jika wilayah yang dideteksi ternyata tidak valid. Masalah subyektivitas dalam penilaian kinerja segmentasi memang merupakan salah satu kekurangan dari proses penilaian yang berdasarkan pada penilaian ahli yang dijadikan sebagai *ground truth* atau *gold standard* (Nattkemper, 2004).

---

<sup>9</sup> <http://www.analytchem.tugraz.at/fluorophores/>

<sup>10</sup> <http://www.ii.bham.ac.uk/clinicalimmunology/CISimagelibrary/>