

**IDENTIFIKASI BIOMETRIK RUGAE PALATINA PADA INDIVIDU MENGGUNAKAN  
METODE BINARY LARGE OBJECT (BLOB) DAN METODE WATERSHED  
DENGAN KLASIFIKASI LEVENBERG-MARQUARDT BACKPROPAGATION UNTUK  
APLIKASI ODONTOLOGI FORENSIK**

*RUGAE PALATINA BIOMETRIC IDENTIFICATIONS ON INDIVIDUALS USING BINARY  
LARGE OBJECT (BLOB) METHOD AND WATERSHED METHOD WITH LEVENBERG-  
MARQUARDT BACKPROPAGATION CLASSIFICATION FOR APPLICATION IN FORENSIC  
ODONTOLOGY*

**Dimas Anugrah Putra<sup>1</sup>, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA.<sup>2</sup>, drg. Yuti Malinda, MM.<sup>3</sup>**

<sup>1</sup>Electrical Engineering Faculty of Telkom University, Bandung, Jawa Barat 40257

<sup>3</sup>Dentistry Faculty of Padjadjaran University, Jatinangor, Jawa Barat 45363

<sup>1</sup>dimasanugrahputra@icloud.com, <sup>2</sup> bhidayat@telkomuniversity.ac.id, <sup>3</sup> yuti.malinda@fkg.unpad.ac.id

## ABSTRAK

Indonesia seringkali terjadi bencana alam, kecelakaan maupun tindakan kriminal yang mengakibatkan korban jiwa. Maka dari itu, Indonesia dibutuhkan teknik identifikasi individu terhadap korban tersebut. Pada umumnya, metode yang digunakan yaitu teknik identifikasi sidik jari. Namun dalam beberapa kondisi tidak dapat menggunakan metode tersebut dikarenakan bagian tersebut mudah terkena trauma. Dilihat dari permasalahan yang terjadi, maka dikembangkanlah ilmu forensic *Rugae Palatina*. Pada jurnal ini penulis merancang suatu sistem identifikasi individu menggunakan *Rugae Palatina* sebagai ciri dengan membandingkan antara metode *Watershed* dan metode BLOB (*Binary Large Object*) sebagai proses segmentasi dengan klasifikasi *Levenberg-Marquadt Backpropagation*. Sistem yang dibuat ini menggunakan *software* MATLAB yang akan ditampilkan dalam bentuk GUI (*Graphic User Interface*). Penelitian ini menunjukkan bahwa sistem dengan menggunakan BLOB lebih unggul dengan akurasi sebesar 81,75% dibandingkan dengan metode *Watershed* dengan akurasi 73,75%, yang keduanya sama sama menggunakan klasifikasi *Levenberg-Marquadt Backpropagation*.

**Kata Kunci** : *Rugae Palatina, Watershed, BLOB, Levenberg-Marquadt Backpropagation*

## ABSTRACT

*In Indonesia there are often happens disasters, accidents, and crimes that cause many casualties. Therefore, Indonesia needs to have techniques to identify individuals who became victims from it. In general, fingerprint method is used as identification technique. But in some conditions, it can not be used because the body parts are easily damaged if something happens. Judging from the problems that occur, therefore forensic science for Rugae Palatina are developed. This journal will design an identify individuals system using Rugae Palatina as characteristic, by comparing Watershed method (based on Region Margin) and BLOB method (Binary Large Object) with Lavenberg-Marquardt Backpropagation. This system uses MATLAB software that will be displayed in the form of GUI (Graphic User Interface). Seen from the method that used, Watershed method gained a better accuracy with 81,75%, meanwhile BLOB method with Lavenberg-Marquardt Backpropagation classification has 73.75% as an accuracy value.*

**Keywords**: *Rugae Palatina, Watershed, BLOB, Levenberg-Marquardt Backpropagation*

## 1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan Negara yang sering terjadi bencana alam karena terletak di jalur *Ring of fire* Pasifik dan menjadi pusat pertemuan beberapa lempeng bumi. Bencana alam yang terjadi seperti banjir dan erosi diakibatkan oleh naiknya permukaan air laut, perubahan curah hujan dan struktur tanah yang masih labil. Selain itu maraknya pembakaran hutan serta *illegal logging* mengakibatkan efek rumah kaca yang berakibat perubahan iklim dan kemarau yang berkepanjangan. Selain itu penyakit eksim di jari tangan dapat mengakibatkan sidik jari sulit teridentifikasi. Telah dilakukan penelitian oleh UCSI University di Kuala Lumpur yang hasilnya, 27 dari 100 pasien yang memiliki eksim di tangannya tidak dapat terdeteksi oleh mesin pemindai sidik jari [1]. Potensi terjadinya bencana dan penyakit tersebut mendukung Indonesia harus mempunyai cara untuk indentifikasi individu yang menjadi korban peristiwa tersebut

Pada jurnal ini penulis mengimplementasikan sebuah sistem identifikasi biometric pada individu dengan membandingkan antara metode *Watershed* dan metode BLOB dengan klasifikasi *Levenberg-Marquadt Backpropagation*.

## 2. DASAR TEORI

### 2.1. Ilmu Forensik Kedokteran Gigi

Ilmu forensik pada umumnya dapat diartikan sebagai penerapan dan pemanfaatan ilmu pengetahuan tertentu yang digunakan untuk kepentingan penegakan hukum serta keadilan. Ada beberapa ilmu yang menunjang ilmu forensik, diantaranya adalah ilmu kedokteran, farmasi, kimia, biologi, fisika dan psikologi. Forensik kedokteran gigi (Odontologi forensik) merupakan cabang dari ilmu forensik yang menggunakan ilmu pengetahuan mengenai gigi untuk kepentingan pengadilan. Bidang ilmu tersebut berkembang berdasarkan pada kenyataan bahwa: gigi, perbaikan gigi (*dental restoration*), penggantian gigi rusak (*dental protese*), rahang, struktur rongga rahang atas, struktur langit-langit keras di atas lidah, kriptur pada bibir, bentuk anatomi dari keseluruhan mulut dan penampilan morfologi muka adalah konstan pada setiap individu. Maka dari itu, fakta di atas dapat dipakai sebagai bukti penyidikan tindak kejahatan [2].

### 2.2. Rugae Palatina

*Rugae palatina* merupakan *ridge* di bagian *anterior* dari *palatum* keras yang agak menonjol dan melintang dari *papilla incisive* dan pada bagian *anterior palatine raphe* dari membrane mukosa yang berbentuk *irregular*, asimetris dan meluas ke lateral. *Rugae Palatina* berkembang sejak minggu ke-12 *intra-uterin* setelah fusi antara *prosesus palatal* selesai [3]. Bentuk, panjang, lebar dan jumlah dan orientasi *rugae palatina* setiap individu sangat berbeda.

### 2.3. Derajat Keabuan citra (Grayscale)

Citra grayscale merupakan citra digital yang memiliki matriks data intensitas yang mempresentasikan nilai dalam suatu range. Elemen-elemen dalam matriks intensitas tersebut menghasilkan derajat keabuan, dimana nilai 0 menghasilkan warna hitam dan 255 merepresentasikan intensitas penuh atau putih [4]. Rumus yang digunakan untuk melakukan konversi dari citra RGB ke citra Greyscale adalah sebagai berikut [5]:

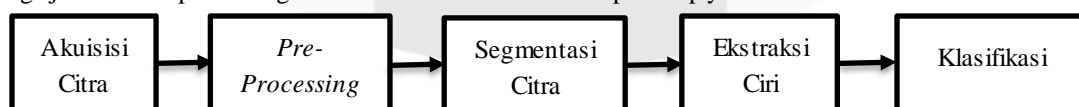
$$\text{Greyscale} = 0,3R + 0,59G + 0,11B \quad (2.1)$$

### 2.4. Citra Biner (Binary Image)

Citra biner biasa disebut dengan citra B&W (black and white) atau citra monokrom yang merupakan citra digital yang mempunyai dua kemungkinan yaitu hitam dan putih. Warna hitam diberi nilai 0 sedangkan warna putih diberi nilai 1. Hanya dibutuhkan 1 bit untuk mewakili nilai dari setiap piksel. Citra biner biasa muncul sebagai hasil dari proses pengolahan seperti segmentasi, pengembangan, morfologi dan dithering

## 3. PERANCANGAN SISTEM

Terdapat dua proses pengujian data dalam perancangan model sistem Identifikasi Rugae Palatina ini, yaitu yang pertama adalah data latih dan yang kedua adalah data uji. Pada data latih berasal dari citra *Rugae Palatina* yang telah diambil sampelnya. Hasil pengujian sistem kemudian tersimpan dalam ciri latih yang kemudian dari hasil ciri latih tersebut pada data uji akan diklasifikasikan. Dalam tugas akhir ini, parameter yang digunakan pada saat pengujian adalah akurasi dan waktu komputasi. Pengertian dari akurasi adalah ketepatan yang menyatakan tingkat pendekatan dari nilai hasil pengukuran dengan nilai benar. Sedangkan waktu komputasi merupakan waktu yang dibutuhkan sistem dalam melakukan pengujian. Dalam perancangan sistem ini dilakukan beberapa tahap yakni:



Gambar 3.1 Blok Diagram Sistem

### 3.1 Akuisisi Citra

Akuisisi Citra atau sering disebut proses masukan citra digital adalah tahapan untuk mendapatkan citra digital sebagai masukan pada sistem. Proses akuisisi citra pada penelitian ini diambil dari foto cetakan rahang atas menggunakan kamera yang memiliki spesifikasi sempurna. Pengambilan data citra dilakukan sebanyak 20 kali untuk setiap individu.

### 3.2 Pre-Processing

Proses *pre-processing* digunakan saat proses latihan maupun uji, hal tersebut bertujuan untuk mempermudah proses komputasi citra dan dilakukan sebelum melakukan segmentasi dari citra tersebut. Pada sistem ini dilakukan tahapan berupa *cropping* citra yang bertujuan untuk membuang citra yang tidak diinginkan. Lalu dilakukan *resize* yang digunakan untuk merubah dimensi citra. Selanjutnya citra yang awalnya berupa RGB diubah menjadi *Grayscale*. Tahap terakhir adalah proses *Contrast Enhancement* yang agar citra tersebut menjadi lebih kontras.

### 3.3 Segmentasi Citra menggunakan Watershed

Pada sistem ini dilakukan proses segmentasi citra dengan menggunakan Watershed. Proses segmentasi ini merupakan proses utama pada penelitian ini, karena hasil proses segmentasi ini yang akan digunakan untuk diambil cirinya untuk mengidentifikasi biometrik ataupun pola pada *rugae palatina*. *Watershed* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mensegmentasi citra. Metode *watershed* membagi skala keabuan atau citra berwarna dalam *region* berbeda dengan merepresentasikan citra sebagai relief topografi. Analisis ini dijelaskan melalui metafora yang didasarkan pada perilaku air dalam bentang alam

### 3.4 Segmentasi Citra menggunakan BLOB

Deteksi BLOB (Binary Large Object) merupakan proses segmentasi citra yang berbasis region growing. Tujuan dilakukan metode tersebut adalah untuk menganalisis tekstur dengan lebih spesifik dan akurat, karena metode ini akan membedakan warna yang memiliki gradasi tipis. Suatu daerah dari piksel yang berdekatan pada suatu citra disebut dengan blobs, dimana setiap piksel memiliki logika yang sama. Setiap piksel yang tergabung di daerah blob (non-zero) akan berada di bagian depan yang merupakan bagian dari objek biner, sementara piksel-piksel lainnya yang berada di belakang background memiliki nilai logika 0 (zero). BLOB digunakan untuk mengisolasi objek atau blobs yang berbeda dan tidak terpakai. Dengan kata lain konsep blob adalah mengelompokkan suatu piksel dengan piksel lain [6].

### 3.5 Segmentasi Citra menggunakan BLOB

Dalam Tugas Akhir ini digunakan ekstraksi ciri *Local Binary Pattern* (LBP) dimana proses pengambilan ciri dari sebuah citra yang menggambarkan karakteristik dari objek tertentu yang digunakan sebagai pembeda antara satu karakter dengan karakter lainnya. LBP didefinisikan sebagai perbandingan dari nilai biner piksel dari pusat citra dengan 8 nilai piksel di sekelilingnya. Dengan menggunakan ekstraksi ciri LBP, maka akan diperoleh matriks baru yang diubah menjadi sebuah histogram untuk mendapatkan fitur vektor yang diinginkan.

### 3.6 Klasifikasi

Klasifikasi yang dipakai dalam pembuatan sistem ini dilakukan adalah *Levenberg Marquardt*. Proses identifikasi terbagi atas dua proses, yaitu proses latihan dan proses uji. Terdapat dua proses identifikasi, yaitu proses latihan dan proses uji. Pada proses latihan data yang digunakan adalah data hasil keluaran dari proses ekstraksi ciri dari citra latihan. Sedangkan proses uji menggunakan data hasil keluaran dari proses ekstraksi ciri dari citra uji. Pada proses latihan, terdapat dua proses utama yaitu propagasi maju dan propagasi balik. Proses propagasi maju melakukan tiga aktivitas, yaitu: menghitung nilai *neuron hidden layer*, menghitung *neuron output*, dan menghitung nilai MSE (*Mean Square Error*). Sedangkan pada proses propagasi balik dilakukan aktivitas: menghitung matriks jacobian, menghitung perubahan nilai bobot, menghitung nilai MSE2, dan meng-*update* nilai *learning rate*. Pelatihan propagasi *Levenberg Marquardt* ini dilakukan untuk mendapatkan nilai bobot yang menghasilkan nilai *error* rata-rata yang paling kecil,

yaitu rata-rata *error* data latih dan *error* data validasi. Nilai bobot ini akan terus berubah pada setiap iterasi. Perubahan nilai bobot dilakukan untuk mengurangi nilai *error* pada iterasi selanjutnya. Dengan didapat bobot dengan nilai *error* total yang kecil, diharapkan dapat mengurangi kesalahan pada proses pengujian.

Dalam proses uji dilakukan satu proses saja, yaitu propagasi maju. Pada proses ini terdapat dua aktivitas yang dilakukan, diantaranya menghitung nilai *hidden layer* serta menghitung neuron output. Setelah mendapatkan bobot pada proses pelatihan, maka bobot tersebut digunakan untuk melakukan pengujian. Pengujian ini dilakukan dengan cara menghitung nilai *neuron output* (proses propagasi maju) dengan menggunakan masukan data pengujian. Nilai *neuron* pada layar *output* yang dihasilkan tersebut dijadikan hasil dari pengujian ini dan disimpan pada *database*.

### 3.7 Postprocessing

Pada proses ini dilakukan pembulatan nilai untuk menormalisasikan data output hasil klasifikasi. Pembulatan nilai yang dilakukan adalah pembulatan bilangan dibelakang koma yang jika nilainya lebih dari 0,5 maka nilainya akan dibulatkan ke atas. Jika nilai dibelakang koma lebih kecil dari 0,5 maka nilainya dibulatkan ke bawah.

## 4. ANALISIS DAN HASIL SIMULASI

Untuk mengetahui performansi dari sistem yang telah dibuat, maka diperlukan pengujian terhadap sistem tersebut. Pada proses pengujian sistem, dilakukan beberapa pengukuran tingkat keberhasilan (akurasi) serta waktu komputasi dari sistem yang dirancang dengan melakukan analisis terhadap beberapa parameter.

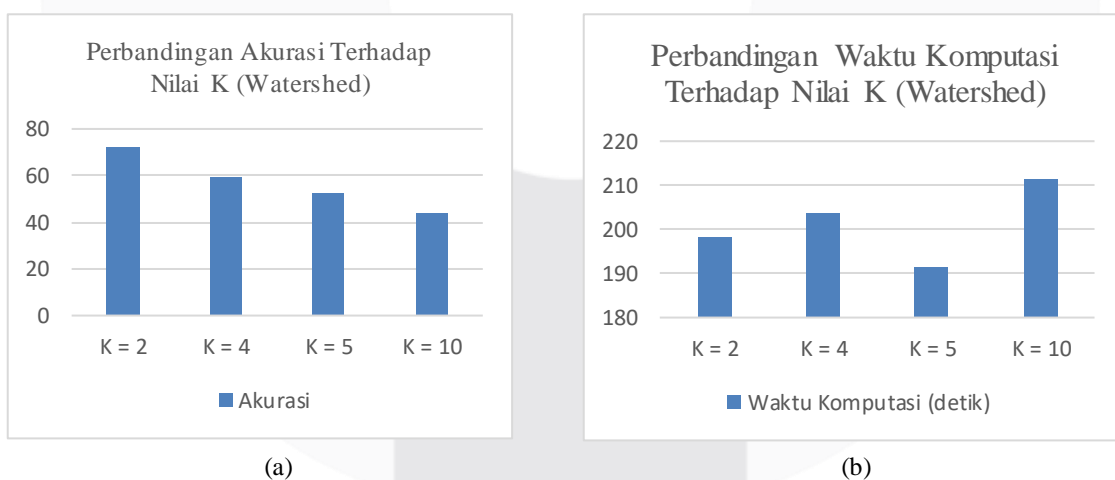
Akurasi merupakan ukuran ketepatan sistem dalam mengenali masukan yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Adapun perhitungan secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Data Benar}}{\text{Jumlah Data Keseluruhan}} \times 100\% \quad (4.1)$$

Adapun waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan sistem dalam melakukan suatu proses. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui rata-rata waktu yang dibutuhkan dalam sistem pendeteksian.

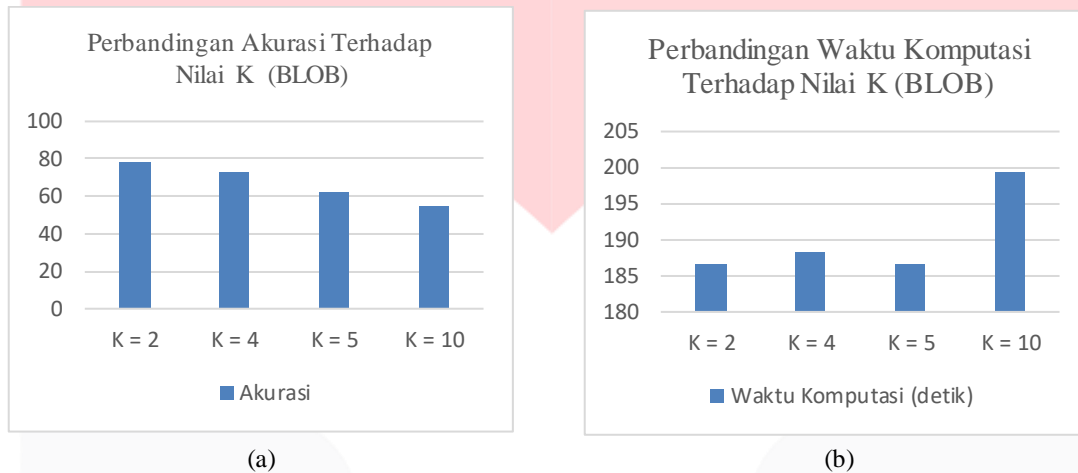
### 4.1. Skenario 1

Pada skenario pertama merupakan pengujian akurasi dan waktu komputasi dengan merubah nilai K pada K-Fold *Cross Validation*. Pada pengujian kedua akan menggunakan 4 nilai K, yaitu 2, 4, 5 dan 10. Untuk metode *Watershed* dan BLOB digunakan citra dengan ukuran  $512 \times 512$ .



**Gambar 4.1** Grafik Hasil Skenario 2 metode *Watershed* terhadap (a) akurasi (b) waktu komputasi

Gambar 4.2 menunjukkan grafik akurasi dan waktu komputasi pada metode *Watershed* terhadap nilai K pada *K-Fold Cross Validation*. Diperoleh hasil bahwa perubahan nilai K pada *K-Fold Cross Validation* untuk metode *Watershed* memiliki pengaruh yang besar terhadap nilai akurasi. Pada penelitian ini didapatkan hasil bahwa semakin kecil nilai K maka nilai akurasi akan semakin baik dimana pada penelitian ini didapatkan hasil terbaik saat K = 2 sebesar 72,25%. Adapun perbandingan terhadap waktu komputasi mengalami fluktuasi atau naik turun. Hal tersebut mengakibatkan nilai K tidak berbanding lurus atau tidak linear terhadap waktu komputasi.

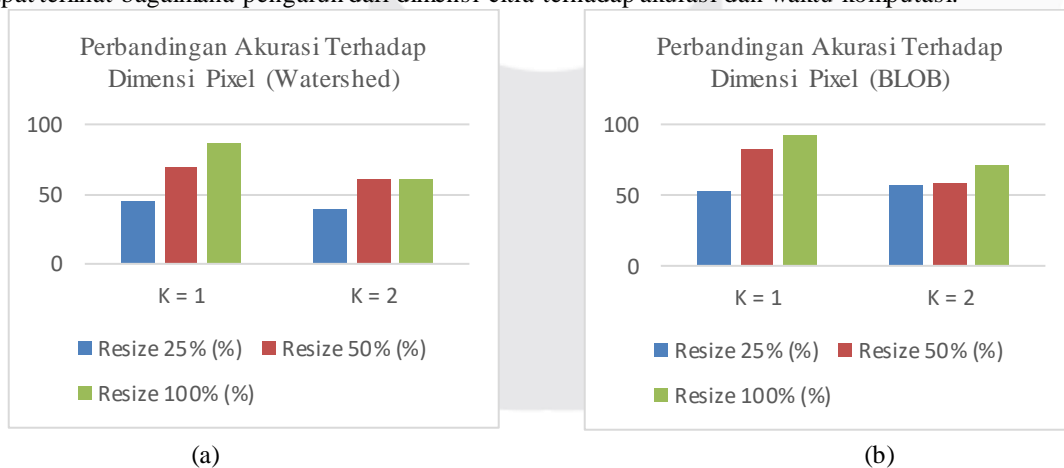


**Gambar 4.2** Grafik Hasil Skenario 2 metode BLOB terhadap (a) akurasi (b) waktu komputasi

Gambar 4.3 menunjukkan grafik akurasi dan waktu komputasi pada metode BLOB terhadap nilai K pada *K-Fold Cross Validation*. Diperoleh hasil bahwa perubahan nilai K pada *K-Fold Cross Validation* untuk metode BLOB pun memiliki pengaruh yang besar terhadap nilai akurasi. Sama seperti metode *Watershed*, pada penelitian ini didapatkan hasil bahwa semakin kecil nilai K maka nilai akurasi akan semakin baik, dimana saat nilai K = 2 akurasi yang didapat sebesar 78,85%. Begitupun dengan waktu komputasi yang memiliki karakteristik seperti metode *Watershed* dimana mengalami fluktuasi atau naik turun

**4.2. Skenario 2**

Pada skenario kedua dilakukan perubahan dimensi piksel untuk menguji sistem dengan menggunakan ciri yang konsisten. Perubahan dimensi piksel dilakukan dengan merubah ukuran citra menjadi 128x128, 256x256 dan tanpa resize dengan nilai K pada *K-Fold Cross Validation* sebesar 2. Dengan skenario ini dapat terlihat bagaimana pengaruh dari dimensi citra terhadap akurasi dan waktu komputasi.

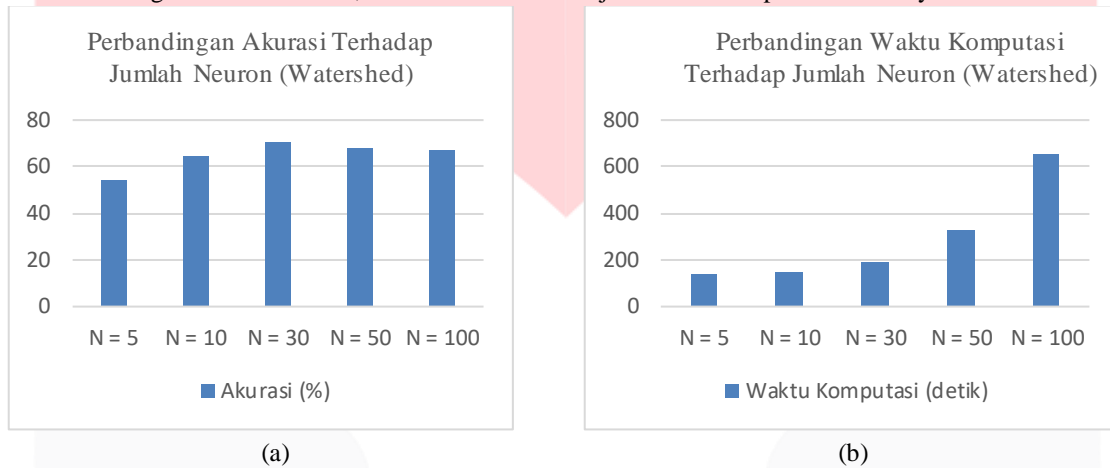


**Gambar 4.3** Grafik Hasil Skenario 1 pada Identifikasi Individu terhadap akurasi (a) *Watershed* (b) BLOB

Gambar 4.3 menunjukkan grafik tingkat akurasi terhadap perubahan dimensi yang digunakan mempengaruhi akurasi sistem. Pada metode Watershed diperoleh hasil bahwa akurasi terbaik diperoleh pada saat tanpa resize atau  $512 \times 512$  piksel dengan rata-rata akurasinya adalah 73,75 %. Adapun metode BLOB diperoleh hasil bahwa akurasi terbaik diperoleh pada saat tanpa menggunakan resize atau  $512 \times 512$  piksel dengan rata-rata akurasi sebesar 81.75%.

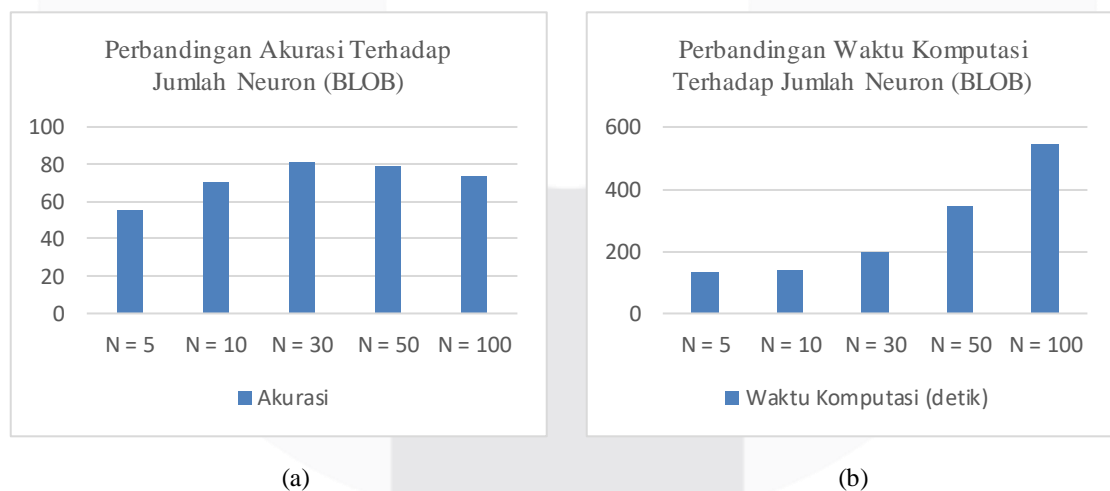
**4.3. Skenario**

Pada skenario ketiga merupakan pengujian akurasi dan waktu komputasi dengan merubah jumlah neuron pada hidden layer (HL) yang terdapat pada klasifikasi JST LMB. Dalam pengujian ini digunakan ukuran citra digunakan  $512 \times 512$ , nilai K sebesar 2 dan jumlah neuron pada hidden layer bervariasi.



**Gambar 4.4** Grafik Hasil Skenario 3 metode Watershed terhadap (a) akurasi (b) waktu komputasi

Gambar 4.4 menunjukkan grafik akurasi dan waktu komputasi pada metode Watershed terhadap Jumlah neuron pada hidden layer. Diperoleh hasil bahwa akurasi terbesar terjadi pada saat jumlah neuron = 30 sebesar 70,75%. Perubahan jumlah neuron metode Watershed memiliki pengaruh yang besar terhadap nilai akurasi. Jumlah neuron sendiri tidak linear terhadap akurasi sistem, maka dibutuhkan jumlah neuron yang paling sesuai untuk mencapai akurasi terbaik. Sedangkan waktu komputasi pengaruh jumlah neuron terhadap waktu komputasi sangatlah besar. Didapatkan hasil bahwa semakin besar jumlah neuron maka dibutuhkan waktu komputasi yang semakin lama, bagitupun sebaliknya.

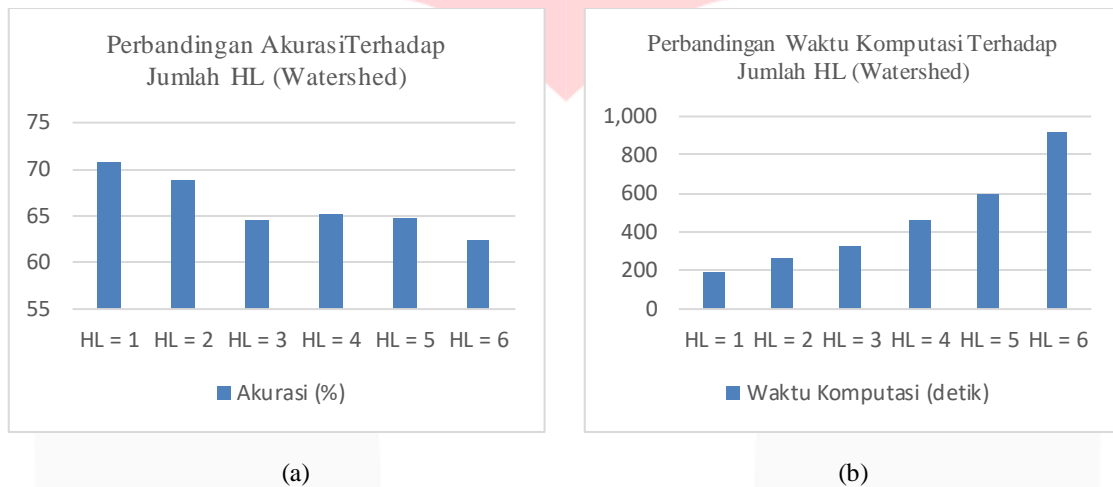


**Gambar 4.5** Grafik Hasil Skenario 3 metode BLOB terhadap (a) akurasi (b) waktu komputasi

Gambar 4.5 menunjukkan grafik akurasi dan waktu komputasi pada metode BLOB terhadap Jumlah neuron pada *hidden layer*. Diperoleh hasil bahwa akurasi terbesar terjadi pada saat jumlah *neuron* = 30 dengan akurasi sebesar 81,75%. Perubahan jumlah *neuron* metode BLOB memiliki pengaruh yang besar terhadap nilai akurasi. Sama seperti metode Watershed jumlah *neuron* sendiri tidak linear terhadap akurasi sistem, maka dibutuhkan jumlah *neuron* yang paling sesuai untuk mencapai akurasi terbaik. Sedangkan waktu komputasi pengaruh jumlah *neuron* terhadap waktu komputasi sangatlah besar. Didapatkan hasil bahwa semakin banyak jumlah *neuron* maka dibutuhkan waktu komputasi yang semakin lama, bagitupun sebaliknya.

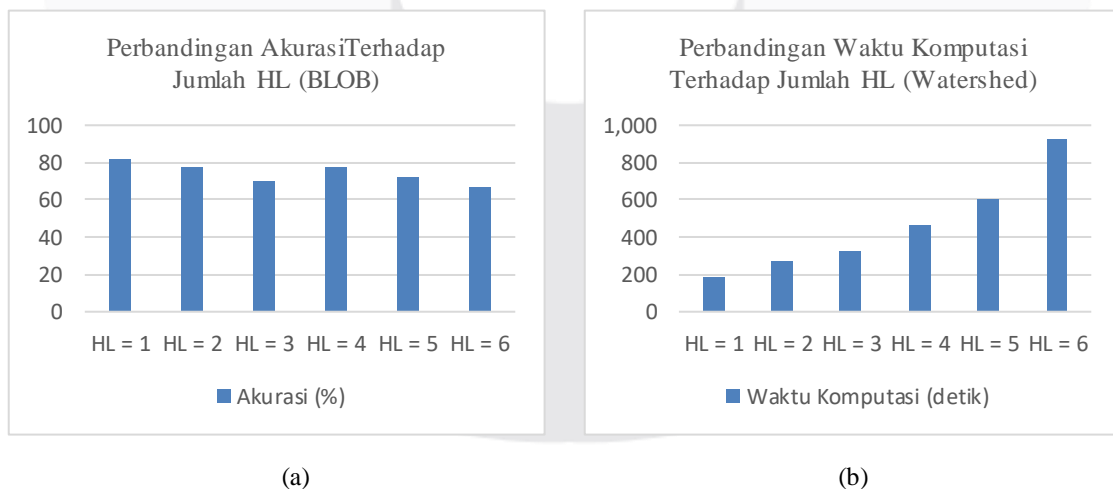
**4.4. Skenario**

Pada skenario ke-empat dilakukan pengujian akurasi dan waktu komputasi dengan merubah jumlah Hidden Layer (HL) yang terdapat pada klasifikasi JST LMB. Dalam pengujian ini digunakan ukuran citra digunakan  $512 \times 512$ , nilai K pada K-Fold Cross Validation sebesar 2 dan jumlah hidden layer bervariasi.



**Gambar 4.6** Grafik Hasil Skenario 4 metode *Watershed* terhadap (a) akurasi (b) waktu komputasi

Pada Gambar 4.6 dapat dilihat bahwa hasil terbaik terjadi pada saat jumlah HL = 1 dengan akurasi sebesar 70,75%. Perubahan jumlah HL pada metode Watershed memiliki pengaruh yang besar terhadap nilai akurasi. Jumlah HL sendiri tidak linear terhadap akurasi sistem, maka dibutuhkan jumlah HL yang paling sesuai untuk mencapai akurasi terbaik. Sedangkan waktu komputasi pengaruh jumlah HL terhadap waktu komputasi sangatlah besar. Didapatkan hasil bahwa semakin besar jumlah HL maka dibutuhkan waktu komputasi yang semakin lama, bagitupun sebaliknya.



**Gambar 4.7** Grafik Hasil Skenario 4 metode BLOB terhadap (a) akurasi (b) waktu komputasi

Pada Gambar 4.7 dapat dilihat bahwa akurasi terbesar terjadi pada saat jumlah HL = 1 dengan akurasi sebesar 81,75%. Perubahan jumlah HL pada metode BLOB memiliki pengaruh yang besar terhadap nilai akurasi. Sama seperti metode Watershed, jumlah HL sendiri tidak linear terhadap akurasi sistem, maka dibutuhkan jumlah HL yang paling sesuai untuk mencapai akurasi terbaik. Didapatkan hasil bahwa semakin besar jumlah HL maka dibutuhkan waktu komputasi yang semakin lama, bagitupun sebaliknya.

## 5. KESIMPULAN

Dari hasil implementasi, pengujian serta analisis yang telah dilakukan sehingga dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Secara umum sistem yang telah dibuat dapat melakukan identifikasi rugae palatina melalui proses image processing dengan membandingkan antara metode segmentasi citra watershed dan BLOB dengan klasifikasi Levenberg Marquadt Backpropagation.
2. Hasil dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa segmentasi dengan menggunakan BLOB memiliki akurasi sebesar 81,75% atau lebih baik dibanding segmentasi Watershed yang memiliki akurasi sebesar 73,75% dengan klasifikasi Levenberg Marquadt Backpropagation.
3. Pada penelitian ini didapatkan hasil bahwa metode BLOB memiliki waktu komputasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode Watershed.

## 6. REFERENSI

- [1] Nilawaty, Cheta, "Eksim Sebabkan Sidik Jari Sulit Dideteksi," 2 Januari 2013. [Online]. Available: <https://m.tempo.co/read/news/2013/01/02/060451615/eksim-sebabkan-sidik-jari-sulit-dideteksi>.
- [2] Wirasuta, I.M.A.G. tt., Pengantar Menuju Forensik, Jimbaran: Universitas Udayana.
- [3] Nursamsi, Intan, "Rancangan Rumus Sidik Rugae Palatina Subras Deuteromelayu dibidang Forensik Kedokteran Gigi," in *Universitas Padjajaran*, Bandung, 2015.
- [4] Putra, Darma, Pengolahan Citra Digital, Yogyakarta, 2010.
- [5] Kanan C, Cottrell GW, Color-to-Grayscale: Does the Method Matter in Image Recognition?, Israel, 2012
- [6] A. Zardi, "Klasifikasi Kanker Usus Besar Berdasarkan Analisis Tekstur dengan Deteksi Binary Large Object (BLOB)," Telkom University, 2015, 2015.