

## IDENTIFIKASI BIOMETRIK TELINGA SEBAGAI PENGENALAN INDIVIDU DENGAN METODE SIFT & JARINGAN SARAF TIRUAN

### *IDENTIFICATION OF EAR BIOMETRIC AS A HUMAN RECOGNITION BY SIFT & ARTIFICIAL NEURAL NETWORK METHOD*

Ridho Aryan Ramadhan<sup>1</sup>, Ratri Dwi Atmaja, S.T.,M.T.<sup>2</sup>, Eko Susatio, S.T.,M.T.<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik, Universitas Telkom

<sup>1</sup>[ridhoaryan@student.telkomuniversity.ac.id](mailto:ridhoaryan@student.telkomuniversity.ac.id), <sup>2</sup>[ratriidwiatmaja@telkomuniversity.ac.id](mailto:ratriidwiatmaja@telkomuniversity.ac.id),

<sup>3</sup>[ekosusatio@telkomuniversity.ac.id](mailto:ekosusatio@telkomuniversity.ac.id)

#### Abstrak

Dewasa ini studi biometrik organ sebagai pengenalan individu semakin berkembang. Mulai dari objek yang identifikasi hingga metodenya pun beragam. Telinga manusia diketahui sebagai salah satu objek identifikasi individu yang tengah berkembang. Maka dari itu penulis mengusulkan system pengenalan individu berdasarkan *biometric* telinga dengan metode *scale invariant feature transform* (SIFT) dan jaringan syaraf tiruan (JST) *Backpropagation* untuk meningkatkan performansi dan akurasi sistem.

Dalam tugas akhir ini digunakan metode ekstraksi *feature* dengan metode SIFT dan dipadukan dengan Jaringan Syaraf Tiruan *Back propagation* sebagai metode klasifikasinya. Secara umum tahapan yang akan dialalui adalah melakukan pre-processing dari dataset yang diperoleh, ekstraksi ciri, & klasifikasi. Secara garis besar keluaran dari ekstraksi ciri berupa data descriptor yang bisa langsung diolah oleh klasifikator. Dimana data yang dihasilkan dari ekstraksi ciri tidak bisa langsung diolah di dalam JST karena terlalu banyak dan membutuhkan metode tambahan yaitu *Bag of features*(BOF)

Pada penelitian kali ini pengujian menggunakan 350 foto telinga dari 50 individu dengan masing-masing individu merepresentasikan kelasnya. Didapati akurasi terbaik pada pengujian dengan memperhatikan beberapa parameter pengujian berupa citra latih *front*, *left*, dan *right*, jumlah *vocab* sebanyak 30, jumlah *hidden layer 2*, & *neuron* berjumlah 10, dan citra uji berupa citra *up* menghasilkan akurasi sebesar 72% dengan waktu komputasi sebesar 0.25 detik.

**Kata kunci :** Biometrik, SIFT, BOF, JST

#### Abstract

##### Abstract

*Today biometric study organ as individual recognition is growing. Starting from the object identification through methods also vary. The human ear is known as one of the objects of identification of individuals that was developing. Thus the authors propose a system of recognition of individuals based on biometric ear to the method scale invariant feature transform (SIFT) and artificial neural network (ANN) Backpropagation to boost system performance and accuracy.*

*In this final project used feature extraction method with SIFT method and combined with Artificial Neural Network Back propagation as its classification method. Where in general the stages to be passed is to perform pre-processing of the dataset obtained, feature extraction, and classification. Outline the output of feature extraction in the form of data descriptor that can be directly processed by the classifier. Where the data generated from feature extraction can not be directly processed inside the ANN because it is too numerous and requires an additional method of Bag of features (BOF).*

*As for the present study, the test used a total of 350 photographs of 50 individuals with each individual representing the class. The best accuracy of the test is done by observing some test parameters such as front, left, and right practice image, vocab number 30, number of hidden layer 2, and neuron number 10, and up-to-date image yield 72% accuracy with computation time 0.25 seconds.*

**Keywords:** Biometrik, SIFT, BOF, JST

## 1. Pendahuluan

### 1.1 Latar Belakang

Dari segi geografis, klimatologis, dan demografis Indonesia merupakan negara rawan bencana. Salah satu yang sering terjadi adalah bencana yang disebabkan oleh banyaknya persebaran gunung berapi di Indonesia. Di pulau Jawa saja, 120 juta orang tinggal didalam bayang-bayang lebih dari 30 gunung berapi. Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) merilis data dari tahun 1815-2011 telah terjadi setidaknya ada 5.500 kejadian bencana [12]. Tak jarang korban-korban ditemukan dengan keadaan tak bernyawa dan sudah dalam kondisi yang tidak baik, maka dari itu petugas kerap kesulitan untuk mengenali para korban. Biometrik merupakan salah satu bidang ilmu yang kerap membantu untuk identifikasi korban bencana. Identifikasi individu berdasarkan

pengenalan objek gambar atau biometrik, merupakan salah satu cabang ilmu yang perkembangannya sangat pesat saat ini. Telah banyak metode yang berhasil diciptakan, dan terus menerus dikembangkan hingga mempunyai hasil yang sempurna. Objek yang diteliti pun beragam, mulai dari sidik jari, pola iris pada mata, bentuk wajah, dan gait [15].

Biometrik telinga merupakan salah satu objek *biometric* yang terus dikembangkan. Telinga di klaim memiliki distribusi warna yang merata dan bersifat konsisten. Berbeda dengan wajah dan bibir, telinga memiliki bentuk yang konstan dan stabil walaupun dengan ekspresi yang berbeda-beda. Telinga juga dipercaya memiliki fitur yang unik pada setiap manusia. Bahkan, pada kembar identik telinga memiliki beberapa aspek yang berbeda satu dengan yang lainnya. Telinga juga memiliki kelebihan lainnya yaitu karakteristiknya tidak akan berubah seiring dengan bertambahnya umur[9].

Penelitian terkait identifikasi telinga yang paling terkenal dilakukan oleh Alfred Iannarelli yang menggabungkan data hampir sepuluh ribu telinga dan menemukan bahwa semuanya memiliki ciri yang berbeda-beda. Pada saat itu dari lima ribu data hanya dibutuhkan empat macam karakteristik untuk menegaskan bahwa masing-masing telinga itu unik. Bila dibandingkan dengan identifikasi wajah pada saat itu performansi nya pun tidak terlalu jauh sebagai contoh 69.3% dan 72.7% dari satu kali percobaan yang respektif [16].

Penelitian tentang pengenalan individu berdasarkan *biometric* telinga beberapa kali telah dilakukan dengan berbagai metode dan hasil. Beberapa diantaranya adalah dengan metode SIFT dan LVQ dimana menghasilkan sebesar 77.5% dari dua citra data latih[1], pada metode GLRL diperoleh hasil 80,67% [11]. Pada metode JST diperoleh hasil antara 84.3% hingga 91.2%[15]. Pada metode SIFT dan KNN diperoleh hasil 95% dengan menggunakan sampel 30 individu[8].

Pada tugas akhir ini, akan digunakan metode Scale invariant Feature Transform (SIFT) sebagai ekstraksi cirinya. Metode SIFT memiliki beberapa keunggulan, diantaranya adalah tidak dipengaruhi oleh ukuran objek (skala pengambilan gambar), adanya translasi atau rotasi pada objek terutama pada proses pengambilan data dimana terdapat kemungkinan pada saat pengambilan gambar objek berdiri kurang tegak dan lain lain, dan yang terakhir sedikit terpengaruh terhadap perbedaan intensitas cahaya [2]. Setelah ekstraksi ciri, untuk mengetahui akurasi tindakan yang dilakukan selanjutnya adalah pengklasifikasian dengan metode JST. Jaringan saraf tiruan (JST) merupakan salah satu teknik yang digunakan untuk keperluan klasifikasi data. Jaringan saraf tiruan (JST) mengimplementasi dari sistem kerja saraf di otak manusia yang saling terhubung antar neuron yang menghasilkan pola hubungan antar neuron[3]. Jaringan saraf tiruan (JST) memiliki lapis masukan, lapis tersembunyi, dan lapis keluaran yang masing-masing terhubung oleh neuron. adapun Jaringan saraf tiruan yang dipakai pada penelitian kali ini adalah jaringan saraf tiruan *backpropagation*.

## 1.2 Tujuan Penelitian

1. Merancang sistem identifikasi individu berdasarkan citra telinga berbasis matlab.
2. Melakukan *pre-processing* dari citra telinga agar diperoleh pola yang dapat dideteksi.
3. Mengimplementasikan metode ekstraksi ciri SIFT dan metode klasifikasi JST ke dalam penelitian sistem identifikasi individu berdasarkan citra telinga.
4. Mengetahui performansi metode ekstraksi ciri SIFT dan klasifikasi JST ke dalam hal akurasi dan waktu komputasi

## 1.3 Metode Penelitian

1. Studi Literatur.  
Studi literatur merupakan langkah awal sebagai acuan dalam pembuatan *system*. Dimana termasuk didalamnya adalah pencarian referensi dan literature tentang pemahaman teori dari SIFT dan JST.
2. Pengumpulan Data  
Pada penelitian kali ini pengumpulan data diperoleh dengan cara observasi dan mengambil gambar citra telinga menggunakan kamera dari koresponden yang telah ditentukan. Dimana setiap gambar telinga yang diperoleh adalah gambar telinga bagian kanan. Data yang diperoleh nantinya akan diurutkan dengan pemberian nomor pada masing-masing gambar.
3. Implementasi Sistem  
Pada tahap ini dilakukan proses penerapan dari konsep yang sudah dirancang dengan menggunakan metode yang sudah ditentukan.
4. Pengujian Sistem  
Pada tahap pengujian *system*, *system* yang sudah dirancang akan diuji untuk mengetahui hasil akurasi dari *system*. Sebelumnya juga dilakukan pelatihan, agar pada saat pengujian hasil dari *system* mampu memberikan akurasi yang sesuai.
5. Analisis  
Setelah *system* diuji maka pada tahap selanjutnya dilakukan proses analisis. Dimana pada tahap analisis keluaran dari *system* akan diteliti sehingga didapatkan data berupa performansi dan nilai akurasi dari *system* yang dibangun.
6. Pembuatan Laporan  
Merupakan tahapan terakhir dari keseluruhan tahapan penelitian. Seluruh rekaman data dan analisis *system* akan dilaporkan beserta penarikan kesimpulan dari analisis *system* yang dibangun.

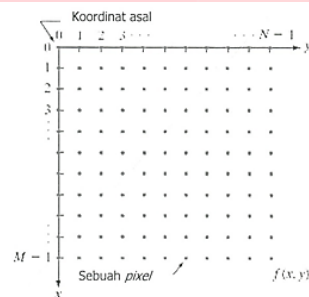
## 2. Landasan Teori

### 2.1 Biometrik Telinga

Pengenalan telinga merupakan teknologi biometrik yang memanfaatkan karakteristik fisik dari telinga sebagai objek ukur yang identik dari satu manusia. sistem biometrik telinga dapat dipandang sebagai sebuah sistem pengenalan pola yang tipikal yang mampu mengubah sebuah inputan gambar menjadi seperangkat fitur data lalu dibandingkan dengan seperangkat fitur data dari gambar lainnya untuk menentukan kecocokan atas identitasnya.

### 2.2 Citra Digital

Pengolahan citra digital mengacu pada pemrosesan setiap data 2 dimensi. Citra digital merupakan larik (array) yang berisi nilai-nilai real maupun kompleks yang di representasikan dengan deretan bit tertentu. Suatu citra dapat didefinisikan sebagai fungsi  $f(x,y)$  berukuran M baris dan N kolom, dengan x dan y adalah koordinat spasial, dan amplitudo f di titik koordinat (x,y) dinamakan intensitas atau tingkat keabuan dari citra pada titik tersebut. Apabila nilai x, y, dan nilai amplitudo f secara keseluruhan berhingga (finite) dan bernilai diskrit maka dapat dikatakan bahwa citra tersebut adalah citra digital.



Gambar 2.1 Koordinat Citra Digital[10]

### 2.3 Scale Invariant Feature Transform (SIFT)

*Scale Invariant Feature Transform* pertama kali diperkenalkan oleh David Lowe pada tahun 1999. Metode ini digunakan untuk mendeteksi dan mendeskripsikan fitur local dari sebuah gambar. Metode ini sangatlah istimewa karena dari salah satu fitur saja mampu mendeteksi kesamaan dengan probabilitas yang tinggi terhadap banyaknya database dari fitur yang didapat dari beberapa gambar. Algoritma SIFT sendiri terdiri dari empat tahap yaitu[4]

#### 1. Scale-Space Extrema Detection

Tahapan yang paling awal dalam algoritma ini adalah mencari semua kandidat lokasi dan skala-skala yang dibutuhkan. Diimplementasikan secara efisien dengan menggunakan fungsi diferensial Gaussian untuk mendeteksi lokasi yang invariant terhadap perubahan skala dan rotasi dari gambar dengan mencari fitur yang stabil pada seluruh kemungkinan. *Scale space* dari sebuah gambar di definisikan dengan fungsi  $L(x, y, \sigma)$ , yang dihasilkan dari konvolusi dari skala variable Gaussian  $G(x, y, \sigma)$ , dengan input gambar  $I(x, y)$ [4]

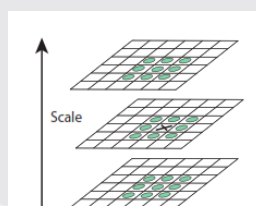
$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y) \quad (2.1)$$

dimana \* adalah operasi konvolusi x dan y, dan

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (2.2)$$

Untuk mendeteksi keypoint yang stabil secara efisien di scale space, maka digunakanlah *scale-space extrema* dalam fungsi diferensial Gaussian yang telah dikonvolusi dengan gambar,  $D(x, y, \sigma)$ , dimana dapat dihitung dari perbedaan skala terdekatnya dengan multiplikatif factor  $k$  yang konstan. Adapun beberapa alasan dengan memakai fungsi ini. Yang pertama, fungsi lebih efisien dan praktis untuk masuk kedalam perhitungan, gambar lebih halus, L butuh dihitung lagi dalam berbagai kasus dengan fitur scale space, dan D dapat dihitung dengan perhitungan substraksi gambar yang lebih simple

Local maksima dan minima diperoleh dari pendeteksian dengan membandingkan delapan titik tetangga dan sembilan tetangga untuk skala diatas dan dibawahnya pada area  $3 \times 3$ . Titik yang dipilih adalah titik yang lebih besar atau lebih kecil dari tetangganya.



Gambar 2.2 Pencarian Lokal Maksima dan Minima[8]

## 2. Accurate Keypoint Localization

Apabila kandidat *keypoint* sudah didapatkan dengan membandingkan suatu piksel dengan tetangganya, langkah selanjutnya adalah dengan menunjukkan fit yang detail dengan data yang berdekatan untuk lokasi, skala, dan rasio. Informasi ini memungkinkan untuk menolak suatu poin yang mempunyai kontras yang rendah, sensitif dengan noise, atau penempatan yang buruk sepanjang tepian dengan rumus

$$D(\hat{x}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial x} \hat{x} \quad (2.4)$$

Jika nilai  $D(x)$  tidak melebihi suatu nilai threshold (0.03) maka *keypoint* tersebut dihilangkan dan tidak dipakai lagi.

## 3. Orientation Assignment

Pada orientasi ini digunakan citra Gaussian smooth  $L$  yang memiliki skala paling dekat dengan skala *keypoint*. Untuk setiap citra sampel  $L(x,y)$  magnitude  $m(x,y)$  dan orientasi  $\theta(x,y)$  dihitung dengan menggunakan perbedaan piksel sebagai berikut

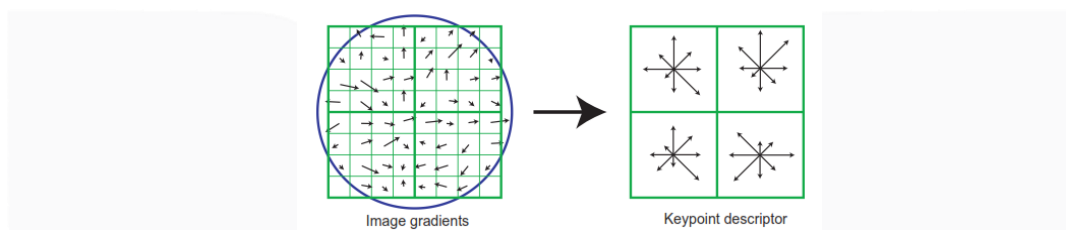
$$m(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2} \quad (2.5)$$

$$\theta(x,y) = \tan^{-1}((L(x,y+1) - L(x,y-1))/(L(x+1,y) - L(x-1,y))) \quad (2.6)$$

## 4. Local Image descriptor

Proses terakhir menghitung vector descriptor. Descriptor dihitung untuk masing-masing *keypoint*, langkah ini dilakukan pada gambar yang paling dekat dengan skala untuk skala *keypoint*. Pertama membuat orientasi dengan  $4 \times 4$  piksel dengan 8 bin untuk tiap *keypoint*.

Histogram yang didapat pada langkah penetapan orientasi dihitung magnitude dan nilai orientasi untuk sampel dalam wilayah  $16 \times 16$  sekitar *keypoint*. Magnitude dihitung dengan fungsi Gaussian dengan  $\sigma$  sama dengan satu setengah lebar deskriptor. Kemudian deskriptor menjadi vector dari semua nilai histogram. Karena  $4 \times 4 = 16$  histogram dengan masing-masing memiliki 8 bin, maka vector memiliki 128 elemen.



Gambar 2.3 Keypoint Descriptor[8]

## 2.4 Bag Of features

Bag of features atau yang sering juga disebut bag of visual words merupakan metode yang merepresentasikan gambar sebagai kumpulan dari fitur ciri[13]. Nama Bag Of Features berasal dari Bag of words yang merupakan representasi dari pengambilan informasi text. Analogi representasi dari Bag Of Words adalah dengan metode ini mampu mengubah suatu dokumen menjadi histogram normalisasi dari kumpulan huruf atau kata. Bag Of Features memiliki analogi yang sama dengan Bag Of Words, dimana objek yang dipakai adalah sebuah gambar. Tujuan penggunaan metode Bag Of Features dalam penelitian ini adalah untuk meringkas matriks data keluaran hasil ekstraksi ciri menjadi dimensi yang jauh lebih kecil, sehingga data dapat dengan mudah diolah kedalam proses selanjutnya. Bag Of features memiliki 3 tahapan utama yaitu

### 1. Build Vocabulary

Pada tahap ini dilakukan pembangunan kosa kata atau *words* dari kumpulan fitur ciri masukan. Fitur ciri masukan sendiri didapat dari hasil ekstraksi ciri dengan metode SIFT dimana menghasilkan matriks deskriptor  $128 \times N$  fitur ciri.  $N$  merupakan fitur ciri yang jumlahnya berbeda-beda dari tiap gambar. Matriks deskriptor ini selanjutnya akan disampling terlebih dahulu untuk kemudian dilakukan *clustering*. *Clustering* dilakukan dengan tujuan pembagian wilayah-wilayah tertentu yang menjadi cikal bakal dari pembangunan *vocab*. Jumlah dari *vocab* menandakan banyaknya jumlah dari *clustering* yang ditetapkan. Pada *clustering* metode yang digunakan adalah *K-Means*. Pada *K-Means* nilai  $K$  menandakan banyaknya cluster yang akan dibuat. Nilai  $K$  akan diinisialisasi secara acak pada data matriks deskriptor. *Cluster* dengan nilai  $K$  dibuat dengan mengobservasi nilai rata-rata ketetanggan dari masing-masing data deskriptor. *Clustering* ditandai dengan dibentuknya diagram voronoi dari nilai rata-ratanya. *Cluster* dengan nilai  $K$  selanjutnya akan dihitung *centroid* atau pusat geometrinya, hal ini menghasilkan nilai rata-rata baru. Iterasi akan terus dilakukan sampai diperoleh nilai konvergensi yang menghasilkan tetapan atau *template* dari *cluster* yang dibuat.

## 2. Assign Terms

Setelah diperoleh nilai konvergensi, cluster yang dibuat akan menjadi acuan dalam penentuan lokasi dari fitur deskriptor. Penentuan lokasi tempat fitur deskriptor jatuh di wilayah tertentu pada suatu *cluster* dihitung dari nilai terdekat ketetanggaannya. Semua fitur deskriptor akan dihitung nilai terdekat ketetanggaannya dengan cluster yang dibuat, untuk menentukan dilokasi manakah fitur deskriptor itu berada.

## 3. Generate Term Vector

Setiap wilayah dari *cluster* akan dihitung berapa kali fitur deskriptor jatuh pada wilayah tersebut. Hasil dari proses perhitungan akan dibuatkan sebuah histogram yang ternormalisasi. Histogram yang ternormalisasi tersebut merepresentasikan masing-masing wilayah pada *cluster* yang memiliki nilai tertentu sesuai dengan berapa kali fitur deskriptor jatuh pada wilayah tersebut. Keluaran dari tahap ini adalah berupa matriks vektor dengan dimensi sesuai nilai K yang ditetapkan sebelumnya.



Gambar 2.4 Pembentukan Histogram dan vektor Bag Of features[18]

## 2.5 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan (*artificial neural network*), atau disingkat JST adalah sistem komputasi di mana arsitektur dan operasi diilhami dari pengetahuan tentang sel sarafbiologis di dalam otak, yang merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba menstimulasi proses pembelajaran pada otak manusia yang selalu mencoba menstimulasi proses pembelajaran pada otak manusia tersebut[6].

Setiap pengolahan elemen membuat perhitungan berdasarkan pada jumlah masukan (*input*). Sebuah kelompok pengolahan elemen disebut layer atau lapisan dalam jaringan. Lapisan pertama adalah input dan yang terakhir adalah output. Lapisan diantara lapisan input dan output disebut dengan lapisan tersembunyi (*hidden layer*).

Jaringan saraf tiruan tercipta sebagai suatu generalisasi model matematis dari pemahaman manusia (*human recognition*) yang didasarkan atas asumsi:

1. Pemrosesan informasi terjadi pada elemen sederhana yang disebut neuron.
2. Isyarat mengalir diantara sel saraf/neuron melalui suatu sambungan penghubung.
3. Setiap sambungan penghubung memiliki bobot yang bersesuaian. Bobot ini akan digunakan untuk menggandakan/mengalikan isyarat yang dikirim melaluinya.
4. Setiap sel saraf akan menerapkan fungsi aktivasi terhadap isyarat hasil penjumlahan berbobot yang masuk kepadanya untuk menentukan isyarat keluarannya.

## 2.5 Konsep Dasar jaringan saraf Tiruan

Di dalam neuron setiap pola-pola informasi input dan output akan diproses. Neuron-neuron tersebut terkumpul didalam lapisan-lapisan yang disebut neuron layers. Adapun lapisan-lapisan tersebut dibagi menjadi 3 yaitu:

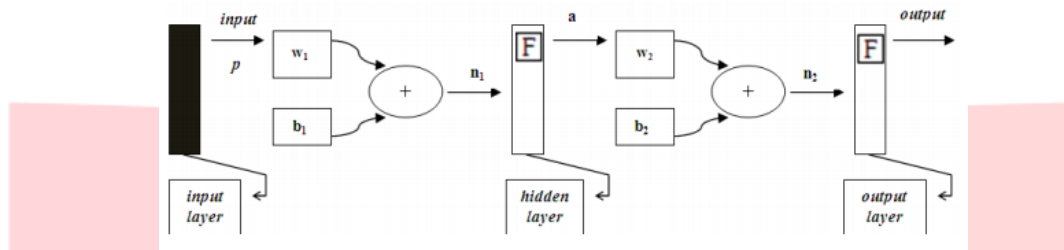
1. Lapisan Input  
Unit – unit di dalam lapisan input menerima pola inputan data dari luar yang menggambarkan suatu permasalahan.
2. Lapisan Tersembunyi  
Unit – unit didalam lapisan tersembunyi disebut unit-unit tersembunyi. Dimana outputnya tidak secara langsung dapat diamati.
3. Lapisan Output  
Output dari lapisan ini merupakan solusi jaringan saraf tiruan terhadap suatu permasalahan.

## 2.6 Perambatan Galat Mundur

Jaringan perambatan galat mundur (*backpropagation*) merupakan salah satu algoritma yang sering digunakan dalam menyelesaikan masalah-masalah yang rumit. Hal ini dimungkinkan karena jaringan dengan algoritma ini dilatih dengan menggunakan metode belajar terbimbing. Pada jaringan diberikan sepasang pola yang terdiri atas pola masukan dan pola yang diinginkan. Ketika suatu pola diberikan kepada jaringan, bobot-bobot diubah untuk memperkecil perbedaan pola keluaran dan pola yang diinginkan. Latihan ini dilakukan berulang-ulang sehingga semua pola yang dikeluarkan jaringan dapat memenuhi pola yang diinginkan.

Disebut *backpropagation* karena secara garis besar apabila inputan diberikan suatu pola masukan, maka pola tersebut akan menuju ke unit-unit pada lapisan tersembunyi untuk diteruskan ke lapisan keluaran, dimana pada lapisan keluaran akan memberikan tanggapan yang disebut dengan keluaran jaringan. Apabila keluaran jaringan

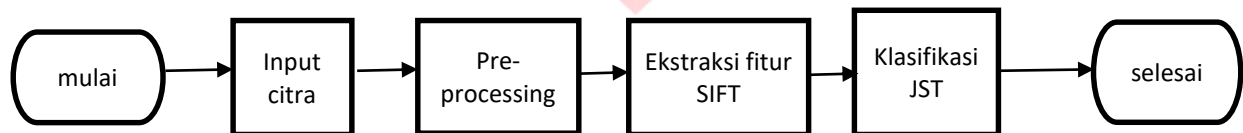
tidak bersesuaian dengan keluaran yang diinginkan maka keluaran akan menyebar mundur menuju lapisan tersembunyi dan diteruskan ke unit lapisan masukan.



Gambar 2.4 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan [14]

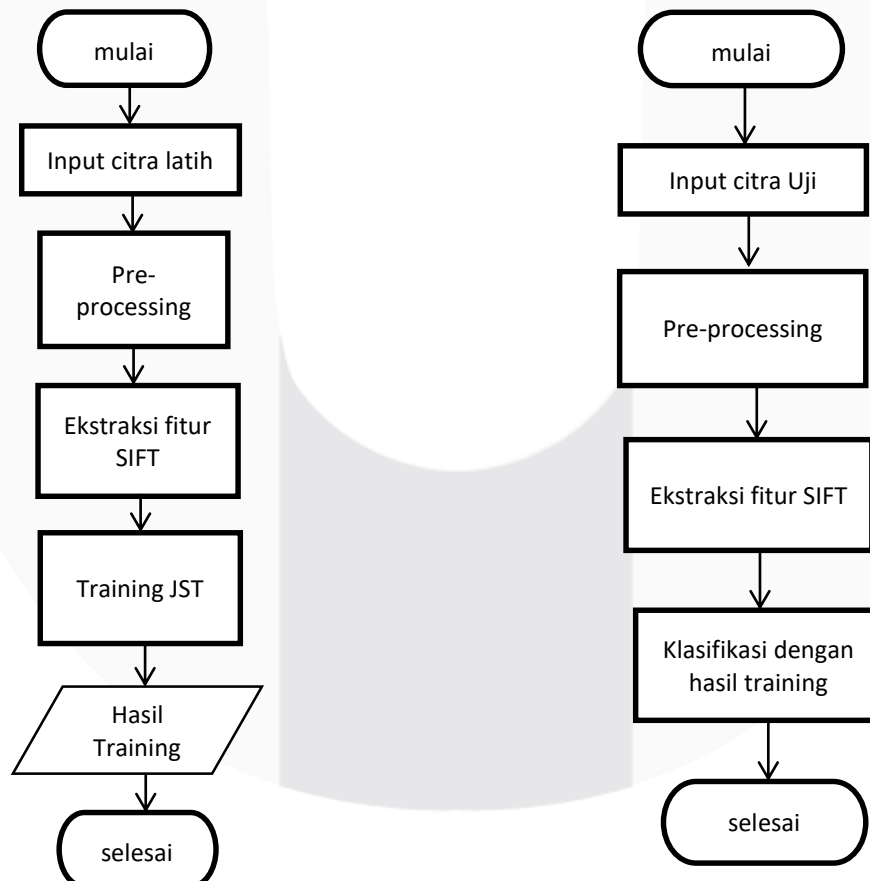
**4. Desain Model Sistem**

Tujuan akhir dari tugas akhir ini adalah untuk mebuat sistem yang dapat mengenali objek-objek dari suatu citra yang ditampilkan. Secara umum blok sistem yang akan dibuat digambarkan pada gambar berikut.



Gambar 3. 1 Blok Umum Sistem

Hal lain yang perlu diperhatikan dalam sistem ini adalah perancangan sistem latih dan sistem uji. Sistem latih bertujuan untuk acuan dalam melakukan pengenalan dalam sistem uji. Apabila tidak ada sistem latih maka pada sistem pengujian tidak dapat mengeluarkan hasil. Gambaran dari sistem latih dan sistem uji adalah sebagai berikut.



Gambar 3. 2 Sistem Latih dan Sistem Uji

### 3.3 Pre-Processing

#### a. Grayscale

*Grayscale* bertujuan untuk mempercepat komputasi, dimana mereduksi citra tiga dimensi menjadi satu dimensi dengan nilai intensitas yang sama. Citra yang telah diresize akan diubah menjadi citra *grayscale*, proses ini mentransformasi citra RGB menjadi *grayscale*.

#### b. Edge detection

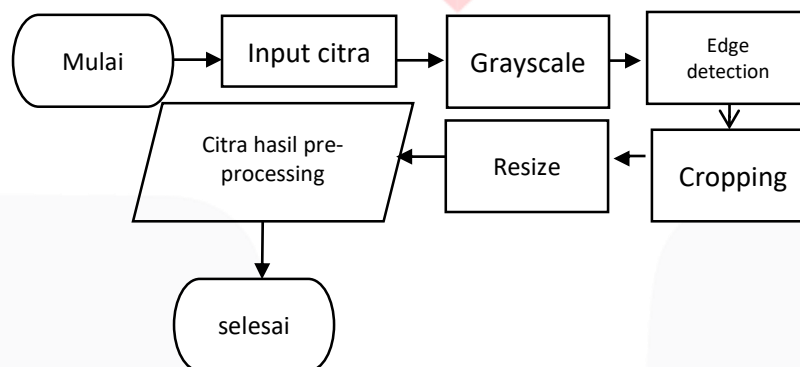
Pada proses ini citra akan dideteksi tepi. Hal ini bertujuan untuk memperoleh letak dari telinga. *Edge detection* yang digunakan adalah *edge detection* canny dengan filter Gaussian dan standar deviasi agar *noise* dari citra dapat dihilangkan.

#### c. Cropping

*Cropping* atau pemotongan bertujuan untuk membuat *area of interest* berupa daun telinga, akan dilakukan pembuangan dari gambar hasil *acquisition* yang bukan merupakan struktur dari daun telinga. Akan dibandingkan antara citra hasil skin segmentation dengan deteksi citra, sehingga nantinya akan diperoleh hanya bagian telinganya saja.

#### d. Resize

Hasil dari *pre-processing* akan menghasilkan ukuran yang berbeda-beda, makadari itu dilakukan penyamaan dari setiap ukuran yaitu sebesar 164x148 pixel.



Gambar 3.3 Blok Sistem Pre-processing

### 3.4 Scale Invariant Feature Transform

Setelah dilakukan pre-processing maka pada tahap selanjutnya adalah masuk ke dalam tahap ekstraksi feature dengan SIFT, dimana pada SIFT tahapannya adalah sebagai berikut.

#### 1. Detector

Merupakan proses ciri invariant pada citra. Output dari proses ini yaitu keypoint SIFT berupa koordinat  $x,y$ , sigma, dan arah orientasi.

#### 2. Deskriptor

Merupakan proses perubahan ciri pada daerah sekitar keypoint menjadi sekumpulan vector. Output dari proses ini yaitu vector 128 yang mendeskripsikan gradient dan arah orientasi disekitar keypoint.

### 3.5 Bag Of features

Setelah dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan metode SIFT langkah berikutnya adalah penyederhanaan deskriptor keluaran dari SIFT. Hasil dari ekstraksi ciri SIFT berupa matriks deskriptor  $n \times 128$ , dimana  $n$  adalah jumlah deskriptor atau fitur yang diperoleh dari tiap gambar. Deskriptor masing – masing gambar memiliki ukuran deskriptor yang berbeda – beda makadari itu *Bag of Features*(BOF) atau *Bag of Words*(BOW) ini mampu menyederhanakan dengan adaptasi sistem *clustering*. Dalam *clustering* bisa bebas memilih ingin matriks ukuran berapapun asalkan ukuran matriks tidak melebihi matriks deskriptor yang telah ditemukan oleh SIFT.

## 4. Hasil Analisis Sistem

### 4.1 Pengujian Parameter Vocab

Berikut adalah data hasil pengujian untuk mengetahui pengaruh parameter *vocab* pada tahap ekstraksi ciri terhadap performansinya baik akurasi maupun waktu komputasi. Adapun citra latih berupa gabungan citra telinga *front, left, right* dari masing – masing 50 individu. Pengujian menggunakan 2 *hidden layer* 10 neuron, dan citra uji berupa citra telinga *down, up, zoom* dari masing – masing 50 individu yang dikelompokkan menjadi 50 kelas juga.

Tabel 4.1 Performansi Parameter Vocab

<i>Vocab</i>	Data Benar	Akurasi (%)	Waktu komputasi (s)
10	30	26	0.213114
20	55	36.66	0.213648
30	95	63.3	0.316806
40	68	45.3	0.847312
50	87	58	0.964713

Pada tabel performansi parameter *vocab* nilai *vocab* maksimal yang bisa diujikan adalah 50. Pengujian *vocab* kelipatan berikutnya tidak bisa dilakukan karena pada citra uji up individu ke 43 hanya memiliki 54 fitur ciri. Pengujian *vocab* kelipatan berikutnya tidak bisa dilakukan dikarenakan aturan dari BOF yang tidak bisa memproses jumlah *vocab* atau *cluster* yang lebih besar dari jumlah fitur ciri deskriptor yang ditemukan oleh metode SIFT. Performansi paling rendah ditunjukkan pada *vocab* 10, dimana diperoleh akurasi sebesar 26% dengan data benar sebanyak 30 data dari 150. Pada *vocab* 20 penambahan jumlah data benar sebanyak 25 data dari data benar *vocab* 10. Pada *vocab* 40 terdapat 68 data benar dengan akurasi 45.3%. pada *vocab* 50 terjadi peningkatan dari *vocab* 40 dimana terdapat 87 data benar dengan akurasi 58%. Adapun akurasi tertinggi didapatkan pada *vocab* 30 dimana mampu menunjukkan akurasi sebesar 63,3% dimana terdapat 95 data benar. Semakin banyak *vocab* memang data akan lebih spesifik terhadap ciri yang dimiliki bagi masing-masing orang, namun pada pelatihan jaringannya akan memakan waktu yang lebih lama dan sulit untuk mencapai nilai hasil pelatihan yang baik. Hal ini dikarenakan dimensi matriks yang semakin besar dan bertambah banyak. Hasil waktu komputasi sebanding dengan banyaknya *vocab* yang dipakai. Semakin banyak *vocab* yang dipakai waktu komputasi yang diperlukan pun semakin banyak, dikarenakan membutuhkan waktu yang lebih untuk memproses data yang semakin besar.

#### 4.2 Pengujian Prameter Citra Latih

Berikut adalah data hasil pengujian untuk mengetahui pengaruh pemilihan citra latih pada performansi sistem baik akurasi maupun waktu komputasi. Pengujian parameter citra latih terletak pada pemilihan citra latih untuk diujikan dengan citra uji yang ada. Citra latih dibagi menjadi empat kelompok yaitu kelompok pertama adalah citra *front* saja dari masing – masing individu, kelompok kedua adalah citra *left* saja dari masing – masing individu, kelompok ketiga adalah citra *right* saja dari masing – masing individu, dan yang terakhir adalah campuran citra *front*, *left*, *right* dari masing masing individu. Pada pengujian kali ini menggunakan *vocab* berjumlah 30, 2 hidden layer, 10 neuron, dan citra uji berupa citra telinga down, up, zoom dari masing – masing 50 individu. Pada setiap kelompok citra latih dilakukan terlebih dahulu pelatihan JST dan dipilih hasil pelatihan jaringan yang terbaik dari setiap kelompok citra sebelum pengujian klasifikasi dengan citra uji.

Tabel 4.2 Performansi Parameter Citra Latih

Latih	Jumlah Data Benar	Akurasi (%)	waktu komputasi (S)
<i>Front</i>	24	16	0.280811
<i>Left</i>	27	18	0.310862
<i>Right</i>	34	22.67	0.319239
Campuran	95	63.3	0.301625

Berdasarkan tabel performansi parameter citra latih dapat dilihat akurasi paling rendah diperoleh oleh citra latih *front* yang mendapatkan akurasi 16% serta data benar sejumlah 24. Pada performansi paling tinggi ditunjukkan pada citra latih campuran dimana diperoleh akurasi 63.3% dengan waktu komputasi 0.301625 detik serta jumlah data benar sebanyak 95. Peningkatan akurasi dari yang paling terendah ditunjukkan pada citra latih *left* dan *right* yang masing masing mempunyai akurasi 18% dan 22.67% serta ditunjukkan waktu komputasi 0.319239 detik. Terdapat beberapa citra *front*, *left*, dan *right* yang tidak mampu dideteksi oleh masing – masing kelompok ditunjukkan dengan total data benar dari kelompok *front*, *left*, *right* yang tidak sebanding dengan jumlah data benar campuran.



### 4.3 Pengujian Parameter Hidden Layer

Berikut adalah hasil dari pengujian pengaruh parameter *hidden layer* pada sistem. Pengujian parameter ini terletak pada pelatihan jaringan saraf tiruan (JST). Pada pengujian kali ini jumlah dari *hidden layer* dibagi menjadi 3 kelompok. Kelompok pertama adalah *hidden layer* dengan jumlah 2, kelompok kedua *hidden layer* dengan jumlah 5, kelompok ketiga *hidden layer* dengan jumlah 10. Masing- masing kelompok di latih terlebih dahulu secara terus menerus sehingga diperoleh pelatihan jaringan yang bagus. *Vocab* yang digunakan adalah *vocab* dengan jumlah 30. Citra latih yang digunakan dalam pengujian kali ini adalah campuran dimana berisi citra front, left, right untuk masing – masing individu. Tiap kelompok masing – masing *hidden layer* menggunakan 10 neuron. Citra untuk pengujian berupa citra *down*, *up*, dan *zoom* untuk tiap individu.

Tabel 4.3 Performansi Parameter Hidden Layer

Jumlah <i>Hidden Layer</i>	Jumlah Data Benar	Akurasi (%)	waktu komputasi (S)
2	95	63.3	0.253976
5	35	23.3	0.255011
10	15	10	0.268432

Pada tabel performansi parameter pengujian *hidden layer* didapatkan hasil performansi paling rendah ditunjukkan pada pengujian dengan jumlah *hidden layer* 10. Data benar yang diperoleh 15 dengan akurasi 10% dengan waktu komputasi 0.268432 detik. Disusul dengan jumlah *hidden layer* 5 dengan jumlah data benar 35 dengan akurasi 23.3% dan waktu komputasi 0.255011detik. Performansi paling tinggi ditunjukkan pada jumlah *hidden layer* 2 dimana data benar yang diperoleh 95 dengan akurasi 63.3% serta waktu komputasi 0.253976 detik. Dapat dilihat bahwa semakin banyak jumlah *hidden layer* maka semakin rendah performansinya dan semakin tinggi waktu komputasi yang diperlukan, hal ini ditunjukkan dengan penurunan jumlah data benar dari *hidden layer* 2 ke *hidden layer* 5 yang cukup banyak. Dalam pelatihan jaringannya pun semakin banyak *hidden layer* semakin sulit untuk menemukan jaringan yang bagus serta membutuhkan banyak waktu untuk pelatihannya.

### 4.4 Pengujian Parameter Neuron

Berikut ini adalah hasil dari pengujian pengaruh jumlah neuron pada performansi sistem. Masih terletak dalam sistem pelatihan jaringan saraf tiruan (JST) pengujian akan fokus kepada jumlah neuron bagi tiap kelompok. Pada pengujian kali ini akan dibagi menjadi tiga kelompok. Kelompok pertama memiliki jumlah neuron sebanyak 2, kelompok kedua memiliki jumlah neuron sebanyak 5, dan kelompok ketiga memiliki jumlah neuron sebanyak 10. Dalam pengujian menggunakan jumlah *vocab* 30, citra latih *front*, *left*, *right* untuk setiap individu, *hidden layer* berjumlah 2, dan citra uji berupa *down*, *up*, dan *zoom* bagi masing – masing individu. Dengan cara yang sedikit sama dengan pengujian sebelumnya pada pelatihan JST di latih dahulu tiap kelompok dan dipilih hasil pelatihan jaringan yang terbaik.

Tabel 4.4 Performansi Parameter Neuron

Jumlah neuron	Jumlah Data Benar	Akurasi (%)	waktu komputasi (S)
2	28	18.7	0.250045
5	31	20.6	0.250191
10	95	63.3	0.252474

Pada tabel performansi parameter neuron didapatkan hasil dari pengujian pengaruh jumlah neuron pada performansi sistem. Akurasi terendah diperoleh oleh pengujian pada jumlah neuron 2 dimana akurasi yang didapat sebesar 18.7% dengan waktu komputasi 0.250045 detik. Pada pengujian jumlah neuron 5 diperoleh akurasi 20.6% dengan waktu komputasi 0.250191 detik. Adapun perolehan akurasi tertinggi diperoleh pada pengujian jumlah neuron 10 dengan akurasi 63.3% dengan waktu komputasi yang relatif lebih lama daripada yang lainnya yaitu 0.252474 detik. Pada pelatihan jaringan dengan jumlah neuron 2 dan 5 sukar diperoleh keluaran jaringan yang bagus. Dari hasil dalam pengujianya semakin banyak jumlah neuron maka semakin banyak juga waktu yang diperlukan untuk menguji sistem.

#### 4.5 Pengujian parameter Uji

Berikut disajikan hasil dari pengujian pengaruh citra uji dalam performansi sistem yang dirancang. Pengujian kali ini terletak pada citra uji yang akan di ubah. Adapun citra uji yang akan diujikan dibagi menjadi 4 kelompok. Kelompok pertama berisi citra uji *down* saja bagi masing – masing inividu. Kelompok kedua berisi citra uji *up* saja bagi tiap individu. Kelompok ketiga berisi citra uji *zoom* saja bagi masing- masing individu. Terakhir kelompok keempat berisi citra uji telinga kiri atau *left ear* bagi tiap individu. Dengan menggunakan *vocab* berjumlah 30, serta jumlah *hidden layer* 2, dan neuron 10 sistem akan di uji dalam 4 kelompok.

Tabel 4.5 Performansi Parameter Citra Uji

Citra Uji	Jumlah Data Benar	Akurasi (%)	waktu komputasi (S)
<i>Down</i>	34	68	0.252112
<i>Up</i>	36	72	0.249196
<i>Zoom</i>	25	50	0.249864
<i>Left Ear</i>	16	32	0.246051

Pada tabel performansi parameter citra uji didapatkan hasil dari pengujian terhadap pengaruh citra uji dalam performansi sistem baik dalam akurasi maupun waktu komputasi. Pada pengujian ini kelompok satu sampai dengan kelompok empat menggunakan skema perhitungan akurasi yang sama, dimana total data uji adalah 50. Akurasi terbaik diperoleh citra uji *up* yang mampu memperoleh 72% disusul oleh citra uji *down* yang memperoleh 68%, citra uji *zoom* yang memperoleh 50% dan akurasi terendah diperoleh citra uji *left ear* dengan 32%. Pada waktu komputasi dapat dilihat uji *left ear* mampu memperoleh yang tercepat sebesar 0.246051 detik , disusul oleh citra uji *up* 0.249196 detik, lalu citra uji *zoom* dengan 0.249864 detik dan yang terakhir ada citra uji *down* dengan 0.252112detik. Citra uji *up* bisa menghasilkan nilai akurasi yang lebih baik dibanding yang lainnya dikarenakan pada citra uji *up* , citra telinga mampu menampilkan citra telinga yang cenderung lebih murni tanpa adanya iterferensi dari rambut atau bagian gambar yang tidak diinginkan pada citra, dibandingkan dengan citra uji *down* dan *zoom* yang masih bisa masuk bagian dari rambut, hilangnya fitur unik pada gambar, maupun ada bagian yang terpotong pada citra telinga saat pre-processing pada ROI 164x148 yang mengakibatkan ekstraksi ciri tidak dapat diambil semaksimal mungkin sehingga ada fitur yang hilang atau tidak cocok.

## 5. Kesimpulan dan Saran

### 5.1 Kesimpulan

1. Sistem dikatakan sudah mampu mengenali telinga dari individu dengan menggunakan ekstraksi ciri SIFT dengan bantuan metode *Bag Of Features* (BOF) dan metode klasifikasi Jaringan Saraf Tiruan (JST).
2. Pengelompokan fitur hasil ekstraksi ciri terbaik adalah dengan menggunakan *vocab* berjumlah 30. Semakin banyak *vocab* memang data akan lebih spesifik karena semakin mendekati jumlah fitur deskriptor yang ditemukan oleh metode SIFT, namun pada pelatihan jaringanya akan memakan waktu yang lebih lama dan sulit untuk mencapai nilai hasil pelatihan yang baik. Pemilihan *vocab* yang sesuai dimana tidak terlalu sedikit dan tidak terlalu banyak akan sangat mempengaruhi hasil keluaran.
3. Semakin banyak citra latih maka semakin baik pula hasilnya. Citra latih terbaik dalam penelitian ini merupakan citra latih *front, left, dan right*. Masing – masing citra latih mampu untuk mengenali citra uji dari masing – masing individu. Hal ini ditunjukkan dengan akurasi tertinggi diperoleh citra latih campur *front, left, dan right* sebesar 63.3%.
4. *Hidden layer* sangat mempengaruhi performansi yang didapati pada penelitian ini, semakin sedikit *hidden layer* yang digunakan pada penelitian ini semakin bagus hasil dari pelatihan jaringan dan akurasinya ditunjukkan dengan akurasi sebesar 63.3% dan waktu komputasi 0.253976 detik, namun apabila semakin banyak *hidden layer* yang digunakan maka akan semakin memakan waktu pada pelatihan jaringanya dan akurasi yang dihasilkan rendah.
5. Semakin banyak jumlah neuron yang digunakan dalam sistem klasifikasi makan akan semakin memakan waktu pada proses untuk menguji sistem. Hasil pengujian menggunakan 10 neuron menghasilkan waktu komputasi sebesar 0.252474 detik, dimana lebih lama 0.002283 detik dari 5 neuron dan 0.002429 detik dari 2 neuron.
6. Hasil akurasi terbaik yaitu 72% didapat dengan menggunakan citra uji *up* sebagai pengujinya. Sistem mampu mendeteksi citra uji *up* lebih baik dibandingkan citra uji lainnya dikarenakan citra uji *up* sangat proporsional pada ROI 164x148 lebih sedikit bagian dari telinga yang terpotong otomatis oleh sistem *pre-processing*, sedikit interferensi, dan masih bertahanya fitur unik dari citra.

## 5.2 Saran

Sistem identifikasi individu berdasarkan *biometric* telinga ini masih bisa untuk dikembangkan untuk lebih lanjut sehingga bisa didapat hasil akurasi yang bisa lebih baik dari penelitian ini. Adapun beberapa saran penulis untuk pengembangan penelitian ini yaitu:

1. Memilih metode *pre-processing* yang lebih handal, sehingga didapatkan hasil *pre-processing* berupa daun telinga bentuk sempurna tanpa adanya interferensi lain dan bagian yang hilang.
2. Perbanyak data latih untuk pengujian sistem.
3. Memilih metode klasifikasi yang tergolong tidak terbimbing atau *unsupervised* sebagai pembanding dari sistem yang telah dibuat.
4. Membuat sistem identifikasi manusia berdasarkan *biometric* telinga secara *real-time*

**DAFTAR PUSTAKA**

- [1] Adyithia, Andre. 2013. *Analisis dan Implementasi Sistem Pengenalan Telinga Manusia Dengan Menggunakan Scale Invariant Feature Transform (SIFT) dan Learning Vector Quantization (LVQ)*. Universitas Telkom, Bandung.
- [2] Agustina, Shanty Eka, dan Imam Mukhlash. 2012. Implementasi Metode Scale Invariant Feature Transform (SIFT) Dan Metode Continously Adaptive Mean-Shift (Camshift) Pada Penjejukan Objek Bergerak. *Jurnal Sains dan Seni Institut Teknologi Sepuluh Nopember Vol. 1, No. 1, (2012) 1-6*.
- [3] Hermawan, Arief. 2006. *Jaringan Saraf Tiruan Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta : Andi Publisher.
- [4] Lowe, David G., 2004. *Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoint*. University of British Columbia, Canada.
- [5] Nugroho, Eko. 2009. *Biometrika Mengenal Sistem Identifikasi Masa Depan*. Yogyakarta: Andi Publisher.
- [6] Putra, Darma. 2010. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi Publisher.
- [7] Putra, Darma. 2011. *Sistem Biometrika: Konsep Dasar, Teknik Analisis Citra, dan Tahapan Membangun Aplikasi Sistem Biometrika*. Yogyakarta : Andi Publisher.
- [8] Rahman, M.Isfandiary. 2014. *Sistem Identifikasi Telinga Menggunakan Scale Invariant Feature Transform (SIFT) dan K-Nearest Neighbor (K-NN)*. Universitas Telkom, Bandung.
- [9] Rahman, Md. Mahbubur, Md. Rashedul Islam, Nazmul Islam Bhuiyan, Bulbul Ahmed, Md. Aminul Islam. 2007. Person Identification Using Ear Biometrics. *International Journal of The Computer, the Internet and Management Vol. 15#2 (May - August, 2007) pp 1 – 8*.
- [10] Sianipar, R.H., 2014. *Pemrograman Matlab dalam Contoh dan Penerapan*. Bandung : Informatika.
- [11] Sipayung, Adnan Hardjo Sumantri. 2011. *Analisis dan Identifikasi Mmanusia Melalui Biometrik Telinga dengan Metode Gray Level Run Length (GLRL)*. Universitas Telkom, Bandung.
- [12] Utami, Putri, Zainul Arhan, dan Eva Khudzaeva. 2016. Rancang Bangun Spasial Web Service Ancaman dan Resiko Bencana Alam (Studi Kasus : Wilayah Ppemantauan Bbadan Nasional Penanggulangan Bencana. *Studia Informatika: Jurnal Sistem Informasi UIN Syarif Hidayatullah Jakarta, 9(1), 2016, 123-133*.
- [13] Stephen O'hara and Bruce A. Draper. 2011. *Introduction To The Bag Of Features Paradigm For Image Classification and Retrieval*. Colorado State University, Colorado.
- [14] Dhaneswara, Giri, dan Veronica S.Moertini. 2004. *Jaringan Saraf Tiruan Ppropagasi Balik Untuk Klasifikasi Data*. Melalui < <https://romei.wordpress.com/2009/02/17/jaringan-saraf-tiruan-propagasi-balik-untuk-klasifikasi-data/> > [01/10/16]
- [15] El-Bakry, Hazem M., and Nikos Mastorakis. 2009. *Ear Recognition by Using Neural Networks*. Melalui < <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.662.9873&rep=rep1&type=pdf> > [25/09/16].
- [16] Ross, Arun, dan Ayman Abaza. 2011. *Human Ear Recognition*. Melalui < [http://www.cse.msu.edu/~rossarun/pubs/RossEarRecognition\\_IEEECOMP2011.pdf](http://www.cse.msu.edu/~rossarun/pubs/RossEarRecognition_IEEECOMP2011.pdf) > [25/09/16].
- [17] NN. "Edge Detection". 23 November 2016. [https://11februari.wordpress.com/2011/01/19/edge-detection/\[25/09/16\]](https://11februari.wordpress.com/2011/01/19/edge-detection/[25/09/16])
- [18] . I, Weston Pace. 2007. *K-means Clustering*. Melalui < [https://en.wikipedia.org/wiki/K-means\\_clustering](https://en.wikipedia.org/wiki/K-means_clustering) > [25/11/17]