

**IDENTIFIKASI USIA PADA AREA PULPA GIGI BERDASARKAN RADIOGRAF PANORAMIK
DENGAN METODE *STATISTICAL MOMENTS DESCRIPTOR* DAN KLASIFIKASI *ARTIFICIAL
NEURAL NETWORK***

***AGE IDENTIFICATION OF DENTAL PULP AREA BASED ON PANORAMIC RADIOGRAPH USING
STATISTICAL MOMENTS DESCRIPTOR METHOD AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK
CLASSIFICATION***

Dyah Avita Sari¹, Suryo Adhi Wibowo, PhD.², Yurika Ambar Lita, drg.³

^{1,2}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

³Prodi S1 Kedokteran Gigi, Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran

¹dyahavitasr@gmail.com, ²suryoadhiwibowo@telkomuniversity.ac.id, ³yurika.lita@fkg.unpad.ac.id

Abstrak

Indonesia merupakan negara yang penduduknya cukup banyak yang tidak memiliki dokumen kelahiran, hal ini merupakan masalah yang cukup serius. Untuk itu perlu adanya proses identifikasi untuk mengetahui estimasi umur seseorang. Banyak sekali proses identifikasi individu, tetapi masih ada yang tidak bisa digunakan pada kondisi tertentu. Salah satu cara untuk mengidentifikasi estimasi umur seseorang yaitu dengan cara identifikasi menggunakan gigi karena gigi adalah organ tubuh yang cukup kuat dan tidak mudah terkikis atau hancur. Berdasarkan permasalahan tersebut, pada Tugas Akhir ini penulis merancang suatu sistem yang dapat mengidentifikasi usia pada area pulpa gigi kaninus (rahang bawah dan atas sebelah kanan) dari usia 5 sampai 60 tahun. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah citra radiograf panoramik. Sistem yang dirancang pada Tugas Akhir ini menggunakan metode *Statistical Moments Descriptor* dan klasifikasi *Artificial Neural Network*. Jumlah data yang digunakan adalah 681 citra, yang dikelompokkan menjadi 28 kelas dan tiap kelasnya berisi 2 rentan usia. Nilai *accuracy* tertinggi yang diperoleh dari sistem ini adalah 89,7 % dengan *computation time* 26,870 (s) dari variasi parameter *training* = 80%, *validation* = 10%, *testing* = 10%, *hidden layer*= 3 dan *hidden neuron*= 70.

Kata Kunci : *Artificial Neural Network, Statistical Moments Descriptor, Citra Radiograf Panoramik*

Abstract

Indonesia is a country which mostly its people have no birth document, so that it is a quite serious problem. For this reason, we need to do an identification process to determine the estimated age of a someone. There are so many individual identification processes, yet few of them still cannot be able to operate in any situation . The way for identifying someones age forecast is using a tooth because the tooth is a organ which is strong enough, so it woud not be easily eroded or destroyed. Based on those problems, in this Final Project the researcher designed a system that can identify the age in the pulp area of the canine teeth (lower and upper right jaw) from the ages of 5 to 60 years. The data used in this study is the image of a panoramic radiograph. The designed system in this Final Project used *Statistical Moments Descriptor* method and classification of *Artificial Neural Network*. The amount of data used are 681 images, which are grouped into 28 classes and each class contained 2 age susceptible. The highest *accuracy* value obtained from this system is 89,7% by 26,870 seconds of computation time with variations in train parameters = 80 %, *validation* = 10%, *testing* = 10%, *hidden layer* = 3 and *hidden neurons* = 70.

Key Word : *Artificial Neural Network, Statistical Moments Descriptor, Panoramic Radiograph Image*

1. Pendahuluan

Sekitar 44,8 juta masyarakat Indonesia tidak memiliki dokumen kelahiran dari total jumlah penduduk Indonesia 260 juta jiwa. Selain tujuan untuk mengetahui usia seseorang pada kasus tanpa dokumen kelahiran, estimasi usia seseorang juga diperlukan pada pemeriksaan forensik karena identitas asli tidak ada ataupun adanya indikasi pemalsuan identitas. Dalam ilmu forensik banyak sekali metode untuk identifikasi salah satunya yaitu Odontology Forensic.

Secara umum estimasi usia gigi didasarkan atas struktur mulut dan wajah. Teknik tersebut terdiri atas metode invasif dan non invasif. Untuk penentuan usia pada individu yang masih hidup umumnya digunakan metode non invansif [1]. Metode non invansif misalnya dengan cara identifikasi pada volume pulpa berdasarkan pada gigi

kaninus (atas dan bawah) dengan menggunakan citra dental panoramic radiograph atau foto rontgen. Alasan digunakannya volume pulpa untuk estimasi usia karena semakin tua individu maka volume pulpa akan mengecil. Namun volume pulpa memiliki bentuk yang tidak beraturan, maka dari itu cukup sulit melihat area detailnya.

Berdasarkan permasalahan-permasalahan yang ada di atas, pada Tugas Akhir ini penulis mengembangkan penelitian-penelitian sebelumnya dengan mengidentifikasi usia pada area pulpa gigi kaninus (rahang bawah dan atas sebelah kanan) pada rentang usia 5 sampai 60 tahun yang dikelompokkan menjadi 28 kelas dan satu kelasnya terdiri 2 rentang usia dengan menggunakan metode Statistical Moments Descriptor (SMD) dan klasifikasi Artificial Neural Network (ANN). Metode SMD ini dipilih karena kelebihan utamanya yaitu kemudahannya menggunakan standar deskriptor untuk mencirikan suatu citra [2]. Sedangkan, metode ANN dapat melakukan proses pengenalan pola secara berulang dan proses modifikasi bobot sehingga dapat meminimalkan kesalahan

2. Dasar Teori

2.1 Odontologi Forensik

Odontologi forensik adalah salah satu metode penentuan identitas individu yang menggunakan gigi sebagai dasar identifikasi. Gigi dapat memberikan informasi tentang identitas individu karena sifatnya yang khas[3].

Kelebihan teknik odontologi forensik bukan saja karena keakuratannya yang tinggi sehingga nyaris sama dengan ketepatan teknik sidik jari, namun karena gigi dan tulang adalah material biologis yang kuat dan tidak mudah berubah karena perubahan lingkungan.

2.2 Gigi

Gigi adalah salah satu organ tubuh paling kuat pada manusia. Secara umum, gigi memiliki peran penting untuk mengunyah, merobek dan menghaluskan makanan yang masuk kedalam mulut. Gigi memiliki beberapa jenis yaitu gigi seri, gigi kaninus, gigi premolar, gigi molar[4]:

2.3 Pulpa Gigi

Pulpa gigi merupakan lapisan pada rongga gigi yang terdapat pembuluh darah dan berfungsi untuk memelihara seluruh bagian gigi, selain itu terdapat serabut-serabut saraf yang mendeteksi tekanan panas, dingin, dan juga sakit gigi [5]. Semakin bertambahnya usia, rongga pulpa akan semakin sempit. Sebagai contoh pada usia 10 tahun rongga pulpa lebih luas dibandingkan dengan usia 50 tahun

2.4 Radiograf Panoramik

Pemeriksaan panoramik gigi digunakan oleh kedokteran gigi untuk mendapatkan gambaran gigi dan jaringan lunak di sekitarnya dengan menggunakan sinar X. Radiograf Panoramik gigi yang memainkan bagian penting dalam diagnosis penyakit mulut telah banyak digunakan di rumah sakit sebagai cabang dari radiografi. [6].

2.5 Grayscale

Citra grayscale menangani gradasi warna hitam hingga putih. Citra grayscale disimpan menjadi format 8 bit untuk setiap piksel dan memiliki intensitas berkisar 0 sampai 255. Nilai 0 menyatakan hitam dan 255 menyatakan putih [7].

2.6 RGB

Citra RGB merupakan citra yang memiliki warna tertentu yaitu merah (Red), hijau (Green) dan biru (Blue). Tiap warna memiliki range dari 0 sampai 255. Maka total kemungkinan warna yaitu $255 \times 255 \times 255 = 16.581.375$ warna [7].

2.7 Statistical Moments Descriptor

SMD berfungsi membedakan bentuk distribusi intensitas piksel dalam rol. Secara formal, SMD menghitung statistik antara lain mean, standar deviation, skewness, kurtosis, median, entropy, range. Berikut adalah uraian dari persamaan SMD[8]:

$$(\bar{\rho}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \rho_j \quad (1)$$

dimana $(\bar{\rho})$ adalah *mean*, ρ_j nilai sebuah piksel dalam roI, dan j beralih dari 1 ke N,

$$(\sigma) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\rho_j - \bar{\rho})^2} \quad (2)$$

dimana (σ) adalah *standar deviation*, ρ_j nilai sebuah piksel dalam roI, dimana $(\bar{\rho})$ adalah *mean*,

$$(\gamma_1) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left[\frac{\rho_j - \bar{\rho}}{\sigma} \right]^3 \quad (3)$$

dimana (γ_1) adalah *skewness*, ρ_j nilai sebuah piksel dalam roI, ($\bar{\rho}$) adalah *mean*, (σ) adalah *standar deviation*,

$$(\gamma_2) = \left[\frac{1}{N} \sum_{j=1}^{\infty} \left[\frac{\rho_j - \bar{\rho}}{\sigma} \right]^4 - 3 \right] \quad (4)$$

dimana (γ_2) adalah *kurtosis*, ρ_j nilai sebuah piksel dalam roI, ($\bar{\rho}$) adalah *mean*, (σ) adalah *standar deviation*,

$$(m) = \text{Nilai tengah dari distribusi } \rho_1, \rho_2, \dots, \rho_n \quad (5)$$

dimana (m) adalah *median*,

$$(HI) = - \sum_{j=1}^N \log_2 \rho(\rho_j) \quad (6)$$

dimana (HI) adalah *entropy*, dan $\rho(\rho_j)$ adalah probabilitas terjadinya (ρ_j),

$$(R) = \max(\rho_j) - \min(\rho_j) \quad (7)$$

dimana (R) adalah *range*.

2.8 Artificial Neural Network

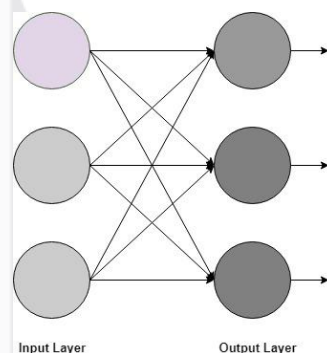
Konsep ANN pada dasarnya merupakan subjek biologi dalam tubuh manusia yang cara kerjanya sama seperti otak manusia. Neural Network terdiri dari neuron yang jumlahnya jutaan dan saling terhubung. Dengan bantuan neuron yang saling berhubungan ini semua pemrosesan parapel dilakukan dalam tubuh manusia. Sebuah neuron adalah sel biologis khusus yang memproses informasi dari satu neuron ke neuron lain dengan bantuan beberapa perubahan listrik dan kimia yang terdiri dari badan sel atau soma, axon dan dendrit. Seluruh proses menerima dan mengirim sinyal dilakukan dengan cara tertentu seperti neuron menerima sinyal dari 11 neuron lain melalui dendrit. Neuron mengirimkan sinyal pada lonjakan aktivitas listrik dan akson membagi sinyal ini melalui sinapsis lalu mengirimkannya ke neuron lain[9].

2.8.1 Jenis-jenis ANN

Pada dasarnya ANN terdapat 3 jenis arsitektur, yaitu:

1. Single Layer Neural Network

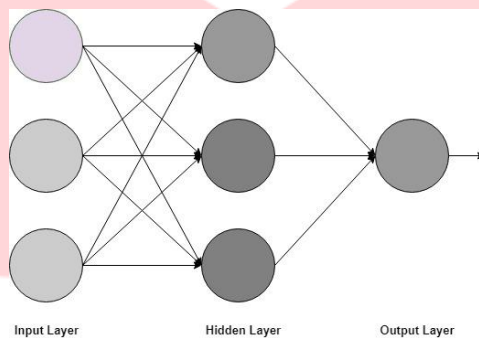
Pada jenis arsitektur ini, input layer terhubung langsung ke output layer. Kelemahan pada jenis ini yaitu hanya bisa digunakan pada kasus sederhana. Gambar 1 mengilustrasikan arsitektur single layer neural network[9]



Gambar 1. Single Layer Neural Network

2. Multi Layer Neural Network

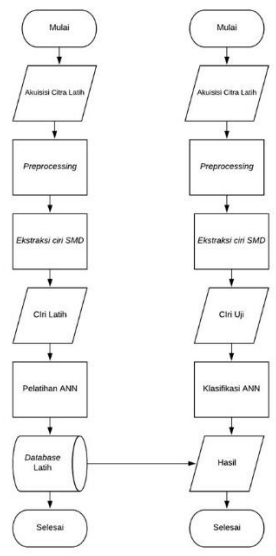
Pada jenis arsitektur ini, terdapat hidden layer yang terletak diantara input layer dan output layer. Gambar 2 mengilustrasikan arsitektur multilayer neural network[9].



Gambar 2. Multi Layer Neural Network

3. Desain Sistem

Pada Tugas Akhir ini dirancang sebuah sistem untuk mengidentifikasi usia manusia pada area pulpa gigi. Data yang digunakan berupa citra radiograf panoramik gigi kaninus (rahang bawan dan atas sebelah kanan) berjumlah 681 citra. Desain sistem ini dilakukan dua tahap yaitu tahap latih dan uji. Dalam melakukan kedua tahap tersebut, seluruh data akan melalui tahap preprocessing yaitu resize dan cropping. Data dari preprocessing akan melalui proses ekstraksi ciri dengan menggunakan metode SMD. Setelah mendapat ciri citra pada proses ekstraksi ciri akan dilakukan pelatihan atau pembelajaran dahulu pada ANN dengan menggunakan data train (latih) untuk mengetahui performa model, dan apabila performa model sudah baik akan di aplikasikan ke data test (uji) dan selanjutnya akan dilakukan proses klasifikasi ANN untuk mendeteksi usia pada area pulpa gigi. Diagram alir sistem yang dirancang pada Tugas Akhir ini dapat dilihat pada Gambar 3.



(a) (b)

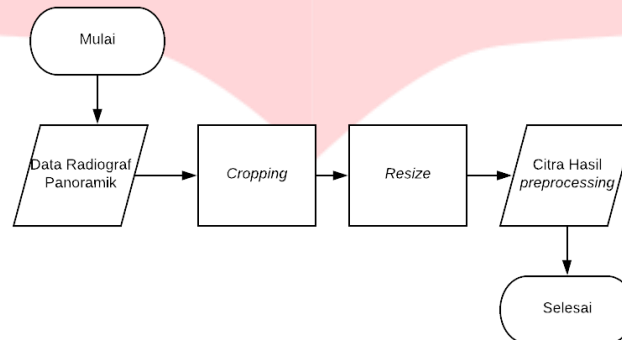
Gambar 3. Diagram Alir Sistem (a) Latih (b) Uji

3.1 Akuisisi Citra

Akuisisi citra adalah tahap awal untuk mendapatkan citra digital. Pada penelitian tugas akhir ini memilih citra hasil radiograf panoramik gigi sebagai metode perekaman citra digital. Citra radiograf panoramik gigi ini diambil dari database RSGM Universitas Padjajaran melalui alat CBCT (Cone Beam Computed Tomography).

3.2 Preprocessing

Preprocessing adalah langkah awal yang diperlukan dalam pengolahan citra digital. Preprocessing dilakukan untuk meningkatkan kualitas citra sehingga citra yang diolah mendapatkan hasil yang maksimal saat melalui tahap ekstraksi ciri dan klasifikasi. Seluruh citra yang digunakan pada Tugas Akhir ini akan melalui tahap preprocessing. Diagram alir preprocessing dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Diagram Alir Proses *Preprocessing*

3.3 Cropping

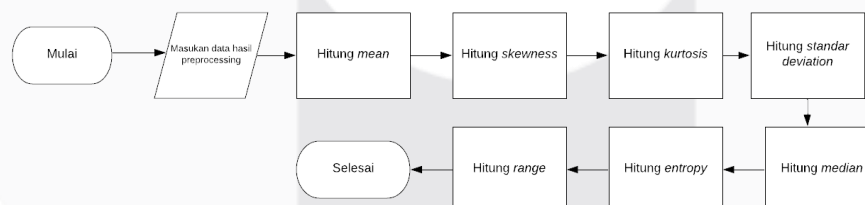
Cropping adalah cara untuk memotong suatu objek yang bertujuan untuk menghilangkan daerah yang tidak diinginkan. Pada tahap ini dilakukan *cropping* dengan cara memotong bagian pulpa gigi yang akan dideteksi.

3.4 Resize

Resize merupakan proses mengubah resolusi/ukuran citra. Setelah dilakukan *cropping* pada bagian pulpa citra diubah menjadi ukuran 256×100 piksel.

3.5 Ekstraksi Ciri SMD

Ekstraksi ciri merupakan cara yang dilakukan untuk mendapatkan ciri dari suatu citra. Masukan dari ekstraksi ciri adalah hasil dari *Preprocessing*. Pada proses ekstraksi ciri ini, dilakukan pengambilan ciri yang berbentuk citra untuk mengenali ciri area pulpa gigi kaninus menggunakan metode SMD. Diagram alir ekstraksi ciri SMD dapat dilihat pada gambar 6



Gambar 6. Diagram Alir Proses Ekstraksi Ciri

Tahapan ekstraksi ciri SMD dapat diuraikan sebagai berikut:

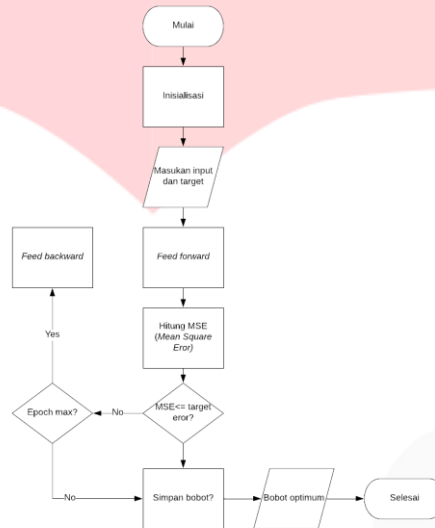
1. Masukan data hasil preprocessing yang sudah melalui proses *cropping* dan *resize*.

2. Hitung nilai *mean*, *skewness*, *kurtosis*, *standar deviation*, *median*, *entropy*, dan *range* yang bertujuan untuk mengetahui intensitas piksel dalam roI.
3. Ciri tersebut akan diambil nilainya yang nantinya sebagai informasi dari ciri citra untuk selanjutnya masuk tahap klasifikasi.

3.5 Klasifikasi ANN

3.6.1 Tahap Pelatihan

Pada ANN pelatihan jaringan terdiri dari *feed forward* dan *feed backward*. Pada *feed forward* berguna untuk meneruskan informasi dari *input layer* dan *output layer* lalu akan dilakukan *feed backward* untuk memperbaharui bobot sehingga mendapat bobot optimum. Diagram alir proses pelatihan jaringan dapat dilihat pada gambar 7.



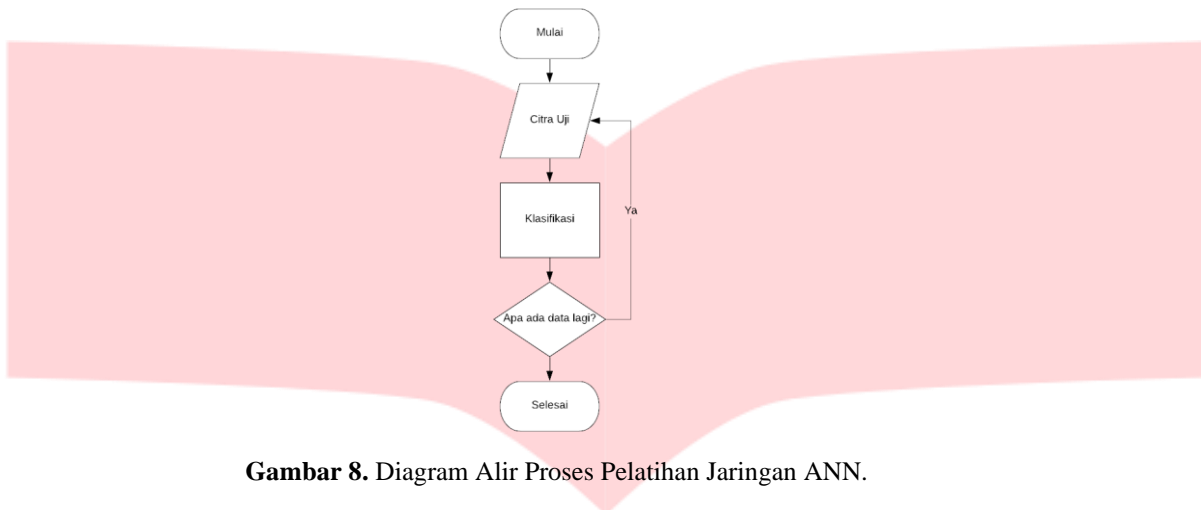
Gambar 7. Diagram Alir Proses Pelatihan Jaringan ANN.

Tahap pelatihan jaringan ANN dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Inisialisasi parameter yang ditentukan
2. Lakukan feed forward, perhitungan feed forward terdiri dari dua langkah. Pertama mendapatkan *hidden layer* dan kedua dan kedua nilai *hidden layer* digunakan untuk menghitung *output layer*
3. Hitung Mean Square Error (MSE)
4. Apabila $MSE \leq target\ error$ maka bobot optimum, apabila $MSE \geq target\ error$ maka akan dilakukan perulangan *epoch* sampai *epoch* maksimum
5. Apabila sampai perulangan maksimum belum mendapatkan bobot optimum, maka yang disimpan adalah bobot yang terakhir didapatkan pada saat perulangan paling akhir dan dilakukan *feed forward* untuk menghitung *error* pada *output layer*.

3.6.2 Tahap Pengujian

Setelah melakukan proses pelatihan, jaringan akan diuji performansinya agar dapat mengetahui jaringan tersebut layak untuk digunakan. Pengujian dilakukan terhadap data yang telah dilakukan pelatihan atau pembelajaran terlebih dahulu. Pengujian dilakukan dengan jumlah koefisien yang berbeda-beda sehingga mendapatkan tingkat keberhasilan yang lebih bagus berdasarkan jumlah koefisien. Diagram alir proses pengujian dapat dilihat pada gambar 8.



Gambar 8. Diagram Alir Proses Pelatihan Jaringan ANN.

4. Pengujian Sistem dan Analisis

Pengujian sistem dilakukan dengan mengubah parameter ekstraksi ciri dan parameter klasifikasi untuk mendapatkan nilai akurasi yang lebih baik selama pemograman sistem. Pada bagian ini akan dibandingkan pengaruh perubahan parameter ekstraksi ciri dan klasifikasi terhadap akurasi dan waktu komputasi yang diperoleh. Masing-masing pengujian memiliki hasil yang direpresentasikan dalam bentuk tabel. Skenario pengujian pada sistem ini adalah sebagai berikut.

4.1 Pengaruh Pembagian Data *Train, Validation, Test*

Pada skenario pertama, akan dilakukan pembagian data *train, validation, test* terhadap *accuracy* dan *computation time* dengan rincian *train* = 60%, *validation* 20%, *test* 20% dan *train* = 80%, *validation* 10%, *test* 10%. Parameter yang dilakukan pada pengujian ini adalah *hidden layer* = 2 dan jumlah *hidden neuron* = 100. Dari parameter tersebut didapat hasil performansi seperti yang terdapat pada table 1.

Tabel 1. Tabel Pengaruh Pembagian Data *Train, Validation, dan Test*

Train	Validation	Test	Train Loss	Validation Loss	Accuracy	Computation time
60%	20%	20%	71,9%	77,2%	16,2%	15,021 s
80%	10%	10%	9%	27,9%	61,8%	21,216 s

Seperti yang terlihat pada Tabel 1 *accuracy* tertinggi pada saat nilai *train*= 80%, *validation*= 10%, dan *test* =10% dengan *accuracy* 61,8% dan *computation time* 21,216 (s). Semakin banyak data *train* maka *accuracy* sistem semakin meningkat karena isi dari *database* tersebut akan semakin bervariasi dan pada saat di uji dapat dicari nilai yang mendekati *database* tersebut. Jumlah data *train* yang sedikit akan mempengaruhi proses pembelajaran pada suatu sistem sehingga hasil yang didapat tidak optimal. Pada saat *train*=60%, *validation* 20%, dan *test* 20% mengalami *underfitting* karena jumlah data *train* kurang maka model tidak bisa fit dengan data tersebut.

4.2 Pengujian Terhadap Pengaruh Jumlah *Hidden Layer*

Pada skenario kedua, akan dilakukan pengaruh jumlah *hidden layer* terhadap *accuracy* dan *computation time*. Parameter yang digunakan pada pengujian ini adalah jumlah *hidden layer* = 1,2, dan 3, jumlah *hidden neuron* = 70, *train* = 80%, *validation* = 10%, *test* = 10%. Dari parameter tersebut didapat hasil performansi seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Tabel Pengaruh Jumlah *Hidden Layer*

Hidden Layer	Train Loss	Validation Loss	Accuracy	Computation time
1	77,1%	85,3%	14,7%	18,543 s
2	4,8%	11,8%	79,4%	22,710 s
3	5,1%	17,6%	89,7%	26,870 s

Seperti yang terlihat pada Tabel 2 nilai *accuracy* tertinggi pada saat nilai *hidden layer* = 3 dengan *accuracy* 89,7% dan *computation time* 26,870 (s) dan nilai *accuracy* terendah pada saat nilai *hidden layer*= 1 dengan *accuracy* 14,7% dan *computation time* 18,543 (s). Semakin banyak *hidden layer* maka akan semakin

memperpanjang tahap pembelajaran sehingga jaringan yang dihasilkan mampu memetakan input dan target dengan tepat. Semakin banyak *hidden layer* maka semakin banyak pula node yang terhubung dan akan semakin banyak bobot yang digunakan yang mengakibatkan jaringan dapat menyimpan pengetahuan yang baik untuk mengenal ciri pada proses pelatihan. Namun semakin banyak *hidden layer* semakin lama pula *computation time* seperti yang terlihat pada Tabel.2 yang menunjukkan peningkatan *computation time* pada *hidden layer* 1 hingga *hidden layer* 3.

4.3 Pengujian Pengujian Terhadap Pengaruh Jumlah *Hidden Neuron*

Pada skenario kedua, akan dilakukan pengaruh jumlah *hidden neuron* terhadap *accuracy* dan *computation time*. Parameter yang digunakan pada pengujian ini adalah jumlah *hidden neuron* = 60, 80, 90, 100, jumlah *hidden layer* = 3, *train* = 80%, *validation* = 10%, *test* = 10%. Dari parameter tersebut didapat hasil performansi seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Tabel Pengaruh Jumlah *Hidden Neuron*

Hidden Neuron	Training Loss	Validation Loss	Accuracy	Computation time
70	5,1%	17,6%	89,7%	26,870 s
80	5,7%	20,6%	88,2%	26,593 s
110	4,6%	8,8%	85,3%	26,485 s
130	5,3%	5,9%	83,8%	30,402 s

Seperti yang terlihat pada Tabel 3 *accuracy* tertinggi pada saat nilai *hidden neuron* = 70 yaitu dengan *accuracy* 89,7% dan *computation time* 26,870 (s) dan *accuracy* terendah pada saat nilai *hidden neuron* = 130 yaitu dengan *accuracy* 83,8% dan *computation time* 30,402 (s). Semakin banyak *neuron* maka semakin baik fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi digunakan untuk membatasi keluaran dari neuron agar sesuai dengan nilai keluaran. Pada tabel 3 terlihat penurunan akurasi dari *hidden neuron* 70 sampai *hidden neuron* 130. Oleh karena itu, semakin banyak jumlah *hidden neuron* tidak menjamin nilai *accuracy* lebih baik karena mengalami *overfitting*.

5. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan pada Tugas Akhir ini, sistem yang dirancang dengan metode *Statistical Moments Descriptor* dan klasifikasi *Artificial Neural Network* mampu mengidentifikasi usia pada area pulpa gigi menjadi 28 kelas yang satu kelasnya terdiri dari 2 rentan usia. Nilai *accuracy* tertinggi yang diperoleh adalah 89,7% dengan *computation time* 26,870 (s). Nilai *accuracy* tersebut diperoleh dengan menggunakan presentase jumlah data *train*= 80%, *validation*= 10% dan *test*= 10%, jumlah *hidden layer*= 3 dan jumlah *hidden neuron*= 70.

Daftar Pustaka

- [1] I.S.Septadina, Identifikasi Individu dan Jenis Kelamin Berdasarkan Pola Sidik Bibir, Jurnal Kedokteran dan Kesehatan, vol. 2, no. 2, pp. 1-6, April.2015.
- [2] W. Ardiatna, A. H. Saputro and D. S. Soejoko, "Analysis of Kidney Ultrasound Images Characterization Using Statistical Moment Descriptor", International Conference on Computer, tics and its Applications Control, Informatics and and its Applications, pp.1-6,2018.
- [3] N. A. Permata, S. and R. Sigit, "Forensic Identification System using Dental Panoramic Radiograph", IET Biometrics, vol. 3, no. 3, 2014.
- [4] L. R. Zainur and L. S. Hisata, "Gambaran Karies Gigi Molar Pertama Permanen Pada Siswa-Siswi Sekolah Dasar Negeri 13 Palembang Tahun," JPP (Jurnal Kesehatan Poltekkes Palembang), vol. 13, no. 2, pp. 1-14, 2018.
- [5] Suharyanto, "Pulpa Gigi : Penjelasan dan Fungsi," 26 July 2018.[Online]. Available: <https://halogigi.com/pulpa-gigi>. [Accessed 3 July 2019].
- [6] J. Lu, Y. Liu and N. Tuo, "The 3D Visualization of Dental Panoramic X-ray Images " International Conference on Information Engineering and Computer Science. , 2009.
- [7] R. Kusumanto and A. N. Tompunu, "Pengolahan Citra Digital untuk Mendeteksi Obyek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi RGB," Seminar Nasional Teknologi Informasi Komunikasi Terapan (Semantik 2011), pp.1-7, 2011.
- [8] Pazinato,D.V.,Stein,B.V.,de Almeida,W.R.,de O.Werneck,R.,Junior, "Pixel- Level Tissue Classification for Ultrasound Images" IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. pp.256-267,2016.
- [9] V. Sharma, S. Rai and A. Dev, "International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering," A Comprehensive Study of Artificial Neural Networks. vol. 2, no. 10, pp.1-7 Oct. 2012.